مجلة جامعة طرطوس للبحوث والدراسات العلمية _ سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية المجلد (٩) العدد (٦) ٢٠٢٥
Tartous University Journal for Research and Scientific Studies -Economic and Legal Sciences Series Vol. (9) No. (6)2025

استخدام نماذج التعلم العميق من نوع LSTM المحسّنة بخوارزمية ADAM في التنبؤ بسعر الصرف في سورية

د. راميا الجبيلي*

د. محمد معد سليمان**

علي دالي***

(تاريخ الإيداع ٢٢/٦/ ٢٠٢٥ – تاريخ النشر ٢٨/٧/ ٢٠٢٥)

□ ملخّص □

يهدف هذا البحث إلى بناء نموذج تنبؤي دقيق لسعر الصرف الأسبوعي في سورية باستخدام الشبكات العصبية العميقة من نوع الذاكرة القصيرة والطويلة الأجل (LSTM)، المحسّنة بخوارزمية ADAM، استناداً إلى بيانات أسبوعية تغطي الفترة من ٢٠١٠ حتى أيار ٢٠٢٥. يأتي هذا البحث استجابة لحاجة علمية وعملية ملحة في ظل فشل النماذج التقليدية في التنبؤ الدقيق بسعر الصرف في بيئة اقتصادية تتسم بالتقلب الحاد وعدم الاستقرار النقدي. اعتمدت الدراسة على منهج كمي تحليلي، حيث تم إعداد السلسلة الزمنية لسعر الصرف، وتحليلها إحصائياً من خلال استخراج المؤشرات الوصفية ودوال الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي، ثم تدريب نموذج LSTM على ٨٠% من البيانات واختباره على النسبة المتبقية. أظهرت النتائج دقة عالية للنموذج، حيث بلغ معامل التحديد R^2 على بيانات الاختبار ٠,٩٦٩٣، وبلغت نسبة الخطأ المطلق MAPE حوالي ٥,٧٤%، مما يؤكد كفاءة النموذج في تتبع الأنماط الزمنية وتحقيق استقرار تدريبي. كما قدم النموذج تنبؤات مستقبلية للأشهر الأربعة الأخيرة من ٢٠٢٥ مع احتساب فترات عدم يقين واقعية تراوحت بين ±١٣٠٠ و±١٥٠٠ ليرة حول القيمة المتوقعة. وقد خلص البحث إلى أن نموذج LSTM مع ADAM يُعد أداة فعالة للتنبؤ في سياقات اقتصادية معقدة، ويوصى بتبنيه من قبل مصرف سورية المركزي لتدعيم قرارات السياسة النقدية. كما يُوصى بإجراء دراسات مقارنة مستقبلية مع نماذج أخرى مثل GRU وTransformer لتعزيز نتائج هذا النموذج في بيئات مشابهة.

الكلمات المفتاحية: سعر الصرف، الشبكات العصبية، LSTM، خوارزمية ADAM، التنبؤ الاقتصادي.

*أستاذ مساعد – قسم الإحصاء والبرمجة– كلية الاقتصاد – جامعة اللاذقية – اللاذقية – سورية.

**أستاذ مساعد – قسم الإحصاء ونظم المعلومات – كلية الاقتصاد – جامعة حلب – حلب – سورية.

***طالب دكتوراه – قسم الإحصاء والبرمجة– كلية الاقتصاد – جامعة اللاذقية – اللاذقية – سورية.

مجلة جامعة طرطوس للبحوث والدراسات العلمية _ سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية المجلد (٩) العدد (٦) ٢٠٢٥
Tartous University Journal for Research and Scientific Studies -Economic and Legal Sciences Series Vol. (9) No. (6)2025

Using Deep Learning Models of the LSTM Type Optimized with the ADAM Algorithm to Forecast the Exchange Rate in Syria

Dr. Ramia Al-Jubaili*
Dr. Muhammed Maad Suleiman**
Ali Dali***

(Received 22/6/2025.Accepted 28/7/2025)

□**ABSTRACT** □

This study aims to develop an accurate predictive model for the weekly exchange rate in Syria using Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks optimized with the ADAM algorithm, based on weekly data spanning from 2010 to May 2025. The research responds to a critical academic and practical need, as traditional models have failed to provide accurate forecasts in an economy characterized by volatility and monetary instability. A quantitative analytical approach was adopted, starting with preprocessing the exchange rate time series and performing statistical analysis through descriptive indicators and autocorrelation functions (ACF and PACF). The LSTM model was then trained on 80% of the data and tested on the remaining 20%. The results showed high predictive accuracy, with the coefficient of determination (R^2) reaching 0.9693 on the test set and a mean absolute percentage error (MAPE) of approximately 5.74%, confirming the model's ability to capture temporal patterns and achieve stable training. Additionally, the model provided future forecasts for the final four months of 2025, incorporating realistic uncertainty intervals ranging between ±1,300 and ±1,500 SYP around the central forecast. The study concludes that the LSTM model with ADAM optimization is an effective forecasting tool in complex economic environments. It recommends that the Central Bank of Syria adopt this model to support monetary policy decisions. Future research is advised to compare the proposed model with alternatives such as GRU and Transformer networks to further validate its performance.

Keywords: Exchange Rate, Neural Networks, LSTM, ADAM Algorithm, Economic Forecasting.

*Assistant Professor – Department of Statistics and Programming – Faculty of Economics – University of Latakia – Latakia, Syria
**Associate Professor, Department of Statistics and Information Systems – Faculty of Economics – University of Aleppo – Aleppo، Syria.
***PhD Student – Department of Statistics and Programming – Faculty of Economics – University of Latakia – Latakia, Syria

١- المقدمة:

تُعدّ تقلبات سعر الصرف إحدى الظواهر الاقتصادية الأكثر تأثيراً على استقرار الاقتصاد الكلي، لا سيما في الدول النامية التي تعتمد بشكل كبير على التجارة الخارجية والتحويلات المالية، وتواجه تحديات هيكلية في بنيتها النقدية والمالية. في الحالة السورية، تراكمت هذه التحديات على مدى أكثر من عقد من الأزمات المتتالية، مما أدى إلى تآكل مستمر في قيمة العملة الوطنية، وظهور أنماط زمنية غير مستقرة ومتسارعة في تغيرات سعر الصرف، انعكست بدورها على مؤشرات التضخم والاستثمار والطلب الكلي.

مع فشل الأدوات التقليدية في تقديم تنبؤات دقيقة في ظل هذه البيئات عالية التقلب، برزت الحاجة إلى استخدام أدوات تحليل كمية أكثر تطور ومرونة، قادرة على التعامل مع العلاقات غير الخطية والبُنى الزمنية المعقدة. في هذا الإطار، أتاحت التطورات الحديثة في مجال الذكاء الاصطناعي، ولا سيما الشبكات العصبية الاصطناعية العميقة، إمكانات جديدة في مجال التنبؤ الاقتصادي، حيث أثبتت نماذج الذاكرة القصيرة والطويلة الأجل (LSTM) كفاءتها العالية في تحليل السلاسل الزمنية ذات البنية غير المنتظمة والارتباطات الممتدة (Windsor & Cao, 2022؛ Abedin et al., 2025). وقد أكدت دراسات دولية عديدة أن دمج هذه النماذج مع خوارزميات تحسين متقدمة مثل ADAM يعزز من دقة التنبؤ وسرعة التقارب، خاصة في ظروف السوق التي تشهد صدمات متكررة (Panda et al., 2022؛ Qureshi et al., 2023). كما بيّنت دراسات أخرى أن استخدام نماذج التعلم العميق في التنبؤ بأسعار الصرف كان أكثر فاعلية مقارنة بالنماذج الخطية أو التقليدية خلال الأزمات الاقتصادية والصحية مثل جائحة كوفيد-١٩ (Abedin et al., 2025). على المستوى العربي، ركزت دراسة مظهر (٢٠٢٤) على العلاقة بين سعر الصرف والأسعار الاستهلاكية في سورية باستخدام نموذج ARDL، وأظهرت وجود ارتباط زمني ممتد، لكن دون القدرة على استيعاب التغيرات المفاجئة والتراكمات البنيوية. في حين أشارت دراسة سيد وحسني (٢٠٢٤) إلى أهمية استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بأسعار الصرف لما توفره من قدرة على رصد العلاقات غير الخطية بين المتغيرات الاقتصادية.

بناءً على ذلك، تأتي هذه الدراسة لتقديم مساهمة نوعية عبر بناء نموذج تنبؤي لسعر الصرف في سورية باستخدام نموذج LSTM المدعوم بخوارزمية ADAM، وذلك استناداً إلى بيانات أسبوعية ممتدة من ٢٠١٠ حتى ٢٠٢٥. وتتمثل أهمية هذا العمل في دمج منهجيات حديثة في بيئة اقتصادية معقدة تتطلب أدوات تنبؤية دقيقة، وتقديم نتائج تحليلية قابلة للتطبيق من قبل صانعي القرار في المصرف المركزي والجهات الاقتصادية ذات الصلة، كما يشكل هذا البحث استجابة علمية مباشرة للتوصيات التي نادت بها الأدبيات السابقة بشأن توظيف الذكاء الاصطناعي في تحليل البيانات الاقتصادية الكلية (Sharma et al., 2025؛ Ca'Zorzi & Rubaszek, 2020؛ Ageev et al., 2023).

١-١ مراجعة الدراسات السابقة

١- دراسة (مظهر، ٢٠٢٤) بعنوان:

التنبؤ بالأرقام القياسية لأسعار المستهلك استناداً لسعر الصرف في سورية

تناولت دراسة (مظهر، ٢٠٢٤) مسألة التنبؤ بالأرقام القياسية لأسعار المستهلك في سورية من خلال تحليل العلاقة التبادلية مع سعر الصرف، باعتباره من أبرز العوامل المؤثرة على معدلات التضخم. اعتمد

الباحث في هذه الدراسة على بيانات زمنية تمتد لعدة سنوات، وركّز على تحليل الأثر غير المباشر لانخفاض قيمة العملة المحلية على المستوى العام للأسعار، خاصة في ظل الظروف الاقتصادية غير المستقرة التي تمر بها سورية. استخدم الباحث نماذج قياسية مثل نماذج الانحدار الذاتي مع متغيرات مستقلة (ARDL) لتقدير العلاقة بين سعر الصرف والأرقام القياسية لأسعار المستهلك، وخلص إلى وجود علاقة طردية ذات دلالة إحصائية، حيث أظهرت النتائج أن ارتفاع سعر صرف الدولار مقابل الليرة يؤدي إلى زيادة مباشرة في معدلات الأسعار الاستهلاكية. كما أشار الباحث إلى وجود أثر زمني ممتد لهذه العلاقة، أي أن تقلبات سعر الصرف لا تنعكس فوراً على الأسعار وإنما تظهر تدريجياً على مدى فترات لاحقة. وقد أوصت الدراسة بضرورة تبني سياسات نقدية فعّالة لتحجيم تقلبات سعر الصرف، وتفعيل أدوات الرقابة على الأسواق للحد من آثار التضخم المستورد، وذلك لتعزيز الاستقرار الاقتصادي وتخفيف الأعباء المعيشية على المواطنين.

