

دراسة مقارنة بين نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري

A Comparative Study of ARFIMA and Artificial Neural Networks to Forecast Exchange Rate of Dinar Algerian

حادة مدوري (*)

كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير
جامعة أبو بكر بلقايد، تلمسان - الجزائر
محمد مكيديش (**)

معهد العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير
المركز الجامعي بمغنية، تلمسان - الجزائر

Hadda MADOURI (*)

Faculty of Economic, Commercial and Management Sciences
Abou Bekr BELKAID University, Tlemcen; Algeria

Mohamed MKIDICHE (**)

Institute of Economic, Commercial and Management Sciences
University Center of MAGHNA, Tlemcen; Algeria

Received: 02.11.2016 & Accepted: 29.09.2017

تقدم للنشر في: 2016.11.02 & قبل للنشر في: 2017.09.29

ملخص: تهدف هذه الدراسة إلى مقارنة نماذج التنبؤ المتمثلة في نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسية لسوق الصرف، الدولار الأمريكي، الأورو و الجنيه الإسترليني، بالاعتماد على قاعدة بيانات شهرية للفترة ما بين 2000/01/01 إلى 2014/12/31 للتنبؤ بقيمه المستقبلية لـ 12 شهر من سنة 2015.

توصلت الدراسة إلى أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN لديه قدرة أكبر على التنبؤ مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري ARFIMA بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي و مقابل الأورو، أما بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الجنيه الإسترليني فنموذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري ARFIMA هو الذي كان أكفأ من نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN.

الكلمات المفتاح: تنبؤ، سلاسل زمنية، نموذج الذاكرة الطويلة، نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، سوق الصرف.

تصنيف JEL: C22, C45, C52, C53, F31.

Abstract: The aim of this study is to compare between (ARFIMA) and (ANN) forecasting models of the exchange rate of the dinar against major currencies in the foreign exchange market, the U.S. dollar, euro, pound sterling using a series of mensuel quotations over the period (2000-2014).

The main finding of this study is that ANN model has better forecasting performance than ARFIMA model for the exchange rate of the dinar Algerien against the U.S. dollar and euro .As for Forecasting the exchange rate of the dinar Algerien against the pound sterling is better with ARFIMA model.

Keywords: Forecasting, Times Series, ARFIMA Model, Artificial Neurrone Network ANN, Exchange Rate Market.

Jel Classification Codes : C22, C45, C52, C53, F31.

I. تمهيد:

إن تطور النشاط الاقتصادي في العالم و كبر حجم المبادلات التجارية بين الدول، أدى إلى ضرورة استخدام سعر الصرف الأجنبي من أجل تسوية المعاملات التجارية بين مختلف دول العالم. إذ يعتبر المحرك الأساسي للعلاقات النقدية الدولية، و يكتسي أهمية كبيرة لأي اقتصاد مفتوح كان، كونه يؤثر على المتغيرات الاقتصادية الكلية، و عليه فإن التقدير المناسب لمعدل سعر الصرف يعتبر ذا أهمية كبيرة .

إن الجزائر تسعى إلى الانفتاح و الاندماج مع الاقتصاد العالمي لكي تحظى بمنافع التجارة الخارجية و تدفق رؤوس الأموال و انتقال التكنولوجيا إلا أن هذا الانفتاح قد يعرض الاقتصاد المحلي للصدمات الاقتصادية الخارجية العكسية الغير ملائمة. و بالتالي على صانع السياسة الاقتصادية التدخل في توازنات سعر الصرف بالشكل الذي يمكنه من مواجهة ازدياد دمج الاقتصاد المحلي في الاقتصاد العالمي، من أجل ذلك ازداد البحث في مجال التنبؤ بمعدل سعر الصرف و نال اهتماما كبيرا من طرف الدارسين الاقتصاديين الذين بحثوا في كيفية تحديده و معرفة تغيراته المستقبلية و تحديد مؤثراته (على المدى الطويل، المتوسط و القصير) و ذلك من أجل التنبؤ به و الاحتياط ضد تقلباته غير المتوقعة.

تتمثل مشكلة الدراسة في محاولة الوصول إلى مقارنة رياضية أو إحصائية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري و ذلك من أجل رسم السياسات المالية و الاقتصادية في المستقبل و بالتالي طرح الإشكالية التالية كما يلي:

هل نموذج الذاكرة الطويلة هو النموذج الأكثر دقة للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسية خلال الفترة 2000-2014 مقارنة بنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية؟

للإجابة على هذه الإشكالية نضع الفرضيات التالية:

■ يخضع سعر صرف الدينار الجزائري إلى نماذج الذاكرة الطويلة خلال الفترة من 2000 إلى 2014.
■ تعتبر نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر كفاءة في تمثيل سلسلة سعر صرف الدينار الجزائري.
لقد اعتمدنا في هذه الدراسة على الطريقة القياسية المتمثلة في نماذج الذاكرة الطويلة، وعلى طريقة المحاكاة المتمثلة في نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية التي اشتهرت بقدرتها على التنبؤ و تحليل السلاسل الزمنية الغير خطية.

تتضح أهمية هذه الدراسة في طريقة تناولها للموضوع من خلال المعالجات الكمية المقارنة بين بعض الأساليب التنبؤية لتحديد الأكفا منها مما يوفر لمتخذ القرار فرصة التعامل مع الأسلوب الكفاء.

تهدف هذه الدراسة إلى:

- دراسة سلوك سعر صرف الدينار الجزائري خلال فترة الدراسة.
- إعداد نموذج كمي يمكن الاعتماد عليه في التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري ومن تم اتخاذ قرار الاستثمار المناسب.
- ايجاد أفضل نموذج للتنبؤ بحيث يعطي نتائج تكون قيمه قريبة من القيم الأصلية.

توجد دراسات عديدة حاولت نمذجة سعر الصرف باستخدام تحليل السلاسل الزمنية نذكر منها ما يلي:

1- دراسة (جعفر محمد حاجي و محمد عبد الهادي المحميد، 1998)¹: الشبكة العصبية: التنبؤ بأسعار صرف الدينار الكويتي مقابل الدولار الأمريكي.

استخدما الباحثان في هذه الدراسة أسلوب الشبكات العصبية ونماذج بوكس جينكنز للانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة للتنبؤ بأسعار صرف الدينار الكويتي مقابل الدولار الأمريكي باستخدام بيانات أسبوعية ثم مقارنة النتائج بالاعتماد على قياس أخطاء النموذجين باستخدام الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الانحرافات. وقد أظهرت النتائج أن طريقة الشبكات العصبية هي أفضل نسبيا من النماذج الإحصائية التقليدية لبوكس جينكنز في التنبؤ بأسعار صرف الدينار الكويتي مقابل الدولار الأمريكي.

2- دراسة (Chakradhar a Panda et al, 2006)²: Forecasting exchange rate better with artificial

neural network

تم استخدام بيانات أسبوعية لسعر الصرف (Indian rupee/USD) من أجل مقارنة دقة التنبؤ بأسعار الصرف المستقبلية من خلال الشبكات العصبية و نماذج الانحدار الذاتي الخطية و نماذج السير العشوائي، فوجد أن طريقة الشبكات العصبية هي الأكثر دقة.

