Journal of Economic, Administrative and Legal Sciences
Volume (4), Issue (14) : 30 Dec 2020
P: 85 - 100
ISSN: 2522-3372
مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية والقانونية
المجلد (4)، العدد (14) : 30 ديسمبر 2020 م
ص: 85 - 100

Predicting the exchange rate in Sudan using neural networks models during the period(2017 - 1960)

Fathi Ahmed Ali Adam
Jouf University || KSA || Zalingei University || Sudan
Mahmoud Mohamed Abdel Aziz Gamal El-Din
Nylah University || Sudan
Adel Abdalla Adam Mohammed
Zalingei University || Sudan

Abstract: The study examined the use of artificial neural network models to predict the exchange rate in Sudan through annual exchange rate data between the US dollar and the Sudanese pound. This study aimed to formulate the models of artificial neural networks in which the exchange rate can be predicted in the coming period. The importance of the study is that it is necessary to use modern models to predict instead of other classical models.The study hypothesized that the models of artificial neural networks have a high ability to predict the exchange rate. Use models of artificial neural networks. The most important results ability of artificial neural networks models to predict the exchange rate accurately, Form MLP (1-1-1) is the best model chosen for that purpose. The study recommended the development of the proposed model for long-term forecasting.

Keywords: neural networks, multilayer perceptron, exchange rate.

التنبؤ بسعر الصرف في السودان باستخدام نماذج الشبكات العصبية خلال الفترة (1960م – 2017م)

فتحي أحمد علي آدم
جامعة الجوف || المملكة العربية السعودية || جامعة زالنجي || السودان
محمود محمد عبد العزيز جمال الدين
جامعة نيالا || السودان
عادل عبد الله آدم محمد
جامعة زالنجي || السودان

الملخص: تناولت الدراسة استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر الصرف في السودان من خلال بيانات سنوية لسعر الصرف بين الدولار الأمريكي والجنيه السوداني. هدفت هذه الدراسة إلى صياغة نماذج للشبكات العصبية الاصطناعية يمكن من خلاله التنبؤ بسعر الصرف في الفترة القادمة. برزت أهمية الدراسة في ضرورة استخدام النماذج الحديثة للتنبؤ بدلاً عن النماذج الكلاسيكية الأخرى. افترضت الدراسة أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية لها مقدرة عالية على التنبؤ بسعر الصرف. تم استخدام نموذج الشبكة العصبية. أهم النتائج مقدرة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على التنبؤ بسعر الصرف بصورة دقيقة، وأن

النموذج MLP(1-1-1) هو أفضل نموذج تم اختياره لذلك الغرض. أوصت الدراسة بتطوير النموذج المقترح من أجل التنبؤ في المدى الطويل.

الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية، البيرسبترون متعدد الطبقات، سعر الصرف.

أولاً: الإطار المنهجي:

1- المقدمة:

تعتبر نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية واحدة من النماذج الحديثة المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بسلوك المتغيرات الاقتصادية الكلية والجزئية، حيث أصبح الاعتماد على مبدأ التنبؤ بالمستقبل من خلال بيانات الماضي والحاضر من أهم الاستراتيجيات في عالم اليوم خاصةً فيما يتعلق بالمتغيرات الاقتصادية الكبرى لا سيما سعر الصرف، معدلات التضخم والبطالة وغيرها، لذلك فإن عملية التنبؤ المستقبلي لاتجاهات تلك المتغيرات تعتبر في غاية الأهمية إذ تستطيع الإدارة الاقتصادية في الدولة من خلال المعلومات المتوقعة عن الظاهرة في المستقبل تجنيب الاقتصاد القومي من مشاكل كثيرة من خلال التخطيط المسبق لاحتواء الآثار المتوقع حدوثها بسبب اضطراب أحد تلك المتغيرات الاقتصادية الكلية (عاشور، 2014)

نجد أن الاقتصاد السوداني في الفترة الأخيرة ظل يعاني من مشاكل كبيرة، لعل من أهمها التدني المريع في سعر صرف الجنيه السوداني مقابل العملات الأخرى، ونرى بوضوح انعكاسات تلك الظاهرة على الوضع الاقتصادي ككل، إذ أن سعر الصرف هو الذي يربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد الخارجي من خلال معدلات التبادل التجاري مع الدول الأخرى والمتمثل في الصادرات والواردات وأثرها على الميزان التجاري ومن ثم ميزان المدفوعات سلباً وإيجاباً، وعلى ضوء ما سبق، فتحاول هذه الدراسة التنبؤ بسعر الصرف للسنوات القادمة من خلال استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وذلك من أجل المساهمة في وضع الخطط والاستراتيجيات السليمة التي من شأنها تخفيف الصدمات المتوقعة للاقتصاد الوطني والناجمة من التغيرات المفاجئة في سعر صرف الجنيه السوداني.

2- مشكلة الدراسة:

تتمثل مشكلة الدراسة في أن معظم النماذج الإحصائية والاقتصادية بما فيها النماذج التقليدية والحديثة المستخدمة لتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بسلوك المتغيرات الاقتصادية لم تكن دقيقة في عملية التنبؤ، ويعني ذلك أنه من الصعب الاعتماد عليها في هذا المجال، وباعتبار أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) تمثل واحدة من أهم هذه النماذج، عليه يمكن تلخيص مشكلة الدراسة في التساؤل التالي:

إلى أي مدى يمكن الاعتماد على نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في تفسير سلوك واتجاه ومن ثم التنبؤ بمتوسط سعر صرف الجنيه السوداني؟

3- فروض الدراسة:

تسعى هذه الدراسة لاختبار الفرضيتين التاليتين:

1. القيم المقدرة لسعر الصرف باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) تكون قريبة جداً من القيم الفعلية.
2. نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) لها مقدرة عالية للتنبؤ بسعر صرف الجنيه السوداني في المستقبل.

4- أهداف الدراسة:

ترمي هذه الدراسة إلى تحقيق الأهداف التالية:

أ- التعرف على نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية وخطوات تطبيقها للتنبؤ.

ب- اختبار مدى فاعلية النظم الحديثة لتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بسلوك واتجاه المتغيرات الاقتصادية المالية بما في ذلك سعر الصرف.

ج- صياغة نموذج قياسي يمكن من خلاله التنبؤ بسعر الصرف في السودان، والعمل على تطويره بما يخدم عملية التخطيط الاقتصادي للبلاد.

د- التنبؤ بمتوسط سعر الصرف السنوي حتى عام 2025م.

5- أهمية الدراسة:

أ- الأهمية العلمية:

وتتمثل في أن هذه النماذج تعتبر من المنهجيات الحديثة في تحليل وبسلوك المتغيرات الاقتصادية المالية، مما يعني ندرة الدراسات المستخدمة في هذا المجال، إذ نجد أن معظم الدراسات التي تناولت سعر الصرف في السودان لم تستخدم عائلة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بل استخدمت نماذج أخرى.

ب- الأهمية العملية:

وتبرز في استنتاج نموذج قياسي يستخدم للتنبؤ بمتوسط سعر الصرف السنوي في السودان للفترة القادمة، مما يدعم عملية التخطيط السليم، ووضع الموازنات العامة بصورة دقيقة، كذلك يمكن من التحكم في معدلات التبادل التجاري مع العالم الخارجي.

