وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministry of Higher Education and Scientific Research

جامعة محمد بوضياف بالمسيلة

كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

قسم العلوم الاقتصادية

University Mohamed Boudiaf of M'sila

Faculty of Economic Sciences, Commercial and Management Sciences

Department of Economic

## العنوان:

# دراســـة تنبؤيـــة لتقلبات سعر الصرف الدولار مقابل الأورو باستخدام نماذج التعلم الآلي (LSTM) مقابل النماذج الديناميكية (EGARCH)

**دراسة مقارنة الفترة (2000-2024)**

**مذكرة مقدمة ضمن متطلبات نيل شهادة الماستر(أكاديمي) في علوم الاقتصادية**

**تخصص:** اقتـــصاد كمـــــــــي

**مـــن إعداد الطالبة:** بـــوعافية أحـــــــــلام

**لجنـــــــة المناقشـــة**

| الاسم واللقب | الرتبة العلمية | الصفة |
|---|---|---|
| رابح بلعباس | أستاذ التعليم العالي | رئيسا |
| زهير عماري | أستاذ التعليم العالي | مشرفا ومقررا |
| عُمر بوعزيز | أستاذ محاضر-أ- | مناقشا |

**السنة الجامعية:** 2024-2025

بسم الله، نبدأ كل رحلة بقصد، وكل كلمة بنية، وكل خطوة بإيمان، ونبدأ كل رحلة بقصد، وكل كلمة بنية، وكل خطوة بإيمان.

الحمد لله حُبًّا وشُكرًا وامتنانًا، ما كنتُ لأفعل هذا لولا فضل الله، فالحمد لله على البدء والختام، وآخر دعوانا أنِ الحمد لله رب العالمين.

## إلى نفسي الطموحة جدًا...

**ظننتُ كثيرًا أنني لا أستطيع، لكنني تمسكتُ بالأمل، فكان العزم، وكان اليقين، وكان السعي.**
**ومن قال "أنا لها" نالها، وإن أبت رغمًا عنها أتيت بها، وها أنا اليوم أختم هذا البحث بكل همةٍ ونشاط، فالحمد لله الذي بنعمته تتم الصالحات.**
**اللهم لا تجعله آخر عهدي بالعلم، واجعلها خير بدايةٍ لطريقٍ أعظم، وبارك لنا في عملنا، وانفعنا بما علمتنا.**

## إلى أمي التي احتوتني وربّتني بحبٍ صادق،

لكِ كل الامتنان والدعاء، وجزاكِ الله عني خير الجزاء.

إلى من يحبهم فؤاد القلب،
إلى كل يد خفية ساعدتني،
إلى كل الأصدقاء والزملاء الذين ساندوني،
إلى كل أستاذ ومعلّم ترك في قلبي وعقلي أثرًا،
إلى كل من حمل ليَ في قلبه مشاعر طيبة ودعاءً صادقًا...
ما سلكنا البدايات إلا بتيسيره،
وما بلغنا النهايات إلا بتوفيقه،
وما حققنا الغايات إلا بفضله،
فالحمد لله أولًا وآخرًا، وظاهرًا وباطنًا.

جزاكم الله خيرًا، وأثابكم خير الجزاء.

23 جوان

# شكر وتقدير

قال رسول الله ﷺ:

"من لا يشكر الناس لا يشكر الله، ومن أُسدي إليكم معروفًا فكافئوه، فإن لم تجدوا ما تكافئونه فادعوا له حتى تروا أنكم قد كافأتموه."

الحمد لله الذي وهبنا نعمة العقل، وألهمنا السعي، وذلل لنا السبل، فهو المستعان، وبه تنجلي الصعاب، وبفضله مضينا خطوةً بخطوة حتى أكرمنا بإتمام هذا العمل العلمي المتواضع.

أتوجه بخالص الشكر وعظيم التقدير لأستاذي المشرف

**الأستاذ الدكتور: زهير عماري،**

الذي رافقني بتوجيهاته السديدة، ودعمه المتواصل، وحرصه على جودة هذا البحث فكان لوجوده أثر عميق في مساري العلمي، وكان توجيهه نبراسًا أنار لي الطريق. بارك الله فيك

كما أخص بالشكر

**الأستاذ الدكتور: رابح بلعباس،**

الذي أسهم مشكورًا في هذا العمل، وقدم لي يد العون بكل رحابة صدر، وكان دعمه وتفهمه حافزًا لي على الاستمرار، فجزاه الله عني كل خير، وبارك في علمه وجهده.

ولا يفوتني أن أتقدم بوافر الامتنان لأعضاء لجنة المناقشة على قبولهم تقييم هذا البحث، وخاصة **الدكتور عمر بوعزيز**، الذي شرفت بوجوده ضمن لجنة المناقشة.

كما أمدّ شكري وعرفاني

إلى كل **أستاذ وأستاذة في قسم الاقتصاد**،

وكل من قدّم لي دعمًا أو مشورة أو حتى كلمة طيبة،

إليكم جميعًا خالص الامتنان والدعاء الصادق، فلكم في قلبي أثر لا يُمحى.

وفي الختام، أقولها بكل فخر واعتزاز:

لي الشرف الكبير أن يكون هؤلاء الأساتذة الكرام هم مشرفو بحثي وأعضاء لجنة مناقشتي،

فهم بحق نُخبة من خيرة الدكاترة، أعتز وأفتخر بأنني تتلمذت على أيديهم.

# الملخص

تناولت هذه الدراسة مقارنة تنبؤية بين نماذج التعلم الآلي والنماذج الكلاسيكية في التنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل اليورو خلال الفترة (2000–2024)، من خلال تقييم دقة نموذج LSTM كأحد نماذج الذكاء الاصطناعي، ونموذج EGARCH كأحد النماذج الاقتصادية الديناميكية، باستخدام بيئتي Python وEViews.

أظهرت النتائج تفوق نموذج LSTM في تمثيل العلاقات غير الخطية وتقليل مؤشرات الخطأ، مما يعكس كفاءته في التنبؤ بالتقلبات المستقبلية. في المقابل، أثبت نموذج EGARCH أداءً جيدًا وقدرة تفسيرية عالية في تحليل التباين من منظور اقتصادي.

وتبيّن أن دقة التنبؤ ترتبط بطبيعة النموذج أكثر من ارتباطها ببيئة التنفيذ، ما يدعم التوجه نحو اعتماد نماذج هجينة تجمع بين قوة النماذج الكلاسيكية ومرونة نماذج الذكاء الاصطناعي، مع الإبقاء على النماذج التقليدية كمرجعية تحليلية.

**الكلمات المفتاحية:** التنبؤ، تقلبات سعر الصرف، الشبكات العصبونية (LSTM)، نموذج EGARCH، النماذج الديناميكية، التعلم الآلي.

# Abstract

***This study presents a predictive comparison between machine learning models and classical models in forecasting the USD/EUR exchange rate during the period 2000–2024. It evaluates the accuracy of the Long Short-Term Memory (LSTM) network as a modern artificial intelligence model, and the EGARCH model as a classical dynamic economic model, using Python and EViews environments.***

***The results showed that the LSTM model outperformed in capturing nonlinear relationships and minimizing error metrics, reflecting its efficiency in forecasting future volatility. In contrast, the EGARCH model demonstrated solid performance and strong explanatory power in analyzing variance from an economic perspective.***

***The findings indicate that forecasting accuracy depends more on the nature of the model than the programming environment, supporting the adoption of hybrid models that combine the analytical strength of classical models with the flexibility of AI-based approaches, while retaining classical models as a reliable analytical reference.***



***Keywords: Forecasting, Exchange Rate Volatility, LSTM Neural Networks, EGARCH Model, Classical Models, Machine Learning.***

# فهرس المحتويات


| العنـــــــــوان | الصفحة |
| --- | --- |
| الاهداء | |
| شكر وعرفان | |
| الملخص | |
| فهرس المحتويات | |
| فهرس الجداول | |
| فهرس الاشكال | |
| المقدمة | أ |
| الفصل الأول: الإطار المفاهيمي لسعر الصرف | 01 |
| تمهيد | 02 |
| المبحث الأول: مفاهيم أساسية حول سعر الصرف | 02 |
| المطلب الأول: ماهية سعر الصرف | 02 |
| المطلب الثاني: أنظمة سعر الصرف | 05 |
| المطلب الثالث: النظريات المفسرة لسعر الصرف | 08 |
| المبحث الثاني: العوامل المؤثرة في سعر الصرف ومخاطر تقلباته دور أسواق سعر الصرف | 10 |
| المطلب الأول: العوامل المؤثرة في أسعار الصرف | 10 |
| المطلب الثاني: مخاطر أسعار الصرف وأنواعه | 11 |
| المطلب الثالث: مفهوم سوق الصرف وأنواعه والمتداخلون فيه | 13 |
| المبحث الثالث: سياسات سعر الصرف | 15 |
| المطلب الأول: أدوات وأهداف سياسة سعر الصرف | 15 |
| المطلب الثاني: سياسة تخفيض قيمة العملة | 16 |
| المطلب الثالث: سياسة رفع قيمة العملة | 18 |

| | |
|---|---|
| **خلاصة الفصل** | **21** |
| **الفصل الثاني: تطبيق نموذج الشبكات العصبية طويلة الذاكرة LSTMونموذج التباين الشرطي الاسي EGARCH في التنبؤ بتباين سعر الصرف** | **21** |
| **تمهيد** | **22** |
| **المبحث الأول: التعريف بنماذج التعلم الآلي والنماذج الديناميكية** | **23** |
| **المطلب الأول: مقدمة في التعلم الآلي ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية** | **23** |
| **المطلب الثاني: مقدمة في نماذج الديناميكية ونموذج GARCH/ARCH** | **26** |
| **المبحث الثاني: التنبؤ باستخدام نموذج الشبكات العصبية ونموذج EGARCH** | **29** |
| **المطلب الأول: منهجية نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر الصرف** | **29** |
| **المطلب الثاني: منهجية ARCH/GARCH للتنبؤ بسعر الصرف** | **48** |
| **المبحث الثالث: تحليل نتائج التنبؤ ومقارنة أداء النماذج** | **63** |
| **المطلب الأول: تحليل نتائج التنبؤ باستخدام مؤشرات الأداء** | **63** |
| **المطلب الثاني: مقارنة أداء النماذج** | **64** |
| **خلاصة الفصل** | **65** |
| **الخاتمة** | **66** |
| **قائمة المراجع** | **70** |

# فهرس الجداول


| الرقم | العنوان | الصفحة |
|---|---|---|
| 01 | مقارنة عددية بين التباين الحقيقي والمتوقع في الأيام الأولى من فترة الاختبار | 48 |
| 02 | نتائج اختبار استقرار سلسلة الأسعار والعوائد | 50 |
| 03 | اختبار الارتباط الذاتي للسلسلة المحولة (Ljung-Box) | 52 |
| 04 | الجزء الأول من معادلة نموذج ARCH-GARCH (تقدير ARIMA (0,0,0)) | 53 |
| 05 | اختبار الارتباط الذاتي لأخطاء النموذج المقدر Ljung-Box | 54 |
| 06 | اختبار الأثر ARCH-LM عند التأخير1 | 55 |
| 07 | تقدير نموذج EGARCH (1.1) باستخدام توزيع الخطأ العام (GED) | 56 |
| 08 | اختبار الارتباط الذاتي للأخطاء Ljung-Box لنموذج EGARCH (1,1) | 57 |
| 09 | اختبار الأثر ARCH-LM لنموذج EGARCH (1,1) | 58 |
| 10 | المؤشرات الإحصائية وتفسيرها | 61 |
| 11 | مقارنة مؤشرات الأداء للنموذجين | 62 |

# فهرس الاشكال


| الرقم | العنوان | الصفحة |
|---|---|---|
| 01 | تغير أسعار الصرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة (2000–2024) | 30 |
| 02 | عرض تحميل بيانات سعر الصرف ومعالجة القيم المفقودة | 32 |
| 03 | حساب العوائد اللوغاريتمية | 33 |
| 04 | التباين التقريبي (مربعات العوائد) | 33 |
| 05 | التباين التقريبي لسلسة سعر الصرف | 34 |
| 06 | تطبيع بيانات التباين | 35 |
| 07 | احصائيات وصفية | 36 |
| 08 | التباين التقريبي (مربعات العوائد) بعد حذف القيم المفقودة | 37 |
| 09 | تطبيع التباين باستخدامMinMaxScaler | 37 |
| 10 | وصف احصائي للتباين قبل وبعد التطبيع | 38 |
| 11 | تحديد نافذة زمنية وإنشاء التسلسلات | 39 |
| 12 | إعادة تشكيل وتقسيم البيانات إلى تدريب واختبار | 40 |
| 13 | مدخلات نافذة زمنية والقيمة المتوقعة لليوم التالي | 41 |
| 14 | آلية مدخلات لتوقّع التباين في اليوم 21 | 41 |
| 15 | تفاصيل بنية نموذج LSTM بعد التجميع | 42 |
| 16 | تدريب النموذج باستخدام LSTM مع آليةEarly Stopping | 43 |
| 17 | منحنى فقدان النموذج أثناء التدريب | 44 |
| 18 | تنفيذ التنبؤ | 45 |
| 19 | عكس التحجيم | 45 |
| 20 | حساب مؤشرات تقييم الأداء | 46 |
| 21 | التباين الحقيقي مقابل التنبؤ | 47 |

| | | |
|---|---|---|
| 22 | تطور سعر صرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة 2000-2024 الخصائص الإحصائية الأولية لسلسلة سعر الصرف | 49 |
| 23 | الخصائص الإحصائية الأولية لسلسلة سعر الصرف | 49 |
| 24 | تطور سعر الصرف بعد إجراء تحويلة اللوغاريتم للعوائد (r) | 51 |
| 25 | التنبؤ الديناميكي لسعر الصرف والتباين المشروط باستخدام نموذج EGARCH (1,1) | 59 |
| 26 | التنبؤ الساكن لسعر الصرف والتباين المشروط باستخدام نموذج EGARCH (1,1) | 60 |
| 27 | مقارنة التباين الشرطي المقدر والحقيقي لسلسلة أسعار الصرف الفترة (2000/2024) | 62 |

# المقدّمة

يُعدّ سعر الصرف من أهم المؤشرات الاقتصادية التي تؤثر على الأداء الاقتصادي الكلي للدول، حيث يعكس قوة وتنافسية الاقتصاد الوطني، يؤثر على ميزان المدفوعات، والاستثمار، وحركة رؤوس الأموال. نظرًا لتقلبات الكبيرة لسوق الصرف، أصبحت الحاجة إلى أدوات تحليل وتنبؤ دقيقة تساعد في اتخاذ قرارات الدولة مبنية على أسس علمية دقيقة.

لقد استخدمت النماذج الاقتصادية الديناميكية، مثل نماذج Box-Jenkins (ARIMA) ونماذج (EGARCH) و(GARCH)، استخدامًا واسعًا في تحليل السلاسل الزمنية، نظرًا لأنها تعكس الواقع المتذبذب لسوق الصرف، ومع ذلك تواجه صعوبات في التعامل مع التغيرات المفاجئة في السوق.

شهدت السنوات الأخيرة ظهور نماذج تعتمد على تقنيات التعلم الآلي، مثل الشبكات العصبية الاصطناعية، وخاصة شبكات (LSTM)، التي أثبتت الكفاءة العالية على معالجة الأنماط المعقدة في السلاسل الزمنية والتكيف مع تغيرات السوق. ورغم ذلك، ما تزال كفاءة وفعالية هذه النماذج في التنبؤ الاقتصادي، مقارنة بالنماذج الديناميكية، موضوعًا يستحق البحث والاختبار.

## 2) الإشكالية

يمثّل التنبؤ بسعر الصرف تحديًا مهمًا وأساسيا في الاقتصاد والأسواق المالية، بسبب تقلباته المستمرة وتأثره بعدة عوامل اقتصادية وسياسية وغيرها وحساسيته المفرطة. لقد اعتمد الباحثون لفترة طويلة على نماذج ديناميكية مثل (EGARCH) و(GARCH) التي تعكس الواقع المتذبذب لسوق الصرف، لكنها تفترض ضمنيًا أن العلاقة بين المتغيرات (وتحديدًا بين التباين الشرطي والتقلبات السابقة) هي علاقة خطية وثابتة عبر الزمن، وهو ما لا يعكس بشكل أكثر دقة واقع تقلبات أسعار الصرف في السوق.

بالمقابل، تقدم نماذج التعلم الآلي، وخاصة الشبكات العصبية مثل (LSTM)، قدرة أكبر على التعامل والمرونة مع العلاقات المعقدة وغير الخطية دون الحاجة إلى الكثير من الفرضيات، لكنّها قد تعاني من بعض العيوب مثل صعوبة التفسير واحتمال التعلّم الزائد.

رغم تعدد النماذج المستخدمة للتنبؤ بأسعار الصرف، إلا أن دقة التنبؤ لا تزال تمثل تحديًا كبيرًا، بناءً على ذلك، يمكن طرح الإشكالية التالية:

إلى أي مدى تستطيع نماذج التعلم الآلي، وخصوصًا الشبكات العصبية، تقديم تنبؤ أدق لسعر صرف الدولار مقابل اليورو مقارنة بالنماذج الديناميكية مثل (ARCH) و (EGARCH) خلال الفترة 2000–2024؟

لمعالجة وتحليل هذه الاشكالية نقوم بطرح الأسئلة الفرعية التالية:

- ☒ ما هو النموذج الأفضل من حيث الدقة التنبؤية لسعر الصرف؟
- ☒ هل ترجع الفروقات في دقة التنبؤ بين النموذجين الى بيئة الاستخدام (EViews, Python) أم إلى تركيبة النماذج المستخدمة؟

## 3) فرضيات البحث

بناءا على الإشكالية والتساؤلات الفرعية، نطرح مجموعة من الفرضيات كإجابة مبدئية للتساؤلات متمثلة في:

- ✓ نماذج التعلم الآلي وبضبط الشبكات العصبية تحقق دقة تنبؤية أعلى مقارنة بالنماذج الاقتصادية الديناميكية (EGARCH) في التنبؤ بسعر الصرف.
- ✓ ترجع الفروقات في دقة التنبؤ بين النموذجين إلى تركيبة النماذج المستخدمة.