3- دراسة (عواد هاجر سمية، طاولي مصطفى كمال، بن بوزيان محمد 2012)³: Modelisation du comportement du taux de change du dinar Algerien: une investigation empirique par la méthode ARFIMA.

في هذه الدراسة تم تحديد سعر الصرف من خلال نمذجة سلوك سعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية (الدولار الأمريكي، الأورو، الين الياباني والجنه الإسترليني) باستخدام سلاسل زمنية يومية طول الفترة ما بين 2000- 2007 من خلال نماذج الذاكرة الطويلة.

4- دراسة (ADOUKA وآخرون، 2015)⁴: (Application aux Taux de Change Algérien Modèles

GARCH)

هدفت هذه الدراسة إلى نمذجة تطاير La Volatilité سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي باستخدام سلاسل زمنية يومية من (01 جانفي 2003 إلى 31 ديسمبر 2013) و تطبيق نماذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة الغير خطية ARCH والتنبؤ بسعر الصرف للأشهر الثلاثة الأولى لسنة 2014.

كما توجد عدة دراسات استخدمت نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في عملية التنبؤ نذكر منها ما يلي:

1- دراسة (مسعود عبد الله بدري و آخرون 1995)⁵: استخدام تحليل التمايز و الشبكات العصبية في التنبؤ بدرجة اعتمادية العميل المصرفي

في هذه الدراسة تم مقارنة استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية و أسلوب تحليل التمايز المتعدد من أجل التنبؤ بمخاطرة العميل المصرفي، حيث أشارت النتائج أن الشبكات العصبية أعطت نتائج أفضل من تحليل التمايز المتعدد في مجال الحكم على درجة اعتمادية العميل المصرفي من حيث أنه عميل مرغوب به أو غير مرغوب به.

2- دراسة (Nowrouz Kohzadi, et al, 1996)⁶: Acomparision of artificial neural networks and time

series models for forecasting commodity prices

في هذه الدراسة تم مقارنة أداء الطريقة التقليدية ARIMA والطريقة الحديثة الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بأسعار السلع باستخدام بيانات شهرية لأسعار المواشي و أسعار القمح، فبينت النتائج أن التنبؤ باستخدام طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية هي أكثر دقة من الطريقة التقليدية باستخدام نماذج ARIMA.

3- دراسة (ساهد عبد القادر ومكيديش محمد، 2014)⁷: دراسة مقارنة بين الانحدار المبهم باستخدام البرمجة

بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول.

في هذه الدراسة تم المقارنة بين طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية وطريقة استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم للتنبؤ بأسعار البترول، وتم الاعتماد على معيار متوسط القيم المطلقة لنسبة الخطأ للمفاضلة بين هاتين الطريقتين. وأثبتت طريقة استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم تفوقها على طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية.

4- دراسة (دريال أمينة، 2014)⁸: محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية - دراسة حالة مؤشر سوق دبي المالي.

هدفت هذه الدراسة إلى مقارنة نماذج التنبؤ الخطية وغير الخطية قصد التنبؤ بمؤشر سوق دبي المالي وذلك بالاعتماد على قاعدة بيانات يومية للفترة 2006/ 02/ 22 إلى 2014/ 01/ 30. توصلت الدراسة إلى نتيجة مفادها أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN لديه قدرة أكبر على التنبؤ مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء المعمم GARCH.

II. الطريقة و الأدوات المستخدمة:

1- نماذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة الكسرية و اختبار الذاكرة الطويلة⁹:

من أجل تحديد طبيعة السلاسل الزمنية (مستقرة أو غير مستقرة) يتم استخدام مقاييس إحصائية لاختبار وجود أو عدم وجود الاتجاه في السلسلة، فتبعاً لمنهجية بوكس-جنكينز فان هاتين الحالتين يمكن نمذجتهما بالاعتماد على السيرورة $ARIMA(P,d,q)$ ، ففي حالة غياب الجذور الوحيدة ($d=0$) يمكن نمذجة السلسلة بالاعتماد على سيرورة ذات ذاكرة قصيرة، أما في وجود الجذور الوحيدة ($d=1$) فيتم نمذجة السلسلة بالاعتماد على سيرورة ذات ذاكرة غير منتهية، هذه النمذجة لا تأخذ بعين الاعتبار الحالات التي يكون فيها معامل التفاضل d عددا كسريا، و الذي بواسطته يمكن تمييز النماذج ذات الذاكرة الطويلة ARFIMA.

تعتبر نماذج ARFIMA امتدادا للنماذج ARIMA أين تنحصر قيم معامل التفاضل d بين (-0.5) و $(0.5+)$ فهي تتميز بنمذجة تصرفات قصيرة الأجل للسلسلة الزمنية من خلال معاملات الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة و تصرفات طويلة الأجل من خلال معاملات التكامل الكسري.

1-1 صياغة النموذج ARFIMA:

تعطى الصيغة الرياضية للنموذج ARFIMA كما يلي:

$$y_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \varepsilon_{t-j}$$

حيث:

$\psi_j \in R$ ، $\Psi_0=1$ و ε_t هي عبارة عن اضطراب أبيض و هي مستقرة. تكون السيرورة Y_t مستقرة ذات ذاكرة طويلة إذا تحقق الشرط:

$$\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j|^2 = \infty$$

إذن يمكن القول أن السلسلة Y_t مستقرة و متكاملة هي سلسلة $ARFIMA(p,d,q)$ إذا كتبت على الشكل التالي:

$$\phi_p(L)(1-L)^d Y_t = \theta_q(L)\varepsilon_t$$

حيث: $\phi_p(L)$ ، $\theta_q(L)$ هي كثيرات حدود بالنسبة لمعامل التأخر L لـ $AR(p)$ و $MA(q)$ على الترتيب.

$$d \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2} \right)$$

$$\varepsilon_t \rightarrow i.i.d.(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

معامل التأخر للفروق الكسرية و يمكن حسابه من خلال النشر المحدود لثنائي الحدين حسب الصيغة الرياضية التالية:

$$(1-L)^d = \sum_{j=0}^{\infty} c_j^d (-L)^j$$

$$(1-L)^d = 1 - dL - \frac{d(1-d)}{2} L^2 - \dots - \frac{d(1-d)\dots(j-d-1)}{j!} L^j - \dots$$

$$= \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j L^j$$

مع:

$$\pi_j = \frac{\Gamma(j-d)!}{\Gamma(j+1)\Gamma(-d)} \quad j = 0, 1, \dots$$

و Γ هي دالة من الدرجة الثانية.