6- منهج الدراسة:

تستخدم الدراسة المنهج الوصفي لإبراز الجوانب النظرية الخاصة بمتغير الدراسة، والجانب النظري الخاص بمنهجية الدراسة المستخدمة، كما تستخدم المنهج التحليلي ومنهجية الاقتصاد القياسي لتحليل بيانات متغير الدراسة، بالإضافة إلى منهجية نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية باعتبار أنها تمثل المنهج الأساسي لهذه الدراسة.

7- مصادر البيانات:

تعتمد هذه الدراسة على البيانات الثانوية من عدة مصادر أهمها الكتب والدراسات والمنشورات المختلفة ذات الصلة بالموضوع، إضافةً إلى بيانات متغير الدراسة والتي تم الحصول عليها من قاعدة البيانات الإحصائية الخاصة ببنك السودان المركزي وخضعت لبعض التعديلات من قبل الباحث.

8- حدود الدراسة:

- الحدود المكانية: جمهورية السودان.
- الحدود الزمانية: في الفترة من 1960م إلى 2017م، باعتبار أن تلك الفترة تمثل بداية الاقتصاد السوداني في عصره الحديث، ومنذ عام 2008م حدثت تحولات كبيرة على مجريات الاقتصاد العالمي والوطني بما في ذلك فترة الأزمة المالية الأخيرة والتي لا زالت تبعاتها تؤثر على اقتصاد البلاد، فضلاً عن انفصال جنوب السودان وما تبعه من تدهور في الصادرات البترولية مما أثر سلباً على الميزان التجاري الذي انعكس أثره مباشرة على سعر الصرف.

ثانياً- الدراسات السابقة:

هناك عدداً من الدراسات التي تناولت هذا الموضوع بصيغ مختلفة، منها على سبيل المثال لا الحصر:

1- دراسة: (عاشور، 2014)

هدفت الدراسة لإمكانية توظيف نموذج تنبؤ حر ذكي قادر على محاكاة أي نموذج أو سلسلة زمنية خطية كانت أم شبه خطية أو غير خطية بغض النظر عن التوزيع الذي يتبعه الخطأ، إضافةً إلى اعتماد منهجية متطورة حديثة ذات قدرات ذكية للمعالجة وتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ، ومساعدة الهرم الإداري الأعلى في اتخاذ القرار والتخطيط ووضع الاستراتيجيات المناسبة. عليه تم استخدام المنهج الوصفي التحليلي من قبل الباحث لإبراز النقاط الهامة في استخدام النموذجين، ومن ثم المفاضلة أو الدمج بينهما من أجل الحصول على نموذج حر ذكي قادر على التكيف مع مختلف أنواع البيانات ذات السلاسل الزمنية وذلك باستخدام المنهجية التحليلية، وأهم ما توصلت إليه الدراسة هو إثبات صحة الفرضيات التي وضعها الباحث، لعل من أهمها كفاءة ومقدرة أسلوب الشبكات العصبية في معالجة السلاسل الزمنية شبه الخطية وغير الخطية، بالإضافة إلى كفاءة ومتانة قيم تنبؤات الأسلوب المعدل لنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، فضلاً عن عدم حساسيتها، وكانت أهم توصيات الدراسة هو اعتماد أسلوب الشبكات العصبية المعدل بشكل خاص، والأسلوب التقليدي لها بشكل عام كبديل عن طرائق السلاسل الزمنية بأنواعها المختلفة في درجة الخطية والنماذج غير متجانسة التباين والطرائق اللامعلمية ونماذج الانحدار الحصينة.

2- دراسة (علي و عمر، 2013):

هدفت الدراسة إلى تقديم آلية جديدة في تحديد كمية العلاقات بين المتغيرات الاقتصادية التي يشرح سلوكها المشاهد بقصد التحليل أو التنبؤ أو كليهما، وذلك في أنموذج للاقتصاد الكلي متعدد الأبعاد، افترضت الدراسة أن استخدام الآلية الحديثة أفضل من الآليات الأخرى أو التقليدية في معالجة سلسلة زمنية ذات أرقام حقيقية لمتغيرات الاقتصاد الكلي والتنبؤ بها مستقبلاً، وعليه تم استخدام النموذج الوصفي في إبراز الجانب النظري لمتغيرات الدراسة، والمنهجية التحليلية الخاصة بالاقتصاد القياسي لتحليل متغيرات النموذج المقترح، إضافةً إلى استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وتوصلت الدراسة إلى عدة نتائج منها: تعمل الشبكة العصبية الاصطناعية على تخفيض أوزان المدخلات وتنظيمها ضمن ديناميكية معينة لتحسين الإخراج بنسبة كبيرة مما يمكن من تطبيق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على مدى واسع من مشكلات العالم الحقيقية، وأنه بإمكان الشبكات العصبية الاصطناعية مؤقتاً الاستغناء عن بعض قياسات متغيرات الحالة وأحجامها فضلاً عن قدرتها على التعليم المزدوج والمعاينة في مدى زمني غير محدود، وأهم ما أوصت به الدراسة متمثلة في وجود طرق أخرى يمكن أن تستخدم فيها نظرية شبكة الخلايا العصبية العلمية (ANN) وينبغي بذل الجهود لتشجيع الباحثين للكشف عن القدرات الكامنة لهذه البدائل.

3- دراسة (جلال، 2012):

هدفت الدراسة إلى دراسة طرق التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام نموذجي بوكس – جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية وتوضيح مراحل عمل كل طريقة من أجل المفاضلة بينهما وإظهار المشاكل التي تواجه استخدام كل منهما، وتمثلت مشكلة البحث في أن أي النموذجين أفضل في التنبؤ؟ ومن أجل المساهمة في حل مشكلة البحث تم وضع عدداً من الفرضيات لعل أهمها هو أن التنبؤ باستخدام أحد النموذجين، يتأثر بنمط البيانات المدخلة، وأنه كلما كانت فترة التنبؤ أطول كانت نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية أدق، وبعد استخدام المنهج الوصفي والمناهج التحليلية المعروفة إضافة إلى منهجية بوكس – جينكينز، تم التوصل إلى نتائج كان من أهمها إثبات الفرض الذي تم ذكره سابقاً وهو أنه كلما كانت فترة التنبؤ أطول كانت نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية أدق، وفي حال العكس

يبين أفضلية نماذج بوكس – جينكينز، أهم توصيات الدراسة هي أفضلية استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على نماذج بوكس – جينكينز في حالة البيانات المضطربة والتي تعاني من مشكلة اختلاف التباين.

4- دراسة: (Philip, 2014)

تناولت الدراسة استخدام نماذج الشبكات العصبية للتنبؤ بسعر الصرف الأجنبي، وهدفت الدراسة إلى إمكانية التنبؤ بالتغيرات المفاجئة التي تحدث في سوق الصرف الأجنبي بصورة عامة، لذلك افترضت الدراسة أن نماذج الشبكات العصبية لها الدقة العالية في التنبؤ بسعر الصرف في المستقبل، عليه تم توفيق نموذج (AFERFM) باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي للتدريب والتنبؤ، وذلك من خلال الشبكات العصبية متعددة الطبقات، حيث تراوحت قيم الأوزان الابتدائية للشبكة العصبية المقترحة بين (0.1- و0.1)، وتوصلت الدراسة إلى عدة نتائج أهمها إثبات صحة الفرضية القائلة بدقة التنبؤ من خلال نموذج الشبكة العصبية، وأوصت الدراسة بضرورة تطوير النموذج المقدر للتنبؤ بسعر الصرف في المستقبل.