٢- دراسة (عبد الله، ٢٠٢٤) بعنوان:

التنبؤ بسعر صرف الدينار الليبي مقابل الدولار الأمريكي خلال الفترة (٢٠٣٠-٢٠٢٥) باستخدام طرق التمهيد الأسي

يهدف البحث إلى التنبؤ بسعر صرف الدينار الليبي مقابل الدولار الأمريكي خلال الفترة (٢٠٢٥-٢٠٣٠) باستخدام نماذج التمهيد الأسي، وذلك في ظل التغيرات الاقتصادية والمالية التي يشهدها الاقتصاد الليبي. اعتمدت الدراسة على البيانات الشهرية لسعر الصرف الرسمي خلال السنوات السابقة حتى عام ٢٠٢٤، حيث تم استخدام ثلاث طرائق من التمهيد الأسي، وهي: طريقة التمهيد الأسي البسيط، طريقة هولت، وطريقة هولت-وينترز. ركزت المنهجية على تحليل السلاسل الزمنية وتقييم كفاءة النماذج من خلال مقاييس الدقة الإحصائية مثل متوسط مربع الخطأ (MSE)، متوسط الخطأ المطلق (MAE)، وجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE)، وذلك بهدف اختيار النموذج الأفضل للتنبؤ. أظهرت النتائج أن نموذج هولت-وينترز متعدد الاتجاهات كان الأكثر دقة وملاءمة للبيانات، مما يعكس أهمية تضمين المكون الموسمي في نماذج التنبؤ بسعر الصرف. كما بينت التنبؤات المستقبلية أن سعر صرف الدينار الليبي سيشهد تقلبات معتدلة خلال الفترة المتوقعة، مع اتجاه عام نحو الاستقرار النسبي. توصي الدراسة باستخدام نماذج التمهيد الأسي ضمن إطار دعم اتخاذ القرار في السياسات النقدية والمالية المستقبلية.

٣- دراسة (Abedin et al., 2025) بعنوان:

Deep learning-based exchange rate prediction during the COVID-19 pandemic.

التنبؤ بسعر الصرف القائم على التعلم العميق أثناء جائحة كوفيد-١٩

ركزت دراسة (Abedin et al., 2025) على استخدام تقنيات التعلم العميق في التنبؤ بأسعار الصرف خلال جائحة كوفيد-١٩، وهي فترة اتسمت بتقلبات اقتصادية ومالية شديدة على مستوى العالم. سعى الباحثون إلى اختبار فعالية نماذج الشبكات العصبية العميقة في التقاط الأنماط الزمنية المعقدة التي ظهرت نتيجة للاضطرابات المفاجئة في الأسواق المالية العالمية. جمعت الدراسة بيانات يومية عن أسعار الصرف ومجموعة من المتغيرات الاقتصادية ذات العلاقة مثل أسعار الفائدة ومؤشرات الأسواق وأسعار النفط خلال فترة الجائحة، وجرى تدريب النماذج على هذه البيانات بعد معالجتها وتحويلها إلى سلاسل زمنية ملائمة. أظهرت نتائج

الدراسة أن نماذج LSTM تفوقت على النماذج التقليدية من حيث دقة التنبؤ، خاصة في الفترات التي شهدت صدمات سوقية مفاجئة وخلصت الدراسة إلى أن تقنيات التعلم العميق يمكن أن تُستخدم كأدوات فعالة في توقع أسعار الصرف في البيئات غير المستقرة، بشرط توفر بيانات كافية وخوارزميات تدريب مناسبة. وأوصى الباحثون بدمج هذه النماذج ضمن نظم الإنذار المبكر في البنوك المركزية والمؤسسات المالية بهدف تحسين القدرة على الاستجابة للصدمات الاقتصادية.

٤- دراسة (Abir et al., 2024) بعنوان:

Use of AI-Powered Precision in Machine Learning Models for Real-Time Currency Exchange Rate Forecasting in BRICS Economies

استخدام الدقة المدعومة بالذكاء الاصطناعي في نماذج التعلم الآلي للتنبؤ بأسعار صرف العملات في الوقت الفعلي في اقتصادات مجموعة البريكس

تهدف الدراسة إلى تطوير نماذج تنبؤ دقيقة وفورية لسعر صرف العملات في اقتصادات مجموعة BRICS (البرازيل، روسيا، الهند، الصين، جنوب إفريقيا) باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي المعززة بخوارزميات تعلم الآلة. ركزت الدراسة على بناء إطار تنبؤ يعتمد على البيانات الضخمة وتحليلها في الزمن الحقيقي، باستخدام نماذج مثل الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN)، دعم المتجهات (SVM)، والانحدار المعزز التدريجي (GBR). تم جمع بيانات يومية لسعر الصرف ومجموعة من المؤشرات الاقتصادية الكلية خلال الفترة ٢٠١٥–٢٠٢٣، وتمت معالجة البيانات وتحسينها باستخدام تقنيات اختيار الميزات وتقليل الضوضاء. استخدمت الدراسة مقاييس تقييم الأداء الإحصائي RMSE، MAE، وR^2 لمقارنة دقة النماذج. أظهرت النتائج أن النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي، وخاصة الشبكات العصبية العميقة، حققت أداءً فائقًا في التنبؤات القصيرة الأجل مقارنة بالطرائق التقليدية. كما أظهرت النتائج تباين في دقة التنبؤ بين دول المجموعة، ما يعكس اختلاف مستويات استقرار الأسواق والتأثيرات السياسية. توصي الدراسة بدمج نماذج تعلم الآلة المتقدمة ضمن أنظمة التحليل المالي الحكومية والبنكية لدعم اتخاذ القرار في إدارة سعر الصرف والسياسات النقدية.

التعليق على الدراسات السابقة ومساهمة البحث:

أظهرت الدراسات السابقة أن هناك إدراكاً متزايداً لأهمية التنبؤ الدقيق في ظل التقلبات الاقتصادية. ومع ذلك، فإن هذه الدراسات بقيت إما ضمن نطاق النماذج الخطية التقليدية التي تعجز عن تمثيل العلاقات غير الخطية المعقدة، أو استخدمت نماذج تعلم عميق دون التركيز الكافي على ظروف اقتصادية محلية معقدة وطويلة الأمد كالحالة السورية. يميز هذا البحث نفسه من خلال دمج نموذج LSTM مع خوارزمية ADAM في بيئة واقعية سورية تمتد بياناتها من ٢٠١٠ حتى ٢٠٢٥، ما يمنحه قدرة أكبر على التعلم من سلاسل زمنية طويلة ذات تقلبات شديدة. كما أن هذا البحث يتفوق من حيث شمولية التحليل، إذ لا يقتصر على التنبؤ، بل يشمل أيضاً تقييماً دقيقاً للأداء باستخدام مؤشرات إحصائية متقدمة، وتقديم توقعات مستقبلية مدعّمة بفترات عدم يقين، ما يعزز من قيمته التطبيقية في دعم قرارات السياسة النقدية والاقتصادية.

١-٢ أهداف البحث:

١- بناء نموذج تنبؤي دقيق لسعر الصرف في سورية باستخدام شبكات LSTM المحسّنة بخوارزمية ADAM بالاعتماد على بيانات أسبوعية ممتدة من ٢٠١٠ حتى ٢٠٢٥.

٢- مقارنة أداء النموذج المقترح مع القيم الفعلية من خلال مؤشرات قياس مثل MAPE وRMSE وR^2 للتحقق من كفاءته في تتبع الأنماط الزمنية.

٣- تقديم توقعات مستقبلية لسعر الصرف مع تحديد فترات عدم اليقين، بما يساهم في دعم صُنّاع القرار الاقتصادي بتقديرات كمية قابلة للتوظيف.

١-٣ مشكلة البحث:

تتمثل مشكلة البحث في الصعوبة المتزايدة في التنبؤ بسعر الصرف في سورية نتيجة للتقلبات الحادة وغير المنتظمة التي شهدها الاقتصاد السوري خلال السنوات الماضية، والتي تفاقمت بفعل الأزمات السياسية والاقتصادية المستمرة، إضافة إلى تأثيرات العوامل الخارجية مثل العقوبات وتقلبات أسعار النفط. ومع اعتماد العديد من الدراسات على نماذج تقليدية أو على بيانات قصيرة الأمد، لا تزال التقديرات المستقبلية لسعر الصرف تفتقر إلى الدقة والثبات، مما يؤثر سلباً على فعالية التخطيط الاقتصادي والمالي. لذلك، تنبع الحاجة إلى تطوير نموذج تنبؤي يعتمد على تقنيات تعلم عميق قادرة على التعامل مع البيانات غير الخطية والظروف غير المستقرة، ويوفر تقديرات أكثر واقعية يمكن الاستفادة منها في صناعة السياسات. وبالتالي يكون السؤال الرئيس للبحث هو:

ما مدى فعالية نموذج LSTM المحسّن بخوارزمية ADAM في التنبؤ بسعر الصرف في سورية خلال الفترة ٢٠١٠-٢٠٢٥؟

١-٤ أهمية البحث:

تنبع أهمية هذا البحث من جانبين: نظري وتطبيقي. من الناحية النظرية، يساهم البحث في إثراء الأدبيات العلمية المتعلقة باستخدام تقنيات التعلم العميق في التنبؤ الاقتصادي، وذلك من خلال تطبيق نموذج LSTM المحسّن بخوارزمية ADAM على بيانات واقعية طويلة الأمد تتعلق بسعر الصرف في سورية، وهي بيئة تتسم بدرجة عالية من التعقيد والتقلب، ما يُبرز قدرة هذا النموذج على التعامل مع العلاقات الزمنية غير الخطية والصدمات الاقتصادية المتكررة. أما من الناحية التطبيقية، فإن النموذج المقترح يوفر أداة كمية دقيقة لصُنّاع القرار والجهات الاقتصادية في سورية، تمكّنهم من استشراف الاتجاهات المستقبلية لسعر الصرف بشكل أفضل، ما يدعم قرارات التخطيط المالي والنقدي، ويساهم في تقليل مخاطر التذبذب، ويُساعد على تعزيز الاستقرار الاقتصادي في ظل بيئة غير مستقرة.