2-1 خصائص السلسلة ARFIMA(p,d,q):

لمعرفة خصائص السلسلة ARFIMA(p,d,q)، سندرس السلسلة ARFIMA(0,d,0) والتي تسمى $FI(d)$ وتحتوي على مركبات المدى الطويل أما الجزء ARMA فهو يحتوي على مركبات المدى القصير. عندما تكون:

- $d < \frac{1}{2}$ السلسلة $FI(d)$ هي مستقرة و تحمل صيغة نموذج المتوسط المتحرك اللانهائي من الشكل:

$$y_t = (1 - L)^d \varepsilon_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \varepsilon_{t-j} = \psi(L) \varepsilon_t$$

- إذا كان $d > -1/2$ ، فإن السلسلة $FI(d)$ هي غير معكوسة و تحمل صيغة نموذج الانحدار الذاتي اللانهائي من الشكل:

$$(1 - L)^d Y_t = \pi(L) Y_t = \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j Y_{t-j} = \varepsilon_t \quad \text{avec} \quad \pi_j = \frac{\Gamma(j-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(j+1)}$$

القيم التقريبية للمعاملات π_j و ψ_j :

$$\lim_{j \rightarrow \infty} \pi_j \approx \frac{j^{-\alpha-1}}{\pi(-d)}$$

$$\lim_{j \rightarrow \infty} \psi_j \approx \frac{j^{d-1}}{\Gamma(-d)}$$

تتناقص (hyperboliquement) و بشكل بطيء و بسرعة أقل من السرعة الآسية لنماذج ARMA هذا ما يعبر عن سلوك السلسلة $FI(d)$. تعتبر النماذج ARFIMA(p,d,q) نماذج ذات ذاكرة طويلة إذا $d \neq 0$ et $d \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$ و غير معكوسة (invertible) إذا كانت $d > \frac{1}{2}$ و مستقرة إذا كانت $d < \frac{1}{2}$.

يمكن التمييز بين ثلاث حالات هي:

عندما تكون:

- $0 < d < \frac{1}{2}$ فان السلسلة $FI(d)$ هي سلسلة ذات ذاكرة طويلة، معاملات الارتباط الذات موجبة و تتناقص

(hyperboliquement) نحو الصفر عندما يزيد التأخر.

- $d = 0$ السلسلة $FI(d)$ تصبح من النوع ARMA.

- $d < 0$ السلسلة $FI(d)$ ليست سلسلة ذات ذاكرة طويلة *processus anti - persistance* و لا تسلك سلوك نماذج ARMA.

3-1 اختبارات الذاكرة الطويلة:

تعتبر الإحصائية R/S (Rescaled Range) التي قدمها الباحث Harold Edwin Hurst سنة 1951 و الإحصائية L_0 من أهم و أكثر الاختبارات المستخدمة في الكشف عن وجود الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية، و بالتالي سنكتفي بتقديم تحليل لهاتين الإحصائيتين.

1-3-1 تحليل إحصائية R/S (Rescaled Range):

لتكن السلسلة الزمنية Y_t مستقرة حيث $t = 1 \dots n$ و متوسطها \bar{Y}_n ، فان الإحصائية R/S و التي يرمز لها ب Q_n تكتب على النحو التالي:

$$Q_n = \frac{R_n}{S_n} = \frac{\max_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n) - \min_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n)}{\left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y}_n)^2 \right]^{1/2}}$$

تعرف الإحصائية R/S على أنها الامتداد R للمجاميع الجزئية للانحرافات لسلسلة الزمنية عن متوسطها مقسوما على انحرافها المعياري S_n .

يسمح تحليل R/S بحساب معامل $Hurst$ يرمز له بـ H وهو يعرف بالنسبة بين لوغاريتم قيمة إحصائية R/S و لوغاريتم عدد المشاهدات n :

$$H \approx \frac{\log Q_n}{\log n}$$

كما توصل الباحثون إلى وجود علاقة قوية بين معامل التفاضل الكسري (d) و معامل $Hurst$ (H)

$$d = H - \frac{1}{2}$$

هذا ما يسمح بتصنيف السلاسل الزمنية بدلالة (d) و حسب تغير قيم المعامل H . فإذا كان:

- $H = \frac{1}{2}$ هذا يعني أن $d=0$ أي لا يوجد ارتباط بين الأحداث الماضية و الحاضرة ، فالسيرورة لا تمثل أي ارتباط في المدى الطويل، النموذج $ARFIMA$ يصبح نموذج عادي $ARMA$.
- $0 < H < \frac{1}{2}$ يكون $0 < d < \frac{1}{2}$: يكون النموذج $ARFIMA$ نموذجا مستقرا بذاكرة طويلة و تكون الارتباطات الذاتية موجبة و تتخفف بتناقص (hyperboliquement) باتجاه الصفر عندما يزيد التأخر، و يكون النموذج persistence ، حيث تكون الارتباطات قوية كلما اقتربت قيمة H من 1.
- $0 < H < \frac{1}{2}$ يكون $-1/2 < d < 0$ $FI(d)$ ليست سلسلة ذات ذاكرة طويلة processus anti-persistence و لا تسلك سلوك نماذج $ARMA$ الارتباطات الذاتية تتبادل في الإشارة ، فترات ارتفاع تتبعا فترات انخفاض.

2-3-1 تحليل إحصائية Lo :

يرى Lo (1991) أن الإحصائية R/S لا تمثل اختبار بالمعنى الصحيح لأن تحليل R/S يمكن أن يكون متحيزا فيعطي نتائج مضللة حول وجود ذاكرة طويلة. ولذلك اقترح Lo إحصائية جديدة سميت بـ R/S مصححة و التي يمكن تعريفها بالعلاقة التالية:

Andrews – Lo (1991)

$$\tilde{Q}_n = \frac{R_n}{\hat{\sigma}_n(q)}$$

$$\tilde{Q}_n = \frac{\max_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n) - \min_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n)}{\left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y}_n)^2 + \frac{2}{n} \sum_{j=1}^q \omega_j(q) \left(\sum_{i=j+1}^n (Y_i - \bar{Y}_n) (Y_{i-j} - \bar{Y}_n) \right) \right]^{1/2}}$$

مع : $q < n$

$$\omega_j(q) = 1 - \frac{j}{q+1}$$

الإحصائية \tilde{Q}_n تختلف عن Q_n من خلال المقام الذي يأخذ بعين الاعتبار التباينات لقيم المفردات و كذلك التباينات المشتركة المرجحة بدلالة معامل التأخر q .

لقد اقترح Andrew-Lo (1991) القاعدة الآتية لاختيار q :

$$q = \left[\left(\frac{3n}{2} \right)^{1/3} \left(\frac{2\hat{\rho}}{1-\hat{\rho}} \right)^{2/3} \right]$$

حيث $\hat{\rho}$ هي المعلمة المقدره لنموذج الانحدار الذاتي ذو الدرجة 1 .

تحسب الإحصائية V_{cal} وفق العلاقة التالية:

$$V_{cal} = \frac{\tilde{Q}_n}{\sqrt{n}} \xrightarrow{p} \begin{cases} \infty & \text{pour } H \in [0,5;1] \\ 0 & \text{pour } H \in [0;0,5] \end{cases}$$

باختبار معنوية إحصائية HURST(H) تحت الفرضية:

$H = 0,5 \cdot H_0$ هذا يعني يوجد ذاكرة قصيرة في السلسلة الزمنية و يتم قبولها عند مستوى معنوية 5%، إذا كانت $V \in [0,809; 1,862]$

H_1 : يوجد ذاكرة طويلة في السلسلة الزمنية إذا تم رفض الفرضية العدمية.