5- دراسة: (صفيرون و الرشيد، 2018)

تناولت الدراسة نماذج الشبكات العصبية للتنبؤ بسعر الصرف في السودان، تمثلت أهمية هذه الدراسة في أنها تستخدم الأساليب الحديثة للتحليل الإحصائي والتنبؤ بسلوك المتغيرات الاقتصادية المالية، وهدفت الدراسة إلى التعرف على طبيعة سعر الصرف في السودان، وتمثلت أهم فرضيات الدراسة في أن سعر الصرف يمثل ظاهرة نقدية تؤثر على كل المتغيرات الاقتصادية الأخرى، كما افترضت الدراسة أيضاً أن استخدام نماذجGARCH ونماذج الشبكات العصبية لها المقدرة العالية على التنبؤ بسعر الصرف ومجابهة مشاكل القياس. تم الوصول إلى النتائج التي أثبتت صحة جميع الفرضيات الموضوعة للدراسة، إضافةً إلى أن هناك علاقة قوية بين معدل نمو الناتج المحلي وسعر الصرف، وأن النموذج GARCH(2,2) هو أفضل نموذج تم توفيقه من عائلة نماذجGARCH ، والنموذج MLP(1-1-1)هو أفضل نماذج الشبكات العصبية للتنبؤ بسعر الصرف في السودان، وأوصت الدراسة بضرورة تطوير النماذج المقترحة من أجل التنبؤ في المدى الطويل، بالإضافة إلى ضرورة تطوير القطاع الزراعي والصناعي لدعم الناتج المحلي الإجمالي بما يحقق الاستقرار في سعر الصرف وتفعيل السياسات التي تحد من التدني المتواصل في قيمة العملة الوطنية، كذلك الابتعاد عن سياسات تثبيت سعر الصرف لأنها أدت إلى نتائج سلبية في الماضي

المبحث الأول: الإطار النظري:

المطلب الأول: نماذج الشبكات العصبية (Artificial Neural Networks):

قبل الحديث عن الشبكات العصبية الاصطناعية، لابد أن نتعرف أولاً على العلم الذي يحتضن هذه الشبكات العصبية، ونقصد هنا علم الذكاء الاصطناعي، والذي هو نتاج الاكتشافات العظيمة التي لم تكن لولا وجود الحاسب الآلي.

أ- تعريف الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence:

يمكن تعريف الذكاء الاصطناعي بأنه: " علم يهتم بصناعة آلات تقوم بتصرفات يعتبرها الإنسان تصرفات ذكية " أو بمعنى آخر هو: " محاولة جعل الآلات العادية تتصرف كالآلات التي نراها في أفلام الخيال العلمي " حسب تعريف (رسَل بيل)" (النور، 2015).

أي أن الذكاء الاصطناعي هو علم هدفه الأول هو جعل الحاسوب وغيره من الآلات تكتسب صفة الذكاء، ويكون لها القدرة على اشياء ما زالت إلى عصر قريب حصراً على الإنسان، كالتفكير والتخاطب والإبداع...

تعريف آخر(يعد الذكاء الاصطناعي دراسة للسلوك الذكي (في البشر والحيوانات والآلات)، كما أنه يمثل محاولة لإيجاد السبل التي يمكن بها إدخال مثل هذا السلوك على الآلات الاصطناعية، علاوةً على ذلك، يعد الذكاء الاصطناعي من أصعب الموضوعات وأكثرها إثارةً للجدل للبشرية بأسرها" (بلاي، 2008)

ب- تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN):

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية في الأساس محاولة لمحاكاة العقل البشري، وهي ترتكز على فكرة أنه بالإمكان استخلاص بعض الخصائص الأساسية للعقل البشري وتبسيطها ثم استعمالها لمحاكاة العقل. وأهم هذه الخصائص هي التوصيلات أو الربط بين الخلايا العصبية والتي أثبت مختصو علم الأعصاب أنها مخزن للمعلومات في العقل وأهم أجزائه، فالعقل البشري يخزن المعطيات ويتعلم المعلومات الجديدة عن طريق تقوية الربط أو إضعافه بين الخلايا العصبية العديدة.

ومن الناحية العلمية فقد عرَف كل من (أربيب – نيلسون - جوسبرج) الشبكات العصبية الاصطناعية كما يلي: " هي تركيبات للمعالجة المتوازية الموزعة تعتمد أساساً على عنصر المعالجة (P.E) القادر على العمل كذاكرة محلية مع إجراء عمليات المعالجة المختلفة، والذي له مخرج واحد يتفرع إلى كثير من التفرعات (Fans Out) التي تحمل نفس الإشارة الخارجة منه مع بقاء المعالجة محلية، أي أنها تعتمد على القيم المدخلة كذلك القيم المخزونة بالذاكرة المحلية (Local Memory) لهذه العناصر الحسابية ". (الشرقاوي)

ونلاحظ أن الشبكات العصبية الاصطناعية باختلاف أنواعها، تشترك جميعها في الخواص التالية:

1- التمثيل الموزع (Distributed Representation).
2- المعالجة المحلية (Local Processing).
3- المعالجة اللاخطية (Non Linear Processing).

ويرجح الكل أن للشبكات العصبية الاصطناعية دوراً كبيراً في اتخاذ القرارات المبنية على بيانات ناقصة أو مضطربة، ومعنى ذلك أنها قادرة على التنبؤ في حالة توافر لديها بيانات متشابهة بالتي عرفت عليها سابقاً دون الحوجة منا لمعالجة تلك البيانات الناقصة أو الجزئية المفصَلة" (السالمي ، 1999)

كيف يحدد العصبون مخرجاته؟

كانت إسهامات (واين ماك كولوش ووالتر بيتيس) في عام 1943م، إذ اقترحا فكرة بسيطة جداً لازالت تمثل الأساس لمعظم الشبكات العصبية الاصطناعية، وحسب الفكرة فإن العصبون يقوم بحساب مجموع أوزان إشارات المدخلات، ويقارن النتيجة مع قيمة العتبة (θ)، فإذا كان صافي المدخلات أقل من قيمة العتبة، فتكون مخرجات العصبون (-1)، أما إذا كان صافي المدخلات أكبر من أو يساوي قيمة العتبة، فإن العصبون يكون منشطاً وتحصل مخرجاته على (+1).

وبعبارة أخرى يمكن للعصبون التحويل أو دالة التنشيط (Activation Function) على النحو التالي:

$$X = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i \rightarrow (1)$$

$$Y = \{+1\ if\ x \geq \theta \quad -1\ if\ x \leq \theta$$

حيث أن:

X = صافي المدخلات الموزونة للعصبون w_i = وزن المدخلات (i).

x_i = قيمة المدخلات (i= n عدد مدخلات العصبون. y = مخرجات العصبون).