## 4) أهمية الدراسة

لهذه الدراسة أهمية كبيرا من خلال سعيها لتحسين دقة التنبؤ بسعر الصرف باعتباره عنصرًا محوريًا في قرارات اقتصادية ومالية عديدة، ويكتسب هذا التنبؤ قيمة إضافية عند توظيف تقنيات التعلم الآلي التي تتيح نمذجة الأنماط المعقدة في البيانات، مدعومة بمرونة وكفاءة لغة البرمجة بايثون في معالجة السلاسل الزمنية. وبالمقابل، تظل النماذج الديناميكية مرجعًا مهما واساسيا بفضل بنيته الصارمة وموثوقية نتائجها في كثير من السياقات، مما يجعل المقارنة بين النوعين من النماذج مدخلًا مهمًا لفهم حدود وفعالية كل منهما في التنبؤ بأسعار الصرف.

## 5) أهداف البحث

تهدف هذه الدراسة إلى:

1) مقارنة الأداء التنبؤي بين نماذج التعلم الآلي (خصوصًا الشبكات العصبية(LSTM)) والنماذج الديناميكية ( نموذج التباين الشرطي الاسيEGARCH).
2) تقييم خصائص كل نموذج في التعامل مع تقلبات أسعار الصرف.
3) تقديم توصيات حول أنجع نموذج يمكن استخدامه لتوقع سعر الصرف.
4) تقييم أداء كل من برنامج EViews ولغة Python في تطبيق نماذج التنبؤ الاقتصادي، من حيث الكفاءة والمرونة والدقة.

## 6) أسباب اختيار الموضوع

هناك عدة أسباب لاختياري لهذا الموضوع نذكر منها:

1) الأهمية الاقتصادية البالغة لسعر الصرف على المستويين الكلي والجزئي.
2) الاهتمام بنماذج التعلم الآلي في الأوساط البحثية والمالية.
3) السعي إلى تعمق في المقارنة العلمية بين النماذج الديناميكية ونماذج الذكاء الاصطناعي في تحليل وتوقع الظواهر الاقتصادية.

## 7) منهج الدراسة

من أجل معالجة الإشكالية وتحقيق هدف الدراسة اعتمدت على المنهج الاستقرائي بسبب تعميم نتائجه الجزئية لدراسة على الكل، حيث تم تحليل سلسلة زمنية حجمها 6568 لسعر صرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة الممتدة من سنة 2000/01/03 إلى سنة 2024/12/31، وقد تم جمع بيانات الدراسة من موقع (FRED) التابع لمجلس محافظي نظام الاحتياطي الفيدرالي الأمريكي، تم اعتماد على سعر الصرف الفوري لأنه يعكس القيمة الحقيقية والفورية لتبادل العملتين في السوق ومراقبة التقلبات الفعلية بدقة. وقد تم استخدام برنامج (EViews.13) لتقدير النماذج الديناميكية وبضبط نموذج (EGARCH) بينما استُخدمت لغة بايثون (Python) حصريًا لتطبيق نماذج التعلم الآلي وبضبط نموذج الشبكات العصبية.

## 8) حدود الدراسة

تتمثل حدود هذه الدراسة في عدة جوانب أساسية، أولها اقتصار التحليل على عملتين هي الدولار مقابل الأورو، مما قد يحدّ من قابلية تعميم النتائج على أزواج عملات أخرى أو أسواق مختلفة. كما أنها تغطي فترة زمنية تمتد من 2000/01/03 إلى سنة 2024/12/31، وركزت الدراسة على نوع واحد من النماذج الديناميكية وهي EGARCH وكذلك نماذج التعلم الآليLSTM، دون التطرق إلى جميع النماذج المتاحة.

## 9) خطة الدراسة

قمت بتقسم الموضوع إلى فصلين، الفصل الأول تضمن الإطار النظري لدراسة من خلال، مفاهيم أساسية حول سعر الصرف في المبحث الأول، والعوامل المؤثر في سعر الصرف ومخاطر تقلباته ودور أسواق الصرف في المبحث الثاني، أما المبحث الثالث فتضمن على سياسات سعر الصرف. بالنسبة للفصل الثاني الموسوم بـتطبيق نموذج الشبكات العصبية طويلة الذاكرة LSTMونموذج التباين الشرطي الاسي EGARCH. قد تم التطرق في المبحث الأول التعريف بنماذج التعلم الآلي والنماذج الديناميكية، اما المبحث الثاني فتطرقنا الى تطبيق نماذج الشبكات العصبية ونماذج (GARCH/ARCH) اما المبحث الأخير فتناولنا فيه تحليل نتائج التنبؤ باستخدام مؤشرات الأداء وتفسير الفروقات في الأداء

## 10) الدراسات السابقة

من بين الدراسات التي تناولت موضوع دراستي سواء بالموضوع كله او بعض أجزائه، والتي استطعت الحصول عليها كما يلي:

**01)** دراسة قادري رياض وطهراوي مختار، تحت عنوان **دراسة مقارنة بين منهجيتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية في نمذجة سلوك سعر البتكوين**، وهي عبارة عن مقالة منشورة (مختار، 2022) .

تهدف هذه الدراسة لنمذجة سعر البتكوين من جهة، والمقارنة بين دقة النموذجة في هذه الحالة لكل من منهجيتي: الشبكة العصبية نموذج (NAR) ومنهجية بوكس جينكينز (ARIMA-ARCH) بالاعتماد على كل من برنامج Eviews.10وبرنامج Matlab2016 توصلت نتائج الدراسة الي:

– قارن بين المنهجيتين اعتمادا على مقاييس جودة التقدير: متوسط الخطأ التربيعي (MSE)، الجذر المتوسط لمربع الخطأ (RMSE)، متوسط الخطأ (MAE) كانت هذه الأخيرة بقيمة أقل لمنهجية الشبكات العصبية. وبهذا يكون قد توصل الى أن منهجية الشبكات العصبية هي الأمثل في تقدير سلوك سعر البتكوين.

**02)** دراسة سوزان الامام مُحَمَّد الامام ومُحَمَّد محمود نصر أبو ريا ومُحَمَّد إبراهيم مُحَمَّد تحت عنوان **نموذج مقترح لتحسين منهجية بوكس–جينكينز اعتمادا على أسلوب الشبكات العصبونية (دراسة تطبيقية)** هي عبارة عن بحث من رسالة ماجيستير (ريا، 2025).

يهدف البحث الي الوصول الي أفضل نموذج للتنبؤ بالبيانات اليومية لسعر صرف الجنيه المصري مقابل اليورو وذلك بالمفاضلة بين عدة أساليب مختلفة للتنبؤ تتمثل في تحليل السلاسل الزمنية باستخدام منهجية بوكس–جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية وأخيرا الجمع بين تحليل السلاسل الزمنية والشبكات العصبية بهدف تحسين التنبؤ. توصل الى النتائج التالية:

تتماثل درجة دقة التنبؤ بسعر صرف الجنيه المصري مقابل اليورو المتحصل عليها عند استخدام تحليل السلاسل الزمنية بمنهجية بوكس – جينكينز واستخدام الشبكات العصبية.

لقد تضمنت الدراسة الجمع بين تحليل السلاسل الزمنية بمنهجية بوكس – جينكينز والشبكات العصبية على مميزات كل من الأسلوبين وقد أعطت بالفعل نماذج الجمع المقترحة تنبؤات أفضل من تلك التي تم الحصول عليها من كل من الأسلوبين على حدا.

**03)** دراسة سعيد لكحل بعنوان:

**Forecasting The EUR/USD Exchange Rate Using ARIMA And Machine Learning Models** (Said , 2024)

**التنبؤ بسعر صرف اليورو مقابل الدولار باستخدام نموذج ARIMA ونماذج التعلم الآلي**

هي عبارة عن مقال منشور يهدف هذا البحث إلى مقارنة أداء نموذج ARIMA مع نماذج الشبكات العصبية، وبشكل خاص نماذج LSTM وRNN، في التنبؤ بسعر صرف الدولار الأمريكي مقابل اليورو، وذلك باستخدام بيانات شهرية خلال الفترة الممتدة من يناير 2018 إلى ديسمبر 2023. وتسعى الدراسة إلى تحديد النموذج الأكثر دقة من حيث مؤشرات الأداء الإحصائية، مثل متوسط الخطأ المطلق (MAE) ومتوسط مربع الخطأ

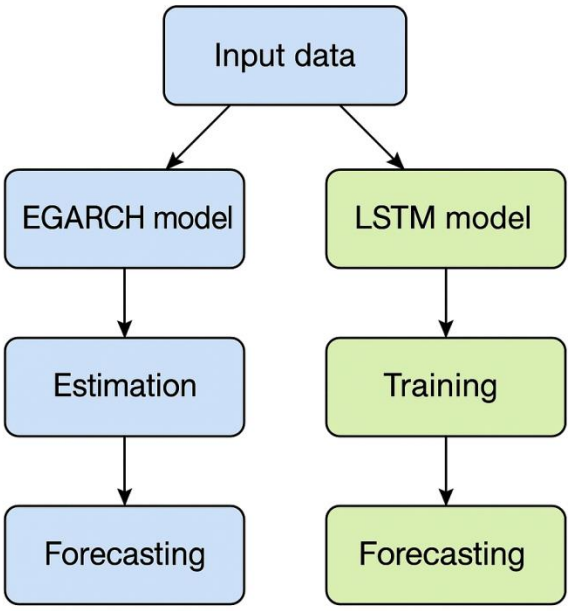
.(MSE)حيث أظهرت النتائج ان نموذج LSTM تفوّق على ARIMA و RNNفي الدقة التنبؤية، مما يجعله الأنسب لتنبؤات سعر الصرف في هذه الحالة.

**ما تتميز به دراستي:**

تتميز هذه الدراسة عن عدد من الدراسات السابقة بتركيزها المباشر على التنبؤ **بتقلبات** أسعار صرف العملات، وليس على التغيرات الاتجاهية فقط، وهو ما يعكس اهتماماً أعمق بجانب المخاطرة في السوق. كما تعتمد الدراسة على **بيانات يومية عالية التردد** تغطي فترة زمنية طويلة، مما يمنح النماذج قدرة أفضل على التقاط الأنماط الدقيقة والتقلبات قصيرة الأجل التي تغفل عنها كثير من الدراسات التي اعتمدت بيانات شهرية أو ربع سنوية. إضافة إلى ذلك، تسعى الدراسة إلى **مقارنة منهجية بين نموذج ديناميكي غير تناظري (EGARCH)** ونموذج مستند إلى **الذكاء الاصطناعي (LSTM)** ، وهو توجه حديث نسبياً في مجال التنبؤ المالي، ويمنح هذه الدراسة طابعاً مميزاً من حيث المنهجية والتطبيق.

## 11) النموذج التصوري للدراسة

يُوضح هذا المخطط النموذج التصوري للدراسة كل من الشبكات العصبية ونموذج EGARCH في التنبؤ بالتقلبات.




**المصدر**: من إعداد الطالبة.

# الفصل الاول

## الاطار المفاهيمي

## لأسعار الصرف

# تمهيد

سعر الصرف هو القيمة التي يتم بها تبادل عملة معينة مقابل عملة أخرى. يعتبر سعر الصرف عنصرا حيويا وأداة ربط في الاقتصاد العالمي والمحلي. فهو يعد مؤشرا مهما يعكس صحة الاقتصاد. وله تأثير على التجارة الدولية، والاسواق المالية، والاستثمار. تعتبر أسواق العملات من أكثر الأسواق تقلبا، يمكن ان تتغير بشكل سريع بناء على الاحداث الاقتصادية والسياسة العالمية الاجتماعية، مما يجعله موضوعا معقدا ومتعدد الابعاد.

في هذا الفصل، سنتناول بشكل دقيق تعريف سعر الصرف، سنستعرض كذلك الأنواع المختلفة لسعر الصرف، بالإضافة إلى الأنظمة التي تتحكم فيه كما سنتناول النظريات الاقتصادية التي تفسر تحديد سعر الصرف، سنناقش العوامل المؤثرة في حركة أسعار الصرف وأخيرا سياسات سعر الصرف، أي سيكون الفصل مقسم على النحو التالي:

**المبحث الأول:** مفاهيم أساسية حول سعر الصرف.

**المبحث الثاني:** العوامل المؤثر في سعر الصرف ومخاطر تقلباته ودور أسواق الصرف.

**المبحث الثالث:** سياسات سعر الصرف.

# المبحث الأول: مفاهيم أساسية حول سعر الصرف

يعد سعر الصرف من المتغيرات الأساسية التي تؤثر على المعاملات الاقتصادية الدولية، حيث يتم تحديده على قوى العرض والطلب، كما انه يلعب دورا مهم في عمليات التبادلات التجارية بين الدولة ولفهم أعمق لهذا الموضوع، سنتناول تعريف سعر الصرف، بالإضافة الي الأنظمة المختلفة التي تحكمه، والنظريات الاقتصادية التي تفسر الياته و تأثيراته.

## المطلب الأول: ماهية سعر الصرف

لكل دولة في العالم عملة خاصة بها تعبر عن سيادتها واستقلالها الاقتصادي، تستخدم في العادة في ثلاث أدوار أساسية: وسيلة للتبادل ومخزن للقيمة ووحدة نقدية، تستعمل عمليات الصرف لتسهيل المعاملات التجارية والمالية بين مختلف انحاء العالم، وكذلك كأداة لربط بين الاقتصاد الوطني وبقية اقتصادات العالم.

### 1-تعريف سعر الصرف

تعددت مفاهيم سعر الصرف بين الباحثين والمهتمين بالموضوع نذكر منها:

يعرف سعر الصرف على انه عدد وحدات من عملة تسمى (عملة التسعير) مقابل وحدة واحدة من عملة بلد اخر تسمى (العملة الأساسية) أي انه عبارة عن المعدل الذي يتم فيه من خلاله تبادل العملات. مع انه من المتعارف عليه في سوق العملات الاجنبية انه دوما تكون العملة الضعيفة هي عملة التسعير والعملة القوية هي عملة الأساس، وذلك لأجل ان يكون سعر الصرف أكثر من الواحد (غياط، 2019، صفحة 19).

كما يمكن تعريف سعر الصرف على انه السعر الذي يتم به مبادلة عملة بلد ما بعملة بلد اخر، وسعر الصرف الأجنبي هو قيمة الوحدة من العملة الأجنبية مقومة بوحدات من العملة المحلية ،ويمكن النظر إلي سعر الصرف على انه المرآة التي ينعكس عليها مركز الدولة التجارية مع العالم الخارجي وذلك من خلال العلاقة بين الصادرات والواردات اذ تعد أسعار الصرف أداة لربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي هذا من جانب ومن جانب اخر ان استيراد السلع من احدى البلدان الأجنبية يزيد من الطلب على عملة هذا البلد الأجنبي في السوق الوطني،او بعبارة أخرى فان الواردات تزيد من الطلب على العملات الأجنبية وتزيد من عرض العملة الوطنية وتزيد من عرض العملات الأجنبية في السوق الوطني ،ومع اختلاف التعاريف حول سعر الصرف الا انها كلها تؤكد ان سعر الصرف هو (خالد، 2014، صفحة 181):

- عملية مبادلة العملة الوطنية بالعملة الأجنبية والعكس؛
- ان عملية المبادلة تتم وفقا لسعر معين؛
- تتم عملية المبادلة في سوق الصرف الأجنبي؛

- تعد أداة ربط بين اقتصاد مفتوح وباقي اقتصاديات العالم من خلال معرفة التكاليف والاسعار الدولية وبذلك تقوم بتسهيل المعاملات الدولية المختلفة وتسويقها.

من خلال التعاريف السابقة نستنتج ان سعر الصرف هو عملية مبادلة العملة الوطنية بالعملة الأجنبية وفقًا لسعر معين في سوق الصرف الأجنبي، ويعد أداة لربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي لتسهيل المعاملات التجارية الدولية.

## 2-أهمية سعر الصرف

سعر الصرف هو متغير اقتصادي رئيسي يتحدد من خلال تفاعل قوى العرض والطلب على العملات الأجنبية، الناتج عن التجارة الدولية وحركة رؤوس الأموال، وتظهر أهميته في النقاط التالية (كنونة، 1987، صفحة 204):

- **ربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي**: يعد سعر الصرف أداة لربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي ومن خلال ثلاث (أسواق سوق السلع والخدمات، وسوق الأصول –المالية وغير المالية – وسوق العمل) وعلى المستويين الكلي والجزئي؛
- **تخصيص الموارد ودعم القدرة التنافسية الدولية**: يؤدي سعر الصرف الحقيقي إلى تحويل الموارد أو جذبها إلى قطاع السلع الدولية بحيث تصبح العديد من السلع قابلاً للتصدير وتنخفض أعداد السلع التي يتم استيرادها اذ يؤدي انخفاض سعر الصرف الحقيقي إلى زيادة استخدام عاملي (الإنتاج العمل ورأس المال) في قطاع التصدير وفي الصناعات المنافسة للاستيراد، ويحدث العكس في حالة ارتفاع سعر الصرف الحقيقي اذ تنخفض القدرة التنافسية وتستخدم الموارد بشكل أساسي في إنتاج سلع غير متداولة دولياً ويزداد الاستيراد ويصبح الإنتاج من اجل التصدير غير مربح؛
- **توزيع الدخل**: يقوم سعر الصرف بتوزيع الدخل بين القطاعات المحلية. فعند ارتفاع القدرة التنافسية لقطاع التصدير التقليدي (سواء أكان قطاع الزراعة أم التعدين) نتيجة لانخفاض سعر الصرف الحقيقي فأن الصادرات تصبح مربحة وتزداد أرباح أصحاب رؤوس الأموال في الوقت الذي تنخفض فيه القوة الشرائية للعمال،

ويحدث العكس عند انخفاض القدرة التنافسية الناجمة عن ارتفاع سعر صرف العملة الوطنية، إذ ترتفع القوة الشرائية للعمال في حين تنخفض ربحية الشركات العاملة في قطاع السلع الدولية كما يقوم سعر الصرف بدعم الاقتصاد الوطني من خلال وظائفه التي يمارسها في الاقتصاد الوطني وهي (الوظيفة القياسية والوظيفة التطويرية والوظيفة التوزيعية).