4-1 تقدير نماذج ARFIMA:

يوجد طريقتين لتقدير النماذج ARFIMA هما: الطرق ذات مرحلتين وطريقة الإمكان الأكبر .

1-4-1 الطرق بمرحلتين: في هذه الطرق يتم في المرحلة الأولى تقدير معلمة التفاضل الكسري d باستخدام طريقة المربعات الصغرى و ذلك بعد كتابة النموذج ARFIMA بدلالة الصيغة الرياضية لبيانها الدوري باستخدام العلاقات المثلثية، و في المرحلة الثانية يتم ، التقدير بالاعتماد على الطرق التقليدية للسلاسل الزمنية معلمات الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة للتمثيل ARIMA(p,q) للسلسلة المحولة (التي تتميز بتفاضل كسري).

تعتبر طريقة (Geweke et Porter-Hudak1983) من بين أكثر الطرق استعمالا لتقدير و اختبار معلمة التفاضل الكسري للنموذج ARFIMA، حيث تبين هذه الطريقة أنه من أجل تكرار يقترب من الصفر يمكن تقدير d بالاعتماد على الانحدار الخطي التالي:

$$\ln [I(\omega_j)] = \beta_0 + \beta_1 \ln \left[4 \sin^2 \left(\frac{\omega_j}{2} \right) \right] + v_j$$

حيث: n عدد المشاهدات

$$\omega_j = \frac{2\pi j}{n}, j = 1, 2, \dots, m$$

$$m = n^\alpha \quad 0 < \alpha < 1$$

$$I(\omega_j) = \frac{1}{2\pi n} \left| \sum_{t=1}^n y_t e^{-\omega t} \right|^2 \quad \text{تقدير } d \text{ هو } \hat{d}_{GPH} \text{ يساوي } -\hat{\beta}_1$$

تم تقدير هذا الانحدار بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية.

2-4-1 الطرق بمرحلة واحدة (طرق الإمكان الأكبر):

تعتبر طرق الإمكان الأكبر من بين أكثر الطرق فعالية لتقدير معلمة الذاكرة الطويلة d تتم بمرحلة واحدة، و التي يتم فيها تقدير معامل التفاضل الكسري d بالموازاة مع معلمات ARMA للنموذج ARFIMA و تتطلب هذه الطرق أن تكون السلسلة الزمنية مستقرة أو أن يتم تحويلها إلى سلسلة مستقرة. هذه الطريقة تسمى بطرق الإمكان الأكبر (Sowell, 1992) و هي تسمح باستخدام كل المعلومات الطويلة الأجل و القصيرة الأجل المرتبطة بتصرف السلسلة الزمنية، لأن في هذه الطريقة يتم في نفس الوقت تقدير معلمات الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة و معامل التفاضل الكسري.

2- نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية¹⁰:

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية نظام معالجة للمعلومات له مميزات أداء معينة بأسلوب يحاكي الشبكات العصبية الحيوية فهي تقوم بتمثيل العلاقات بين المتغيرات بشكل مختلف عن الطرق التقليدية. لقد أوضحت العديد من الدراسات أن الشبكات العصبية تقدم مستويات أفضل في التنبؤ مقارنة بالأساليب الإحصائية التقليدية الأخرى، كونها تدير مهام تحليلية و تنبؤية بشكل أكثر سرعة مما ينعكس إيجابياً على عنصر الوقت.

تقوم الشبكة العصبية الاصطناعية بانجاز وظائفها بواسطة عملية التعلم من خلال ضبط أو تعديل الأوزان النسبية لعقد الاتصال ما بين عناصر المعالجة من أجل خلق التجانس الأفضل بين المدخلات و المخرجات بحيث يمكن تقسيم تدريب الشبكات العصبية الاصطناعية إلى طريقة التدريب بمعلم وتتم من خلال عرض بيانات التدريب على الشبكة بحيث كل مجموعة من المدخلات تقابلها مجموعة من المخرجات المرغوبة، يتم التعلم من خلال اختيار قيم مبدئية للأوزان النسبية أو باختبار عشوائي للقيم المبدئية للأوزان النسبية بين عقد الاتصال للشبكة، فمن خلال البحث الحالي يتم استخدام برنامج STATISTICA V 8 حيث يقوم باختيار قيم مبدئية للأوزان النسبية بشكل آلي. وتعتبر القيم المبدئية مهمة في تحديد فعالية و طول التعلم ثم تقوم بتعديل القيم في الأوزان بطريقة أمامية يقوم النظام بحساب المخرجات للبيانات المدخلة و من ثم مقارنة المخرجات الحالية مع المخرجات المستهدفة من الشبكة و تستخدم الفرق بين الشكليين في حساب الخطأ، وتستخدم هذه الأخطاء بعد ذلك في تعديل الأوزان لتقليل الفرق بين الشكل المخرج والشكل المستهدف و تتم عملية تعديل الأوزان باستخدام دالة تعرف بدالة تحديث الأوزان أو تسمى أحيانا بدالة التعلم. وتستمر محاولات التعديل بصورة تكرارية من أجل تصغير الأخطاء لكل وحدات المعالجة. و تتوقف عملية التعديل عندما يصل أداء الشبكة إلى المستوى المطلوب أي إلى أقل مجموع مربعات الخطأ الناشئ ما بين المخرجات النهائية للشبكة و المخرجات المستهدفة:

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (t_{ij} - o_{ij})^2$$

حيث:

n: عدد عينات التدريب

i: عدد عناصر المعالجة في شريحة المخرجات

t_i: المخرجات المستهدفة

o_i: مخرجات الشبكة (هي حصيلة لمخرجات عناصر المعالجة في شريحة المخرجات (y_i))

تعتبر هذه الطريقة في التعليم من أهم طرق التعليم بواسطة معلم وأكثرها شيوعاً.

نلخص عملية التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بالخطوات الآتية:

- ◀ **الخطوة الأولى:** اختيار المتغيرات: حيث يجب اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلاً جيداً.
- ◀ **الخطوة الثانية:** تقسم البيانات المتوفرة إلى مجموعتين:
- **مجموعة التدريب:** مجموعة تعلم وتحديد نموذج للبيانات.
- **مجموعة الاختبار:** والتي يمكن عن طريقها تقرير مهارة الشبكة الافتراضية وإمكانية استخدامها بصورة عامة.
- ◀ **الخطوة الثالثة:** نموذج الشبكة العصبية: عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب اختبار الآتي:
 - عدد العقد العصبية للإدخال والذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة؛
 - عدد الطبقات المخفية والذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة؛
 - عدد العقد العصبية المخفية والذي يحدد عن طريق التجربة؛
 - طبقة الإخراج والتي عادة يساوي واحد.
- ◀ **الخطوة الرابعة:** معيار التقييم: إن معيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الأخطاء (MSE).
- ◀ **الخطوة الخامسة:** تدريب الشبكة وتضم هذه الخطوة:
 - تعليم النموذج: إيجاد مجموعة الأوزان بين العقد العصبية والتي تحدد أقل قيمة لمربع الخطأ.
 - خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ: تستخدم خوارزمية التدريب لتقليل الميل.
- ◀ **الخطوة السادسة:** التنفيذ وهي أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة في إمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات.