٢- الحدود المكانية والزمانية للبحث:

تُحدد الحدود المكانية لهذا البحث في الجمهورية العربية السورية، حيث يتم تحليل وتنبؤ سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي. أما الحدود الزمانية، فتمتد من بداية عام ٢٠١٠ حتى نهاية الشهر ٥ من عام ٢٠٢٥، وذلك بالاعتماد على بيانات أسبوعية تغطي هذه الفترة لتوفير إطار زمني كافٍ يعكس التحولات الاقتصادية الحادة التي شهدتها البلاد.

٣- منهجية البحث:

يعتمد هذا البحث على المنهج الكمي التحليلي، من خلال استخدام تقنيات التعلم العميق لبناء نموذج تنبؤي قائم على بيانات فعلية لسعر الصرف الأسبوعي في سورية. تم جمع البيانات من مصادر موثوقة، ومعالجتها باستخدام بيئة Python Jupyter لتجهيزها كنماذج سلاسل زمنية. بعد ذلك، تم تصميم نموذج LSTM وتدريبه باستخدام خوارزمية ADAM لتحسين سرعة ودقة التعلم. كما تم تقييم أداء النموذج باستخدام مؤشرات إحصائية مثل MAPE وRMSE وR^2 على بيانات التدريب والاختبار. واعتمدت المنهجية على تقسيم البيانات إلى مجموعة تدريب واختبار، مع تضمين التنبؤ بالقيم المستقبلية ضمن فترة تمتد حتى نهاية عام ٢٠٢٥، بما يضمن تحقق الهدف التطبيقي للبحث.

٤- فرضيات البحث:

يؤدي استخدام نموذج LSTM المحسّن بخوارزمية ADAM إلى تحسين دقة التنبؤ بسعر الصرف الأسبوعي في سورية.

٥- المناقشة والنتائج:

٥-١ الإطار النظري والإحصائي للنموذج:

يُعد نموذج الذاكرة الطويلة القصيرة المدى (LSTM) من أكثر النماذج كفاءة في معالجة البيانات الزمنية المعقدة، وقد صُمم خصيصاً للتغلب على مشكلة تلاشي التدرج في الشبكات العصبية التقليدية، من خلال استخدام ثلاث بوابات رئيسية: الإدخال، النسيان، والإخراج، التي تنظم تدفق المعلومات داخل الوحدة الخلوية (Windsor & Cao, 2022; Abedin et al., 2025). تُحدث هذه البوابات الحالة الخلوية والحالة الخفية باستخدام عمليات غير خطية مثل دالة سيجمويد، مما يتيح للنموذج تتبع العلاقات الزمنية البعيدة بدقة (Panda et al., 2022). يُدرّب النموذج باستخدام دالة متوسط مربعات الخطأ (MSE) ويتم تحسينه بخوارزمية ADAM، التي تعتمد على تقدير لحظي للعزمين الأول والثاني لمشتقة الخسارة، مما يمنحها سرعة تقارب واستقرار في الأداء (Qureshi et al., 2023; Ageev et al., 2023). لتقييم أداء النموذج، تُستخدم مؤشرات إحصائية قياسية تشمل RMSE، MAPE، وR^2، التي توفر تقييماً كمياً دقيقاً لمدى مطابقة القيم المتوقعة للقيم الفعلية (Sharma et al., 2025). تتحكم بوابة الإدخال في كمية المعلومات الجديدة التي سيتم حفظها في الحالة الخلوية، ويتم تمثيلها بالمعادلة:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

حيث σ تمثل دالة التنشيط سيجمويد، وh_{t-1} هي الحالة الخفية من الزمن السابق، وx_t هو الإدخال الحالي في الزمن t، وb_i هو متجه الانحياز، وW_i مصفوفة الأوزان الخاصة ببوابة الإدخال. أما بوابة النسيان، فهي التي تتحكم في مقدار المعلومات السابقة التي يجب الاحتفاظ بها أو تجاهلها، ويُعبّر عنها بالمعادلة:

$$f_t = \sigma\big(W_f \cdot [h_{t-1} - 1, x_t] + b_f\big)$$

حيث W_f مصفوفة أوزان بوابة النسيان، وb_f متجه الانحياز المقابل. بوابة الإخراج تنظم القيمة التي سيتم تمريرها إلى الطبقة التالية أو الخطوة الزمنية التالية، وهي تُحسب كالتالي:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

حيث W_o وb_o هما مصفوفة الأوزان والانحياز الخاصة ببوابة الإخراج. يتم تحديث الحالة الخلوية من خلال دمج المخرجات من بوابة الإدخال وبوابة النسيان. يتم أولاً حساب الحالة الخلوية المقترحة وفق المعادلة:

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

ثم يتم تحديث الحالة الفعلية عبر المعادلة:

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$$

حيث W_C وb_C هما مصفوفة الأوزان والانحياز للحالة الخلوية المقترحة، وعلامة $\odot$ تشير إلى الضرب (عنصر بعنصر). وأخيراً، يتم تحديث الحالة الخفية (المخرجات النهائية للوحدة LSTM) باستخدام:

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$$

يتم تدريب النموذج باستخدام دالة فقدان من نوع متوسط مربعات الخطأ (MSE)، والتي تُحسب كما يلي:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

حيث y_i هي القيم الفعلية و$\hat{y}_i$ القيم المتوقعة. لتحديث الأوزان، يستخدم النموذج خوارزمية التحسين ADAM (تقدير العزم التكيفي)، والتي تُعبّر عنها المعادلة:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta^{\downarrow} \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta}$$

حيث θ هي معلمات النموذج، η هو معدل التعلم، وL تمثل دالة الخسارة. لتقييم أداء النموذج واختيار الأفضل من حيث الدقة التنبؤية، يتم استخدام مؤشرات تقييم متعددة:

$$\text{Root Mean Squared Error: RMSE} = \sqrt{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$\text{Mean Absolute Percentage Error: MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100$$

$$\text{Coefficient of Determination: } R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2}$$

حيث y_i هي القيمة الفعلية، $\hat{y}_i$ هي القيمة المتوقعة، وȳ هو المتوسط العام للقيم الفعلية.

٢-٥ البيانات والأدوات وتطبيقها:

اعتمدت الدراسة في تنفيذ النموذج البرمجي وتحليل البيانات على مجموعة من المكتبات والأدوات المتقدمة في بيئة Python ضمن بيئة Jupyter Notebook، حيث تم استخدام مكتبة Pandas لمعالجة البيانات وتنظيمها، ومكتبة Matplotlib وSeaborn لإنشاء الرسوم البيانية وتحليل الأنماط البصرية، بالإضافة إلى مكتبة Statsmodels لتحليل الارتباط الذاتي والجزئي. تم استخدام *Scikit-learn* في مراحل التحجيم المسبق للبيانات وتقييم مؤشرات الأداء الإحصائية مثل MAPE، RMSE، MSE، وR^2. أما لبناء وتدريب النموذج العميق فقد استُخدمت مكتبة TensorFlow مع الواجهة عالية المستوى Keras، وتم الاعتماد على خوارزمية ADAM في تحسين عملية التدريب داخل نموذج LSTM، الذي يُعد من أهم نماذج الشبكات العصبونية العميقة المستخدمة في تحليل وتنبؤ السلاسل الزمنية.

٢-٥ -١ الإحصاءات الوصفية والرسوم البيانية:

جدول (١): الإحصاءات الوصفية لسلسلة سعر الصرف الأسبوعية في سورية

Statistic	Value
Count	804
Mean	2,043.11

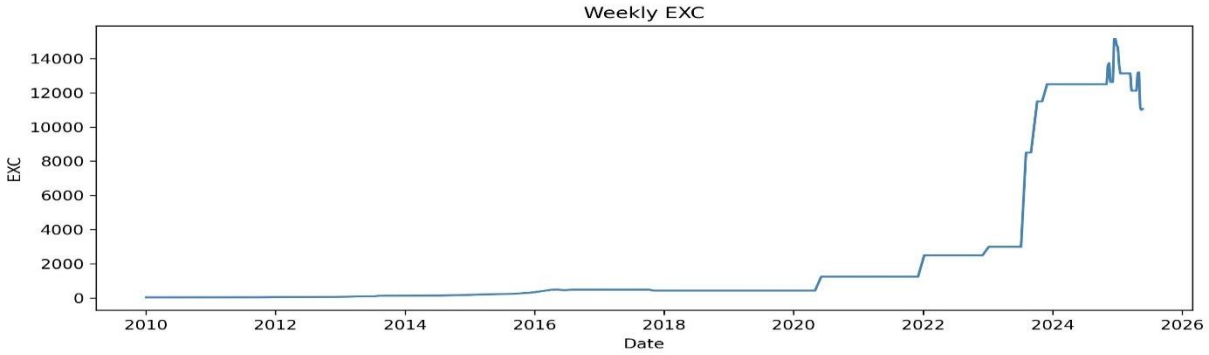
Std	3,858.69
Min	45.90
25%	140.41
50%	435.01
75%	1,250.01
Max	15,150.00

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعكس جدول (١) الإحصاءات الوصفية لسلسلة سعر الصرف الأسبوعية في سورية خلال الفترة من عام ٢٠١٠ حتى مايو ٢٠٢٥، ويُظهر التوزيع العام لمستوى سعر الصرف وتباينه الزمني. بلغ عدد المشاهدات في السلسلة ٨٠٤ قيمة أسبوعية، وهو حجم كافٍ للتحليل الإحصائي والتنبؤ الزمني. سجّل المتوسط العام لسعر الصرف حوالي ٢,٠٤٣,١١ ليرة سورية، في حين بلغ الانحراف المعياري ٣,٨٥٨,٦٩، ما يشير إلى وجود تقلبات حادة وتشتت كبير حول المتوسط، وهو ما يعكس البيئة الاقتصادية غير المستقرة التي مرت بها البلاد خلال تلك الفترة. أدنى قيمة لسعر الصرف بلغت ٤٥,٩٠، ما يمثل المرحلة التي سبقت التدهور الكبير لقيمة العملة السورية، في حين وصلت أعلى قيمة إلى ١٥,١٥٠,٠٠، وهو ما يُعد مؤشراً على الانخفاض الحاد في القوة الشرائية لليرة. كذلك تُظهر القيم الربعية (٢٥%، ٥٠%، ٧٥%) نمواً تدريجياً في السعر، حيث بلغ الربع الأول حوالي ١٤٠,٤١، والوسيط ٤٣٥,٠١، أما الربع الثالث فبلغ ١,٢٥٠,٠١، مما يدل على أن معظم القيم تقع دون المتوسط الحسابي، ويُشير إلى وجود انحراف إيجابي في السلسلة، ناتج عن ارتفاعات متطرفة في السنوات الأخيرة. تُظهر هذه الأرقام أن الاقتصاد السوري مرّ بمراحل تضخمية متسارعة، حيث فقدت الليرة قيمتها بشكل تراكمي، وارتفع سعر صرف الدولار بمعدلات تتجاوز ٣٣ ضعفاً مقارنةً بالقيم الدنيا في بداية الفترة. هذا التدهور يعكس عوامل متعددة، منها الحرب الداخلية، العقوبات الاقتصادية، التقلص في الإنتاج المحلي، وتراجع الصادرات، فضلاً عن توسع السوق السوداء، وانعدام الاستقرار في السياسة النقدية.