ويسمى هذا النوع من دوال التنشيط بدالة تنشيط الإشارة (Sign Function)، وتتمثل المخرجات الفعلية للعصبون وفقاً لدالة تنشيط الإشارة على النحو التالي:

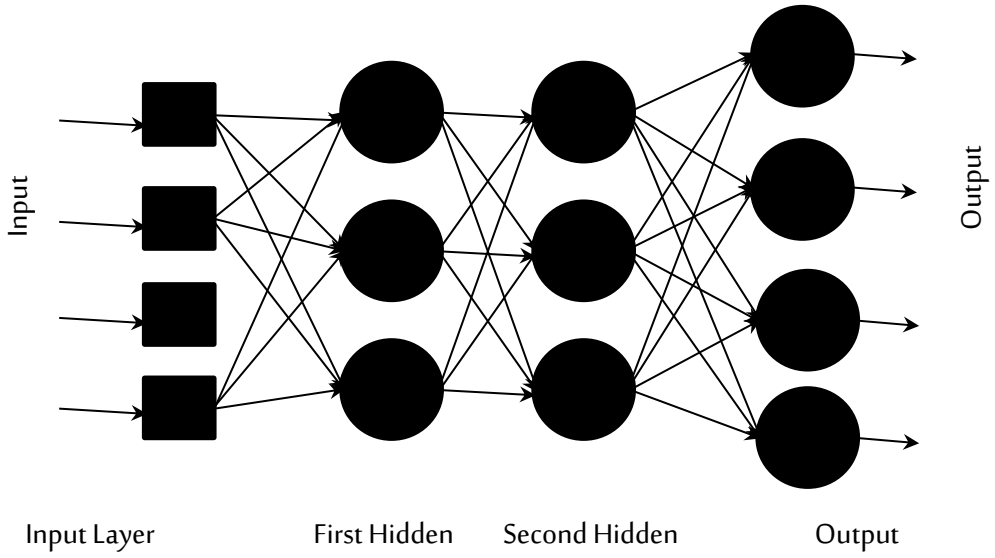
$$Y = \sum_{i=1}^{n} \quad x_i w_i - \theta \rightarrow (2)$$

وتضم دوال التنشيط عموماً أربعة خيارات رئيسية هي:

1- دوال تنشيط الخطوة (Step Function).
2- دوال تنشيط الإشارة (Sign Function).
3- دوال الخطية (Linear Function)
4- الدوال الأسية (Sigmoid Function).

المطلب الثاني: الشبكات العصبية متعددة الطبقات:

المدرك متعدد الطبقات هو عبارة عن شبكة عصبية أمامية التغذية بها طبقة واحدة أو أكثر مخبأة، وتقليدياً تتكون الشبكة من طبقة ومدخلات العصبونات المصدر، وطبقة مخبأة (أو طبقة متوسطة واحدة على الأقل للعصبونات الحسابية)، وطبقة مخرجات للعصبونات الحسابية. وتنتشر إشارات المدخلات في الاتجاه الأمامي على أساس من طبقة لطبقة.



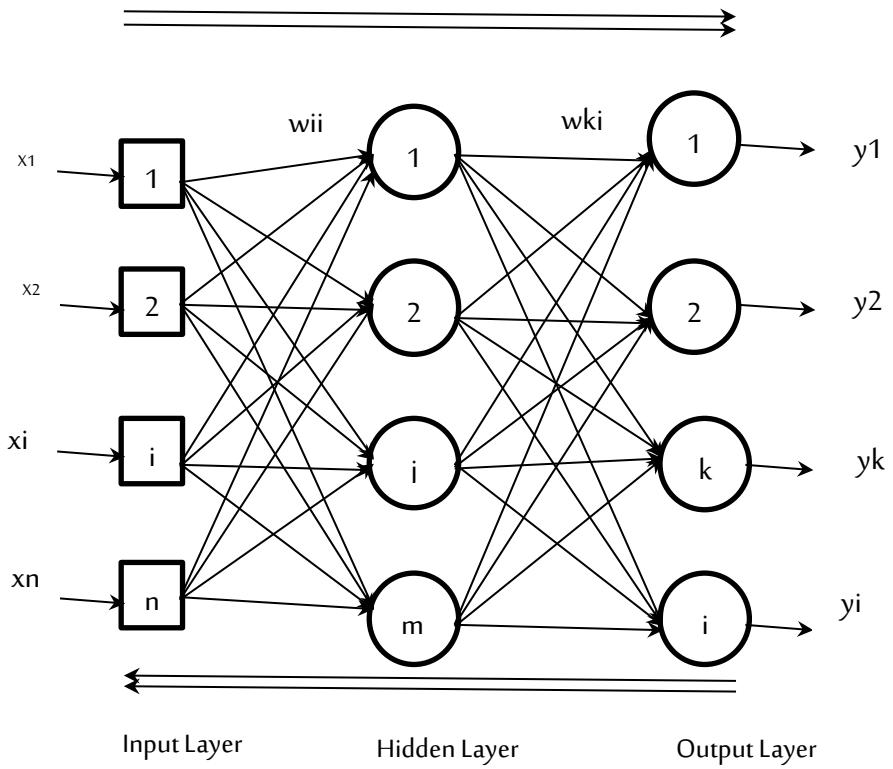
الشكل رقم (1): مدرك واحد بطبقتين خفيتين.

وتتمثل أهمية الطبقة المخبأة (Hidden Layer) في الشبكات العصبية في أنها تمد العصبونات الموجودة في الطبقة المخبأة بالسمات المختلفة، وتمثل أوزان العصبونات السمات المخبأة في أنماط المدخلات، وتستخدم طبقة المخرجات هذه السمات بعد ذلك في تحديد نمط المخرجات. ومع طبقة مخبأة واحدة يمكننا تمثيل أي دالة مستمرة من إشارات المدخلات، بوجود طبقتين مخبأين يمكن تمثيل الدوال غير المستمرة أيضاً.

كما أن الطبقة المتوسطة في الشبكات متعددة الطبقات أو (الطبقة المخبأة)، تقوم بإخفاء المخرجات المرغوب فيها، ولا يمكن ملاحظة العصبونات الموجودة في الطبقة المخبأة من خلال سلوك مدخلات أو مخرجات الشبكة، أي أن المخرجات المرغوب فيها تتحدد بواسطة الطبقة المخبأة نفسها" (نيجنفيتسكي ، 2004)

شبكات الانتشار العكسي:

إذا كانت لدينا شبكة مكونة من ثلاث طبقات، مدخلات ومخرجات وطبقة مخبأة، فإن شكل الانتشار الخلفي أو العكسي يمكن تمثيله بالشكل التالي:



الشكل رقم (2) شبكة عصبية للانتشار الخلفي (العكسي) من ثلاث طبقات.

من الشكل أعلاه، تنتشر إشارات المدخلات ($x_1,x_2,...,x_n$)خلال الشبكة من اليسار إلى اليمين، وتنتشر إشارات الخطأ ($e_1,e_2,...,e_n$) من اليمين إلى اليسار، ويرمز الرمز (w_{ij}) إلى وزن الارتباط بين العصبون (i) في طبقة المدخلات، والعصبون (j) في الطبقة المخبأة، ويرمز الرمز (w_{jk}) إلى الوزن بين العصبون (j) في الطبقة المخبأة والعصبون (k) في طبقة المخرجات. وعموماً يمكن إتباع الخطوات التالية في خوارزمية تدريب شبكات الانتشار الخلفي أو العكسي:

الخطوة الأولى: وضع القيم الابتدائية:

نحدد كل أوزان ومستويات العتبة للشبكة بتوزيع منتظم للأرقام العشوائية داخل مدى صغير كما الآتي:

$$\left(\frac{-2.4}{Fi}+\frac{2.4}{Fi}\right)$$

حيث أن (Fi) = إجمالي عدد المدخلات للعصبون في الشبكة، ويكون تحديد القيم على أساس كل عصبون تلو الآخر.