III. النتائج ومناقشتها:

يعبر الشكل رقم (1) عن سلسلة سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي (TCH1) الأورو (TCH2) و الجنيه الأسترليني (TCH3) خلال الفترة الممتدة ما بين 2000/01/01 إلى غاية 2014/12/31¹¹.

من ملاحظة الشكل رقم (1) نجد أن سلسلة سعر الصرف الجزائري تتميز بوجود اتجاه عام و تذبذبات كبيرة و بالتالي قمنا بتحويل لوغاريتمي من أجل تخفيض التغيرات في السلسلة، وبعد إدخال المعطيات الخاصة بالتغير LT1، LT2 و LT3 قمنا باختبار استقراريتها ببرنامج 8 Eviews.

1- اختبار الاستقرارية KPSS:

من أجل القيام باختبار KPSS تم أولاً تحديد معامل التأخير الذي يقوم بتدئة معيار Akaike بعد التجربة و الخطأ اتضح أنه 4.

نتائج اختبار الاستقرارية هي موضحة في الجدول (1): بالنسبة لـ LT1، LT2 و LT3 الإحصائيات المحسوبة لـ LM أو KPSS هي أكبر تماماً من القيمة الحرجة لتوزيع KPSS عند جميع مستوى المعنويات، و بالتالي فإن سلسلة سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار، الأورو و الجنيه الأسترليني هي سلسلة غير مستقرة من النوع DS وبدون انحراف، و عليه نستعمل طريقة الفروق لجعلها مستقرة.

2- اختبار الاستقرارية KPSS لسلسلة الفروق:

لقد بينت نتائج اختبارات الكشف عن الاستقرارية لسلسلة لوغاريتم سعر صرف الدينار الجزائري أنها غير مستقرة (وجود اتجاه عام عشوائي)، ولنزاع مركبة الاتجاه العام العشوائي قمنا باختبار جذر الوحدة عند الفرق الأول لسلسلة لوغاريتم سعر صرف الدينار الجزائري بالنسبة للدولار الأمريكي، الأورو و الجنيه الأسترليني.

من خلال الجدول (2) إن احتمال إحصاءة LM_{cal} أصغر من LM_{tab} الجدولية و هذا يعني أن سلسلة الفروق الأولى لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار، الأورو و الجنيه الأسترليني مستقرة.

3- تحديد الدرجات p,q للنموذج ARFIMA(p,d,q):

قمنا بتحديد المراتب (p,q) وفقاً لمنهجية بوكس-جنكينز للنموذج المختلط ARIMA المعروف لهذه السلاسل بالاستعانة ببيان الارتباط الذاتي البسيط و الجزئي، فدرسنا عدة صيغ رياضية لنماذج ARIMA الموافقة لهذه السلاسل

بحيث تم اختيار النموذج حسب أحسن توفيق للمعيار *Akaike*. إذ تبين أن النموذج الملائم بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري/الدولار الأمريكي هو من الشكل ARFIMA(10,d,9) ومقابل الأورو من الشكل ARFIMA(2,d,0) و مقابل الجنيه الإسترليني من الشكل ARFIMA(2,d,2).

4- تقدير نماذج الذاكرة الطويلة باستخدام طريقة الإمكان الأكبر:

بعد تقدير عدة نماذج و المفاضلة بينها على أساس أقل قيمة لمعيار Akaike تحصلنا على النتائج الموضحة في الجدول رقم (3). حيث يتبين أن قيمة معامل التفاضل الكسري (d) يختلف جوهريا عن الصفر و هو محصور بين $0 < d < \frac{1}{2}$ ، إذن سلسلة سعر صرف الدينار الجزائري/الدولار الأمريكي، الأورو والجنيه الإسترليني هي عبارة عن سلسلة ذات ذاكرة طويلة و بالتالي فإن الارتباطات الذاتية لأسعار الصرف تؤدي إلى التقلبات الكبيرة و هذا يعني أن أسعار الصرف تستجيب لصدمة خارجية مستديمة.

5- استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ بسعر الصرف الجزائري

قمنا باستخدام برنامج حاسوبي STATISTICA V 8 للحصول على قيم التنبؤ لسلسلة المشاهدات لسعر الصرف الدينار الجزائري دون الحاجة إلى معالجة عدم الاستقرار. وذلك وفق الخطوات التالية:

- اختيار أسلوب شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) لبناء نماذج الشبكات لبيانات الدراسة وتعتبر (MLP) من أهم أنواع الشبكات التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية.
- بناء الشبكة العصبية الاصطناعية باتباع المراحل التالية :

◀ **تحديد المدخلات والمخرجات للشبكة العصبية:** إن المدخلات هي بيانات شهرية لسعر صرف الدينار الجزائري و بالتالي تتكون طبقة المدخلات من طبقة واحدة، وتتمثل مخرجات الشبكة العصبية في القيم الشهرية لسعر الصرف الدينار الجزائري المتنبأ بها من جانفي 2015 إلى ديسمبر 2015 و عليه فإن عدد طبقات المخرجات هي طبقة واحدة.

◀ **مرحلة التحليل:** في هذه المرحلة يتم تجميع البيانات محل الدراسة و عددها 180 مشاهدة ثم تجزئتها بشكل عشوائي بالاعتماد على برنامج STATISTICA8، حيث خصص 144 مشاهدة بنسبة 80 % كمجموعة تدريب و 36 مشاهدة بنسبة 20 % كمجموعة اختبار، ليتم استخدامها في بناء النموذج ومقارنتها بالتنبؤات لفترة الاختبار.

تحديد عدد العقد المخفية: يتم تحديد عدد العقد المخفية من خلال التدريب والذي يتضمن إجراء العديد من التجارب الحاسوبية للوصول إلى أفضل عدد للطبقات المخفية.

بدء التنشيط للأوزان: يتم إعطاء قيم ابتدائية للأوزان للطبقة الخفية و طبقة المخرجات و يتم ذلك باختيار قيم عشوائية صغيرة.

◀ **مرحلة المعالجة Processing:** تتم عملية تمثيل البيانات في الشبكة بالشكل الثنائي (0,1) أو التمثيل ثنائي القطبية (-1,1).

◀ **مرحلة التصميم:** في هذه المرحلة تم الاعتماد على بعض دوال التحفيز في الطبقة الخفية وطبقة المخرجات وبالاعتماد على برنامج STATISTICA 8 تم ترشيح مجموعة من التصاميم للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري.

◀ **مرحلة التدريب Training:** يتم تدريب الشبكة بتقديم بيانات التدريب التي تم تجهيزها ومن خلال التدريب تتغير الأوزان بشكل متكرر، وباستمرار المحاولات التدريبية تتمكن الشبكة من الحصول على فئة متوافقة من الأوزان التي تمكننا من الحصول على المخرجات المطلوبة لكل المدخلات، ويتوقف زمن التدريب على تركيب الشبكة وعدد وحدات المعالجات وعدد الطبقات عندما يصل خطأ الشبكة إلى المستوي المقبول إحصائيا.