تُؤكد النتائج ضرورة بناء نموذج تنبؤي قادر على التعامل مع التغيرات الحادة وغير الخطية في السلسلة، مثل نموذج LSTM المدعوم بخوارزمية ADAM، بما يُعزز دقة التنبؤات ويدعم صانعي القرار في تطوير سياسات نقدية ومالية قائمة على تقديرات كمية دقيقة وواقعية.

شكل (١): الرسم البياني الزمني لسعر الصرف الأسبوعي في سورية

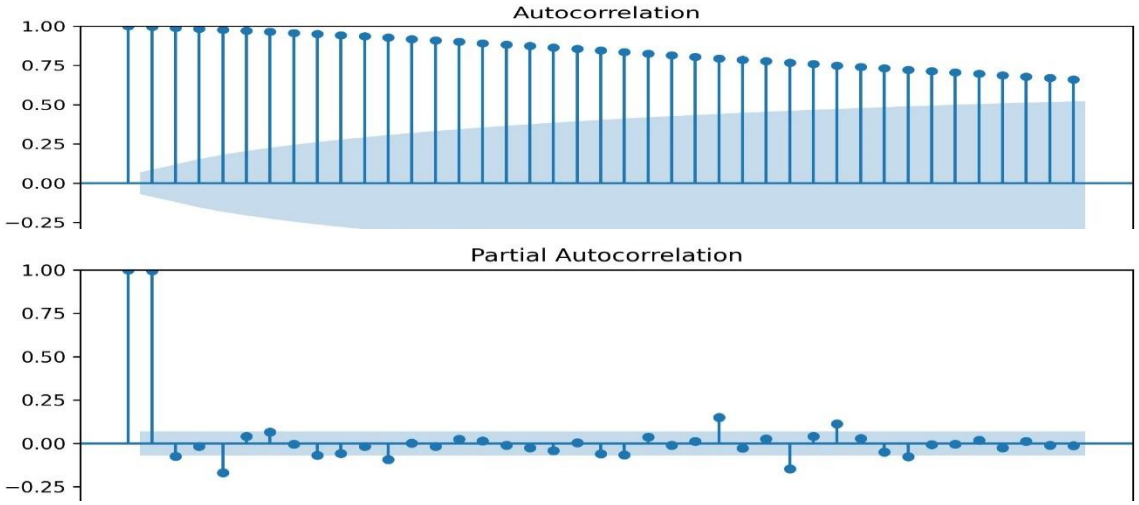


المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعكس الشكل البياني الظاهر تطور سعر الصرف الأسبوعي في سورية خلال الفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥، ويُظهر نمط تصاعدي حاد خاصة منذ عام ٢٠٢٠. في السنوات الأولى (٢٠١٠–٢٠١٦)، كان السعر مستقراً

نسبياً عند مستويات منخفضة. لكن بدءاً من عام ٢٠١٧، بدأ المنحنى في الارتفاع التدريجي، قبل أن يشهد قفزات متسارعة بعد عام ٢٠٢٠. هذا التغير المفاجئ يعكس تحولات اقتصادية وسياسية داخلية عميقة، منها انهيار الثقة بالليرة، تزايد الاعتماد على السوق السوداء، وانخفاض الموارد الدولارية نتيجة تراجع الصادرات والتحويلات الخارجية. القفزات في الفترة ٢٠٢٠–٢٠٢٤ مرتبطة بالعقوبات، تعطل الإنتاج، والتضخم المفرط. كما أن التذبذب الحاد في ٢٠٢٤–٢٠٢٥ يشير إلى اضطراب في السياسة النقدية أو تغيرات مؤقتة في المعروض النقدي أو الطلب على الدولار.

شكل (٢): دالة الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لسلسلة سعر الصرف



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض الشكل (٢) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة سعر الصرف الأسبوعي في سورية، ويعكس التحليل الإحصائي لهذه الدوال وجود ارتباطات قوية ومستمرة على مدى زمني طويل. يظهر في الرسم العلوي (ACF) أن معاملات الارتباط الذاتي عند كافة الإزاحات حتى lag = 40 تتناقص ببطء شديد ولكنها تبقى داخل المجال الموجب وبمستويات مرتفعة، وهو مؤشر واضح على أن السلسلة الزمنية تحتوي على مكون اتجاهي قوي وذاكرة طويلة الأجل، ما يشير إلى أن القيم الحالية تتأثر بشدة بالقيم السابقة. أما الرسم السفلي (PACF) فيُظهر وجود ارتباط مباشر قوي في الفترتين الزمنيتين الأولى والثانية فقط، ثم تنخفض معاملات الارتباط بشكل واضح وتبقى متقلبة حول الصفر، ما يدل على أن السلسلة تخضع لتأثير مباشر قصير الأمد لعوامل زمنية محدودة، في حين أن التأثيرات الطويلة الأجل تنتقل بشكل تراكمي وغير مباشر عبر الزمن. هذه النتائج تؤكد أن السلسلة الزمنية غير مستقرة وتتسم بعدم العشوائية، وأن استخدامها في النماذج التنبؤية يتطلب تقنيات قادرة على استيعاب التراكم الزمني للبيانات، وهو ما يُبرر استخدام نماذج مثل LSTM التي تُعد الأنسب لهذا النوع من السلاسل التي تتسم بتعقيد بنيوي وارتباطات زمنية متداخلة.

٢–٥–٢ تقدير النموذج وتدريبه:

جدول (٢): معمارية نموذج LSTM وعدد المعلمات القابلة للتدريب

Layer (type)	Output Shape	Parameters
LSTM	(None, 50)	10,400
Dense	(None, 1)	51

Total		10,451
Trainable		10,451
Non-trainable		0

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض جدول (٢) البنية المعمارية لنموذج الشبكة العصبونية من نوع LSTM المستخدم في التنبؤ بسعر الصرف الأسبوعي في سورية. يتكون النموذج من طبقتين رئيسيتين: طبقة LSTM تحتوي على ٥٠ وحدة خفية وتنتج مخرجات بحجم (None, 50)، وطبقة Dense نهائية تنتج تنبؤاً واحداً فقط لكل خطوة زمنية. يبلغ عدد المعلمات القابلة للتدريب في النموذج ١٠,٤٥١ معلمة، جميعها قابلة للتحديث أثناء عملية التعلم، دون وجود أية معلمات غير قابلة للتدريب. هذه البنية البسيطة نسبياً تسمح للنموذج بالتعامل بفعالية مع تعقيدات السلاسل الزمنية وتقلل من خطر الإفراط في التكيّف.

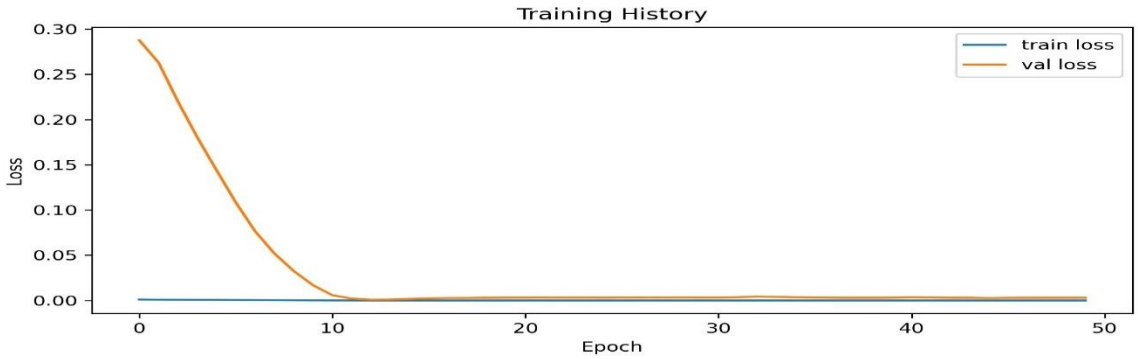
جدول (٣): نتائج تدريب النموذج خلال ٥٠ دورة باستخدام خوارزمية ADAM

Epoch	Train Loss	Validation Loss
40	3.0555e-06	0.0031
41	3.0089e-06	0.0035
42	1.0411e-05	0.0033
43	3.8019e-06	0.0031
44	3.2815e-06	0.0030
45	3.0637e-06	0.0027
46	3.1185e-06	0.0029
47	3.0207e-06	0.0029
48	3.1214e-06	0.0030
49	3.1092e-06	0.0030
50	2.9887e-06	0.0030

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

أما جدول (٣) فيوضح نتائج التدريب خلال آخر ١١ دورة من إجمالي ٥٠ دورة تدريبية، حيث تم استخدام خوارزمية ADAM في تحديث أوزان النموذج. يُظهر الجدول استقراراً واضحاً في قيمة الخسارة على بيانات التدريب، إذ تتراوح بين ٦٢,٩٨-e0 و٥١,٠٤-e0، مع تحسن تدريجي في خسارة التحقق (Validation Loss) حتى الوصول إلى القيمة ٠,٠٠٣٠ في الدورات الأخيرة. يشير هذا الأداء إلى أن النموذج تمكّن من تحقيق توازن جيد بين دقة التعلم وعدم الإفراط في التكيّف، كما يعكس قدرة خوارزمية ADAM على تحسين سرعة التقارب وتقليل الخطأ بشكل مستقر وفعّال. تعكس هذه النتائج ملاءمة البنية المعتمدة للنموذج والاختيار الصحيح لمعاملات التدريب، وهو ما يشكل أساساً قوياً لتوليد تنبؤات دقيقة وموثوقة حول تطور سعر الصرف في البيئة السورية المضطربة.