الخطوة الثانية: التنشيط:

تنشيط شبكة الانتشار الخلفي عن طريق تطبيق المدخلات ($x_{1(p)},x_{2(p)},...,x_{n(p)}$)، والمخرجات المرغوب فيها $y_{d,1(p)}, y_{d,2(p)},..., y_{d,n(p)}$.

1- حساب المخرجات الفعلية للعصبونات في الطبقة المخبأة:

$$Y_i(p) = Sigmoid[\sum_{i=1}^{n} x_i(p) \times w_{ij}(p) - \theta]$$

حيث أن:

n ≡ عدد المدخلات للعصبون (j) في الطبقة المخبأة.

Sigmoid ≡ دالة تنشيط أس.

2- حساب المخرجات الفعلية للعصبونات في طبقة المخرجات:

$$Y_k(p) = Sigmoid[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k]$$

n ≡ عدد المدخلات للعصبون k في طبقة المخرجات.

الخطوة الثالثة: تدريب الأوزان:

تجديد الأوزان في شبكة الانتشار العكسي عن طريق نشر الأخطاء المصاحبة لعصبونات المخرجات للخلف:

1- حساب ميل أو انحدار الخطأ للعصبونات في طبقة المخرجات:

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p)$$

حيث أن:

$$e_k = y_{d,k,}(p) - y_k(p)$$

وحساب تصحيحات الأوزان:

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p)$$

وكذلك تجديد الأوزان عند عصبونات المخرجات:

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

2- حساب ميل أو انحدار الخطأ للعصبونات في الطبقة المخبأة:

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times \left[1 - y_j(p)\right] \times \sum_{k=1}^{j} \delta_k(p) \times w_{jk}(p)$$

ويتم حساب تصحيح الأوزان كالآتي:

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times x_i(p) \times \delta_j(p)$$

ولتجديد الأوزان لعصبونات الطبقة المخبأة:

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p)$$

الخطوة الرابعة: التكرار:

زيادة التكرار (p) بمقدار واحد صحيح والعودة إلى الخطوة الثانية، وتكرار العملية حتى يتحقق معيار الخطأ المطلوب.

المطلب الثالث: البيرسبترون متعدد الطبقات (Multi-Layer Perceptron MLP):

شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات من أكثر الشبكات العصبية استخداماً في مجال السلاسل الزمنية والتنبؤ، وتقوم فكرة هذه الشبكة على استخدام القيم السابقة للسلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة، وقيم تجميع الأوزان في الطبقة الخفية بالنسبة للمدخلات، يتم استخدام دالة التحويل (Sigmoid).

أما طبقة المخرجات الخاصة بهذه الشبكة، فهي تستقبل مخرجات الطبقة الخفية، تطبق عليها تحويل دالة الخطية، حيث يتم انتاج القيم المتنبأ بها في السلسلة الزمنية.

والنموذج المستخدم في التنبؤ باستخدام نماذج (MLP) يحسب بالعلاقة التالية:

$$X_{\square}\hat{} = w_0 + \sum_{j=1}^{h} \quad w_i f_j \left[\sum_{i=1}^{n} \quad w_{ij} x(k-1) \right] + w_{j0}$$

حيث أن:

(h) ≡ عدد وحدات الطبقة الخفية.

(n) ≡ الأوزان بين المدخلات والطبقة الخفية.

w_{ij} ≡ الأوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات.

f_j ≡ دالة تحفيز (Sigmoid) في الوحدات الخفية.

وعموماً يمكن تلخيص عملية التنبؤ باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في الخطوات التالية:

1- تحديد المتغيرات.
2- معالجة البيانات.
3- تقسيم البيانات إلى ثلاثة مجموعات:
   - المجموعة الأولى للتدريب.
   - المجموعة الثانية للاختبار.
   - المجموعة الثالثة للتحقق، على أن يكون مجموع نسب البيانات يساوي واحد صحيح.
4- بناء وتكوين النموذج.
5- تحديد معايير تقييم النموذج.
6- تدريب الشبكة العصبونية المقترحة.
7- التحقق من جودة النموذج المقدر.
8- التنبؤ باستخدام النموذج المقدر.

المبحث الثاني: سعر الصرف Exchange Rate:

المطلب الأول: تعريف سعر الصرف: " هو سعر عملة بعملة أخرى، أو هو نسبة مبادلة عملتين إحدى العملتين تعتبر سلعة بينما العملة الأخرى تمثل ثمناً لتلك السلعة. (حشيش و شهاب ، 2003) فسعر الصرف عبارة عن عدد الوحدات التي يجب دفعها من عملة معينة، وذلك للحصول على وحدة واحدة من عملة أخرى، وهناك عدة تعريفات مختلفة لسعر حسب الغرض من الصرف، أو حسب المدى الزمني (آجل، عاجل، ...)، وأيضاً حسب ظروف ومتطلبات العرض والطلب في سوق الصرف الأجنبي للعملات.

المطلب الثاني: النظريات المفسرة لسعر الصرف:

1- نظرية المرونة السعرية:

تعتبر هذه النظرية أن سعر الصرف هو الذي يؤثر على التوازن بين قيمة الصادرات والواردات للدولة المعنية، فإذا حدث عجز في الميزان التجاري فإن ذلك يؤدي لتخفيض سعر صرف العملة المحلية تجاه العملات الأجنبية في ظل نظام سعر الصرف المرن، مما يجعل أسعار الصادرات متدنية تجاه العالم الخارجي وأسعار الواردات مرتفعة بالنسبة للمقيمين، وينتج عن ذلك ارتفاع الصادرات وانخفاض الواردات حتى يتحقق التوازن في الميزان التجاري، وأن سرعة تعديل سعر الصرف تعتمد على مدى استجابة الصادرات والواردات، وهو ما يعرف بالمرونة السعرية لسعر الصرف (حشيش و شهاب ، 2003).

2- نظرية تعادل القوة الشرائية:

تفترض النظرية أن التوازن في سعر الصرف بين عملتين يمكن أن يحدث عندما يكون هناك توازناً في القوة الشرائية للأسعار المحلية. مثلاً إذا كان 1 دولار أمريكي يمكن أن يعادل 8 جنيه سوداني، فإن تعادل القوة الشرائية يمكن أن يقوم في حالة أن هذين المبلغين يمكن الشراء بهما نفس كمية السلع في البلدين (أمريكا والسودان)، وذلك لأن النظرية تفترض أن النقود المحلية تتوقف على مستوى الأسعار السائدة محلياً، فإذا ارتفعت الأسعار دل ذلك على انخفاض القوة الشرائية والعكس صحيح. لكن ما يؤخذ على هذه النظرية أنها لم تهتم بطريقة تحديد أسعار الصرف التي سوف تؤثر على تحقيق التوازن، بالإضافة إلى أنها تتجاهل نفقات النقل والترحيل التي تؤثر في تكلفة السلع، وبالتالي تحول دون تعادل القوة الشرائية بين الداخل والخارج.