## 3-أشكال سعر الصرف

تتعدد أشكال أسعار الصرف بين السعر الاسمي والحقيقي والفعلي والتوازني، ويعد فهم هذه الأنواع خطوة أساسية لتوضيح العلاقة بين العملة المحلية والعملات الأجنبية وهذا ما سنتناولها فيما يلي:

**3-1-سعر الصرف الاسمي**: يعرف سعر الصرف الاسمي على أنه سعر عملة أجنبية بدلالة وحدات عملة محلية أو العكس، أي سعر عملة محلية بدلالة وحدات من العملة الأجنبية نلاحظ من هذا التعريف أنه أهمل جانب القوة الشرائية للعملة، بحيث يتم تحديد سعر الصرف الإسمي تبعا لقوى العرض والطلب في سوق الصرف في لحظة زمنية معينة وبدلالة نظام الصرف المعتمد في البلد، وينقسم سعر الصرف الإسمي الى سعر الصرف الرسمي وهو السعر المعمول به فيما يخص المبادلات الجارية الرسمية وسعر الصرف المعمول به في الأسواق الموازية، بمعنى أنه يمكن أن يوجد أكثر من سعر صرف إسمي في نفس الوقت لنفس العملة وفي بلد واحد (الزهرة، 2024، صفحة 22).

**3-2-سعر الصرف الحقيقي**: يعبر سعر الصرف الحقيقي عن عدد الوحدات من السلع الأجنبية اللازمة لشراء وحدة واحدة من السلع المحلية، وبالتالي يقيس القدرة على المنافسة وهو يفيد المتعاملين الاقتصاديين في اتخاذ قراراتهم (صفحة 145؛ أحمد، 2019).

**3-3-سعر الصرف الفعلي**: يعبر هذا السعر عن المؤشر الذي يقيس متوسط التغير في سعر صرف عملة ما بالنسبة لعدة عملات اخرى في فترة زمنية معينة، وبالتالي مؤشر سعر الصرف الفعلي يساوي متوسط عدة أسعار صرف ثنائية وهو يدل على مدى تحسن او تطور عملة بلد ما بالنسبة لمجموعة من العملات (خبازي، 2016، صفحة 150).

**3-4-سعر الصرف التوازني**: السعر الذي يؤدي الى التوازن المستديم لميزان المدفوعات، عندما يكون الاقتصاد ينمو بمعدل طبيعي وكاف. ويعرف كذلك على انه السعر الذي تحدده قوى العرض والطلب عند تساوي القيمة المطلوبة مع القيمة المعروضة من إحدى العملات بغض النظر عن أثر المضاربة وحركة رؤوس الاموال غير العادية فسعر الصرف التوازني مثل التوازن لأي سلعة من السلع المتداولة في الاسواق الحرة في وجود المنافسة التامة (بعلول، 2018، الصفحات 9-10).

## المطلب الثاني: أنظمة سعر الصرف

تم تطبيق عدة أنظمة لسعر الصرف منها قاعدة الذهب وقاعدة الصرف بالذهب، ونظام بريتون وودز. وبعد انهيار هذا الأخير يؤكد الكثير من الاقتصاديين على أهمية اختيار النظام الأنسب، وهو ما يتطلب دراسة كل نظام مع توضيح مزاياه وعيوبه.

### 1-سعر الصرف الثابت

في هذا النظام يتم ربط سعر الصرف الرسمي للدولة بعملة دولة أخرى أو بسعر الذهب. الغرض من هذا النظام هو الحفاظ على قيمة العملة ضمن نطاق محدد يتم تحديده وفقاً لرؤية البنك المركزي. بالتالي تتحمل السلطة النقدية مسؤولية المحافظة على هذا السعر ضمن النطاق المعلن من خلال قيام البنك المركزي بشراء وبيع عملته الخاصة في سوق الصرف الأجنبي مقابل العملة التي يرتبط بها (طلحة، 2022، صفحة 6).

#### 1-1-إيجابيات نظم الصرف الثابت

يتمتع نظام سعر الصرف الثابت بعدة مزايا أهمها (طلحة، 2022، صفحة 6):

- تعزيز الاستقرار النقدي نسبياً مقارنة بنظام سعر الصرف العائم؛
- مشجع لجذب الاستثمارات ومحفز للإنتاج، حيث يتفادى تقلبات أسعار الصرف المرتبطة بعدم اليقين؛
- يتأثر موقف الميزان التجاري بالنظام المرن أكثر منه بالنظام الثابت، لأنه يرتبط بتقلبات أسعار الصرف. ولهذا السبب، تستخدم العديد من الدول المصدرة للنفط هذا النوع من نظم سعر الصرف نظراً لأن عملة بيع النفط هو الدولار الأمريكي الذي يعد العملة الاحتياطية الأولى في العالم؛
- في ظل أسعار الصرف الثابتة، تقوم البنوك المركزية بإجراء تعديلات على أسعار الصرف الحقيقية للتأثير إيجابياً على موقف الميزان التجاري.

### 1-2-سلبيات نظم الصرف الثابت

بالرغم من الإيجابيات هذا النظام الا انها لا تخلو من السلبيات أهمها (بعلول، 2018، صفحة 23) :

- مهما كان ثبات سعر الصرف فإنه يقلل من استقلالية السياسة النقدية باعتبار أن الأولية معطاة للاستقرار الخارجي على حساب الاستقرار الداخلي؛
- يجب على البنك المركزي في ظل هذا النظام الاحتفاظ باحتياطات كبيرة من العملات الصعبة من أجل الحفاظ على استقرار سعر العملة الوطنية، وهذا قد لا يعكس الواقع الاقتصادي وبالتالي تكون الدولة المتبعة لنظام الصرف الثابت معرضة الأزمات نقدية؛
- تعتبر أنظمة الربط الثابت سياسات فعالة ولكنها لا تأتي بدون مقابل وذلك لارتكازها على مجموعة من القيود الصارمة تستدعي المراعاة، ومن بينها تقييد استقلالية السلطة النقدية في أداء عملها على أكمل وجه؛
- يجب على الدولة توفير آلية صارمة لحماية العملة الوطنية من مخاطر الصرف، لأن سعر صرف العملة المحلية لا يعتبر مؤشرا يعكس الوضعية الحقيقية للاقتصاد الوطني.

## 2-سعر الصرف المرن

إن نظام سعر الصرف المرن يعني ترك سعر العملة يتحدد في السوق وفقا لقوى الطلب والعرض كأية سلعة أخرى، وعليه لا تكون هذه العملة محددة أو معرفة بعملة دولية أو بمعيار دولي كالذهب وتتراوح أنظمة الصرف المرنة بين سعر الصرف المرن الحر وسعر الصرف المرن المدار(Managed) (الغالبي، 2011، الصفحات 91-92).

### 1-2-إيجابيات نظم سعر الصرف المرن

يتميز نظام سعر الصرف المرن بالعديد من المزايا نذكر منها (يحي، 2022، صفحة 10):

- يسهل تطبيق نظام الصرف المرن، لان تنظيمه آلي في تحديد سعر صرف العملات وتحقيق تعادل حقيقي لسعر الصرف دون وجود مجال لتقدير العملة بأكثر أو بأقل من قيمتها، فهو يتحدد بفعل ظروف اقتصادية محركة للسوق، كما يساعد على وضع الدولة في مكانتها في التجارة الدولية؛
- يعمل نظام الصرف المرن على الحد من المضاربة برؤوس الأموال في الآجال القصيرة؛
- يسمح بإعادة التوازن لميزان المدفوعات تلقائيا، ولا يحتاج لتدخل البنوك المركزية للتأثير على سعر الصرف انما يقتصر دورها على المراقبة للتوفيق بين العرض والطلب؛
- يسمح بحرية التجارة الدولية من خلال إزالة القيود في العلاقات الاقتصادية والنقدية الخارجية، فضلا عن ذلك فإن هذا النظام يمكن أن يخفف من مسؤولية السلطات النقدية عن انخفاض قيمة العملة.

### 2-2-سلبيات نظم سعر الصرف المرن

برغم مزايا نظام سعر الصرف المرن الا انه تخللا ببعض النقائص نذكر منها:

- تغيرات أسعار الصرف في ظل التعويم تؤثر بشكل كبير على الأسعار المحلية والدولية، حيث أن التقلبات الحادة اليومية في أسعار الصرف تنعكس بشكل مباشر على أسعار السلع المحلية وبالتالي تؤثر عكسيا على نشاط التصدير؛
- كما يؤدي تعويم العملة المحلية إلى ارتفاع سعر صرفها مقابل بقية العملات مما يؤدي إلى عرقلة حركة الصادرات وبالتالي زيادة الواردات مما يؤدي إلى عجز في الميزان التجاري، كما يتسبب في اتجاه رؤوس الأموال المحلية نحو الاستثمار الخارجي لأنه أصبح بالإمكان مبادلة وحدة العملة المحلية بوحدات أكثر من العملة الأجنبية مما يؤثر سلبا على ميزان المدفوعات (سلمى، 2015، صفحة 29).
- يعتقد أن الصرف المتقلب يؤثر على الاستثمار الطويل الأجل ويمكن الرد على هذا، بأن المستثمرين لا يمكن أن يثبط استثماراتهم الصرف المرن، لأنهم حتى في ظل الصرف الثابت ليسوا متأكدين لعشر سنوات في الأكثر من ثبات السعر وبقاءه على حالة دون تخفيض للعملات أو إعادة تقييم لها ولذلك فإن سعر الصرف المرن، لا يمكن أن يرفض على أرضية الاستثمار طويل الأجل (الغالبي، 2011، صفحة 94).

### 3 نظم سعر الصرف الوسيطة

يتم تثبيت سعر صرف العملة الوطنية مقابل العملات الأجنبية مع السماح لها بالتذبذب انخفاضا وارتفاعا بحدود معينة في كلا الاتجاهين، وبالتالي فإن هذا النظام يتوسط النظامين الثابت والحر فهو لا يمتاز بالجمود كما في الأول، ولا يسمح بالتذبذب بشكل كبير بما يؤدي إلى عدم استقرار حجم التجارة الوطنية كما في الثاني. ويرى أن النظم الوسيطة أصبحت هي الأكثر تداولا، حيث تحافظ هذه الأنظمة على درجة من المرونة في سعر الصرف مقارنة مع أنظمة الصرف الثابتة، كما أن نظم الصرف الوسيطة تسمح لسعر الصرف الثابت أن يعدل التغيرات المؤقتة في الأسعار النسبية والمحافظة على درجة من الاستقلال النقدي، وتحقيق استقرار نسبي في معدل التضخم المحلي بالمقارنة مع تطبيق نظام

الصرف الثابت حتى إذا كانت وضعية التضخم غير مستقرة على مستوى اقتصاديات الدولة الشريكة (النحال، 2016، صفحة 51).

### 3-1-إيجابيات سعر الصرف الوسيطة

لنظام سعر الصرف الوسيطة عديد من المزايا نذكر منها (موساوي و.، 2019، صفحة 82):

- حفاظ هذه الأنظمة على قدر من المرونة في سعر الصرف التي تساهم في تعديل الأسعار بسبب دورها في تثبيت التغيرات الاسمية والمحافظة على درجة من الاستقلال النقدي، مقارنة بأنظمة التثبيت. أما بمقارنتها مع أنظمة التعويم فإنها تساهم في الحد من التقلبات في سعر الصرف الاسمي كما تساهم في استهداف الأسعار الداخلية
- تحقيق استقرار نسبي في معدلات التضخم المحلية مقارنة بتطبيق نظام سعر الصرف الثابت، حتى ولو كانت وضعية التضخم غير مستقرة على مستوى اقتصاديات الدول الشريكة.

### 3-2-سلبيات سعر الصرف الوسيطة

لنظام سعر الصرف الوسيطة عدة نقائص نذكر منها (موساوي و.، 2019، صفحة 83):

- إن تدخل البنك المركزي للإبقاء على سعر الصرف قريبا من سعره التوازني، والاجتهاد في جعله يرتفع أو ينخفض في حدود مجالات محددة، معناه يصبح نظام سعر الصرف المطبق هو نظام التثبيت، باعتبار أن سعر الصرف يصبح لا يلعب دوره المنتظر في تحقيق التوازن في الأسعار النسبية أو تحقيق الاستقرار النقدي؛
- إن هدف جعل سعر الصرف قريب من سعره التوازني (أو من قيمته الحقيقية) العاكس لواقع الاقتصاد الوطني يجبر السلطات النقدية على توفير كمية معتبرة من النقد الأجنبي، مثل ما هو جاري العمل به في سعر الصرف الثابت. ولجعل أنظمة الصرف الوسيطة توفق بين مزايا النظامين (الثابت والمعوم) لابد من معرفة الواقع الاقتصادي للدولة من حيث شفافية ومصداقية سياستها النقدية.

## المطلب الثالث: النظريات المفسرة لسعر الصرف

يسبب تنوع الأنظمة النقدية وتباين معاييرها إلى تعدد السياسات المستخدمة في تحديد قيمة العملة، مما أدى إلى ظهور عدة نظريات لتفسير سعر الصرف وهذا ما سنتطرق اليه في هذا المطلب.

**1-نظرية تعادل القوة الشرائية:** تم وضع نظرية تعادل القوة الشرائية من طرف الاقتصادي السويدي غوستاف كاسل سنة 1918، وتقوم النظرية على فكرة أن السلع المتجانسة المتبادلة على المستوى العالمي يجب أن يكون لها نفس السعر في جميع الدول، إذا ما تم تقييمها بنفس العملة ، أي أن الوحدة النقدية للدولة يجب أن تسمح بالحصول على نفس الكمية من السلع والخدمات المحلية، التي يتم الحصول عليها من السلع والخدمات الأجنبية عند تحويل العملة المحلية إلى العملة الأجنبية ، فحسب النظرية سعر الصرف بين عملتين يتحدد عندما تتعادل القوة الشرائية لعملة كل دولة في

سوقها المحلي مع قوتها الشرائية في دولة أخرى بعد تحويل العملة المحلية إلى العملة الأجنبية وفق سعر الصرف المحقق للتبادل.

وتأتي نظرية تعادل القوة الشرائية في صورتين، نظرية تعادل القوة الشرائية المطلقة، ونظرية تعادل القوة الشرائية النسبية، ويضاف إلى هذه الصورتين نموذج آخر يقوم على نفس مبدأ النظرية الأساسي (تعادل القوة الشرائية) مع تطويرها بإضافة متغيرات أخرى تأثر على المستويات العامة للأسعار، ويسمى هذا النموذج بنموذج بالاسا ساموبلسو (خديجة، 2014، الصفحات 6-7).

**2-نظرية تعادل معدلات الفائدة:** هذه النظرية تسعى إلى الربط بين النظام النقدي لبلد ما وسوق القطع الأجنبي فيه، وهذه النظرية تظهر العلاقة الموجودة بين الفرق في سعر الفوائد بين بلدين والعلاوة أو الخصم بسعر الصرف الأجل بين عملتي هذين البلدين، فأي اختلاف في معدلات الفائدة في بلدين اثنين، ينتج عنه سواء تحسن أو تدهور للعملة المحلية نسبة إلى العملة الأجنبية.

**3-نظرية ميزان المدفوعات:** ترى هذه النظرية أن القيمة الخارجية للعملة تتحدد على أساس ما يطرأ على أرصدة موازين المدفوعات من تغيير وليس على أساس كمية النقود وسرعة تداولها، حيث توجد علاقة مباشرة بين حالة ميزان المدفوعات وما يجرى في أسواق الصرف، فالفائض أو العجز في مختلف أرصدة ميزان المدفوعات يمكنه تفسير مستوى سعر الصرف، فالعجز في ميزان المدفوعات يزيد من الطلب على العملات الأجنبية وهذا يؤدي إلى تخفيض قيمة العملة الوطنية في السوق بينما الفائض فيه يؤدي إلى رفع قيمة العملة المحلية (الوالي، 2014، صفحة 117).

**4-نظرية كفاءة السوق:** تعرف السوق الكفؤة بأنها السوق التي تعكس فيها الأسعار جميع البيانات المتاحة. وتقوم هذه السوق على افتراض أن جميع العاملين والمشاركين (participants) في السوق قد حصلوا على البيانات، التي تشمل البيانات الاقتصادية الحالية والمتاحة مثل الإفصاح عن العجز أو الفائض في ميزان المدفوعات، وعجز الموازنات ومعدل التضخم الاقتصادي وغيرها. وتتميز السوق الكفؤة ببعض الخواص والمميزات الملازمة لها وهي أن تتضمن البيانات الجديدة مباشرة أسعار الصرف الفوري والآجل، وأن تكون تكاليف المعاملات (transactions) منخفضة، وأن تكون تغيرات الأسعار محتملة وغير أكيدة .(uncertain) ويمكن أن تقود هذه الخواص إلى بعض النتائج التي تتمثل في عدم التمكن من إجراء التنبؤ، وعدم تمكن المضارب (speculator) من تحقيق أرباح على المدى الطويل ويمكن أن يمثل السعر الأجل، بوصفه مؤشر بدون انحراف(oblique) ، السعر الفوري المستقبلي. وهذا يعني بتعبير آخر أن هنالك فرص الارتفاع أو انخفاض السعر لأجل والسعر المستقبلي (العامري، 2010، صفحة 167).