شكل (٣): منحنى فقدان التدريب والاختبار خلال ٥٠ دورة



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض الشكل منحنى التاريخ التدريبي لنموذج LSTM خلال ٥٠ دورة، ويُظهر بوضوح مسار انخفاض كل من دالة خسارة التدريب (train loss) وخسارة التحقق (validation loss) عبر الزمن. في الدورات الأولى، كانت خسارة التحقق مرتفعة نسبياً، حيث تجاوزت ٠,٢٥، إلا أنها انخفضت بسرعة كبيرة خلال أول عشر دورات، ما يشير إلى فعالية خوارزمية ADAM في تسريع تقارب النموذج وتقليص الخطأ. بعد الدورة العاشرة، استقرت الخسارتان بشكل ملحوظ، وبلغتا مستويات منخفضة تقارب الصفر، وهو مؤشر إحصائي على أن النموذج تعلّم الأنماط الزمنية في بيانات سعر الصرف بكفاءة عالية. الفجوة الضيقة والمستقرة بين منحنى التدريب والتحقق تدل على أن النموذج لم يقع في مشكلة الإفراط في التكيّف (Overfitting)، بل حافظ على قدرته التعميمية على بيانات لم يرها سابقاً. يشير هذا النمط إلى أن النموذج قد بلغ حالة استقرار تدريبي فعالة، ويُعد أداءه الإحصائي موثوق في تحليل وتنبؤ السلسلة الزمنية المدخلة، مما يعزز من مصداقية النتائج التي تم الحصول عليها في مراحل التقييم والتنبؤ اللاحقة.

٢-٥-٣ تقييم أداء النموذج:

جدول (٤): مؤشرات تقييم الأداء على بيانات التدريب والاختبار (MAPE، RMSE، MSE، R^2)

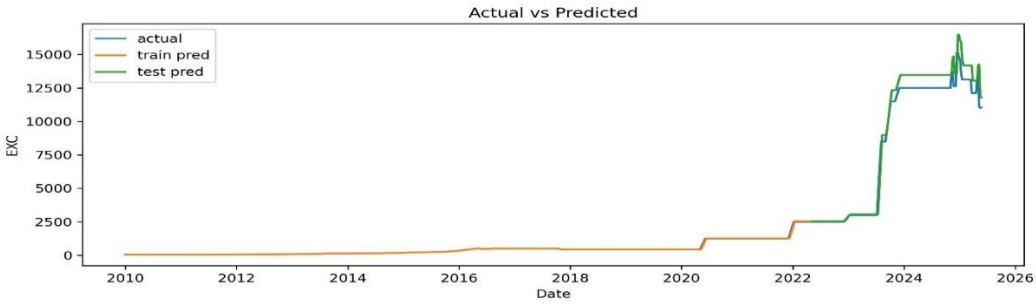
Metric	Train Set	Test Set
MSE	666.62	687,760.07
RMSE	25.82	829.31
MAPE	1.42%	5.74%
R^2	0.9974	0.9693

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض جدول (٤) مؤشرات تقييم أداء نموذج LSTM على بيانات التدريب والاختبار باستخدام أربع مقاييس إحصائية رئيسية هي: متوسط مربعات الخطأ (MSE)، الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (RMSE)، نسبة متوسط الخطأ المطلق (MAPE)، ومعامل التحديد (R^2). تشير نتائج التدريب إلى دقة عالية للنموذج، حيث بلغ MSE نحو ٦٦٦,٦٢، وهو رقم منخفض مقارنة بقيمة RMSE التي بلغت ٢٥,٨٢، مما يدل على أن الانحرافات المتوقعة عن القيم الفعلية كانت محدودة. كما أن MAPE البالغ ١,٤٢% يؤكد أن نسبة الخطأ في التنبؤ على مجموعة التدريب كانت ضئيلة للغاية، وهو ما يُعززه معامل التحديد R^2 الذي بلغ

٠,٩٩٧٤، ما يعني أن النموذج يفسر أكثر من ٩٩% من التباين في البيانات. أما على مجموعة الاختبار، فقد بلغ MSE نحو ٦٨٧,٧٦٠,٠٧ وRMSE نحو ٨٢٩,٣١، وهي قيم أعلى نتيجة الارتفاع الكبير في بعض القيم الحقيقية ضمن الفترة الأخيرة، وهو أمر طبيعي في السلاسل الاقتصادية التي تشهد تقلبات حادة. ومع ذلك، حافظ النموذج على أداء جيد، حيث بلغ MAPE 5.74%، وهي نسبة خطأ ما تزال ضمن حدود مقبولة في التنبؤ الاقتصادي. كما حافظ R^2 على قيمة مرتفعة بلغت ٠,٩٦٩٣، مما يؤكد أن النموذج يحتفظ بقدرته التفسيرية العالية حتى على البيانات التي لم يتدرب عليها.وهذه النتائج الإحصائية تدل على أن النموذج يتمتع بدرجة عالية من الدقة والاعتمادية في التنبؤ، سواء ضمن بيانات التدريب أو الاختبار، مما يجعله أداة فعالة في تحليل وتحسين قرارات السياسة النقدية في بيئة تتسم بالتقلبات مثل الاقتصاد السوري.

شكل (٤): مقارنة بين القيم الفعلية والمتنبأ بها باستخدام نموذج LSTM



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض الشكل (٤) مقارنة بين القيم الفعلية لسعر الصرف الأسبوعي في سورية والقيم المتنبأ بها باستخدام نموذج LSTM على بيانات التدريب والاختبار. يُظهر المنحنى الأزرق القيم الحقيقية، بينما تمثل الخطوط البرتقالية والخضراء القيم المتوقعة على مجموعة التدريب والاختبار على التوالي. يوضح الرسم أن النموذج تمكّن من تتبع السلوك الزمني لسعر الصرف بدقة عالية خلال فترة التدريب الممتدة من ٢٠١٠ وحتى نهاية ٢٠٢٣، حيث تتطابق التنبؤات (train pred) بشكل شبه تام مع القيم الفعلية، مما يعكس كفاءة النموذج في تعلم العلاقات التاريخية المعقدة للسلسلة.

أما في فترة الاختبار، والتي تمثل المرحلة الأحدث ضمن السلسلة (٢٠٢٤–٢٠٢٥)، فتُظهر التنبؤات (test pred) تقارباً واضحاً مع الاتجاه العام للقيم الحقيقية، رغم التذبذب الحاد والقمم المفاجئة التي تميز هذه المرحلة، وهو ما يعكس قدرة النموذج على التعميم وتقديم توقعات واقعية حتى في ظل ظروف اقتصادية غير مستقرة. يعكس هذا الشكل كفاءة نموذج LSTM في التنبؤ بسعر الصرف ضمن بيئة زمنية عالية التقلب، ويعزز الثقة في استخدامه كأداة كمية مساعدة في اتخاذ قرارات اقتصادية ونقدية مبنية على أسس علمية.

٢–٥–٤ التنبؤ بالقيم المستقبلية:

جدول (٥): نتائج التنبؤ الأسبوعي لسعر الصرف مع حدود عدم اليقين للفترة المستقبلية

Date	Forecast	Lower Bound	Upper Bound
2025-06-01	11,254	9,911	12,598
2025-06-08	11,487	9,989	12,984
2025-06-15	11,032	9,631	12,433
2025-06-22	10,781	9,409	12,153

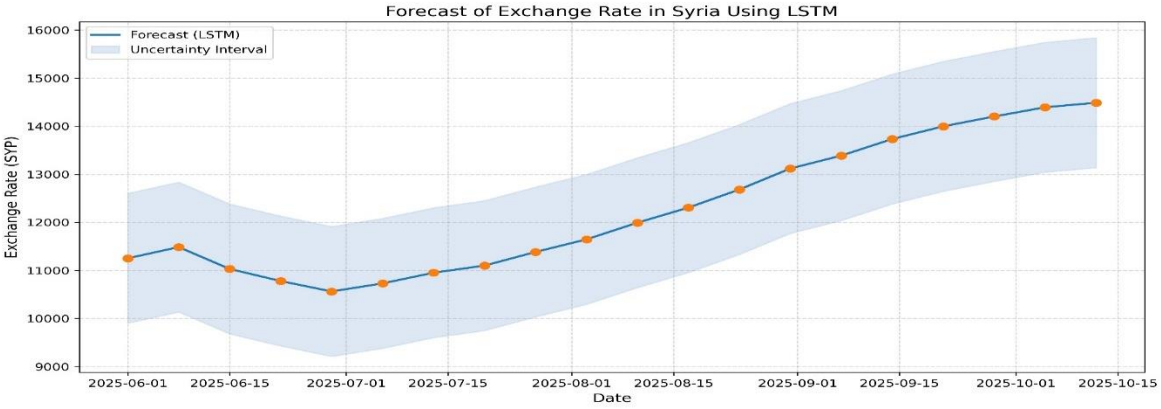
2025-06-29	10,564	9,166	11,963
2025-07-06	10,732	9,222	12,243
2025-07-13	10,954	9,456	12,452
2025-07-20	11,102	9,598	12,606
2025-07-27	11,385	9,987	12,783
2025-08-03	11,647	10,123	13,171
2025-08-10	11,994	10,432	13,556
2025-08-17	12,308	10,729	13,887
2025-08-24	12,684	11,241	14,128
2025-08-31	13,121	11,656	14,587
2025-09-07	13,389	11,932	14,846
2025-09-14	13,734	12,213	15,255
2025-09-21	13,998	12,502	15,495
2025-09-28	14,203	12,729	15,678
2025-10-05	14,395	12,973	15,816
2025-10-12	14,489	13,054	15,923

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض جدول (٥) نتائج التنبؤ الأسبوعي لسعر الصرف في سورية للفترة الممتدة من بداية يونيو حتى منتصف أكتوبر ٢٠٢٥، استناداً إلى نموذج LSTM المدرب بخوارزمية ADAM. تتضمن النتائج ثلاث قيم رئيسية لكل أسبوع: القيمة المتوقعة (Forecast)، والحد الأدنى (Lower Bound)، والحد الأعلى (Upper Bound) لفترة عدم اليقين، والتي تم احتسابها باستخدام نطاق ثقة تقريبي حول التنبؤ المركزي. تشير القيم إلى أن النموذج يتوقع استقراراً نسبياً في سعر الصرف خلال الأسابيع الأولى من الفترة المستقبلية، حيث تبدأ التوقعات من مستوى ١١,٢٥٤ ليرة سورية وتُسجل تراجعاً طفيفاً حتى تصل إلى أدنى نقطة عند ١٠,٥٦٤ بتاريخ ٢٠٢٥–٠٦–٢٩. بعد ذلك، تبدأ السلسلة في الارتفاع التدريجي، لتبلغ ١٤,٤٨٩ في الأسبوع المنتهي بتاريخ ٢٠٢٥–١٠–١٢، وهو ما يعكس استئناف مسار الارتفاع التدريجي في سعر الصرف. تتراوح حدود عدم اليقين بين ±١,٣٠٠ و±١,٥٠٠ ليرة سورية حول القيم المركزية، وهو مؤشر على أن النموذج يُحافظ على مستوى معتدل من الثقة في تنبؤاته، دون المبالغة في اتساع فترات التقدير. يُفسّر ذلك باستقرار بنية النموذج وعدم حساسيته المفرطة للتقلبات العشوائية.