لقد تم التوصل في هذه الدراسة إلى نماذج الشبكة العصبية بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري /الدولار الأمريكي TCH1 و الأورو TCH2 و الجنيه الإسترليني TCH3 المبينة في الجدول (4):

■ توصلنا إلى هذه النماذج على أساس اختيار النموذج ذو أقل خطأ في سلسلة التدريب وسلسلة الاختبار، فبالنسبة لـ TCH1 أفضل شبكة عصبية هي (1-2-1 MLP) وبالتالي فإن عدد الوحدات المخفية تساوي 2 وعدد وحدات الإدخال تساوي 1 وعدد المخرجات تساوي 1.

■ دوال التنشيط التي تم استخدامها في عملية تجميع الأوزان هي دالة Exponential و Identity .

■ أما بالنسبة لـ TCH2 أفضل شبكة عصبية هي (1-9-1 MLP) ذو أقل خطأ في سلسلة التدريب وسلسلة الاختبار وبالتالي فإن عدد الوحدات المخفية تساوي 9 وعدد وحدات الإدخال تساوي 1 وعدد المخرجات تساوي 1.

■ دوال التنشيط التي تم استخدامها في عملية تجميع الأوزان هي دالة Exponential و Logistic.

■ بالنسبة لـ TCH3 أفضل شبكة عصبية هي (1-2-1 MLP) ذو أقل خطأ في سلسلة التدريب وسلسلة الاختبار وبالتالي فإن عدد الوحدات المخفية تساوي 2 وعدد وحدات الإدخال تساوي 1 وعدد المخرجات تساوي 1.

■ دوال التنشيط التي تم استخدامها في عملية تجميع الأوزان هي دالة Logistic و Tanh.

6- اختبار جودة النموذج:

بالاعتماد على التمثيل البياني لبيانات التدريب والاختبار الناتجة مع البيانات الفعلية لسعر الصرف الجزائري/الدولار الأمريكي، الأورو و الجنيه الإسترليني كما هو موضح في الشكل (2): يتبين أن هناك شبه تطابق بين القيم التنبؤية (المخرجات) و القيم الأصلية (الفعلية) لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسية خلال فترة الدراسة، و بالتالي قبول نماذج الشبكات العصبية إحصائياً للتنبؤ بسعر الصرف الجزائري.

7- تقييم نتائج التنبؤ لسعر صرف الدينار الجزائري لطريقة ARFIMA وطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية و المقارنة بينهما:

في هذه المرحلة قمنا بمقارنة القيم الفعلية و بين تلك المنتبأ بها بالنسبة لأسلوب تحليل السلاسل الزمنية بطريقة ARFIMA، و بالنسبة لأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية للسلسلة الشهرية لسعر صرف الدينار الجزائري بالنسبة للعملات الأجنبية (الدولار الأمريكي، الأورو و الجنيه الإسترليني) من 1 جانفي إلى 31 ديسمبر 2015. بعد ذلك قمنا بحساب مقياس دقة التنبؤات باستخدام مقياس القيم المطلقة لنسبة الخطأ (APE) و مقياس متوسط القيم المطلقة لنسبة الخطأ (MAPE) و بعد الحصول على القيم الفعلية للملاحظات المراد التنبؤ بها، كانت النتائج كما هي موضحة في الجدول (5، 6 و 7) كما يلي:

فمن خلال الجدول 6 و 5 يلاحظ أن قيمة مقياس (MAPE) بطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) تكاد تقترب من الصفر و هي أقل من قيمة مقياس (MAPE) بطريقة الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري (ARFIMA).

أما في الجدول 7 يلاحظ أن قيمة مقياس (MAPE) بطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN). الكسري (ARFIMA) أقل من قيمة (MAPE) بطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN).

لقد أظهرت نتائج المقارنة أن طريقة الشبكات العصبية هي أكثر دقة في التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار و الأورو.

أما بالنسبة للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الجنيه الإسترليني (TCH3) فإن طريقة الذاكرة الطويلة هي الأفضل.

IV. الخلاصة:

اهتدى الفكر الاقتصادي إلى ما يعرف بسعر الصرف كأداة تعمل على ضبط و تقويم عمليات التصدير و الاستيراد من خلال ربط الأسعار المحلية بالأسعار الخارجية. و في الجزائر تندرج سياسة سعر الصرف من طرف البنك الجزائري في إطار سياسة التعويم الموجه لسعر الصرف الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسية و هي عملات أهم الشركاء التجاريين للجزائر. حيث أن أساسيات الاقتصاد الكلي تدعم سياسة استقرار سعر الصرف الفعلي الحقيقي للدينار إلى مستواه التوازني، و يتدخل بنك الجزائر في سوق ما بين البنوك لضمان عدم تأثير حركة سعر الصرف الاسمي على توازن المدى المتوسط لسعر الصرف الفعلي الحقيقي.

تعتبر دراسة سعر الصرف و التنبؤ به من بين الدراسات الأكثر صعوبة نظراً لتعدد العوامل التي تؤثر فيه. فقمنا باستخدام نماذج الذاكرة الطويلة و الشبكات العصبية الاصطناعية من أجل نمذجة سعر الصرف الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسية للتنبؤ بقيمه خلال الـ 12 شهر من سنة 2015. ومن خلال نتائج المتحصل عليها فإن أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) أفضل وأكثر دقة مقارنة مع أسلوب الذاكرة الطويلة في التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي و الأورو.

أما بالنسبة للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الجنيه الإسترليني فأظهرت النتائج أن أسلوب الذاكرة الطويلة هي الأفضل و أكثر دقة مقارنة بأسلوب أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية.

- ملحق الجداول والأشكال البيانية:**الجدول (1): نتائج اختبار KPSS للاستقرارية عند المستوى**

النموذج	القيم الحرجة			LT1
	10%	5%	1%	
(3)	0.608121 (0.119000)	0.608121 (0.146000)	0.608121 (0.216000)	LT1
(3)	0.517417 (0.11900)	0.517417 (0.146000)	0.517417 (0.216000)	LT2
(3)	0.337713 (0.119000)	0.337713 (0.146000)	0.337713 (0.21600)	LT3

(3): نموذج بوجود ثابت و اتجاه عام، (.) : القيم الحرجة Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shi

المصدر: مخرجات البرنامج EVIEWS

الجدول (2): نتائج اختبار KPSS لسلسلة الفروق

النموذج	القيم الحرجة			
	10%	5%	1%	
(2)	0.171609 (0.347000)	0.171609 (0.463000)	0.171609 (0.739000)	D(LT1t)
(3)	0.084317 (0.119000)	0.084317 (0.146000)	0.084317 (0.216000)	
النموذج	القيم الحرجة			
	10%	5%	1%	
(2)	0.085548 (0.347000)	0.085548 (0.463000)	0.085548 (0.739000)	D(LT2t)
(3)	0.026549 (0.119000)	0.026549 (0.146000)	0.026549 (0.216000)	
النموذج	القيم الحرجة			
	10%	5%	1%	
(2)	0.077847 (0.347000)	0.077847 (0.463000)	0.077847 (0.739000)	D(LT3t)
(3)	0.078356 (0.119000)	0.078356 (0.146000)	0.078356 (0.216000)	