**5-نظرية كمية النقود:** تعتبر زيادة كمية عرض النقود وتداولها في اقتصاد دولة ما مؤثراً في تحديد سعر صرف العملة من خلال ارتفاع مستوى أسعار السلع والخدمات المحلية، وعليه ارتفاع تكلفة الصادرات مما يجعلها غير قادرة على منافسة نظائرها من سلع وخدمات الدول الأخرى ، الشيء الذي ينتج عنه تباين واضح من معدلات التبادل الدولي باعتبار أن الطلب عليها في الأسواق العالمية قد انخفض، وإقبال المقيمون على إقناء هذه السلع من الخارج وهذا يعني زيادة الطلب على العملة الأجنبية، وبالتالي تدهور سعر صرف العملة الوطنية أو المحلية، ويحدث العكس تماما في حالة

نقص كمية النقود وانخفاض سرعة تداولها إذ تقل تكلفة الصادرات فيزداد الطلب عليها فتزيد القيمة الخارجية، إذن تغيرات الكتلة النقدية ذات تأثير على معدلات الصرف.

لكن من الانتقادات الموجهة إلى هذه النظرية أن المبالغة في العرض النقدي يؤدي إلى التضخم المحلي وهو المتسبب الرئيسي في إحداث اختلال على مستوى ميزان المدفوعات (بعلول، 2018، صفحة 39).

## المبحث الثاني: العوامل المؤثرة في سعر الصرف ومخاطر تقلباته ودور أسواق الصرف

تُعد أسعار الصرف الأجنبية من المؤشرات الاقتصادية المحورية التي تؤثر بشكل مباشر في الأداء الاقتصادي للدول، حيث تلعب دورًا حيويًا في تحديد الاستقرار المالي والتجاري. وتتأثر هذه الأسعار بعدة عوامل داخلية وخارجية، مما يجعلها عرضة للتقلبات المستمرة. وقد تترتب على هذه التقلبات مخاطر اقتصادية كبيرة، سواء على المستوى الكلي من خلال تأثيرها على ميزان المدفوعات والقدرة التنافسية للدولة، أو على المستوى الجزئي عبر تأثيرها في معدلات التضخم وهوامش الربحية للمؤسسات. ونظرًا لما قد تسببه هذه المخاطر من تداعيات سلبية على استمرارية المؤسسات وكفاءة الأسواق، تبرز الحاجة الماسة إلى تبني استراتيجيات فعالة لإدارة مخاطر أسعار الصرف، تهدف إلى التخفيف من آثارها السلبية وضمان قدر من الاستقرار الاقتصادي والمالي.

### المطلب الأول: العوامل المؤثرة في أسعار الصرف

يُعتبر سعر الصرف عنصرًا أساسيًا في تقييم الوضع الاقتصادي لأي بلد، حيث يُظهر قيمة العملة المحلية مقارنةً بالعملات الأجنبية، ويتأثر بالارتفاع أو الانخفاض نتيجة عوامل متعددة، نذكر منها:

**1-الميزان التجاري:** توجد علاقة وثيقة بين ميزان التجاري وسعر صرف العملة للبلد، فإذا كان سعر الصرف لعملة بلد ما أكبر من قيمتها الحقيقية، سيؤدي ذلك إلى ارتفاع أسعار سلع البلد ذاته من وجهة نظر الأجانب، مما يؤدي إلى انخفاض الطلب الخارجي عليها، وبالتالي سيؤدي ذلك إلى حدوث اختلال في الميزان التجاري. أما إذا تم تحديد سعر صرف العملة بأقل مما يجب أن تكون عليه فسيؤدي ذلك إلى توسع الصادرات مقابل تقلص الواردات مما يؤدي أيضا إلى حدوث اختلال في الميزان التجاري، لذلك غالبا ما ينتج عن هذه الاختلالات ضغوط تضخمية تساهم في استمرار الاختلال في الميزان التجاري (الزاوى، 2018).

**2-تغير في معدلات التضخم:** يؤدي ارتفاع معدل التضخم في الاقتصاديات الوطنية إلى انخفاض قيمة العملة الوطنية تجاه العملات الأخرى، وبذلك يتأثر سعر الصرف مما يؤدي إلى زيادة عدد الوحدات من العملة الوطنية التي يتم تبادلها بوحدة واحدة من عملة أجنبية مقابلة لها (نسرين، 2024، صفحة 11).

**3-التغير في معدلات الفائدة الحقيقية:** ترتبط تغيرات أسعار الصرف بمعدلات الفائدة في بلدين، فإذا ارتفع معدل الفائدة المحلي مقارنة بمعدل الفائدة الأجنبي فانه بعد مرور فترة زمنية معينة سترتفع قيمة العملة المحلية والعكس صحيح

فالارتفاع في معدلات الفائدة في البلدان الأجنبية سيحفز المستثمرين المحليين على الأمد القصير على استبدال عملتهم بعملات تلك البلدان وذلك لجني الأرباح في السوق الأجنبي، وعليه فإن ارتفاع أسعار الفائدة في الخارج سيعمل على زيادة الطلب على العملات الأجنبية وهذا ما يؤثر على سعر الصرف (الزاوى، 2018).

**4-التدخلات الحكومية:** يمكن للدولة فرض قيود على الصرف الأجنبي وحتى على التجارة الخارجية إلى جانب التدخل من خلال بيع وشراء العملات في سوق الصرف الأجنبي لتعديل سعر صرفها حين لا يكون ملائما لسياستها المالية أو النقدية، أما في حالة نظام الصرف الثابت فهو لا يخضع لتفاعل قوى العرض والطلب. وفي حالة اختلال ميزان المدفوعات تتبع الدولة سياسة انكماشية أو توسعية لإعادة التوازن عن طريق التخفيض أو الرفع من سعر العملة المحلية أو التحكم في كمية النقود المعروضة في الاقتصاد لتجنب تنامي القوى التضخمية في السوق الداخلي؛

**5-ميزان المدفوعات:** يؤدي العجز المستمر في ميزان المدفوعات إلى زيادة عرض العملة المحلية في السوق العالمية فيؤدي بمرور الوقت إلى انخفاض قيمتها، وزيادة الإنتاجية تؤدي إلى انخفاض التكاليف مما يؤدي إلى تحسين الوضع التنافسي، كما أن دخول الاستثمارات الجديدة تؤدي إلى زيادة الطلب على العملة المحلية ومن ثم ارتفاع قيمتها، ويمكن توضيح حالتين:

**عجز ميزان المدفوعات:** يعني الطلب على العملة الأجنبية أكثر منه على المحلية ومنه انخفاض قيمة العملة المحلية؛

**فائض ميزان المدفوعات:** يعني أن الطلب على العملة الأجنبية أقل منه على المحلية ومنه ارتفاع قيمة العملة المحلية. أي وجود علاقة طردية بين ميزان المدفوعات وقيمة العملة في الآجال القصيرة؛

**6-عجز الموازنة الحكومية:** يعتبر عجز الموازنة احد المشاكل التي تواجه الاستقرار الاقتصادي وأكثرها شيوعاً وخاصة في البلدان النامية حيث على سعر الصرف ارتفاعاً أو انخفاضاً، أن ارتفاع النفقات الحكومية أكبر من الإيرادات سوف يؤدي إلى حدوث عجز في الموازنة العامة وهذا العجز يجب تغطيته بالتمويل بإحدى الطريقتين وهما الإصدار النقدي الجديد أو الاقتراض المحلي أو الأجنبي وبالتالي يتبين أن انخفاض عجز الموازنة يؤثر على سعر الصرف الذي يأخذ كذلك بالانخفاض وبالتالي يجب اتباع سياسة تقوم على تخفيض عجز الموازنة بالشكل الذي يسمح أن تتنامى قدرات وإمكانات الاقتصاد الوطني، كون استمرار العجز يعكس اثاراً سلبية للاقتصاد الوطني (فؤاد م.، 2022، الصفحات 17-18-19).

## المطلب الثاني: مخاطر أسعار الصرف وأنواعه

تعد تقلبات سعر الصرف من المخاطر المالية الهامة التي تؤثر على المؤسسات والأفراد، حيث يمكن أن تتسبب التغيرات المفاجئة في أسعار الصرف في تأثيرات غير مرغوب فيها لهذا سنوضح المفهوم الدقيق لمخاطر سعر الصرف وانواعها.

### 01-تعريف خطر الصرف

تعددت المفاهيم المتعلقة بخطر سعر الصرف، ويمكن ذكر بعض التعريفات كما يلي (مزياني، 2016، صفحة 85):

خطر سعر الصرف هو خطر مرتبط بأي معاملة حساسة لتقلبات أسعار صرف عملات المفوترة مقابل العملة الوطنية أو خطر الخسارة المحتملة، هو الأكثر أهمية بالنسبة للآجال الفاصلة بين إعداد الطلبية والتسوية النهائية له؛

خطر الصرف هو الحدث الذي يمكن أن تتعرض له المؤسسة ويترتب عليه ربح أو خسارة، وتكون هذه الخسارة مرتبطة بالتغيرات التي تحدث في أسعار صرف العملات؛

خطر سعر الصرف هو الخطر الذي تلاحظه المؤسسة من خلال التطور غير المتوقع لمعدلات الصرف والذي ينتج عنه آثار على الجانب التنافسي للمؤسسة.

من خلال التعاريف السابقة نستنتج ان خطر سعر الصرف هو الخطر الذي تواجهه المؤسسة بسبب تقلبات الغير متوقعة لأسعار صرف العملات، مما يؤدي إلى تأثيرات مالية تتعلق بالربح أو الخسارة، سواء على مستوى المعاملات القصيرة الأجل أو تأثيرات طويلة الأمد على التنافسية.

## 02-أنواع مخاطر الصرف

تواجه المؤسسات في سوق الصرف العديد من مخاطر تقلباته التي يجب أخذها بعين الاعتبار للحد من آثارها او تجنبها، وفيما يلي سنوضح هذه المخاطر (يسرى، 2022، صفحة 21).:

**1-المخاطر المالية:** وهي من أكثر المخاطر وضوحا وتنشأ بسبب تغيرات قيمة العملة والتي تحدث فجأة وبحدة في بعض الأحيان، وهذه التقلبات تكرر باستمرار في ظل نظام تعويم أسعار الصرف، لأنها تؤثر في قيمة الاستثمار؛

**2-مخاطر التمويل:** هي المخاطر التي تتعرض لها المصارف عندما يجدون صعوبة في الحصول على رؤوس الأموال اللازمة لتمويل أنشطتهم المصرفية.

**3-المخاطر الائتمانية:** بتسليم العملة موضوع العقد للطرف الآخر بالسعر والموعد المتفق عليه، وينقسم خطر الصرف المقابل إلى:

- **خطر التسليم:** هو عبارة عن إفلاس الطرف المقابل يوم استحقاق العملية وهو أخطر لأنه يؤدي إلى خسارة كلية.
- **خطر القرض:** وتتمثل في إمكانية إفلاس الطرف المقابل قبل حلول موعد استحقاق العملي (ربروب، 2015، صفحة 48).

**4-خطر المتاجرة:** يحدث هذا الخطر في حالة ارتفاع أو انخفاض في قيمة العملة التي يتم البيع أو الشراء بها، فإذا ارتفعت قيمة عملة البلد المستورد يعود هذا على المصدر بالربح، وتحدث مخاطر التجارة إما بسبب أن العملة التي تم بموجبها تقديم الأسعار هي غير تلك التي تم حساب التكلفة بها، أو لأن سعر الصرف المستقبلي الذي استخدم وقت

اتخاذ قرار التسعيرة قد تغير بسبب مرور الوقت بين قرار التسعير وقرار تحويل عوائد البيع إلى العملة التي حسبت التكلفة على أساسها (نسرين، 2024، الصفحات 32-33).

## المطلب الثالث: مفهوم سوق الصرف وأنواعه والمتدخلون فيه

يُعدّ سوق الصرف من اهم الأسواق المالية التي تسهل المعاملات الاقتصادية. وسنتناول في هذا المطلب تعريفه، أنواعه، وأهم المتدخلين فيه:

### 1-تعريف سوق الصرف

أسواق الصرف هي الأسواق التي تحول فيها عملة ما إلى عملة أخرى، فهي الأسواق التي يتلاق فيها الطلب على العملات وعرضها. ولا يشترط في هذه الأسواق أن تكون محددة بحدود جغرافية وإنما هي عبارة عن شبكة العلاقات الموجودة بين وكلاء الصرف في كل البنوك المنتشرة عبر مختلف أنحاء العالم بالإضافة إلى اللقاءات الفعلية بين وكلاء الصرف في غرفة خاصة بالصرف موجودة على مستوى البورصة (كمال، 2018، صفحة 12).

وتتمثل أهم وظائف سوق الصرف فيما يلي (الخير، 2023، صفحة 28):

- تحويل الأرصدة أو القوة الشرائية من قطر وعملة إلى أخرى؛
- تقديم الائتمان قصير الأجل لتمويل التجارة؛
- تقديم تسهيلات لتجنب مخاطر الصرف الأجنبي أو التغطية للتأمين ضد الخسارة؛
- تسوية المدفوعات الدولية عن طريق المقاصة أو تهاتر الحقوق والديون.

بالإختصار فسعر الصرف هو الإطار الذي يتم فيه شراء وبيع العملات الأجنبية بين مختلف المتعاملين (الأفراد والشركات والبنوك)، لكنه يختلف عن الأسواق المالية الأخرى بكونه ليس محددًا بمكان معين، بل يتم من خلال التعاملات الإلكترونية والاتصالات بين المشاركين في السوق.

### 2-المتدخلون في سوق الصرف

تتمثل هذه الأطراف فيما يلي:

**2-1-البنك المركزي:** تجري صفقاتها في هذا السوق بتكليف من حكوماتها وهي تتحرك في معظم الأحيان للتأثير في مجرى الوجهة التي تتخذها عملاتها الخاصة، بحسب المصلحة التي تنسجم مع سياستها المالية وتحمي بالتالي مصالحها الاقتصادية.. تلعب دور المنظم السوق الصرف من أجل الحفاظ على أسعار الصرف في حدود معينة، والحفاظ على عملتها الوطنية (يسرى، 2022، صفحة 10).

**2-2-البنك التجاري والمؤسسات المالية:** تتدخل في السوق لتنفيذ أوامر زبائنها ولحسابها الخاص، فأعوان الصرف العاملون في هذه البنوك يجمعون أوامر البيع أو الشراء للعملة الصعبة من زبائنها، ويقومون بعملية مقاصة أولية على

مستوى البنك لتحديد رصيد الشراء أو البيع الصافي لكل عملة و يحولون إلى السوق الفائض من عرض أو طلب العملات الصعبة، ويتوفرون على أجهزة إعلام آلي تتضمن آخر الأسعار المطبقة بين البنوك في مختلف الساحات المحلية العالمية و يستطيع وكلاء الصرف الحصول على أفضل الأسعار وتحقيق مكاسب لبنوكهم، كما تقوم البنوك بفتح حسابات لدى مراسلين أجانب، حيث يقوم البنك المحلي بفتح حساب لدى بنك أجنبي الذي يعتبر مراسله ويسجل فيه رصيده من العملات الصعبة وتسمح لهذا المراسل بطلب من البنك المحلي أن يقوم بعمليات الصرف التي يريدها كما يقوم البنك المحلي بفتح حساب لصالح البنك الأجنبي الذي هو مراسله حيث يقوم نيابة عنه بعمليات الصرف التي يريدها البنك الأجنبي (فؤاد م.، 2022، الصفحات 31-32).

**3-3-سماسرة الصرف:** هم وسطاء وظيفتهم هي تجميع أوامر الشراء أو البيع للعملات الصعبة الصالح عدة بنوك ومتعاملين أخريين، ويقومون بضمان الاتصال بين البنوك وإعطاء معلومات عن التسعيرة المعمول بها في البيع والشراء بدون الكشف عن أسماء هذه المؤسسات البائعة أو المشترية لهذه العملات، ويكافئون نظير عملهم هذا بعمولة سمسرة (فؤاد م.، 2022، صفحة 32).

انطلاقًا مما سبق، يمكن الاستنتاج بأن البنك المركزي هو الفاعل الرئيسي والعنصر الأهم في سوق الصرف، نظراً لما لدوره في الحفاظ على استقرار العملة الوطنية، وأداة الرسمية للدولة في إدارة شؤون سوق الصرف الأجنبي والقيام بمهامه التنظيمية والرقابية.

### 3-أنواع سوق الصرف:

لسوق الصرف عدة أنواع تختلف حسب معايير أهمها ما يلي (الدين، 2012، صفحة 20):

**3-1-سوق الصرف العاجلة:** تعتبر عملية الصرف عاجلة (نقدا) إذا كان تسليم واستلام العملات يتمان لحظة إبرام عقد الصرف أو خلال 48 ساعة كحد أقصى، حيث يتم تطبيق سعر الصرف السائد لحظة إبرام العقد ويسمى بالسعر العاجل؛

**3-2-سوق الصرف الآجلة:** تعتبر عملية الصرف لأجل إذا كان تسليم واستلام العملات يتمان بعد فترة معينة من تاريخ إبرام العقد، بتطبيق سعر صرف يحسب بناءا على السعر السائد لحظة إبرام العقد .ونكون بصدد عملية الصرف لأجل إذا كان تنفيذ العملية يتم بعد 48 ساعة من لحظة إبرام العقد.