تُعد هذه النتائج ذات أهمية عملية عالية، حيث توفر تقديرات كمية أسبوعية تُساعد صناع القرار في رسم السياسات النقدية، ووضع السيناريوهات المحتملة لتطور السوق، وتحديد هوامش المخاطر في التعاملات الاقتصادية خلال فترة حرجة من الزمن.

شكل (٥): الشكل البياني لتوقعات سعر الصرف المستقبلية مع فترات عدم اليقين



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات سعر الصرف الأسبوعي في سورية للفترة ٢٠١٠–٢٠٢٥ باستخدام بيئة Python Jupyter

يعرض الشكل "توقعات سعر الصرف في سورية باستخدام نموذج LSTM" تنبؤات أسبوعية تمتد من ١ يونيو إلى ١٢ أكتوبر ٢٠٢٥، مع تضمين فترات عدم اليقين. الخط الأزرق يمثل القيم المتوقعة المركزية، بينما يوضح الظل الأزرق حول الخط نطاق عدم اليقين المحسوب حول التنبؤات، ويُظهر النطاق بشكل بصري مدى الثقة في التقديرات. النقاط البرتقالية تعبّر عن القيم التنبؤية لكل أسبوع بشكل مميز وواضح. يُلاحظ من الشكل أن الاتجاه العام للسعر يبدأ بانخفاض طفيف في يونيو، ثم يتحول إلى اتجاه تصاعدي منتظم ابتداءً من منتصف يوليو وحتى أكتوبر، ما يعكس توقعات السوق بمزيد من التدهور في قيمة الليرة السورية خلال هذه الفترة. كما يتسع نطاق عدم اليقين تدريجياً مع مرور الوقت، وهو سلوك طبيعي في النماذج الزمنية، حيث تزداد الفجوة بين الحدود الدنيا والعليا للتوقعات كلما ابتعدنا زمنياً عن نقطة التنبؤ، ما يعكس ارتفاع المخاطر المحيطة بالتغيرات الاقتصادية المستقبلية. من الناحية التحليلية، يقدم الشكل تمثيل بصري احترافي يدعم نتائج الجدول (٥)، ويُظهر دقة النموذج في التقاط الاتجاهات الكلية والتقلبات المحتملة، ما يجعله أداة موثوقة لدعم اتخاذ القرار الاقتصادي، خاصة في سياقات تتسم بعدم الاستقرار مثل الحالة السورية.

٦- الاستنتاجات والتوصيات:

٦-١ الاستنتاجات:

١- أكدت نتائج النموذج صحة فرضية البحث التي تنص على أن استخدام نموذج LSTM المحسّن بخوارزمية ADAM يؤدي إلى تحسين دقة التنبؤ بسعر الصرف الأسبوعي في سورية. فقد أظهرت مؤشرات الأداء أن النموذج حقق معدلات خطأ منخفضة (MAPE = 1.42% في التدريب و٥,٧٤% في الاختبار)، إلى جانب قدرة تفسيرية عالية (R^2 = 0.9974 و٠,٩٦٩٣)، وهو ما يثبت إحصائي أن دمج تقنيات التعلم العميق مع خوارزميات التحسين الحديثة يوفر إطار تنبؤي موثوق في بيئات اقتصادية معقدة.

٢- أظهرت نتائج التحليل الوصفي والدوال الإحصائية (ACF وPACF) أن سلسلة سعر الصرف في سورية تتسم بارتباط زمني طويل المدى وعدم استقرار هيكلي، ما يجعل النماذج الخطية غير كافية للتعامل معها. وقد ساهم استخدام نموذج LSTM في تجاوز هذه الإشكالية من خلال القدرة على استيعاب الأنماط غير الخطية والتراكمات الزمنية المعقدة، ما يجعله أداة أكثر ملاءمة للنمذجة الاقتصادية في السياقات المشابهة.

٣- بيّنت نتائج التنبؤ للفترة المستقبلية (يونيو–أكتوبر ٢٠٢٥) أن سعر الصرف مرشح للاستمرار في الاتجاه التصاعدي مع تزايد تدريجي في حدة التذبذب، وهو ما انعكس في اتساع فترات عدم اليقين حول القيم المتوقعة. يشير ذلك إلى أن الاقتصاد السوري سيبقى عرضة للضغوط النقدية في المدى القريب، ما يستدعي ضرورة بناء سياسات اقتصادية استباقية قائمة على بيانات كمية ونماذج تنبؤية دقيقة تدعم اتخاذ القرار.

٦-٢ التوصيات:

✓ ينبغي توسيع استخدام نماذج التعلم العميق من نوع LSTM المحسّنة بخوارزميات تدريب متقدمة مثل ADAM في دراسات التنبؤ الاقتصادي، خاصة في البيئات غير المستقرة، لما أثبتته هذه النماذج من كفاءة في التعامل مع السلاسل الزمنية ذات التقلبات الحادة والارتباطات الطويلة.

✓ توصى البحوث الأكاديمية المستقبلية بالاعتماد على بيانات زمنية أسبوعية أو يومية طويلة الأمد عند بناء النماذج التنبؤية الاقتصادية، لما لها من دور حاسم في تحسين دقة التقدير وتفسير الاتجاهات الخفية، ويفضل تضمين فترات عدم اليقين لتقديم نتائج أكثر واقعية وقابلة للتطبيق.

✓ ينبغي على مصرف سورية المركزي تبني نموذج LSTM المحسّن بخوارزمية ADAM كأداة كمية مساندة في رصد وتوقع تطورات سعر الصرف على المدى القصير والمتوسط، لما يتمتع به من قدرة على تحليل الاتجاهات الزمنية المعقدة بدقة عالية. يمكن توظيف هذا النموذج ضمن وحدة النمذجة الاقتصادية التابعة للمصرف بهدف دعم قرارات التدخل في السوق، وتحديد نقاط التحول المحتملة في السياسة النقدية، وتعزيز فعالية أدوات الاستقرار النقدي في ظل الظروف الاقتصادية غير المستقرة.

٧- المراجع:

١- سيد أ، حسني الم. *دور الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بسعر صرف العملات الأجنبية وانعكاس ذلك على أسعار أسهم البنوك المقيدة بالبورصة المصرية*. المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والإدارية. ٢٠٢٤؛١٦(٣):٤٦٥-٤٣٧.

٢- عبد الله ح. *التنبؤ بسعر صرف الدينار الليبي مقابل الدولار الأمريكي خلال الفترة (٢٠٢٥-٢٠٣٠) باستخدام طرق التمهيد الأسي*. مجلة الدراسات المستقبلية جامعة سرت. ٢٠٢٤؛١(١):٤٤-٣٢.

٣- مظهر ي، يوسف. *التنبؤ بالأرقام القياسية لأسعار المستهلك استناداً لسعر الصرف في سورية*. مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والسياسية. ٢٠٢٤؛٤٠(٣).

4- Abedin MZ, Moon MH, Hassan MK, Hajek P. *Deep learning-based exchange rate prediction during the COVID-19 pandemic*. Ann Oper Res. 2025.١٣٣٥-٨٦:(٢)٣٤٥؛

5- Abir SI, Al Shiam SA, Zakaria RM, Shimanto AH, Arefeen SS, *Dolon MSA, et al. Use of AI-Powered Precision in Machine Learning Models for Real-Time Currency Exchange Rate Forecasting in BRICS Economies*. J Econ Finance Account Stud. 2024.٦٦-٨٣:(٦)٦؛

6- Ageev AI, Glazyev S, Mityaev D, Pereslegin S, Zolotareva O. *Building a Model for Forecasting the Exchange Rate on the Long-term and Short-term Horizons*. Econ Strateg. 2023.١٦-٢٥:(١٨٧)١٤؛

7- Akhtar S, Ramzan M, Shah S, Ahmad I, Khan MI, Ahmad S, et al. *Forecasting exchange rate of Pakistan using time series analysis*. Math Probl Eng. 2022.٩١٠٨٥٨٠:(١)٢٠٢٢؛

8- Ca'Zorzi M, Rubaszek M. *Exchange rate forecasting on a napkin. J Int Money Financ*e. 2020.١٠٤:١٠٢١٦٨؛

9- Küçük R. *Forecasting foreign exchange rate with machine learning techniques [Master's thesis*]. Middle East Technical University (Turkey); 2023.

10- Mishra P, Alakkari K, Abotaleb M, Singh PK, Singh S, Ray M, Das SS, Rahman UH, Othman AJ, *Ibragimova NA, Ahmed GF. Nowcasting India Economic Growth Using a Mixed-Data Sampling* (MIDAS) Model (Empirical Study with Economic Policy Uncertainty–Consumer Prices Index). Data. 2021 Nov 2;6(11):113.

11- Panda MM, Panda SN, Pattnaik PK. *Forecasting foreign currency exchange rate using convolutional neural networ*k. Int J Adv Comput Sci Appl. 2022.٦٠٧-١٦:(٢)١٣؛

12- Qureshi M, Ahmad N, Ullah S, ul Mustafa AR. *Forecasting real exchange rate (REER) using artificial intelligence and time series models*. Heliyon. 2023.(٥)٩؛

13- Sharma P, Gupta S, Aneja R, Attri S. *Mapping the landscape of exchange rate forecasting: a bibliometric study of the last three decades (1991–2022*). Manag Finance. 2025.