3- النموذج النقدي لسعر الصرف:

تحاول هذه النظرية وضع نموذج نقدي لسعر الصرف وفقاً للعلاقة النسبية بين أسعار العملات المختلفة، ويعتبر النموذج النقدي في ظل افتراض مرونة الأسعار أحد النماذج المفسرة لأسباب التقلبات في أسعار الصرف، ففي هذا النموذج يعتبر سعر الصرف أحد المتغيرات الاقتصادية الكلية الذي يؤثر ويتأثر بمعدلات التضخم، مستوى الانتاج معدل النمو، عجز الموازنة العامة وميزان المدفوعات.

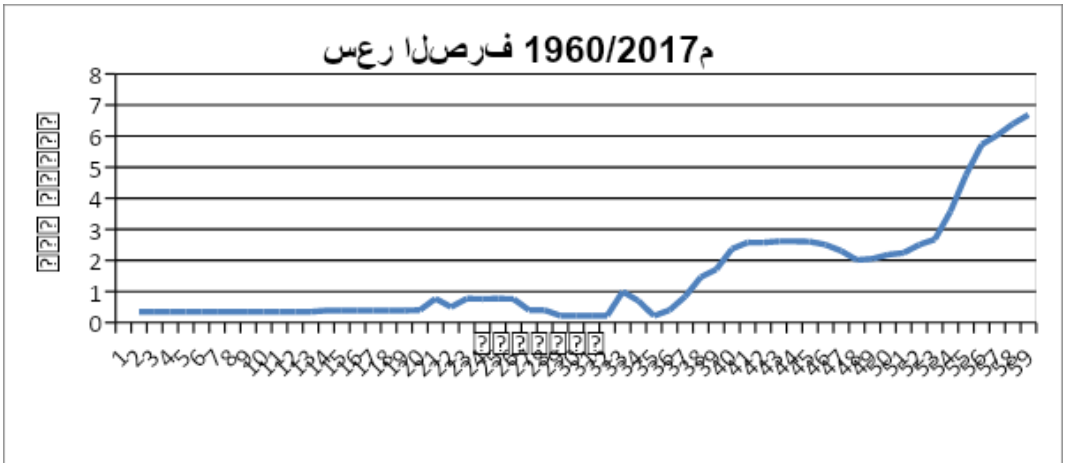
4- نموذج المحفظة:

نموذج المحفظة (مدخل ميزان المحفظة إلى سعر الصرف أو إلى ميزان المدفوعات) يعتبر بديل المدخل النقدي لسعر الصرف حيث أن هناك علاقة عكسية بين سعر الصرف الحقيقي والحساب الجاري وفي ذات الوقت فإن الطلب على النقود يؤثر على كل من الدخل الحقيقي والمستوى العام للأسعار وسعر الفائدة أي أنه كلما زاد الدخل ازدادت التكلفة البديلة لحمل النقود (الودائع التي لا تحقق فوائد كالودائع الجارية) في محل الأصول التي تحقق فوائد (كالسندات وأذونات الخزانة والودائع لأجل) وعليه فإن الطلب على النقود يرتبط طردياً بسعر الفائدة وبذلك يتم تفسير التغير في سعر الصرف وفقاً العوامل التي تحدد التدفقات النقدية والرأسمالية " (حسين و اخرون ، 2005)

المبحث الثالث: الجانب التطبيقي للدراسة:

المطلب الأول: وصف السلسلة الزمنية لسعر الصرف:

تمثل بيانات الدراسة المتوسط السنوي لسعر الصرف بين الدولار الأمريكي والجنيه السوداني، في الفترة عام 1960م حتى عام 2017م، أي أن عدد مشاهدات الدراسة (58) مشاهدة، حيث كانت أدنى قيمة للسلسة (0.216) كانت في عام 1993م، وكانت أعلى قيمة للسلسلة (6.684) في عام 2017م، وبلغ المتوسط العام للسلسلة (1.486) بانحراف معياري (1.664)، ومعامل الإلتواء للسلسلة (1.690) ومعامل التفرطح (5.241)، وهذا يعني أن بيانات السلسلة لا تتبع التوزيع الطبيعي، حيث أن القيمة الاحتمالية للتوزيع هي (0.000) وهي أقل من (0.05) لذلك نرفض فرض العدم القائل بأن السلسلة تتوزع توزيعاً طبيعياً. ويظهر ذلك من خلال الرسم أدناه.



الشكل رقم (3) سلسلة بيانات سعر الصرف من 1960م /2017م.

نلاحظ من الرسم أعلاه أن سعر الصرف كان ثابتاً إلى حد ما في بداية الفترة حتى عام 1981م، وذلك بسبب سياسات البنك المركزي تجاه سعر الصرف في تلك الفترة، وبدأ سعر الصرف في التذبذب - في نطاق محدود - منذ عام 1982م حتى عام 1995م، ويرجع ذلك أيضاً إلى السياسات المتبعة من قبل السلطات النقدية تجاه سعر الصرف، لكن منذ العام 1996م وحتى عام 2011م، أخذ سعر الصرف في الارتفاع (المتذبذب)، وذلك بسبب تأثير الحصار الاقتصادي المفروض على البلاد منذ عام 1996م، كذلك الفترة من عام 2012م وحتى نهاية الفترة في 2017م نلاحظ ارتفاع سعر الصرف بصورة كبيرة ومتواصلة ويرجع سبب ذلك إلى انفصال جنوب السودان في عام 2011م وما صاحبه من فقدان 80% من موارد البلاد النفطية، وبالتالي تدني حصيلة الصادرات مما أثر سلباً على الميزان التجاري وبالتالي كان التأثير المباشر واضحاً على سعر الصرف في تلك الفترة.

المطلب الثاني: وصف الشبكة العصبية المقترحة لبيانات سعر الصرف:

تم تحديد نموذج الشبكات العصبية الخاص للتنبؤ بسعر الصرف في السودان من خلال متوسط البيانات السنوية لسعر الصرف في الفترة من 1960م حتى 2017م، وتم استخدام برنامج MATLAB للوصول إلى الشبكة العصبية المناسبة لوصف هذه البيانات، وبعد توفيق عدة نماذج، وجد أن نموذج الشبكة العصبية MLP(1,1,1) هو النموذج الأفضل من بين تلك النماذج التي تم تقديرها.

MLP (1، 1، 1) يعني ذلك أن النموذج هو نموذج الشبكة العصبية متعددة الطبقات (Multi-Layers Perceptron) ، بمعنى أنه توجد طبقة مدخلات وحيدة وطبقة مخرجات واحدة، إضافةً إلى طبقة خفية واحدة، وكان عدد العصبونات في الطبقة الخفية (3) عصبونات، وعصبون واحد في طبقة المخرجات، وتم استخدام تابع التفعيل (logsig) للطبقة الخفية، وتابع التفعيل (pure line) لطبقة المخرجات.

وتم استخدام خوارزمية الانتشار الأمامي (Feed Forward Propagation)، وذلك باستخدام الدالة اللوجستية (Logistic Function)، وتابع التدريب أو تابع الخطوة لهذه الدالة هو (TRAINGDM) وكانت معلماته على النحو التالي:

1- معدل التعلم lr=0.01.
2- الهدف Goal=1e-3.
3- الميل الأصغر Mini Grade=1e-5.