# المبحث الثالث: سياسات سعر الصرف

تهدف سياسات أسعار الصرف إلى حماية الاقتصاد الوطني من التقلبات الخارجية والداخلية، وتُعد جزءاً لا يتجزأ من السياسات الاقتصادية الشاملة التي تسعى إلى تحقيق جملة من الأهداف، مثل تحقيق التوظيف الكامل، وتعزيز النمو الاقتصادي، والحفاظ على استقرار الأسعار، وتحقيق التوازن في ميزان المدفوعات. ويتوقف مدى فاعلية هذه السياسات على مدى استقرار سعر الصرف الأمثل، والذي يرتبط ارتباطاً وثيقاً بنظام الصرف المعتمد في الدولة. وتُعتبر سياسة الصرف إحدى الأدوات الرئيسية التي تعتمدها السلطات النقدية في مختلف الدول لإدارة الاقتصاد الكلي، وتحفيز النمو الاقتصادي، ومعالجة الاختلالات الهيكلية والظرفية في الاقتصاد الوطني.

## المطلب الأول: أدوات وأهداف سياسة سعر الصرف

تعد سياسة سعر الصرف أداة هامة للتحكم في الاقتصاد، حيث تهدف إلى استقرار العملة وسنتطرق الي مفهوم هذه السياسة وأهدافها والأدوات المستخدمة في تحقيقها.

### 1-تعريف سياسة سعر الصرف

سياسة سعر الصرف هي جزء من السياسة الاقتصادية، التي تسمح بتحقيق أهداف التشغيل الكامل النمو، استقرار الأسعار والتوازن الخارجي، وهي سياسة تظهر من يوم إلى يوم استقلاليتها عن السياسة النقدية، رغم وجود ضرورة لترابط بينهما وبين السياسات الاقتصادية الأخرى مثل السياسة التجارية والسياسة المالية.

**2-أهداف سياسة سعر الصرف:** تحقيق استقرار العملة هو الهدف الرئيسي لسياسة سعر الصرف الي جانب اهداف اخر أبرزها (**راضية، 2017، صفحة 14**):

**2-1-مكافحة التضخم:** تكون علاقة سعر الصرف بالتضخم من خلال عمليات التخفيض أو تقويم سعر الصرف التي يعكسها نظام سعر الصرف الثابت، أو من خلال عمليات انخفاض سعر الصرف أو تحسن سعر الصرف، التي تمثل نظام الصرف العالم، حيث تكون لتلك العمليات أثر في تحسن القدرة التنافسية للاقتصاد من خلال فوارق في الأسعار النسبية المحلية والأجنبية. وينطبق الحديث هنا على التضخم المستورد، حيث أن في الأجل القصير يكون لانخفاض تكاليف الاستيراد أثر إيجابي على انخفاض مستوى التضخم. وتتضاعف أرباح المؤسسات مما يسمح لها بتحقيق عوائد إنتاجية وتتمكن من إنتاج سلع ذات جودة عالية بما يعني تحسن تنافسيتها وتسمى هذه الظاهرة بالحلقة الفاضلة للعملة القوية؛

**2-2-توزيع الدخل:** يلعب سعر الصرف دورا هاما في توزيع الدخل بين الفئات وبين القطاعات المحلية، فعند ارتفاع القدرة التنافسية لقطاع التصدير التقليدي مواد أولية زراعية مثلا، نتيجة انخفاض سعر الصرف الحقيقي، فإن ذلك يجعله أكثر ربحية ويعود الربح من هذا الوضع إلى أصحاب رؤوس الأموال، في الوقت الذي تنخفض فيه القدرة الشرائية للعمال، وعند انخفاض القدرة الشرائية التنافسية الناجمة عن انخفاض سعر الصرف الاسمي، وارتفاع سعر صرف الحقيقي

فإن ذلك يؤدي إلى ارتفاع القدرة الشرائية للأجور، في الوقت الذي تنخفض فيه الشركات العاملة ذا تقليص الآثار السلبية الناجمة عن سعر الصرف التنافسي يلجأ في قطاع السلع الدولية، فتنخفض استثماراتها؛

**2-3-تنمية الصناعة المحلية:** من أجل تشجيع الصناعة المحلية، يمكن للبنك المركزي اعتماد سياسة تخفيض أسعار الصرف، ففي سنة 1984، قام البنك الفدرالي الألماني بتخفيض هام للعملة مما شجع الصادرات، وفي مرحلة ثانية قام باعتماد سياسة العملة القوية. كما اعتمدت السلطات النقدية اليابانية سياسة التخفيض الحماية السوق المحلي من المنافسة الخارجية وتشجيع الصادرات.

### 3-أدوات سياسة سعر الصرف:

تعتمد السلطات النقدية على عدة أدوات لتنفيذ سياسة سعر الصرف وضبط السوق من أبرزها (الرحمان، الصفحات 56-57):

**3-1-إقامة سعر صرف متعدد:** يهدف إلى تخفيض آثار حدة التقلبات في الأسواق وتوجيه السياسة التجارية لخدمة بعض الأغراض المحددة ومن أهم الوسائل المستخدمة هو اعتماد نظام ثاني أو أكثر لسعر الصرف بوجود سعرين أو أكثر، أحدهما مغالى فيه ويتعلق بالمعاملات الخاصة بالواردات الضرورية أو واردات القطاعات المراد دعمها وترقيتها، أما السلع المحلية الموجهة لتصدير. أما الواردات غير الأساسية فتخضع لسعر الصرف العادي؛

**3-2-سياسة استخدام احتياطات سعر الصرف:** تلجأ السلطة النقدية إلى المحافظة على سعر صرف عملتها في ظل نظام أسعار صرف ثابتة أو شبه مدارة وفي حالة نزول انخفاض عملتها تقوم ببيع العملات الصعبة لديها مقابل العملة المحلية وفي حال ارتفاع العملة تقوم بشراء العملات الأجنبية مقابل العملات المحلية، وفي حالة كون الاحتياطات غير كافية يقوم البنك المركزي بتخفيض العملة المحلية؛

**3-3-سياسة استخدام سعر الفائدة:** تعتبر سياسة أسعار الفائدة جزء من آلية عمل النظام المصرفي، يلجأ البنك المركزي إلى اعتماد هذه السياسة تعويضا لخطر انهيار العملة في حالة ضعفها، فالزيادة في أسعار الفائدة الحقيقية سوف تجذب راس المال الأجنبي مؤدية إلى جلب حركة رؤوس الأموال التي تبحث عن توظيفات أكثر ربحا، وارتفاع قيمة عملة الدولة في السوق الأجنبي للصرف.

## المطلب الثاني: سياسة تخفيض قيمة العملة

تُعتبر سياسة تخفيض قيمة العملة وسيلة تلجأ إليها الدول النامية لتصحيح العجز في ميزان المدفوعات وتحقيق التوازن الاقتصادي، وسنتناول في هذا المطلب مفهومها واسبابها وشروط نجاح هذه السياسة.

### 1-مفهوم سياسة تخفيض قيمة العملة

تعتبر تخفيض قيمة العملة إجراء تلجأ إليه السلطات النقدية في الدولة لتحقيق أهداف السياسة الاقتصادية وذلك بتقليص ما تمثله العملة الوطنية من عدد الوحدات النقدية للعملة الأجنبي أي رفع سعر الصرف الأجنبي ويفرق بين

مفهوم تخفيض قيمة العملة، وهو تصرف إداري يتم بقرار تتخذه السلطات النقدية بناء على سياسة مقصودة من أجل تحقيق أهداف معينة، أما انخفاض قيمة العملة فهي حالة تلقائية تحدث نتيجة ظروف اقتصادية معينة كارتفاع أسعار السلع أو نتيجة زيادة عرض العملة في سوق الصرف الأجنبي، ويتعلق التخفيض بالمعاملات في سوق الصرف الأجنبي فقط في حين يمتد الانخفاض إلى السوقين سوق الصرف والسوق الداخلي للسلع والخدمات (الجيلاني، 2015، صفحة 14).

**2-أسباب سياسة تخفيض قيمة العملة**

تكتسب سياسة تخفيض العملة أهمية في المعاملات الدولية، ومن اهم أسباب التي تدفع الدولة الي اعتمادها ما يلي (أنيس، 2023، الصفحات 16-17):

**2-1-معالجة العجز في ميزان المدفوعات:** إن التخفيض في قيمة العملة يشجع التصدير ويقيد الاستيراد كما يعمل على الحد من تصدير رؤوس الأموال للخارج والعمل على إبقاءها في الوطن ففي حالة وجود عجز في ميزان مدفوعات الدولة، فإن تخفيض القيمة الخارجية للعملة يؤدي إلى تخفيض أسعار الصادرات من وجهة نظر الأجانب وبالمقابل سترتفع أسعار الواردات من وجهة نظر المواطن، مما يؤدي إلى تنشيط الصادرات فيعود التوازن إلى ميزان المدفوعات، ذلك لان التقييم المرتفع لقيمة العملة المحلية تفقد الصادرات قدرتها على المنافسة، وتصبح الاستيرادات أرخص من إنتاج السلع المحلية، وتكمن خطورة هذه الحالة في البلدان النامية والتي هي بأمس الحاجة لتنويع وتطوير هيكل سلعها المتاجر بها، حيث هذا العجز ينعكس على هيئة عجز في الميزان التجاري للدولة؛

**2-2-ارتفاع دخول المنتجين المحليين:** يهدف التخفيض إلى زيادة دخول المنتجين المحليين وتخفيض أعباء مديونيتهم خاصة عند تدهور أسعار منتجاتهم في الأسواق العالمية، على اعتبار أن تخفيض سعر الصرف يرفع قيمة الصادرات مقومة بالعملة الوطنية من أجل تسهيل تصريف هذه المنتجات في الخارج؛

**2-3-ارتباط العملة بكتلة نقدية معينة:** أي ارتباط عملات الدول بالمناطق النقدية المختلفة مثل منطقة الدولار ومنطقة الاورو ... فالتغير الحاصل في قيمة العملة القيادية ضمن إطار منطقة نقدية معينة سينعكس على القيمة الخارجية لبقية العملات، وكمثال عن ذلك إثر انخفاض قيمة الدولار الأمريكي على العديد من عملات الدول النامية بنفس نسبة انخفاض الدولار؛

**2-4-تقليص الفجوة بين السعر الرسمي والسعر الموازي:** إن اعتماد الدولة على سياسة تخفيض قيمة العملة في السوق الرسمي يعمل على الحد من الطلب عليها في السوق الموازي نتيجة تحقيق تكافؤ بين السعرين في السوقين الرسمي والموازي، مما ينتج عنه تراجع الطلب على العملات الأجنبية في الأسواق الموازية وهذا ما يحد من المضاربة على العملات الأجنبية؛

**2-5-معالجة البطالة في الاقتصاد القومي:** إن اعتماد الدولة على سياسة تخفيض العملة يعمل على تشجيع إقامة الصناعات مما يعمل على زيادة التشغيل وبالتالي تقليص من حجم البطالة؛

**2-6-إيجاد العلاقة الواقعية للعملة الوطنية مع العملات الأجنبية:** وتعتمد هذه العلاقة على أساس معرفة تطور مستوى الأسعار المحلية للبلدين، لان مستوى الأسعار المحلية سوف ينعكس على القوة الشرائية المحلية الوطنية، لذلك فان سعر الصرف لعملة معينة إزاء عملة أخرى يعتمد على مقارنة التغيرات في مستويات الأسعار المحلية في كلا البلدين؛

**2-7-تنشيط القطاعات التصديرية وبقية القطاعات التي تعتمد عليها الدولة:** تعمل سياسة تخفيض قيمة العملة المحلية على تحقيق تكامل بين القطاعات التصديرية وباقي القطاعات الأخرى التي تعتمد عليها الدولة، وذلك كون السلع المصدرة أو أي سلع أخرى تعتمد على قطاعات تكميلية أخرى، فتطوير القطاع التصديري يؤدي إلى تطوير بقية القطاعات السابقة سواء من ناحية استغلال الطاقة الإنتاجية أو استخدام المزيد من اليد العاملة.

وما يمكن استخلاصه هو أن السبب الرئيسي الذي يدفع الدولة إلى تخفيض عملتها هو تشجيع الصادرات والسعي نحو تقليص العجز الحاصل في ميزان المدفوعات ككل أو إحدى مكوناته.

### 3- شروط نجاح سياسة تخفيض قيمة العملة

لنجاح سياسة قيمة العملة يجب تحقيق بعض الشروط منها (حمودة، 2010، صفحة 150):

- استقرار الأسعار المحلية وعدم ارتفاع الأسعار الخاصة بتكلفة المنتجات المحلية مع استجابة السلع المصدرة لمواصفات الجودة والمعايير الصحية والأمنية الضرورية للتصدير؛
- اتسام العرض المحلي لسلع التصدير بقدر كاف من المرونة بحيث يستجيب الجهاز الإنتاجي للارتفاع في الطلب أو الطلب الجديد الناجم عن ارتفاع الصادرات؛
- عدم قيام الدول المنافسة بإجراءات مماثلة لتخفيض عملاتها مما يزيل الأثر المترتب عن التخفيض.

## المطلب الثالث: سياسة رفع قيمة العملة

تؤثر سياسة رفع قيمة العملة سلبًا على اقتصاديات الدول النامية، فهي تُضعف الصادرات وتُبطئ النمو الاقتصادي. وسنتناول في هذا المطلب مفهومها واسبابها وشروط نجاح هذه السياسة.

### 1-تعريف سياسة رفع قيمة العملة

هي سياسة يعتمدها البنك المركزي، تتمثل في زيادة الوحدات من العملات الأجنبية مقابل العملة المحلية وهي عملية معاكسة للتخفيض ترتكز هذه السياسة على التدخل المستمر للبنك المركزي في سوق الصرف والتوظيف الضخم للصرف الأجنبي القائم على بيع العملة الأجنبية وشراء العملة المحلية، يمكن القول على عملة أنها مقدرة أكبر من قيمتها الحقيقية عندما يكون سعرها الرسمي يفوق سعرها في السوق الحر (الرحمان، صفحة 57).

### 2-أسباب سياسة رفع قيمة العملة

يمكن للدولة تعديل سعر صرف للتغلب على بعض المشكلات الاقتصادية. ومن أبرز الأسباب التي تدفع السلطة النقدية إلى رفع القيمة الخارجية للعملة هي (زهرة، 2018، صفحة 53):

**2-1-وجود فائض في ميزان المدفوعات:** فالغرض من التخلص من هذا الفائض الذي عادة ما يُحتفظ به في الداخل تقوم السلطة العامة بإصدار عملة وطنية مقابل هذا الفائض، فيحصل في الأمد البعيد تفاوت بين الأرصدة النقدية والأرصدة السلعية للاقتصاد الوطني، مؤدياً بدوره إلى ارتفاع التضخم وبالتالي التزايد في الاستيراد مقابل انخفاض الصادرات وهكذا يحصل التوازن في ميزان المدفوعات؛

**2-2-معادلة الارتفاع الحاصل في الأسعار العالمية:** السلعة استراتيجية (النفط مثلا)، كما فعلت فرنسا حينما عملت على رفع قيمة الفرنك الفرنسي لمواجهة الارتفاع في أسعار النفط خلال فترة السبعينات؛

**2-3-من أجل تدعيم العملات الأجنبية الأخرى:** كما فعلت ألمانيا واليابان حينما رفعتا قيمة عملتهما لدعم الدولار الأمريكي عندما امتنعت الولايات المتحدة تخفيض قيمة الدولار لأسباب معنوية تتعلق؛

**2-4-انخفاض القدرة التنافسية:** لسلع البلد الذي قام برفع عملته وذلك بسبب انخفاض الصادرات وزيادة الواردات؛

**2-5-تخفيض أسعار السلع المستوردة:** مما يؤدي إلى تخفيض الأسعار المحلية وبالتالي الحد من التضخم.

ان سياسة رفع قيمة العملة لا تقوم بها سوى البلدان التي لها مواقع هامة في الأسواق الدولية وتمتلك احتياطات ضخمة من احتياطات العملات الأجنبية ولها قدرة تنافسية جد كبيرة.

**3-شروط نجاح سياسة رفع قيمة العملة:**

لنجاح هذه السياسة يجب توفر هذه الشروط الاتية (زهرة، 2018، صفحة 54):

- يجب أن يكون مجموع مرونات السعر للطلب الخارجي على الصادرات والطلب الداخلي على الواردات أكبر من الواحد، في هذه الحالة فإن ارتفاع أسعار الصادرات يرافقه انخفاض الطلب الخارجي بنفس النسبة، أما الواردات فهي على العكس من ذلك يجب أن ترتفع نتيجة انخفاض أسعارها.
- إذا كانت عملية التصحيح هذه بواسطة الأسعار تتوافق مع عملية تخفيض الناتج القومي من خلال تقليص الاستثمارات عندها يصبح نجاح عملية رفع قيمة النقد مؤكداً.
- نجاح عملية رفع قيمة النقد يرتبط أيضا وبشكل أساس بإمكانية تقليص أو حتى إلغاء الفوارق مقارنة مع الخارج، على صعيد الإنتاجية التي تجعل البلد المحقق للفائض أكثر قدرة على المنافسة مع شركائه التجاريين.

في ظل توفر هذه الشروط تكون سياسة رفع قيمة العملة ذات أهمية بالنسبة للدولة المدينة، ذلك أن فوائد سداد الديون المحلية ستتجه نحو الانخفاض نظرا لوجود ضغوط انكماشية في الاقتصاد القومي واتجاه معدلات الفائدة المحلية نحو

الانخفاض، أما بالنسبة لفوائد سداد الديون الخارجية فغالبا ما تكون اقل ضررا على الموازنة العامة نتيجة لهبوط قيمة الدفعة المسددة بالعملة المحلية.

# خلاصة الفصل

يُعد سعر الصرف من العناصر المهمة التي تساهم في تنشيط التجارة الخارجية وتوسيع نطاق الأسواق العالمية. حيث تكمن أهميته في ربط بين الاقتصاد المحلي والدولي عبر تأثيره على تنافسية الصادرات والواردات بحيث يسهل المدفوعات الدولية.