14- Windsor E, Cao W. *Improving exchange rate forecasting via a new deep multimodal fusion model.* Appl Intell. 2022.١٦٧٠١-١٧:(١٤)٥٢؛

الملحق (١): بيانات سعر الصرف

EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date
45.90	01/01/2010	46.52	22/10/2010	47.94	19/08/2011	64.12	08/06/2012	94.36	29/03/2013
45.92	08/01/2010	46.66	29/10/2010	48.30	26/08/2011	64.38	15/06/2012	96.31	05/04/2013
45.93	15/01/2010	46.80	05/11/2010	48.66	02/09/2011	64.63	22/06/2012	97.08	12/04/2013
45.94	22/01/2010	46.78	12/11/2010	48.76	09/09/2011	64.88	29/06/2012	97.84	19/04/2013
45.95	29/01/2010	46.76	19/11/2010	48.86	16/09/2011	65.13	06/07/2012	98.60	26/04/2013
45.95	05/02/2010	46.74	26/11/2010	48.96	23/09/2011	65.47	13/07/2012	99.35	03/05/2013
45.97	12/02/2010	46.71	03/12/2010	49.05	30/09/2011	65.80	20/07/2012	99.93	10/05/2013
45.98	19/02/2010	46.68	10/12/2010	49.14	07/10/2011	66.13	27/07/2012	100.50	17/05/2013
45.99	26/02/2010	46.65	17/12/2010	49.49	14/10/2011	66.46	03/08/2012	101.07	24/05/2013
46.00	05/03/2010	46.62	24/12/2010	49.83	21/10/2011	66.76	10/08/2012	101.63	31/05/2013
46.08	12/03/2010	46.58	31/12/2010	50.17	28/10/2011	67.06	17/08/2012	102.19	07/06/2013
46.16	19/03/2010	46.54	07/01/2011	50.50	04/11/2011	67.36	24/08/2012	102.98	14/06/2013
46.23	26/03/2010	46.55	14/01/2011	51.77	11/11/2011	67.65	31/08/2012	103.77	21/06/2013

46.30	02/04/2010	46.55	21/01/2011	53.03	18/11/2011	67.94	07/09/2012	104.55	28/06/2013
46.45	09/04/2010	46.55	28/01/2011	54.29	25/11/2011	68.27	14/09/2012	105.33	05/07/2013
46.59	16/04/2010	46.54	04/02/2011	55.55	02/12/2011	68.59	21/09/2012	111.08	12/07/2013
46.73	23/04/2010	46.71	11/02/2011	55.99	09/12/2011	68.91	28/09/2012	116.82	19/07/2013
46.87	30/04/2010	46.88	18/02/2011	56.43	16/12/2011	69.22	05/10/2012	122.56	26/07/2013
47.00	07/05/2010	47.05	25/02/2011	56.86	23/12/2011	69.64	12/10/2012	128.30	02/08/2013
47.01	14/05/2010	47.21	04/03/2011	57.29	30/12/2011	70.05	19/10/2012	129.93	09/08/2013
47.01	21/05/2010	47.22	11/03/2011	57.71	06/01/2012	70.46	26/10/2012	131.55	16/08/2013
47.01	28/05/2010	47.22	18/03/2011	57.93	13/01/2012	70.86	02/11/2012	133.17	23/08/2013
47.00	04/06/2010	47.22	25/03/2011	58.14	20/01/2012	72.15	09/11/2012	134.79	30/08/2013
46.92	11/06/2010	47.21	01/04/2011	58.35	27/01/2012	73.44	16/11/2012	136.40	06/09/2013
46.83	18/06/2010	47.22	08/04/2011	58.55	03/02/2012	74.72	23/11/2012	136.97	13/09/2013
46.74	25/06/2010	47.22	15/04/2011	58.90	10/02/2012	76.00	30/11/2012	137.53	20/09/2013
46.65	02/07/2010	47.22	22/04/2011	59.25	17/02/2012	77.27	07/12/2012	138.09	27/09/2013
46.73	09/07/2010	47.22	29/04/2011	59.59	24/02/2012	77.78	14/12/2012	138.64	04/10/2013
46.80	16/07/2010	47.21	06/05/2011	59.93	02/03/2012	78.29	21/12/2012	139.05	11/10/2013
46.87	23/07/2010	47.22	13/05/2011	60.26	09/03/2012	78.80	28/12/2012	139.45	18/10/2013
46.94	30/07/2010	47.22	20/05/2011	60.58	16/03/2012	79.30	04/01/2013	139.85	25/10/2013
47.00	06/08/2010	47.22	27/05/2011	60.90	23/03/2012	79.91	11/01/2013	140.24	01/11/2013
46.83	13/08/2010	47.21	03/06/2011	61.22	30/03/2012	80.51	18/01/2013	140.47	08/11/2013
46.66	20/08/2010	47.22	10/06/2011	61.53	06/04/2012	81.11	25/01/2013	140.70	15/11/2013
46.48	27/08/2010	47.22	17/06/2011	62.09	13/04/2012	81.71	01/02/2013	140.93	22/11/2013
46.30	03/09/2010	47.22	24/06/2011	62.65	20/04/2012	82.92	08/02/2013	141.15	29/11/2013
46.25	10/09/2010	47.21	01/07/2011	63.21	27/04/2012	84.12	15/02/2013	141.37	06/12/2013
46.19	17/09/2010	47.22	08/07/2011	63.76	04/05/2012	85.32	22/02/2013	141.78	13/12/2013
46.13	24/09/2010	47.22	15/07/2011	63.79	11/05/2012	86.52	01/03/2013	142.19	20/12/2013
46.07	01/10/2010	47.22	22/07/2011	63.82	18/05/2012	88.49	08/03/2013	142.59	27/12/2013
46.22	08/10/2010	47.22	29/07/2011	63.84	25/05/2012	90.45	15/03/2013	142.99	03/01/2014
46.37	15/10/2010	47.21	05/08/2011	63.86	01/06/2012	92.41	22/03/2013	143.22	10/01/2014

EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date
143.44	17/01/2014	174.83	07/11/2014	250.36	04/09/2015	467.10	24/06/2016	497.07	14/04/2017
143.65	24/01/2014	176.22	14/11/2014	254.73	11/09/2015	467.09	01/07/2016	497.07	21/04/2017
143.87	31/01/2014	177.60	21/11/2014	259.09	18/09/2015	473.09	08/07/2016	497.07	28/04/2017
144.08	07/02/2014	178.98	28/11/2014	263.45	25/09/2015	479.09	15/07/2016	497.06	05/05/2017
144.43	14/02/2014	180.35	05/12/2014	267.80	02/10/2015	485.09	22/07/2016	497.07	12/05/2017
144.78	21/02/2014	183.20	12/12/2014	273.23	09/10/2015	491.08	29/07/2016	497.07	19/05/2017
145.13	28/02/2014	186.05	19/12/2014	278.66	16/10/2015	497.07	05/08/2016	497.07	26/05/2017
145.47	07/03/2014	188.89	26/12/2014	284.08	23/10/2015	497.08	12/08/2016	497.06	02/06/2017
146.15	14/03/2014	191.73	02/01/2015	289.50	30/10/2015	497.08	19/08/2016	497.07	09/06/2017
146.82	21/03/2014	194.13	09/01/2015	294.92	06/11/2015	497.08	26/08/2016	497.07	16/06/2017
147.49	28/03/2014	196.53	16/01/2015	299.23	13/11/2015	497.07	02/09/2016	497.07	23/06/2017
148.15	04/04/2014	198.93	23/01/2015	303.53	20/11/2015	497.08	09/09/2016	497.07	30/06/2017
148.40	11/04/2014	201.32	30/01/2015	307.83	27/11/2015	497.08	16/09/2016	497.06	07/07/2017

148.65	18/04/2014	203.71	06/02/2015	312.12	04/12/2015	497.08	23/09/2016	497.07	14/07/2017
148.89	25/04/2014	205.68	13/02/2015	320.83	11/12/2015	497.08	30/09/2016	497.07	21/07/2017
149.13	02/05/2014	209.62	27/02/2015	329.54	18/12/2015	497.07	07/10/2016	497.07	28/07/2017
149.30	09/05/2014	211.58	06/03/2015	338.24	25/12/2015	497.08	14/10/2016	497.06	04/08/2017
149.46	16/05/2014	213.73	13/03/2015	346.94	01/01/2016	497.08	21/10/2016	497.07	11/08/2017
149.63	23/05/2014	215.87	20/03/2015	357.46	08/01/2016	497.08	28/10/2016	497.07	18/08/2017
149.79	30/05/2014	218.01	27/03/2015	367.97	15/01/2016	497.07	04/11/2016	497.07	25/08/2017
149.94	06/06/2014	220.15	03/04/2015	378.48	22/01/2016	497.08	11/11/2016	497.06	01/09/2017
149.84	13/06/2014	221.40	10/04/2015	388.99	29/01/2016	497.08	18/11/2016	497.07	08/09/2017
149.73	20/06/2014	222.65	17/04/2015	399.49	05/02/2016	497.08	25/11/2016	497.07	15/09/2017
149.62	27/06/2014	223.90	24/04/2015	408.65	12/02/2016	497.07	02/12/2016	497.07	22/09/2017
149.51	04/07/2014	225.14	01/05/2015	417.81	19/02/2016	497.08	09/12/2016	497.07	29/09/2017
150.62	11/07/2014	227.37	08/05/2015	426.96	26/02/2016	497.08	16/12/2016	497.06	06/10/2017
151.72	18/07/2014	229.60	15/05/2015	436.11	04/03/2016	497.08	23/12/2016	481.55	13/10/2017
152.82	25/07/2014	231.83	22/05/2015	445.88	11/03/2016	497.08	30/12/2016	466.04	20/10/2017
153.91	01/08/2014	234.05	29/05/2015	455.64	18/03/2016	497.07	06/01/2017	450.52	27/10/2017
155.27	08/08/2014	236.27	05/06/2015	465.40	25/03/2016	497.07	13/01/2017	435.00	03/11/2017
156.62	15/08/2014	236.79	12/06/2015	475.16	01/04/2016	497.07	20/01/2017	435.01	10/11/2017
157.97	22/08/2014	237.30	19/06/2015	481.23	08/04/2016	497.07	27/01/2017	435.01	17/11/2017
159.32	29/08/2014	237.81	26/06/2015	487.30	15/04/2016	497.06	03/02/2017	435.01	24/11/2017
160.66	05/09/2014	238.32	03/07/2015	493.36	22/04/2016	497.07	10/02/2017	435.00	01/12/2017
161.71	12/09/2014	239.92	10/07/2015	499.42	29/04/2016	497.07	17/02/2017	435.01	08/12/2017
162.75	19/09/2014	241.51	17/07/2015	505.48	06/05/2016	497.07	24/02/2017	435.01	15/12/2017
163.79	26/09/2014	243.10	24/07/2015	495.89	13/05/2016	497.06	03/03/2017	435.01	22/12/2017
164.83	03/10/2014	244.69	31/07/2015	486.29	20/05/2016	497.07	10/03/2017	435.01	29/12/2017
166.84	10/10/2014	246.27	07/08/2015	476.69	27/05/2016	497.07	17/03/2017	435.00	05/01/2018
168.84	17/10/2014	247.30	14/08/2015	467.09	03/06/2016	497.07	24/03/2017	435.01	12/01/2018
170.84	24/10/2014	248.32	21/08/2015	467.10	10/06/2016	497.07	31/03/2017	435.01	19/01/2018
172.84	31/10/2014	249.34	28/08/2015	467.10	17/06/2016	497.06	07/04/2017	435.01	26/01/2018
EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date
435.00	02/02/2018	435.01	23/11/2018	435.01	13/09/2019	1250.00	03/07/2020	1250.01	23/04/2021
435.01	09/02/2018	435.01	30/11/2018	435.01	20/09/2019	1250.01	10/07/2020	1250.01	30/04/2021
435.01	16/02/2018	435.00	07/12/2018	435.01	27/09/2019	1250.01	17/07/2020	1250.00	07/05/2021
435.01	23/02/2018	435.01	14/12/2018	435.00	04/10/2019	1250.01	24/07/2020	1250.00	14/05/2021
435.00	02/03/2018	435.01	21/12/2018	435.01	11/10/2019	1250.01	31/07/2020	1250.01	21/05/2021
435.01	09/03/2018	435.01	28/12/2018	435.01	18/10/2019	1250.00	07/08/2020	1250.00	28/05/2021
435.01	16/03/2018	435.00	04/01/2019	435.01	25/10/2019	1250.00	14/08/2020	1250.00	04/06/2021
435.01	23/03/2018	435.01	11/01/2019	435.00	01/11/2019	1250.01	21/08/2020	1250.00	11/06/2021
435.01	30/03/2018	435.01	18/01/2019	435.01	08/11/2019	1250.00	28/08/2020	1250.01	18/06/2021
435.00	06/04/2018	435.01	25/01/2019	435.01	15/11/2019	1250.00	04/09/2020	1250.00	25/06/2021
435.01	13/04/2018	435.00	01/02/2019	435.01	22/11/2019	1250.00	11/09/2020	1250.00	02/07/2021
435.01	20/04/2018	435.01	08/02/2019	435.01	29/11/2019	1250.01	18/09/2020	1250.01	09/07/2021
435.01	27/04/2018	435.01	15/02/2019	435.00	06/12/2019	1250.00	25/09/2020	1250.01	16/07/2021
435.00	04/05/2018	435.01	22/02/2019	435.01	13/12/2019	1250.00	02/10/2020	1250.01	23/07/2021