وتم استخدام البيانات بنسبة 100% للتدريب فقط دون إعطاء نسبة للتحقق والاختبار – وذلك بسبب صغر حجم العينة – وعليه تم الوصول إلى النتائج التالية:

جدول رقم (1): نتائج مخرجات الشبكة العصبية لنموذج MLP(1,1,1):

إسم الشبكة	خطأ التدريب	خطأ الاختبار	خطأ التحقق	دالة التنشيط
MLP(1-1-1)	0.0529	0.0104	0.0302	Logistic

المصدر: مخرجات برنامج MATLAB.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن الشبكة العصبية تدربت بصورة جيدة، بدا ذلك واضحاً من خلال تدني معدلات الأخطاء الثلاثة، وهذا يعني أن مخرجات الشبكة العصبية تقترب إلى حد ما من الهدف المرجو منها، وكان متوسط الخطأ العام للشبكة هو (0.0380)، وهذه هي القيم التي توقفت عندها عملية التدريب بعد أن وصلت قيم الأخطاء السابقة إلى أقل ما يمكن.

وكانت قيم الأوزان النهائية للشبكة على النحو التالي:

جدول رقم (2): الأوزان النهائية للنموذج المقترح:

قيم الأوزان	8.227-	8.378	9.299

المصدر: مخرجات برنامج MATLAB.

المطلب الثالث: فحص جودة النموذج:

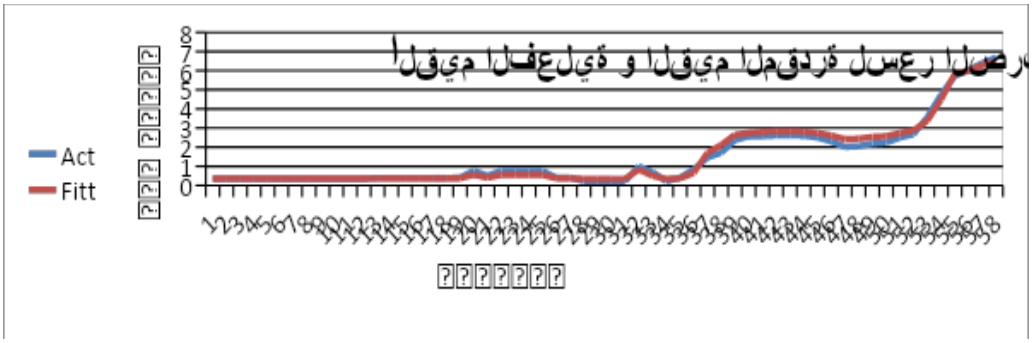
في هذه المرحلة سنأخذ عينة من القيم الحقيقية والقيم المخرجة عن طريق النموذج المقترح، كذلك حساب قيمة متوسط مربع الخطأ (MSE) الناتج عن طريق الشبكة في الجدول التالي، لتكن القيم الخمسة الأولى:

جدول رقم (3): اختبار خطأ التدريب للشبكة العصبية المقترحة:

القيم الحقيقية	0.347	0.347	0.347	0.347	0.347
القيم المقدرة	0.358	0.358	0.358	0.358	0.358
خطأ التدريب	0.067	0.011	0.012	0.012	0.016

المصدر: مخرجات برنامج MATLAB.

نلاحظ من الجدول أعلاه تقارب القيم الحقيقية من القيم المقدرة – إلى حد ما – ونلاحظ أيضاً أن خطأ التدريب المقابل لكل قيمة على حده يقترب من الصفر، ويعني ذلك أن النموذج يعتبر جيداً لتمثيل عملية التنبؤ بسعر الصرف في الفترة القادمة، وللتأكد من جودة النموذج المقدر عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية، ينبغي تمثيل مخرجات قيم الشبكة العصبية مع القيم الحقيقية لسعر الصرف خلال الفترة من 1960م حتى 2017م، وذلك للتأكد من درجة ونجاح عملية التدريب، ويمكن تمثيل ذلك في الشكل أدناه، حيث نلاحظ تقارب القيم الحقيقية مع القيم المقدرة لسعر الصرف عن طريق نموذج الشبكة العصبية MLP(1-1-1)، إلا أن التطابق بين القيم الحقيقية والمقدرة لم يكن تطابقاً تاماً، ومع ذلك يعتبر هذا النموذج هو الأفضل من بين النماذج التي تم تجريبها.



شكل رقم (4) القيم الفعلية والمقدرة لسعر الصرف 1960م /2017م:

المصدر: أعده الباحث باستخدام برنامج Excel.

المطلب الرابع: التنبؤ باستخدام النموذج المقدر:

تعتبر عملية التنبؤ هي آخر مرحلة من مراحل عملية بناء وتقدير النماذج القياسية والإحصائية، وتتم عملية التنبؤ بعد التأكد من أن النموذج الذي تم توفيقه قد اجتاز جميع الاختبارات الخاصة قبل البدء في تقدير القيم المستقبلية.

وبما أنه لدينا نموذج الشبكة العصبية MLP(1-1-1)، فإن هذا النموذج يعتبر جيداً لوصف سعر الصرف ومن ثم يمكننا البدء في عملية التنبؤ بصورة مباشرة باعتبار أن التنبؤ يبدأ من عام 2018م وحتى عام 2025م، وكون ذلك في الجدول التالي:

جدول رقم (4): القيم المتوقعة لسعر الصرف من 2018م إلى 2025م:

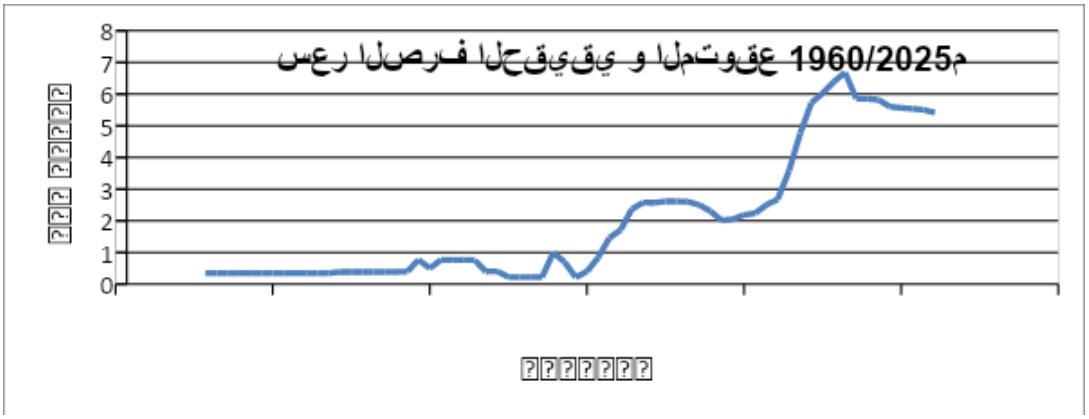
2018م	2019م	2020م	2021م
5.585	5.583	5.820	5.602
2022م	2023م	2024م	2025م
5.567	5.538	5.505	5.418

المصدر: مخرجات برنامج MATLAB.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن القيم المتنبأ بها لسعر بدت مستقرة ومتناقصة بنسبة غير ثابتة مما يدل على قوة نموذج الشبكة العصبية في محاكاتها للعينة المدخلة لعملية التنبؤ، إذ من المتوقع أن يتحسن سعر الصرف في السودان بسبب رفع الحصار الاقتصادي عن البلاد والذي تم في الربع الأخير من العام المنصرم، مما يعني انفتاح البلاد في السوق المالية العالمية، وتوقع تدفق الاستثمارات وزيادة الصادرات مما يؤدي إلى زيادة المعروض من النقد الأجنبي، الأمر الذي يؤدي إلى انخفاض سعره مقابل العملة الوطنية من ناحية، ومن ناحية أخرى يؤدي إلى تحسن الميزان التجاري وبالتالي تقليص العجز في ميزان المدفوعات، مما يؤدي إلى تحسن المؤشرات الاقتصادية الكلية وبالتالي ينعكس ذلك على معدل نمو الناتج المحلي، ويظهر ذلك بشكل مباشر على استقرار سعر صرف العملة الوطنية.