ويُنظر إلى سعر الصرف الأجنبي كأداة محورية في تسوية المدفوعات الدولية، نظراً لاعتماده على تفاعل قوى العرض والطلب داخل سوق الصرف. ويتميز هذا السوق بفعالية آلياته وتنوع الفاعلين فيه، الأمر الذي ينعكس إيجاباً على حجم المبادلات التجارية من حيث الصادرات والواردات، ويُساهم أيضاً في تعزيز تدفقات رؤوس الأموال بين الدول.

يُحدد سعر الصرف، وفقاً لقوى العرض والطلب. وعلى الرغم من وجود عدد من النظريات الاقتصادية التي تفسر حركات سعر الصرف وفقًا لاختلاف النظام المعتمدة، إلا أن هذه التفسيرات غالبًا ما تظل نسبية نظراً للعديد من العوامل المؤثرة فيه، مثل معدلات التضخم وأسعار الفائدة. وقد تترتب على تقلبات سعر الصرف آثار سلبية على السوق، مما يستوجب اعتماد سياسات وتدابير للحد من المخاطر المرتبطة به، لما لها من تأثير مباشر على حركة التجارة الخارجية، خاصة فيما يتعلق بالصادرات والواردات، وبالتالي على الميزان التجاري للدولة.

وتتباين السياسات المتبعة في إدارة سعر الصرف بين الدول تبعًا لاختلاف أوضاعها الاقتصادية وظروفها الدولية. وغالبًا ما تلجأ السلطات النقدية، ممثلة بالبنك المركزي، إلى التدخل في سوق الصرف لتثبيت قيمة العملة المحلية. ويأتي هذا التدخل إما من خلال خفض قيمة العملة لتحقيق توازن في ميزان المدفوعات، أو برفع قيمتها لتعزيز قوة العملة. ومهما اختلفت أهداف سياسات الصرف، فإن الغاية الأساسية تظل متمثلة في دعم الاقتصاد الوطني، وتحقيق الاستقرار الاقتصادي، يشمل ضبط معدلات التضخم، واستقرار الأسعار، وتعزيز التوازن الخارجي.

# الفصل الثاني

## تطبيق نموذج الشبكات العصبية طويلة الذاكرة LSTM ونموذج التباين الشرطي الاسي EGARCH في التنبؤ بتباين سعر الصرف

# تمهيد

يرتكز هذا الفصل على الجانب التطبيقي من الدراسة، من خلال مدخل وتعريف للنموذجي ومقارنة أدائهما في التنبؤ بسعر صرف. النموذج الأول ينتمي إلى نماذج التعلم العميق، ويتمثل في الشبكات العصبية طويلة الذاكرة ( LSTM اختصار Long Short-Term Memory)،والتي تُستخدم في تحليل السلاسل الزمنية بفضل قدرتها على تَعلُّم الأنماط المعقدة والتعامل مع البيانات ذات الطبيعة الديناميكية. أما النموذج الثاني النموذج الديناميكي فينتمي إلى عائلة نماذج تقلب التباين الشرطي، ويتمثل في نموذج (EGARCH اختصار ل Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)، الذي يُعد امتدادًا متقدمًا لنموذجGARCH ، ويتميز بقدرته على تمثيل التباين غير المتماثل والتكيف مع خصائص الأسواق المالية. أي سيكون الفصل مقسم على النحو التالي:

**المبحث الأول**: التعريف بنماذج التعلم الآلي والنماذج الديناميكية.

**المبحث الثاني**: التنبؤ باستخدام نموذج الشبكات العصبية ونموذج EGARCH.

**المبحث الثالث**: تحليل نتائج التنبؤ باستخدام مؤشرات الأداء.

# المبحث الأول: التعريف بنماذج التعلم الآلي والنماذج الديناميكية

شهدت أساليب النمذجة والتنبؤ الاقتصادي تطورًا كبيرًا، خاصة في مجال أسعار الصرف، مع بروز نماذج كلاسيكية وأخرى حديثة. تعتمد الأولى على الأسس النظرية والإحصائية، بينما تستند الثانية إلى تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي. ومن هذا المنطلق ولتعرف أكثر على هذه التقنيات سنتناول في هذا المبحث نظرة حول التعلم الالي والنماذج الكلاسيكية

## المطلب الأول: مقدمة في التعلم الآلي ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية

يشهد العصر الحالي تطورًا مستمرًا في مجال تكنولوجيا المعلومات والذكاء الاصطناعي، حيث أضحى التعلم الآلي أحد الركائز الأساسية التي تسهم في تعزيز الابتكار ورفع كفاءة الأنظمة المعرفية. يمثل هذا المجال أداة قوية لتحليل البيانات واستخراج الأنماط والمعلومات الكامنة التي يمكن استخدامها لتحسين الأداء واتخاذ القرارات. وبالنظر إلى النمو الهائل في حجم البيانات وتنوعها، يبرز التعلم الآلي كأداة مركزية في العديد من التطبيقات العلمية والصناعية التي تهدف إلى حل مشاكل معقدة وتحقيق تطور ملموس في مختلف المجالات.

### 1-تعريف التعلم الالي

التعلم الالي هو فرع من فروع الذكاء الاصطناعي يتعامل مع تمكين الأنظمة والبرامج الحاسوبية من تعلم وتحسين أداء المهام بشكل ذاتي دون الحاجة إلى برمجة صريحة في التعلم الآلي، تستخدم خوارزميات حاسوبية تسمح للأنظمة بمعالجة البيانات واستخراج الأنماط والمعرفة من البيانات المتاحة هذه الخوارزميات تمكن الأنظمة من التعلم من التجارب السابقة وتحسين أدائها بمرور الوقت، مما يجعلها أدوات قوية لتحليل البيانات واتخاذ القرارات بشكل أكثر ذكاء وفعالية؛

ويمكن تقسيم التعلم الآلي إلى نوعين رئيسين، النوع الأول هو التعلم الخاضع للإشراف، حيث يتم تزويد الخوارزمية بمدخلات مصنفة مسبقا تتضمن الإجابة الصحيحة. يكون الهدف من هذا النوع من التعلم هو تعلم العلاقة بين المدخلات والمخرجات، بحيث يكون بإمكان الخوارزمية توقع المخرجات المدخلات جديدة غير مصنفة بدقة؛

أما النوع الثاني، فهو التعلم غير الخاضع للإشراف، حيث لا يتم توفير إجابات مصنفة مسبقا في هذا النوع يتعين على الخوارزمية اكتشاف الأنماط والعلاقات في البيانات بمفردها يكون الهدف من هذا النوع من التعلم هو فهم التركيب الداخلي للبيانات وتحديد التجمعات والمتغيرات المهمة بناءً على هذه الأنماط (العكور، 2024، الصفحات 08-09).

### 2-تعريف نموذج الشبكات العصبية (Artificial Neural Networks – ANN)

نموذج رياضي أو حسابي مبني على الشبكات العصبية الحيوية أي انها تحاكي النظام العصبي الحيوي، وتتكون من مجموعة من الخلايا العصبية والعمليات المعلوماتية المترابطة، وهي قابلة للتكيف اعتماداً على المعلومات الخارجية أو الداخلية التي تجري خلال الشبكة اثناء مرحلة التعلم (المعموري، 2006، صفحة 78).

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية أحد فروع الذكاء الاصطناعي الذي يهتم ببنية ووظائف الدماغ وقدراته الأصلية في التفكير والتعلم والاستنتاج وخزن ومعالجة المعلومات والمعرفة (تطبيقات علم الحاسوب)، وبالتالي يمكن تعريفها بأنها ذلك الفرع من علوم الحاسوب الذي يمكن بواسطته تصميم برامج للحاسبات تحاكي أسلوب الذكاء الانساني لكي يتمكن الحاسوب من أداء بعض المهام بدلا من الانسان (سهيلة، 2018، صفحة 144).

**3-مكونات نموذج الشبكات العصبية**

سنتطرق فيما يلي ألي أهم مكونات الشبكة العصبية (عثمان، 2022، الصفحات 186-187):

**- طبقة المدخلات Input Layer** :هي الطبقة الأولى في الشبكات العصبية، وتقوم هذه الطبقة باستقبال بيانات المتغيرات المستقلة من المصادر المختلفة، وتحتوي على عدد من النيرونات أو العصبونات أو عناصر المعالجة التي يتوافق عددها مع عدد المتغيرات المستقلة للمدخلات المراد قياسها.

**-الطبقة الخفية Hidden Layer**: هي الطبقة التي تلي طبقة المدخلات، وقد تحتوي الشبكة العصبية على طبقة خفية واحدة أو أكثر، وتقوم هذه الطبقة بتصنيف وتمييز وتحليل المدخلات بإعطاء وزن نسبي لكل منها، ثم استخدام الدوال التحليلية لتعديل هذه الأوزان النسبية، بعد مقارنة النتائج الحالية بالمستهدفة، لتقليل الأخطاء وتحقيق أفضل نتائج.

**-طبقة المخرجاتLayer Output** :هي الطبقة النهائية للشبكات العصبية، وتحتوي على عدد من عناصر المعالجة التي يتوافق عددها مع عدد متغيرات الاستجابة، وتقوم هذه الطبقة بعرض النتائج التي وصلت اليها من الطبقة السابقة إلى المستخدم النهائي، وبالتالي عرض النتائج النهائية للشبكات العصبية.

**-الأوزان النسبية Weights** :تقوم هذه الأوزان بتحديد القوة النسبية أو الأهمية النسبية لكل مدخل من المدخلات وبالتالي تحدد قوة العلاقة بين عناصر ووحدات المعالجة ومدى فعالية عقد الاتصال، ويمكن تعديل الأوزان النسبية من خلال التدريب والتعلم.

**-دالة التجميع Summation Function** :تعد هذه الدالة بمثابة المنشط الداخلي أو المحفز للشبكة العصبية، حيث تقوم بحساب الأوزان النسبية للمدخلات، وذلك بضرب كل مدخل من المدخلات في وزنه النسبي للحصول على المجموع.

**-دالة التحويلTransfer Function** : يطلق عليها أيضاً دالة التنشيط، حيث تقوم بإجراء المعادلات الرياضية على القيم الخارجة من دالة التجميع، وتعديل الأوزان النسبية باستمرار طوال فترة تدريب الشبكة، وأكثر دوال تنشيط الشبكات العصبية انتشاراً هي الدالة الخطية لتنشيط الشبكات العصبية، ودالة الحد الفاصل لتنشيط الشبكات العصبية، ودالة سيجمويد لتنشيط الشبكات العصبية.

**4-أنواع الشبكات العصبية**

ثم عدة تقنيات بشبكة العصبية تختلف حسب المشكل وسنتناول فيما يلي أنواع هذه التقنيات (العريان، الصفحات 152-156):

**-الشبكات العصبية الالتفافية:** الشبكات العصبية الالتفافية (Convolutional Neural Networkاو CNN) اختصاراً هي نوع خاص وهام من أنواع الشبكات العصبية العميقة قدمها العالم (Le Cun Yann) عام ١٩٩٨. يعتبر هذا النوع من الشبكات العصبية حلاً للكثير من مشاكل الرؤية الحاسوبية (Computer Vision) والتي هي فرع من فروع الذكاء الاصطناعي يعنى بتطبيقات معالجة الصور ومقاطع الفيديو وتحليل محتوياتها.

تقوم الفكرة الأساسية لهذا النوع من الشبكات على استبدال طبقات الاتصال الكامل (Fully Convolution Layers) التقليدية بالطبقات الالتفافية(Connected Layers) . ففي هذا النوع من الشبكات تتأثر كل وحدة في الطبقات الالتفافية بعدد محدود من وحدات الطبقة السابقة،

إن فكرة الطبقات الالتفافية مستوحاة من عملية الطي أو الالتفاف الرياضية (Convolution) وهي عميلة رياضية تستعمل في تحوير دالة مخرجة من دالتين مدخلتين وتستخدم هذه الأداة الرياضية في الكثير من تطبيقات معالجة الصور. وتقوم طبقة الالتفاف بتطبيق عملية الالتفاف الرياضية على عناصر الدخل (عصبونات الطبقة السابقة أو المدخلات) لحساب قيمة الوحدة في الطبقة التالية؛

**-الشبكة العصبية المتكررة:** الشبكات العصبية المتكررة (Recurrent Neural Network أو RNN اختصاراً) من أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية والتي تتميز بأنها تتضمن حلقات راجعة داخل الشبكة مما يُعطيها مفعول الذاكرة، فعلى العكس من الشبكات العصبية بالدخل الأمامي (Feed forward Neural Network)فإن الشبكات العصبية المتكررة تأخذ المدخلات على عدة مراحل أو دورات وليس دفعة واحدة ولذلك فإنها تحوي حلقات تعود بالمخرج من الدورة السابقة للخلف بحيث يكون مدخلا للدورة التالية. هذه الخاصية تعطي الشبكة القدرة على تذكر نتيجة المرحلة الماضية وبالتالي الاستفادة منها في المرحلة التالية. هذه الخاصية مهمة جداً في التطبيقات التي تعتمد على الترابط الزمني بين المدخلات. فعلى سبيل المثال فإن معنى المقطع الصوتي في تطبيقات تحليل الكلام في أي مرحلة يعتمد بشكل كبير على الكلمات السابقة. في مثل هذه التطبيقات تعتبر الشبكات العصبية المتكررة الحل الأمثل. وينبغي التنويه إلى أن تدريب الشبكات العصبية المتكررة مكلف أكثر من الشبكات العصبية الالتفافية؛

**-شبكات الذاكرة قصيرة – المدى الطويلة:** أحد أهم عيوب الشبكات العصبية المتكررة أنها لا تستطيع التذكر لمدة طويلة. لحل هذه المشكلة تم تطوير شبكات الذاكرة قصيرة – المدى الطويلة (Long Short-Term Memoryأو LSTM اختصاراً) نوع خاص من الشبكات العصبية المتكررة RNN مصممة لتخزين نتائج المراحل السابقة لمدد أطول. هذا النوع من الشبكات تمكن من تحقيق نتائج أفضل في الكثير من التطبيقات التي تعتمد على ترابط المدخلات لمدة طويلة؛

**–شبكات الخصومة التوليدية:** شبكات الخصومة التوليدية (Generative Adversarial Networks أو GANsاختصارا) شبكات عصبية عميقة تتألف الواحدة منها من شبكتين متخاصمتين بحيث أن الأولى (وتسمى المولدة (generator))تسعى لتوليد بيانات تشبه البيانات الحقيقية بشكل كبير، في حين أن الثانية (المميزة (discriminator))تحاول أن تكتشف إن كانت البيانات المولدة حقيقية أم مزورة، وبعد كل دورة تتعلم كل شبكة وتتطور في مهمتها. فمثلاً، يمكن للشبكة المولدة أن تأخذ صورة لإنسان مرسومة باليد وأن تولد منها صورة معدلة تشبه الأصلية. وعند إدخال الصورة المعدلة للشبكة المميزة، فإن هذه الأخيرة تسعى للحكم على الصورة بأنها حقيقية أو مزورة. ومع التدريب تصبح الشبكة المولدة قادرة على انتاج صورا تشبه الحقيقية إلى حد كبير، إن إمكانات شبكات GANضخمة، لأنها يمكن أن تتعلم محاكاة أي توزيع للبيانات. وهذا يعني أنه يمكن تعليم الشبكات العصبية إنشاء عوالم تشبه بشكل مخيف عالمنا في أي مجال الصور الكلام؛

**–شبكة التشفير الآلي:** تشبه شبكة التشفير الآلي (Autoencoders) شبكات الخصومة التوليدية حيث إنها تتكون من شبكتين عصبيتين الأولى هي شبكة التشفير (Encoder) وتقوم بتحويل المدخل إلى تمثيل مضغوط (Compressed Representation)والشبكة الثانية هي شبكة فك التشفير (Decoder) وتسعى لإعادة تكوين بيانات الإدخال من خلال تمثيلها الخفي فقط. يتم تدريب كل من هاتين الشبكتين في نفس الوقت بحيث أن الأولى تحاول انتاج تمثيل مخفي يحوي جميع خصائص المدخل مما يمكن شبكة فك التشفير من استرجاع المدخل باستخدام ذلك التمثيل المخفي. بعد انتهاء مرحلة التدريب يفترض أن نصل إلى تمثيل مضغوط يقوم بتمثيل المدخل بشكل دقيق إحدى فوائد هذه الشبكات أنها تعمل على الحد من حجم المدخلات؛ أي أن حجم التمثيل المضغوط يكون أقل بكثير من حجم البيانات الأولية. فبدلاً من استخدام الصورة ذات الحجم الكبير يمكن استخدام التمثيل المضغوط الذي يقوم مقام هذه الصورة في الكثير من التطبيقات.

## المطلب الثاني: مقدمة في نماذج الديناميكية ونموذج (GARCH/ARCH)

تعتمد النماذج الديناميكية مثل ARIMA على ثبات التباين في السلاسل الزمنية، مما يحدّ من فعاليتها مع البيانات المالية المتقلبة. وهنا يبرز نموذج GARCH كخيار مناسب لالتقاط سلوك التباين المتغير مع الزمن.

### 1–مدخل عام الي النماذج الديناميكية:

تُعد النماذج الاقتصادية الكلاسيكية، مثل نماذج الانحدار الذاتي(AR) ، ونماذج الانحدار الذاتي المشروط بالتباين (GARCHوARCH)، من الأدوات ونماذج الإحصائية المهمة التي استُخدمت منذ القدم في تحليل الظواهر المالية والاقتصادية، ومنها تقلبات أسعار الصرف تقلبات سعر النفط. تستخدم لتحليل السلاسل الزمنية وارتباطاتها الزمنية لتفسير وتوقع التقلبات الاقتصادية بدقة مقبولة، وتتميّز ببساطة بنائها الرياضي وإمكانية تفسير نتائجها بسهولة نسبية.