(2): نموذج بثابت و دون اتجاه عام، (3): نموذج بوجود ثابت و اتجاه عام، (.) :القيم الحرجة لKwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin
المصدر: مخرجات البرنامج EViews

جدول رقم (3): نتائج تقدير نموذج ARFIMA (p,d,q) بطريقة الإمكان الأكبر لـ D(LT3t) و D(LT2t) و D(LT1t)

ARFIMA(2,dr ,2) D(LT3t)	ARFIMA(2,dr,0) D(LT2t)	ARFIMA(10,dr ,9) D(LT1t)	
0.17791 (0.05299) <0.000>	0.168934 (0.05299) <0.0014>	0.26033 (0.0529) <0.00>	<i>dr</i>
0.39228 (0.061) [6.39] <0.000>	0.18326 (0.072) [2.54] <0.012>	0.18349 (0.0586) [3.13] <0.002>	<i>AR-1</i>
-0.9375 (0.065) [-14.2] <0.000>	-0.2835 (0.072) [-3.93] <0.000>	-0.6612 (0.0702) [-9.42] <0.00>	<i>AR-2</i>
-	-	-0.1231 (0.0619) [-1.99] <0.048>	<i>AR-5</i>
-	-	0.27832 (0.0651) [4.27] <0.00>	<i>AR-9</i>
-	-	-0.1877 (0.0554) [-3.40] <0.001>	<i>AR-10</i>
-0.3651 (0.090) [-4.04] <0.00>	-	-	<i>MA-1</i>
0.84984 (0.100) [8.43] <0.00>	-	0.6800 (0.050) [13.4] <0.00>	<i>MA-2</i>

-	-	-0.3789 (0.064) [-5.87] <0. 0>	MA-9
-5.10	-4.94	-5.38	Aic
462.24	445.29	489.71	L
0.0003	0.0004	0.0002	SSR

(.) : الانحراف المعياري، [.] : t-value ، < . > : t-prob
المصدر: مخرجات البرنامج OXMETRICS 6.0

الجدول رقم (4): نماذج الشبكة العصبية بالنسبة لسعر الصرف مقابل العملات الأجنبية الرئيسية TCH1، TCH2 و TCH3

Output activation	Hidden activation	Error function	Test error	Training error	Test perf.	Trainin g perf.	Net. name	Index
Identity	Exponential	SOS	0,0007	0,00122	0,9680	0,9586	MLP 1-2-1	TCH1
Logistic	Exponential	SOS	0,0015	0,00078	0,9787	0,9894	MLP 1-9-1	TCH2
Tanh	Logistic	SOS	0,0014	0,00195	0,9802	0,9706	MLP 1-2-1	TCH3

المصدر: مخرجات البرنامج STISTICAAT V8

الجدول رقم (5): مقياس دقة التنبؤ (APE)، (MAPE) لسعر صرف الدينار الجزائري/الدولار الأمريكي TCH1

APE% ANN	APE% ARFIMA	TCH1 التنبؤ بسعر الصرف		القيم الفعلية ل TCH1	التاريخ
		ANN	ARFIMA		
0,03709809	0,01379629	85,9778	88,0584255	89,2903	2015-1
0,07748396	0,06359465	86,6785	87,983523	93,9588	2015-2
0,09378577	0,09187683	87,4842	87,6684857	96,5381	2015-3
0,09693319	0,09879202	88,4190	88,2370032	97,9097	2015-4
0,09026467	0,09405514	89,5155	89,1425277	98,3973	2015-5
0,07850813	0,09420366	90,8180	89,271121	98,5554	2015-6
0,07133229	0,10772857	92,3886	88,7677128	99,4851	2015-7
0,08707713	0,14142617	94,3168	88,7018385	103,313	2015-8
0,08656708	0,15745143	96,7362	89,2292638	105,904	2015-9
0,05696963	0,15639144	99,8556	89,3280237	105,888	2015-10
0,03606398	0,17522413	104,0193	89,0023885	107,911	2015-11
0,02397822	0,16916257	109,836	89,1189459	107,264	2015-12
0,06967185	0,11364191	MAPE			

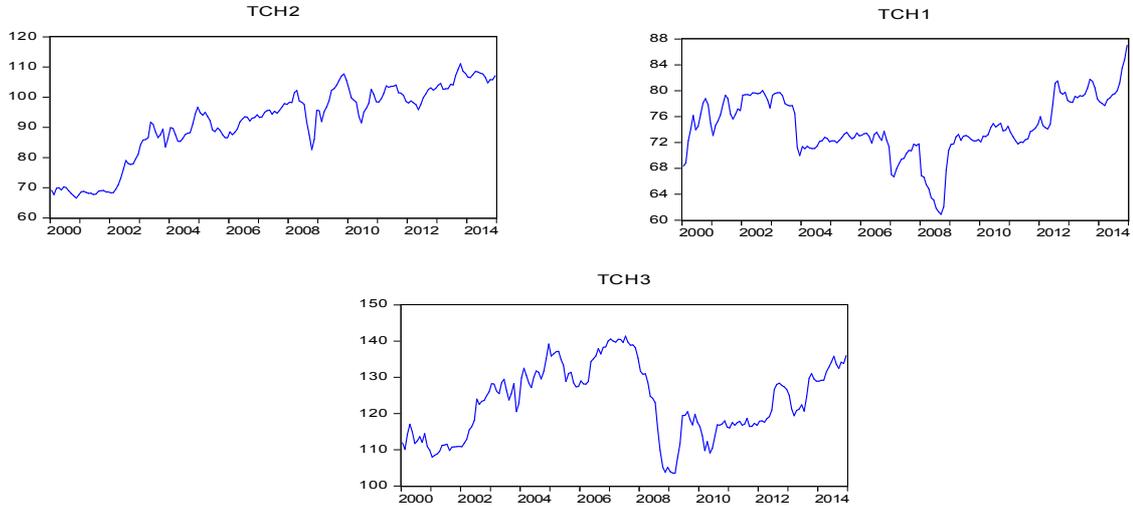
الجدول رقم (6): مقياس دقة التنبؤ (APE)، (MAPE) لسعر صرف الدينار الجزائري/الأورو TCH2

APE% ANN	APE% ARFIMA	TCH2 التنبؤ بسعر الصرف		القيم الفعلية ل TCH2	التاريخ
		ANN	ARFIMA		
0,02282287	0,03583061	106,2580	107,609335	103,887	2015-1
0,00121246	0,00786113	106,5137	107,481334	106,643	2015-2
0,02166442	0,02800365	106,7813	107,443858	104,517	2015-3
0,01193368	0,01693043	107,0555	107,584121	105,793	2015-4
0,02292006	0,01933943	107,3293	107,722622	109,847	2015-5
0,02700464	0,02510675	107,5948	107,804671	110,581	2015-6
0,01508457	0,01482292	107,8443	107,87295	109,496	2015-7
0,06073319	0,06176991	108,0711	107,951816	115,059	2015-8
0,09015622	0,09214159	108,2705	108,034243	118,999	2015-9
0,08757236	0,09033016	108,4402	108,112441	118,848	2015-10
0,06256313	0,06595814	108,5805	108,187266	115,827	2015-11
0,07000385	0,07370013	108,6933	108,261297	116,875	2015-12
0,04113929	0,04431624	MAPE			