ونلاحظ من خلال القيم المتنبأ بها في الشكل التالي، انخفاض حاد في متوسط سعر الصرف لفترة التنبؤ الأولى (2018م) حيث سجل سعر الصرف 5.858 بالمقارنة مع آخر سعر صرف فعلي عام (2017م) حيث كان 6.684، ويدل ذلك على استجابة النموذج إلى التغيرات المتوقعة في سعر الصرف – بصورة ذكية – وهذا ما يميز نماذج الشبكات العصبية عن غيرها من النماذج الأخرى، إذ أنها لا تعتمد معادلة معينة لتعطي قيم ذات نسبة ثابتة، بل تتوقع قيماً غير ثابتة تعتمد على العينة التي تم تدريبها عليها، وتقوم الشبكة بمحاولة محاكاة العينة التي أدخلت عليها، فعندما تتساوى قيمة المدخلات مع قيمة المخرجات تكون الشبكة قد تدربت بنسبة 100% وهذا نادراً ما يحدث، لذلك نجد قيمة متوسط مربع الخطأ في الشبكة العصبية كأداة لقياس الفرق بين القيم الفعلية (المدخلات) والقيم المقدرة (المخرجات)، فكلما كانت قيمة الخطأ قريبة من الصفر كان النموذج أقوى لوصف السلسلة أو الظاهرة، والعكس هو الصحيح.

والشكل التالي يوضح القيم الفعلية لسعر الصرف والقيم المتوقعة من خلال نموذج الشبكة العصبية MLP(1-1-1) في الفترة من 1960م إلى عام 2025م:



شكل رقم (5): القيم الفعلية والمتوقعة لسعر الصرف 1960م /2025م:

المصدر: أعده الباحث باستخدام برنامج Excel.

النتائج والتوصيات:

من خلال التحليل الإحصائي والوصفي لبيانات سعر الصرف خلال الفترة من عام 1960م إلى عام 2017م، يمكن أن نخلص بالنتائج والتوصيات التالية:

أولاً: نتائج الدراسة:

1- نموذج البيرسبترون متعدد الطبقات MLP(1-1-1) هو أفضل نموذج تم توفيقه من نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية لبيانات سعر الصرف.

2- القيم المقدرة لسعر الصرف من خلال نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية تقترب كثيراً من القيم الفعلية لسعر الصرف.

3- القيم المتنبأ بها لسعر الصرف باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية أفضل من تلك المتنبأ بها باستخدام نماذج أخرى.

4- تبين من خلال مخرجات الجانب الوصفي لسعر الصرف في السودان، أن هناك علاقة طردية قوية بين معدل نمو الناتج المحلي الإجمالي ومتوسط سعر صرف الجنيه السوداني.

ثانياً: توصيات الدراسة:

1- ضرورة تطوير النموذج المقترح للتنبؤ بسعر الصرف في السودان، وذلك بما يخدم عملية التخطيط الاقتصادي والاستراتيجي السليم.

2- ضرورة توفير المعلومات الدقيقة والحديثة – بكل مصداقية – عن المتغيرات الاقتصادية الكلية والجزئية، وجعلها في متناول يد الباحثين والخبراء، مما يدعم جودة البحوث والدراسات، وبالتالي حل بعض مشكلات الاقتصاد الوطني.

3- العلاقة القوية بين معدل نمو الناتج المحلي الإجمالي وسعر صرف الجنيه السوداني، تستدعي إجراء البحوث والدراسات بصورة عاجلة.

4- ضرورة مراجعة ومعالجة السياسات التي تقوم بها الإدارة الاقتصادية في البلاد تجاه سعر الصرف، وتشجيع القطاع الزراعي والصناعي والتوجه نحو الصناعات التحويلية، وتنويع مصادر الدخل والانتاج، وذلك لدعم الصادرات والحد من الواردات.

5- ضرورة تشجيع المغتربين وتحفيزهم بحوافز حقيقية من أجل استقطاب تحويلاتهم الأجنبية إلى البنوك بدلاً عن السوق الحرة، مما يحد من انتشارها بصورة كبير.

قائمة المراجع

- Philip, A. (2014). AkinwaleToufiki – AkintomideBidemi ,. Artificial Neural Network.
- حيدر حسين، واخرون. (2005). تطور سعر الصرف في السودان (2004/1956)، منشورات بنك السودان المركزي. الخرطوم: الخرطوم مطابع بنك الخرطوم المركزي.
- عادل حشيش، ومجدي شهاب. (2003). اساسيات الاقتصاد الدولي. بيروت: دار منشورات الحلبي الحقوقية.
- عادل النور. (30 9، 2015). المدخل الى علم الذكاء الاصطناعي. تم الاسترداد من www.lotusbookshop.blogspot.com
- عبد العظيم علي، وفوزيه عمر. (2013). استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ من انموذج للاقتصاد الكلي متعدد الابعاد في العراق (1996-2007). مجلة الاقتصادي الخليجي (24).
- علاء السالمي. (1999). نظم المعلومات والذكاء الاصطناعي. الاردن: دار المناهج للنشر والتوزيع.
- عمر محمد صفيرون، وطارق محمد الرشيد. (2018). استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر الصرف في السودان (1960-2020). جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، الدراسات التجارية، رسالة دكتوراه.
- محمد الشرقاوي. (بلا تاريخ). الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية الكتاب الأول سلسلة علوم وتكنولوجيا حاسبات المستقبل. القاهرة: مطابع المكتب المصري الحديث.
- محمد جلال. (2012). التنبؤ بالسلاسل الزمنية لمنسوب النيل الازرق في محطة ود مدني باستخدام نماذج بوكس - جنيكيز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية. رسالة ماجستير منشورة. جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.
- مروان عاشور. (2014). استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية المحسنة ونماذج بوكس - جنيكيز في تحليل السلاسل الزمنية. جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا - رسالة دكتوراه منشورة.
- ميشال نيجنفيتسكي. (2004). الذكاء الاصطناعي (دليل النظم الذكية). (سرور سرور، المترجمون) الرياض: دار المريخ للنشر.
- ويتباي بلاي. (2008). الذكاء الاصطناعي (الإصدار قسم الترجمة بدار الفاروق). القاهرة: دار الفاروق للاستثمارات.