**2–تعريف نموذج GARCH**: نماذج ARCH أو GARCH هي نماذج الهدف منها هو نمذجة التباين (Variance)، وأكثر استخدامها يكون في نماذج البيانات المالية، لأن الاتجاه الحديث لدى المستثمرين لا ينصب

فقط على دراسة التنبؤ بالعوائد المتوقعة من الأسهم والسندات في أسواق المال أو التغيرات في أسعار صرف العملات والذهب، وإنما يهتمون أيضاً بعنصر المخاطرة أو عدم التأكد (Uncertainty) .ولدراسة عدم التأكد نحن بحاجة إلى نماذج خاصة تتعامل مع تقلب (Volatility) قيم الأسهم أو العملات عبر سلسلة زمنية، أو ما يمكن أن نطلق عليه بتباين السلسلة .(Variance) والنماذج التي تتعامل مع هذا النوع من التباين تنتمي إلى ما يمكن تسميته بأسرة نماذج .ARCH وكما هو معلوم في التحليل القياسي التقليدي أن تباين الخطأ العشوائي يفترض أن يكون ثابتاً عبر الزمن أو ما يعرف بفرضية ثبات التباين، ولكن في البيانات المالية وأيضاً بعض البيانات الاقتصادية الأخرى كالتضخم، غالباً لا يتحقق هذا الشرط حيث يظهر تباين وتقلب مختلف في فترات السلسلة الزمنية، ولو أخذنا على سبيل المثال أي سلسلة لأحد الأسهم في أسواق المال لوجدنا أن هناك تقلب عالي وأحياناً تقلب منخفض عبر الفترات المختلفة للسلسلة، وهذا يعني أن القيم المتوقعة لحد الخطأ العشوائي ستكون أكبر أو أقل عبر الفترات المختلفة. وفترات التقلب في العرف المالي تعني فترات المخاطرة أو عدم التأكد، ومعروف في التحليل المالي أن فترات المخاطرة وهي التقلب الكبير أو التباين الكبير تتركز في فترات معينة، ويعقبها فترات أقل تقلباً (أقل تباين) وأيضاً تتركز في فترات معينة، وعلى ذلك يستنتجون أن التغيرات الكبيرة في عوائد الأسهم والعملات يعقبها تغيرات أخرى مقابلة لها. وهذا ما يعرف في تحليل أسواق المال بتكدس أو تركز التقلبات في فترات معينة.

وعلى ذلك فإن تحقق فرضية ثبات التباين في الغالب تكون غير محققة، وفي هذه الحالة من الأفضل فحص نمط هذا التقلب في التباين ومعرفة لماذا التباين يعتمد على سلوكه التاريخي أو الزمني، وبمصطلح آخر أدق: فحص التباين المشروط (Conditional variance)للنموذج تحت الدراسة، وليس التباين غير المشروط (Unconditional variance ) والذي يمثل التنبؤ بالتباين على المدى البعيد للسلسلة، وهذا النوع من التباين يعامل كتباين ثابت لذلك جاءت هذه التقنية لنمذجة سلوك التباين المشروط وبعبارة أخرى (Conditional heteroskedasticity) ومن هذه التسمية أخذت الحروف (CH) في اسم النموذج (ARCH) وبعدها جاء مفهوم نمذجة التباين المشروط للانحدار الذاتي( (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ويرمز له (ARCH) وأول من قدم الفكرة هذه كان (Robert Engle) في بحث حول تقدير تباين التضخم في المملكة المتحدة والمنشور عام 1982 ، وقد أدى هذا النوع من النمذجة لتحول كبير في الاقتصاد القياسي التطبيقي، وظهرت نماذج مختلفة في هذا الإطار منها نموذج الارتش العام (Generalized ARCH) واختصاراً(GARCH) (أحمد، 2019، الصفحات 62-63).

**3-صياغة نموذج GARCH**: تكتسب نماذج ARCH أهميتها العملية التطبيقية من حالة عدم التأكد والأخطاء العشوائية.

**الجزء الأول**: نموذج الانحدار

$$y_t = c + \varepsilon_t \qquad \text{Where} \qquad c = \bar{y}$$

$$\varepsilon_t \bar{y}_t - \bar{y} \qquad \varepsilon_t^2 = (y_t - \bar{y})^2$$

**الجزء الثاني:** نمذجة التباين المشروط (نموذج ARCH)

يمثل هذا المقدار بالتباين فكلما زاد مقداره كلما دل على زيادة درجة المخاطرة. وكلما قل دل على انخفاض درجة المخاطرة. وعندما يساوي الصفر فإنه يشير على ان الاستثمار في الأصل المالي يكون خاليا من المخاطرة. لهذا يتم نمذجته لاتخاذ قرار الاستثمار حسب درجة المخاطرة

كما يلي:

$$\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

حيث (P) تمثل عدد التأخيرات(التباطئات)

**ثلاث شروط أساسية لنموذج ARCH(P)**

لضمان القيمة الإيجابية للتباين $1)\ \alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, , , \alpha_p > 0$

حتى لا يكون التباين محدود $0 < \alpha_0 + \alpha_1 + \alpha_2, , , , \alpha_p < 12)$

لان الصدمات المتتالية تتناقص بمرور الزمن $3)\alpha_1 > \alpha_2 >, , , \alpha_p$

**ثلاث شروط أساسية لنموذج GARCH(p,q)**

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \beta_q \varepsilon_{t-q}^2$$

$1)\beta_1, \beta_2, , , \beta_p > 0$

$2)\Sigma_{i=1}^{q} = \alpha_i + \Sigma_{j=1}^{P} \beta j < 1$

لنضمن استقراريه أخطاءGARCH $\mathrm{var}(u_i) = \frac{\alpha_0}{1-\alpha_1-\beta}$

**04-مراحل بناء نموذج ARCH(p)-GARCH(p,q)**

لبناء نموذج ARCH(p)-GARCH(p,q) يجب اتباع المراحل التالية:

**المرحلة 01**: اختبار استقراريه السلسلة الزمنية واجراء التحويلات اللازمة في حالة عدم الاستقرار

**المرحلة 02**: تقدير النموذج الخطي للحصول على مربعات الاخطاء $y_t = c + \varepsilon_t$

**المرحلة 03**: تقدير نموذج ARCH(p)باستخدام طريقة المعقولية العظمى

**المرحلة 04**: تحديد الرتبة P من خلال نمذجة التباين من نوع ARCHمن رتبة 3,2,1 وفي كل مرة نختبر أثر ARCH بناء على دالة الارتباط الذاتي والجزئية لمربعات البواقي وإذا لم يصحح مشكل عدم التجانس ننتقل الي GARCH

**المرحلة 05**: نمذجة التباين من نوع GARCH واختبارها وتحديد الرتبة q والحصول على عدة نماذج يمكن اختيار أفضلها من خلال معلومات HQ SIC AIC

**المرحلة 06**: التنبؤ بالتباين المشروط واختيار دقة التنبؤ (عماري).

# المبحث الثاني: التنبؤ باستخدام نموذج الشبكات العصبية ونموذج EGARCH

يعالج هذا المبحث موضوع التنبؤ بالتقلبات (التباين الشرطي) لسعر الصرف وذلك بالاعتماد على نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية والنموذج الديناميكيEGARCH ، سأطبق ذلك من خلال مطلبين، يُخصص كل منهما لدراسة أحد النموذجين بالتفصيل.

## المطلب الأول: تطبيق طريقة نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية

يُعد التنبؤ بتقلبات أسعار الصرف من المهام الصعبة نظرًا لطبيعتها المعقدة، ولهذا سيتم الاعتماد في هذا العمل على نماذج التعلم الآلي، وبشكل خاص على الشبكات العصبية، لما لها من قدرة على نمذجة العلاقات غير الخطية ومعالجة البيانات الزمنية والتعامل مع تغيراتها

### أولا: التحليل الاستكشافي للسلسلة الزمنية والإعداد المسبق للبيانات

تهدف هذه الدراسة إلى تحليل تقلبات أسعار الصرف والتنبؤ بها، نظرا للدور الحاسم الذي تؤديه في تقييم المخاطر المالية وتأثيرها على القرارات الاقتصادية والمالية على مختلف المستويات.

**01–جمع البيانات**: تم جمع البيانات التاريخية اليومية لسعر الصرف الدولار الأمريكي مقابل اليورو من صفحة موقع (FRED)التابع للبنك الفيدرالي خلال الفترة الممتدة من جانفي 2000 إلى جانفي 2025، وهي فترة كافية لاختبار أداء نموذج الشبكات. تتكون هذه البيانات من 6568 يوميا، موزعة على عمودين أساسيين هما:

**العمود الأول**: يمثل التاريخ

**العمود الثاني**: يمثل سعر الاغلاق اليومي

**2– رسم السلسلة الزمنية**: في التحليل التنبؤي للسلاسل الزمنية، يعتبر رسم السلسلة الزمنية خطوة أساسية لفهم السلوك الديناميكي لسعر الصرف عبر الزمن. من خلال رسم يمكننا التعرف على الاتجاهات العامة، التقلبات، والأحداث المؤثرة على السوق.

**الشكل رقم (01):** تغير أسعار الصرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة (2000-2024)

**المصدر: المصدر:** من إعداد الطالبة باستعمال لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook) بناء على البيانات المتضمنة في الرابط التالي : (*https://www.investing.com/currencies/eur-usd-historical-data*)

من خلال التمثيل البياني لسعر الصرف أعلاه نلاحظ انها تمرّ بفترات من الصعود والهبوط الطويل في بعض الفترات، يرتفع السعر تدريجيًا، وفي فترات أخرى ينخفض بشكل مستمر هناك تغيرات حادة في بعض الفترات مما يدل على تأثرها المحتمل عن أحداث اقتصادية أو سياسية كما يلي:

من 2000 إلى 2008 ارتفاع واضح في قيمة اليورو مقابل الدولار أي انخفاض قيمة الدولار من 2008 إلى 2015 تقلبات حادة، ثم انخفاض تدريجي من 2015 إلى 2024 مع استقرار نسبي وميل طفيف للانخفاض، أما تفسير هذه التقلبات فيمكن تقسيمها حسب الفترات التالية:

- **الفترة الأولى 2002/2000** : نلاحظ سعر صرف منخفض (أقل من 1)، أي أن الدولار أقوى من اليورو سبب ذلك قوة الاقتصاد الأمريكي بعد التسعينات وعدم ثقة كافية في اليورو كعملة جديدة نسبيًا الذي انطلق فعليًا عام 1999.
- **الفترة الثانية 2008/2002** : نلاحظ صعود قوي لليورو حيث وصل إلى أكثر من 1.5 دولار لليورو والأسباب المحتملة تعود إلى تراجع ثقة الأسواق بالدولار بعد غزو العراق سنة 2003 وعجز الميزان التجاري الأمريكي وارتفاع معدلات النمو في بعض دول منطقة اليورو.
- **الفترة الثالثة 2009/2008** : نلاحظ انخفاض مفاجئ حاد في سعر صرف اليورو بسبب الأزمة المالية العالمية لعام 2008 وتدافع المستثمرين نحو الدولار كملاذ آمن وأزمة الرهن العقاري الأمريكي التي أثّرت عالميًا.

- **الفترة الرابعة 2012/2010**: هناك تقلبات حادة جدًا، ولكن الميل العام نحو الانخفاض بسبب أزمة ديون منطقة اليورو لدول مثل اليونان، إسبانيا، البرتغال حيث واجهت أزمات مالية كبيرة وانخفاض ثقة المستثمرين باليورو.
- **الفترة الخامسة 2016/2014**: هناك استمرار في انخفاض اليورو مقابل الدولار بسبب أن البنك المركزي الأوروبي بدأ سياسات تيسير كمي ورفع الفائدة في أمريكا مقابل خفضها في أوروبا.
- **الفترة السادسة 2020/20126**: نلاحظ تذبذب متوسط بين 1.1 و1.2 ويشير إلى توازن نسبي بين العملتين رغم تقلب الأسواق وربما تأثر سعر الصرف بالسياسات التجارية الأمريكية (ترامب)، وخروج بريطانيا من الاتحاد الأوروبي.
- **الفترة السابعة 2022/2020**: هناك تذبذب مع ميل بسيط نحو الارتفاع بسبب التزامن مع جائحة كورونا التي أثّرت على الاقتصاد العالمي وتدخلات حكومية كبيرة في السياسات النقدية من الجانبين.
- **الفترة الثامنة 2024/2023**: هناك ميل نحو الانخفاض مرة أخرى لأسباب محتملة تتمثل في تعافي الاقتصاد الأمريكي بشكل أسرع من أوروبا واستمرار التضخم في منطقة اليورو وضعف النمو فيها.

**03-تنظيف البيانات**: يُعد تنظيف البيانات خطوة أساسية، ويتضمّن معالجة القيم المفقودة بالتقدير أو الحذف، ومعالجة القيم الشاذة بالتعديل أو الإزالة. تهدف هذه الخطوات لتحسين دقة النموذج.

**الشكل رقم (02):** عرض تحميل بيانات سعر الصرف ومعالجة القيم المفقودة

```
import pandas as pd

# قراءة ملف الاكسل
df = pd.read_excel('data.xlsx')

# عرض أول 5 صفوف للتأكد من تحميل البيانات
print(df.head())

# تحويل العمود التاريخي إلى نوع datetime
df['observation_date'] = pd.to_datetime(df['observation_date'])

# فرز البيانات حسب التاريخ (تصاعدي)
df = df.sort_values('observation_date')

# التحقق من القيم الناقصة
print("Missing values:\n", df.isnull().sum())

# إزالة الصفوف التي تحتوي على قيم ناقصة
df = df.dropna()

print("Data after cleaning:")
print(df.head())
```

```
  observation_date  DEXUSEU
0       2000-01-03   1.0155
1       2000-01-04   1.0309
2       2000-01-05   1.0335
3       2000-01-06   1.0324
4       2000-01-07   1.0294
Missing values:
 observation_date      0
DEXUSEU              255
dtype: int64
Data after cleaning:
  observation_date  DEXUSEU
0       2000-01-03   1.0155
1       2000-01-04   1.0309
2       2000-01-05   1.0335
3       2000-01-06   1.0324
4       2000-01-07   1.0294
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

من الشكل أعلاه تم تحميل ملف البيانات الذي يحتوي على عمودين (observation date) :للتواريخ و (DEXUSEU) لأسعار صرف الدولار مقابل اليورو. بعد الكشف تم ايجاد 255 قيمة مفقودة في عمود (DEXUSEU)، تم حذفها للحصول على بيانات نظيفة وجاهزة للتحليل.

**ثانيا: معالجة البيانات**

قبل تدريب النموذج، تم إجراء مجموعة من الخطوات الضرورية على البيانات. من حساب العوائد اللوغاريتمية لسلسلة وحساب التباين التقريبي ثم تطبيع البيانات وتحليل احصائي للتباين واخير رسم بياني للتباين قبل وبعد التطبيع

**01-حساب العوائد اللوغاريتمية:** يُستخدم حساب العوائد اللوغاريتمية لتحويل سلسلة أسعار الصرف إلى سلسلة تمثل التغيرات النسبية اليومية، مما يساعد على تحليل التقلبات بشكل أكثر استقرارًا.

**الشكل (03)**: حساب العوائد اللوغاريتمية

```
import numpy as np

# حساب العوائد اللوغاريتمية
df['Log_Returns'] = np.log(df['ExchangeRate'] / df['ExchangeRate'].shift(1))

# عرض أول 5 قيم من العوائد
print("أول 5 قيم من العوائد اللوغاريتمية:")
print(df['Log_Returns'].dropna().head())
```

```
أول 5 قيم من العوائد اللوغاريتمية:
Date
2000-01-04    0.015051
2000-01-05    0.002519
2000-01-06   -0.001065
2000-01-07   -0.002910
2000-01-10   -0.004088
Name: Log_Returns, dtype: float64
```

**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

يظهر الشكل أعلاه أول خمس قيم من العوائد اللوغاريتمية اليومية لسعر صرف الدولار/اليورو تذبذبًا واضحًا؛ حيث بدأت بعائد موجب مرتفع (1.5%)، ثم تراجع تدريجي إلى قيم سالبة، ما يشير إلى حركة غير مستقرة في السوق خلال تلك الفترة. هذا السلوك يعكس وجود تقلبات يومية LSTM.

**02) حساب التباين التقريبي (مربعات العوائد)**: بعد حساب العوائد اللوغاريتمية اليومية، تأتي الخطوة التالية وهي تقدير التباين التقريبي لسعر الصرف، وذلك من خلال مربعات العوائد .يُستخدم هذا المؤشر كتمثيل بسيط لتقلبات السوق، حيث تعكس القيم الأعلى درجة أكبر من التذبذب. وتعد هذه الخطوة تمهيدًا ضروريًا لنمذجة التباين الشرطي.

**الشكل (04)**: التباين التقريبي (مربعات العوائد)

```
# حساب التباين كمربعات العوائد
df['Squared_Returns'] = df['Log_Returns'] ** 2

# عرض أول 5 قيم من التباين
print("\nأول 5 قيم من التباين التقريبي:")
print(df['Squared_Returns'].dropna().head())
```

```
أول 5 قيم من التباين التقريبي:
Date
2000-01-04    0.000227
2000-01-05    0.000006
2000-01-06    0.000001
2000-01-07    0.000008
2000-01-10    0.000017
Name: Squared_Returns, dtype: float64
```

**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

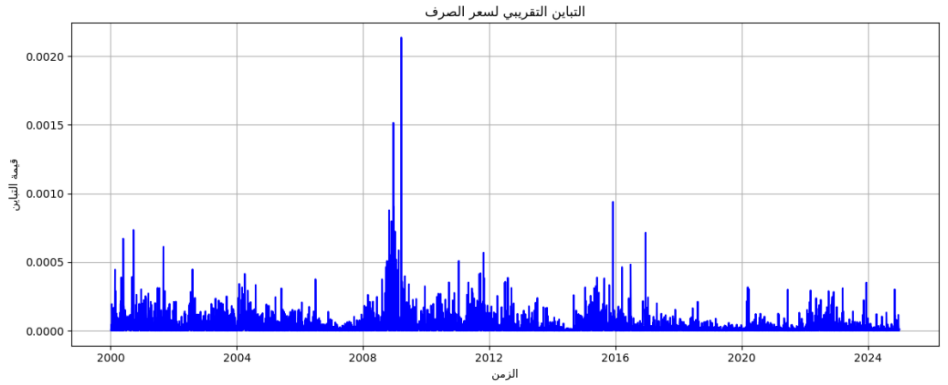
من خلال الشكل أعلاه تمت عملية حساب التباين التقريبي لسعر الصرف من خلال مربعات العوائد اللوغاريتمية، باعتبارها تمثيلاً بسيطًا لمستوى التقلب اليومي. تُظهر القيم الخمس الأولى أن أعلى تذبذب كان بتاريخ 2000-01-04، حيث بلغت القيمة حوالي $2.27 \times 10^{-4}$، مما يعكس تغيرًا ملحوظًا في السعر في ذلك اليوم. بعده، انخفضت القيم بشكل واضح، مما يشير إلى تراجع في مستوى التقلب خلال الأيام التالية. يعكس هذا التفاوت اليومي في مربعات العوائد وجود فترات هادئة وأخرى أكثر تقلبًا.

والشكل اسفله يوضح ما تم ملاحظته من خلال القيم الخمسة الأول أعلاه حيث تظهر فترات من التباين المرتفع وفترات لاحقة اتسمت بانخفاض التذبذب هذا يوضح وجود تباين واضح في مستويات التقلب عبر الزمن وهو يعكس طبيعة سعر الصرف غير المستقرة.

**الشكل (05)**: التباين التقريبي لسلسلة سعر الصرف

```
# حساب العوائد اللوغاريتمية ومربعاتها (التباين التقريبي)
df['Log_Returns'] = np.log(df['ExchangeRate'] / df['ExchangeRate'].shift(1))
df['Squared_Returns'] = df['Log_Returns'] ** 2
df.dropna(inplace=True)

# رسم التباين
plt.figure(figsize=(12, 5))
plt.plot(df['Squared_Returns'], label=arabic_text("مربعات العوائد"), color='blue')
plt.title(arabic_text("التباين التقريبي لسعر الصرف"))
plt.xlabel(arabic_text("الزمن"))
plt.ylabel(arabic_text("قيمة التباين"))
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```




**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

**03) تطبيع بيانات التباين**: يُعد تطبيع بيانات التباين خطوة ضرورية قبل إدخالها إلى نماذج الشبكات العصبية، وذلك لضمان استقرار عملية التعلم وتقليل تأثير القيم المتطرفة، مما يسهم في تحسين دقة النموذج وكفاءته في التنبؤ.