435.01	11/05/2018	435.00	01/03/2019	435.01	20/12/2019	1250.01	09/10/2020	1250.01	30/07/2021
435.01	18/05/2018	435.01	08/03/2019	435.01	27/12/2019	1250.01	16/10/2020	1250.00	06/08/2021
435.01	25/05/2018	435.01	15/03/2019	435.00	03/01/2020	1250.01	23/10/2020	1250.00	13/08/2021
435.00	01/06/2018	435.01	22/03/2019	435.01	10/01/2020	1250.01	30/10/2020	1250.01	20/08/2021
435.01	08/06/2018	435.01	29/03/2019	435.01	17/01/2020	1250.00	06/11/2020	1250.00	27/08/2021
435.01	15/06/2018	435.00	05/04/2019	435.01	24/01/2020	1250.00	13/11/2020	1250.00	03/09/2021
435.01	22/06/2018	435.01	12/04/2019	435.01	31/01/2020	1250.01	20/11/2020	1250.00	10/09/2021
435.01	29/06/2018	435.01	19/04/2019	435.00	07/02/2020	1250.00	27/11/2020	1250.01	17/09/2021
435.00	06/07/2018	435.01	26/04/2019	435.01	14/02/2020	1250.00	04/12/2020	1250.00	24/09/2021
435.01	13/07/2018	435.00	03/05/2019	435.01	21/02/2020	1250.00	11/12/2020	1250.00	01/10/2021
435.01	20/07/2018	435.01	10/05/2019	435.01	28/02/2020	1250.01	18/12/2020	1250.01	08/10/2021
435.01	27/07/2018	435.01	17/05/2019	435.00	06/03/2020	1250.00	25/12/2020	1250.01	15/10/2021
435.00	03/08/2018	435.01	24/05/2019	435.01	13/03/2020	1250.00	01/01/2021	1250.01	22/10/2021
435.01	10/08/2018	435.01	31/05/2019	435.01	20/03/2020	1250.01	08/01/2021	1250.01	29/10/2021
435.01	17/08/2018	435.00	07/06/2019	435.01	27/03/2020	1250.01	15/01/2021	1250.00	05/11/2021
435.01	24/08/2018	435.01	14/06/2019	435.00	03/04/2020	1250.01	22/01/2021	1250.00	12/11/2021
435.01	31/08/2018	435.01	21/06/2019	435.01	10/04/2020	1250.01	29/01/2021	1250.01	19/11/2021
435.00	07/09/2018	435.01	28/06/2019	435.01	17/04/2020	1250.00	05/02/2021	1250.00	26/11/2021
435.01	14/09/2018	435.00	05/07/2019	435.01	24/04/2020	1250.00	12/02/2021	1250.00	03/12/2021
435.01	21/09/2018	435.01	12/07/2019	435.00	01/05/2020	1250.01	19/02/2021	1500.00	10/12/2021
435.01	28/09/2018	435.01	19/07/2019	598.01	08/05/2020	1250.00	26/02/2021	1750.01	17/12/2021
435.00	05/10/2018	435.01	26/07/2019	761.01	15/05/2020	1250.00	05/03/2021	2000.01	24/12/2021
435.01	12/10/2018	435.00	02/08/2019	924.01	22/05/2020	1250.00	12/03/2021	2250.00	31/12/2021
435.01	19/10/2018	435.01	09/08/2019	1087.01	29/05/2020	1250.01	19/03/2021	2500.00	07/01/2022
435.01	26/10/2018	435.01	16/08/2019	1250.00	05/06/2020	1250.00	26/03/2021	2500.00	14/01/2022
435.00	02/11/2018	435.01	23/08/2019	1250.00	12/06/2020	1250.00	02/04/2021	2500.00	21/01/2022
435.01	09/11/2018	435.01	30/08/2019	1250.01	19/06/2020	1250.01	09/04/2021	2500.00	28/01/2022
435.01	16/11/2018	435.00	06/09/2019	1250.00	26/06/2020	1250.01	16/04/2021	2500.00	04/02/2022

EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date	EXC	Date
2500.00	11/02/2022	2500.00	02/12/2022	10299.99	22/09/2023	12499.99	12/07/2024	13200	02/05/2025
2500.00	18/02/2022	2600.00	09/12/2022	10899.99	29/09/2023	12499.99	19/07/2024	11100	09/05/2025
2500.00	25/02/2022	2700.01	16/12/2022	11500.00	06/10/2023	12499.99	26/07/2024	11000	16/05/2025
2500.00	04/03/2022	2800.01	23/12/2022	11499.99	13/10/2023	12500.00	02/08/2024	11055	23/05/2025
2500.00	11/03/2022	2900.00	30/12/2022	11499.99	20/10/2023	12499.99	09/08/2024		
2500.00	18/03/2022	3000.00	06/01/2023	11499.99	27/10/2023	12499.98	16/08/2024		
2500.00	25/03/2022	3000.00	13/01/2023	11500.00	03/11/2023	12499.98	23/08/2024		
2500.00	01/04/2022	3000.00	20/01/2023	11749.99	10/11/2023	12499.99	30/08/2024		
2500.00	08/04/2022	3000.00	27/01/2023	11999.99	17/11/2023	12500.00	06/09/2024		
2500.01	15/04/2022	3000.00	03/02/2023	12249.99	24/11/2023	12499.99	13/09/2024		
2500.01	22/04/2022	3000.00	10/02/2023	12500.00	01/12/2023	12499.99	20/09/2024		
2500.00	29/04/2022	3000.00	17/02/2023	12499.99	08/12/2023	12499.99	27/09/2024		
2500.00	06/05/2022	3000.00	24/02/2023	12499.98	15/12/2023	12500.00	04/10/2024		
2500.00	13/05/2022	3000.00	03/03/2023	12499.98	22/12/2023	12499.99	11/10/2024		

2500.00	20/05/2022	3000.00	10/03/2023	12499.99	29/12/2023	12499.99	18/10/2024		
2500.00	27/05/2022	3000.00	17/03/2023	12500.00	05/01/2024	12499.99	25/10/2024		
2500.00	03/06/2022	3000.00	24/03/2023	12499.99	12/01/2024	12500.00	01/11/2024		
2500.00	10/06/2022	3000.00	31/03/2023	12499.99	19/01/2024	13600.00	08/11/2024		
2500.00	17/06/2022	3000.00	07/04/2023	12499.99	26/01/2024	13736.00	15/11/2024		
2500.00	24/06/2022	3000.00	14/04/2023	12500.00	02/02/2024	12625.00	22/11/2024		
2500.00	01/07/2022	3000.00	21/04/2023	12499.99	09/02/2024	12625.00	29/11/2024		
2500.00	08/07/2022	3000.00	28/04/2023	12499.99	16/02/2024	12625.00	06/12/2024		
2500.01	15/07/2022	3000.00	05/05/2023	12499.99	23/02/2024	15150	13/12/2024		
2500.01	22/07/2022	3000.00	12/05/2023	12500.00	01/03/2024	15150	20/12/2024		
2500.00	29/07/2022	3000.00	19/05/2023	12499.99	08/03/2024	14800	27/12/2024		
2500.00	05/08/2022	3000.00	26/05/2023	12499.98	15/03/2024	14645	03/01/2025		
2500.00	12/08/2022	3000.00	02/06/2023	12499.98	22/03/2024	13635	10/01/2025		
2500.00	19/08/2022	3000.00	09/06/2023	12499.99	29/03/2024	13130	17/01/2025		
2500.00	26/08/2022	3000.00	16/06/2023	12500.00	05/04/2024	13130	24/01/2025		
2500.00	02/09/2022	3000.00	23/06/2023	12499.99	12/04/2024	13130	31/01/2025		
2500.00	09/09/2022	3000.00	30/06/2023	12499.99	19/04/2024	13130	07/02/2025		
2500.01	16/09/2022	3000.00	07/07/2023	12499.99	26/04/2024	13130	14/02/2025		
2500.01	23/09/2022	4375.00	14/07/2023	12500.00	03/05/2024	13130	21/02/2025		
2500.00	30/09/2022	5750.00	21/07/2023	12499.99	10/05/2024	13130	28/02/2025		
2500.00	07/10/2022	7125.00	28/07/2023	12499.98	17/05/2024	13130	07/03/2025		
2500.00	14/10/2022	8500.00	04/08/2023	12499.98	24/05/2024	13130	14/03/2025		
2500.00	21/10/2022	8500.00	11/08/2023	12499.99	31/05/2024	12120	21/03/2025		
2500.00	28/10/2022	8500.00	18/08/2023	12500.00	07/06/2024	12120	28/03/2025		
2500.00	04/11/2022	8500.00	25/08/2023	12499.99	14/06/2024	12120	04/04/2025		
2500.00	11/11/2022	8500.00	01/09/2023	12499.99	21/06/2024	12120	11/04/2025		
2500.00	18/11/2022	9099.99	08/09/2023	12499.99	28/06/2024	12120	18/04/2025		
2500.00	25/11/2022	9699.99	15/09/2023	12500.00	05/07/2024	13150	25/04/2025		