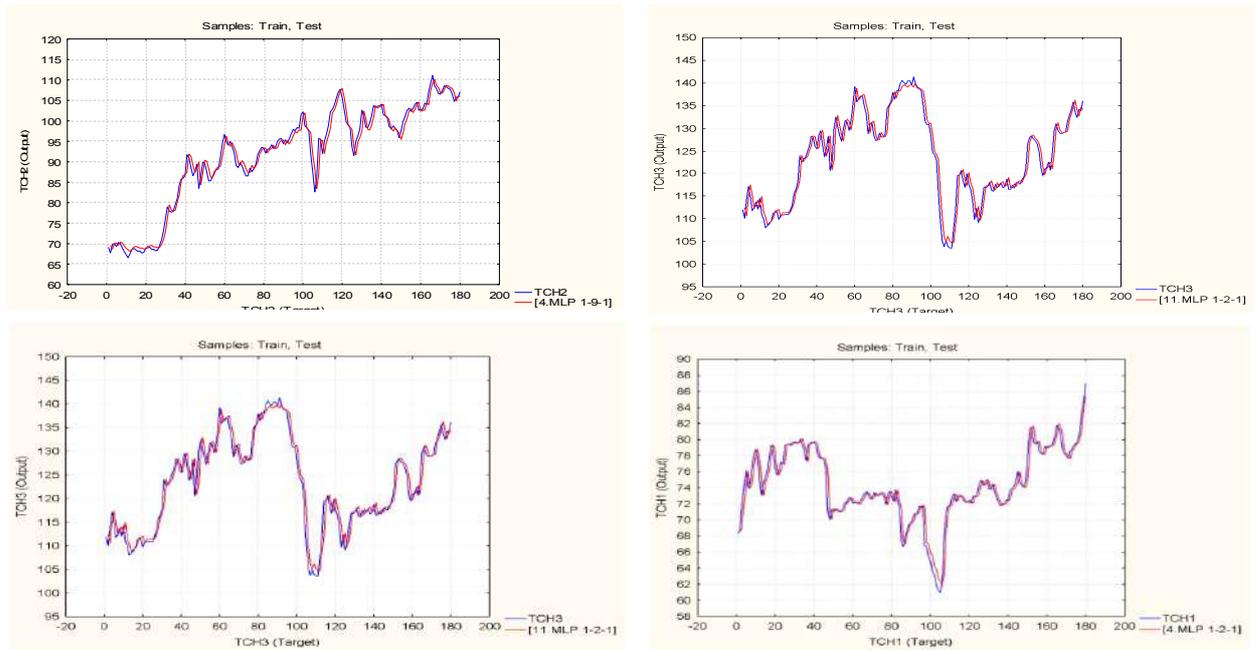
الجدول رقم(7): مقياس دقة التنبؤ (APE)، (MAPE) لسعر الصرف الجزائري / الجنيه الإسترليني TCH3

APE% ANN	APE% ARFIMA	TCH3 التنبؤ بسعر الصرف		القيم الفعلية TCH3	التاريخ
		ANN	ARFIMA		
0,00539447	0,00362822	134,6676	135,889254	135,398	2015-1
0,06172853	0,05516359	135,1064	136,051719	143,995	2015-2
0,06235395	0,05355822	135,5433	136,814785	144,557	2015-3
0,07048633	0,06063089	135,9674	137,409035	146,278	2015-4
0,10281261	0,09663715	136,3671	137,305733	151,994	2015-5
0,1094512	0,10736487	136,7313	137,051628	153,536	2015-6
0,11455014	0,11252738	137,0517	137,364787	154,782	2015-7
0,14706898	0,14272486	137,3236	138,023012	161,002	2015-8
0,15326176	0,14883479	137,5467	138,26583	162,443	2015-9
0,15155275	0,14981222	137,7242	138,006732	162,325	2015-10
0,15912229	0,15870836	137,8619	137,929765	163,950	2015-11
0,14262917	0,14003544	137,9664	138,383777	160,918	2015-12
0,10670102	0,10246883	MAPE			

الشكل رقم (1): رسم بياني لسعر الصرف الجزائري



الشكل رقم (2): تمثيل بياني لبيانات التدريب والاختبار الناتجة مع البيانات الفعلية لسعر الصرف الجزائري



المصدر: مخرجات البرنامج STATISTICA V8

- الإحالات والمراجع :

- ¹. جعفر محمد حاجي، الشبكة العصبية:التنبؤ بأسعار صرف الدينار الكويتي مقابل الدولار الأمريكي، المجلة العربية للعلوم الادارية، مجلد 6 ، عدد1 ،يناير 1999.
- ². Chakradhara Panda.V.Narasimhan, **Forecasting exchange rate better with artificial neural network**. Elsevier. journal of policy modeling 29. 2007.
- ³. Aouad-Hadjjar Soumia,Taouli Mostapha Kamel,Benbouziane Mohamed, **Modelisation du comportement du taux de change du dinar Algerien:une investigation empirique par la méthode ARFIMA**, Euro journals publishing,Inc,2012.
- ⁴. Lakhdar Adouka et al, **Modeles GARCH : Application aux taux de change Algerien**, the international journal of innovation and Applied Studies vol.11n°3,jun2015
- ⁵. مسعود عبد الله بدري و آخرون، استخدام تحليل التمايز و الشبكات العصبية في التنبؤ بدرجة اعتمادية العميل المصرفي، جامعة الامارات العربية المتحدة،المجلة العربية للعلوم الادارية، مجلد 3 ، عدد2 ، ماي 1996.
- ⁶. Nourouz Kohzadi et al, **A comparaison of artificial neural network and time series models for forecasting commodity prices**. Elsevier. 1996.
- ⁷. ساهد عبد القادر و مكيديش محمد، دراسة مقارنة بين الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول، مجلة الباحث عدد 2014،14.
- ⁸. دربال أمينة، محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية دراسة حالة:مؤشر سوق دبي المال، أطروحة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في العلوم الاقتصادية،كلية العلوم الاقتصادية التجارية و علوم التسيير، أبو بكر بلقايد تلمسان، 2014.
- ⁹. Regis Bourbonnis .Michel Terraza, **Analyse des series temporelles**. Application à l'économie et à la gestion. 2^{iem}edition. Dunod.Paris. 2008.
- ¹⁰. جعفر محمد حاجي، محمد عبد الهادي الحميد، الشبكة العصبية :التنبؤ بأسعار صرف الدينار الكويتي مقابل الدولار الأمريكي، المجلة العربية للعلوم الإدارية، مجلد6، عدد، يناير 1999.
- ¹¹. [http \ : www. oanda.com/currency/historical-rates/](http://www.oanda.com/currency/historical-rates/).