**الشكل (06)**: تطبيع بيانات التباين

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

# تحجيم التباين
scaler = MinMaxScaler()
scaled_variance = scaler.fit_transform(df['Squared_Returns'].dropna().values.reshape(-1, 1))

# عرض أول 5 قيم بعد التطبيع
print("\nأول 5 قيم من التباين بعد التطبيع:")
print(scaled_variance[:5])
```

```
أول 5 قيم من التباين بعد التطبيع:
[[0.10609719]
 [0.00297157]
 [0.00053112]
 [0.00396622]
 [0.00782839]]
```

**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تمت عملية تطبيع التباين التقريبي (مربعات العوائد) باستخدام مقياس MinMaxScaler، وذلك لتحجيم القيم ضمن نطاق محدد (عادة بين 0 و1). هذا الإجراء ضروري قبل إدخال البيانات إلى نماذج الشبكات العصبية مثل LSTM، حيث يساعد على تسريع عملية التعلم وتحسين دقة النموذج.

تُظهر القيم الخمس الأولى من الشكل أعلاه بعد التطبيع تفاوتًا واضحًا في مستويات التقلب، مع أعلى قيمة نسبية في أول يوم (0.106)، ثم انخفاض كبير في الأيام التالية. هذا يُشير إلى وجود تفاوت زمني في شدة التقلبات.

**04) إحصائيات وصفية سريعة**: قبل الانتقال إلى نمذجة التباين، من المفيد إجراء إحصاء وصفي سريع لمتغير التباين التقريبي، وذلك لفهم خصائصه الأساسية مثل المتوسط، الانحراف المعياري. تساعد هذه الخطوة في الكشف عن وجود تفاوتات كبيرة أو تطرفات في البيانات، وتوفر رؤية أولية حول توزيع التقلبات.

**الشكل (07):** احصائيات وصفية لمتغير الدراسة

```
print("\nإحصائيات وصفية للعوائد:")
print(df['Log_Returns'].describe())

print("\nإحصائيات وصفية للتباين التقريبي:")
print(df['Squared_Returns'].describe())
```

```
إحصائيات وصفية للعوائد:
count    6267.000000
mean        0.000003
std         0.005828
min        -0.030031
25%        -0.003142
50%         0.000000
75%         0.003184
max         0.046208
Name: Log_Returns, dtype: float64

إحصائيات وصفية للتباين التقريبي:
count    6267.000000
mean        0.000034
std         0.000072
min         0.000000
25%         0.000002
50%         0.000010
75%         0.000037
max         0.002135
Name: Squared_Returns, dtype: float64
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تُظهر الإحصائيات الوصفية للعوائد اللوغاريتمية أن المتوسط قريب جدًا من الصفر ($3 \times 10^{-6}$)، مما يشير إلى غياب اتجاه واضح في حركة العوائد اليومية، وهو ما يتوافق مع خصائص الأسواق المالية ذات الكفاءة. كما يعكس الانحراف المعياري (0.0058) وجود تقلبات يومية ملحوظة، في حين تشير القيم القصوى (من 0.030- إلى 0.046) إلى وجود فترات شهدت صدمات مفاجئة.

أما بالنسبة للتباين التقريبي (مربعات العوائد)، فيُلاحظ أن معظم القيم صغيرة (المتوسط = $3.4 \times 10^{-5}$، الوسيط = $1.0 \times 10^{-5}$)، إلا أن وجود قيم عظمة مرتفعة (حتى 0.0021) يعكس فترات من التقلب الشديد. كما أن الانحراف المعياري الأكبر من المتوسط يدل على تشتت البيانات ووجود ذيل طويل في التوزيع.

**03) حساب التباين التقريبي (مربعات العوائد) وحذف القيم المفقودة:** في هذه المرحلة، يتم حذف القيم المفقودة الناتجة عن حساب العوائد، وذلك لتحضير السلسلة بشكل مناسب للنماذج التي لا تقبل القيم الفارغة مثل LSTM.

ولم يتم تنفيذ الحذف في المرحلة السابقة حتى نتمكن بمراجعة النتائج والتحقق من صحة الاشتقاقات قبل تعديل السلسلة الأصلية.

**الشكل (08):** التباين التقريبي (مربعات العوائد) بعد حذف القيم المفقودة

```
# حساب التباين كمربعات العوائد
df['Squared_Returns'] = df['Log_Returns'] ** 2

# حذف القيم الناتجة عن الفرق الأول
df.dropna(inplace=True)

# عرض أول 5 قيم من التباين
print("\nأول 5 قيم من التباين التقريبي:")
print(df['Squared_Returns'].head())
```

```
أول 5 قيم من التباين التقريبي:
Date
2000-01-04    0.000227
2000-01-05    0.000006
2000-01-06    0.000001
2000-01-07    0.000008
2000-01-10    0.000017
Name: Squared_Returns, dtype: float64
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

**04- تطبيع التباين باستخدامMinMaxScaler** : تم في هذه المرحلة تطبيع قيم التباين التقريبي باستخدام خوارزميةMinMaxScaler ، وذلك لتقييد القيم ضمن نطاق [0، 1] بما يتناسب مع متطلبات نماذج الشبكات العصبية.

**الشكل (09):** تطبيع التباين باستخدامMinMaxScaler

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

# تحجيم بيانات التباين
scaler = MinMaxScaler()
scaled_variance = scaler.fit_transform(df[['Squared_Returns']])

# عرض أول 5 قيم بعد التطبيع
print("\nأول 5 قيم من التباين بعد التطبيع:")
print(scaled_variance[:5])
```

```
أول 5 قيم من التباين بعد التطبيع:
[[0.10609719]
 [0.00297157]
 [0.00053112]
 [0.00396622]
 [0.00782839]]
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تُظهر القيم بعد التطبيع تفاوتًا واضحًا في التباين، حيث بدأت بقيمة مرتفعة ثم انخفضت بسرعة. هذا يعكس عدم استقرار في التقلبات اليومية.

**05) وصف إحصائي للتباين قبل وبعد التطبيع**: في هذه الخطوة، يتم إجراء وصف إحصائي للتباين التقريبي قبل وبعد التطبيع، بهدف مقارنة خصائص السلسلتين من حيث التشتت والقيم المتطرفة، والتحقق من تأثير التطبيع على توزيع البيانات ومدى جاهزيتها للنمذجة.

**الشكل (10)**: وصف احصائي للتباين قبل وبعد التطبيع

```
# وصف إحصائي للتباين الأصلي
print("\nالوصف الإحصائي للتباين الأصلي:")
print(df['Squared_Returns'].describe())

# وصف إحصائي للتباين بعد التطبيع
scaled_series = pd.Series(scaled_variance.flatten(), index=df.index)
print("\nالوصف الإحصائي للتباين بعد التطبيع:")
print(scaled_series.describe())
```

```
الوصف الإحصائي للتباين الأصلي:
count    6267.000000
mean        0.000034
std         0.000072
min         0.000000
25%         0.000002
50%         0.000010
75%         0.000037
max         0.002135
Name: Squared_Returns, dtype: float64

الوصف الإحصائي للتباين بعد التطبيع:
count    6267.000000
mean        0.015906
std         0.033805
min         0.000000
25%         0.000919
50%         0.004693
75%         0.017200
max         1.000000
dtype: float64
```

**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تشير الإحصائيات الوصفية إلى أن التباين الأصلي يتميّز بمتوسط منخفض وانحراف معياري صغير، مما يدل على أن غالبية القيم تمثل تقلبات ضعيفة، في حين تسجل بعض القيم ارتفاعات ملحوظة، وهو ما يعكس وجود فترات محدودة من عدم الاستقرار الحاد.

بعد التطبيع، بقي التوزيع منحازًا نحو القيم المنخفضة رغم توحيد المقياس، مما يُبرز الطبيعة غير المتجانسة للتقلبات.

**ثالثا: إعداد بيانات التدريب وإنشاء التسلسلات الزمنية**

تهدف هذه المرحلة إلى تحويل سلسلة التباين المطبّعة إلى تنسيق ملائم لنموذجLSTM ، من خلال إنشاء تسلسلات زمنية ثابتة الطول تعتمد على نافذة انزلاقية. يتم في هذه المرحلة تحديد مدخلات النموذج (X) والمخرجات

(y)، ثم تقسيم البيانات إلى مجموعتي التدريب والاختبار، مع التحقق من الأبعاد الناتجة لضمان جاهزيتها لمرحلة النمذجة.

**01- تحديد نافذة زمنية وإنشاء التسلسلات:** في هذه الخطوة، يتم تحديد طول النافذة الزمنية بهدف إنشاء تسلسلات مدخلات ثابتة الطول، تمهيدًا لتدريب نموذج LSTM على أنماط التقلب عبر الزمن.

**الشكل (11):** تحديد نافذة زمنية وإنشاء التسلسلات

```python
import numpy as np

# تحديد النافذة الزمنية
window_size = 20

# دالة لإنشاء التسلسلات
def create_sequences(data, window):
    X, y = [], []
    for i in range(window, len(data)):
        X.append(data[i-window:i])
        y.append(data[i])
    return np.array(X), np.array(y)

# إنشاء التسلسلات
X, y = create_sequences(scaled_variance, window_size)

print("✅ تم إنشاء التسلسلات.")
print(f"شكل X: {X.shape}")
print(f"شكل y: {y.shape}")
```

```
✅ تم إنشاء التسلسلات.
شكل X: (6247, 20, 1)
شكل y: (6247, 1)
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تم إنشاء التسلسلات الزمنية، حيث يشير الشكل (6247, 20, 1)إلى وجود 6247 تسلسلاً، كل منها يتكوّن من 20 يومًا متتاليًا من بيانات التباين كمُدخلات(X) ، بينما الشكل (6247, 1)يُمثّل القيم المستهدفة (y) وهي التباين في اليوم الذي يلي كل تسلسل. هذا التشكيل يعكس البنية المطلوبة لنموذجLSTM ، حيث يتم تدريب النموذج على التعرف على الأنماط الزمنية بهدف التنبؤ بتقلبات التباين في الفترات القادمة.

**02- إعادة تشكيل وتقسيم البيانات إلى تدريب واختبار:** في هذه المرحلة تم إعادة تشكيل بيانات المدخلات إلى تنسيق ثلاثي الأبعاد ليتناسب مع متطلبات نموذجLSTM ، ثم تقسيم السلسلة إلى مجموعتي تدريب واختبار.

**الشكل (12)**: إعادة تشكيل وتقسيم البيانات إلى تدريب واختبار

```
# إعادة تشكيل X لتناسب طبقات LSTM (عينات، خطوات، ميزات)
X = X.reshape((X.shape[0], X.shape[1], 1))

print("\n✅ تم إعادة تشكيل X إلى تنسيق LSTM:")
print(f"شكل X بعد التشكيل: {X.shape}")
```

```
✅ تم إعادة تشكيل X إلى تنسيق LSTM:
شكل X بعد التشكيل: (6247, 20, 1)
```

```
# نسبة التدريب
split_index = int(len(X) * 0.8)

X_train, X_test = X[:split_index], X[split_index:]
y_train, y_test = y[:split_index], y[split_index:]

print("\n✅ تم تقسيم البيانات:")
print(f"عدد عينات التدريب: {len(X_train)}")
print(f"عدد عينات الاختبار: {len(X_test)}")
```

```
✅ تم تقسيم البيانات:
عدد عينات التدريب: 4997
عدد عينات الاختبار: 1250
```

**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

أظهرت عملية إعادة تشكيل بيانات المدخلات أن الشكل النهائي أصبح (**6247, 20, 1**)، وهو ما يؤكد نجاح تكوين تسلسلات زمنية ثابتة الطول تناسب بنية نموذجLSTM ، حيث

6247 يمثل عدد العينات (Sequences) 20 عدد الخطوات الزمنية في كل عينة(Window Size) ، 1عدد الخصائص (Features) لكل خطوة زمنية.

بعد ذلك، تم تقسيم هذه العينات إلى:

- 4997عينة تدريب (حوالي 80% من البيانات)،
- 1250عينة اختبار (حوالي 20%).

هذا التقسيم يضمن تدريب النموذج على الجزء الأكبر من السلسلة، مع الاحتفاظ بجزء مستقل لتقييم قدرة النموذج على التعميم.

**03- التحقق من مثال عينة تسلسل**: في هذه الخطوة، نعرض عينة من إحدى النوافذ الزمنية المستخدمة في التدريب وفي الأخير تنتج القيمة المستهدفة الوحيدة التي تمثل التباين في اليوم التالي، مما يوضح آلية التعلم التسلسلي في النموذج.

**الشكل (13):** مدخلات نافذة زمنية والقيمة المتوقعة لليوم التالي

```
# عرض عينة من التسلسل الأول
print("\n(عينة من التسلسل الأول (أول نافذة:")
print(X_train[0].flatten())

print("\nالقيمة المستهدفة المقابلة لهذه النافذة:")
print(y_train[0])
```

```
(عينة من التسلسل الأول (أول نافذة:
[0.10609719 0.00297157 0.00053112 0.00396622 0.00782839 0.02168648
 0.00741882 0.00053672 0.09079097 0.00022388 0.00016469 0.0014805
 0.00498351 0.0303661  0.00225326 0.00419329 0.06925622 0.0757727
 0.0003146  0.00333457]

القيمة المستهدفة المقابلة لهذه النافذة:
[0.00674539]
```

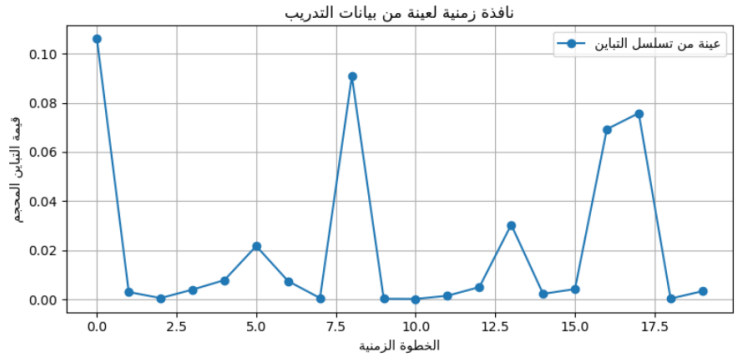
**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

توضح هذه العينة تسلسلاً زمنياً مكوناً من 20 قيمة متتالية للتباين المطبع، وهي تمثل مدخلات نموذجLSTM وتُقابلها قيمة مستهدفة واحدة تشير إلى التباين في اليوم التالي، مما يوضح قدرة النموذج على التعلّم من الأنماط السابقة لتوقع التقلب المستقبلي.

وفيما يلي سنوضح عملية استخدام 20 قيمة كتسلسل مدخلات لتوقع التباين في اليوم 21، وفق آلية التعلم الزمني في LSTM.

**الشكل (14):** آلية مدخلات لتوقّع التباين في اليوم 21

```
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.plot(X_train[0].flatten(), marker='o', label=arabic_text("عينة من تسلسل التباين"))
plt.title(arabic_text("نافذة زمنية لعينة من بيانات التدريب"))
plt.xlabel(arabic_text("الخطوة الزمنية"))
plt.ylabel(arabic_text("قيمة التباين المحجم"))
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()
```




**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

يظهر الشكل اعلاه استخدام تسلسل زمني مكوّن من 20 قيمة متتالية من التباين المطبع كمدخلات، ويُظهر أيضا كيف يعتمد النموذج على هذا التسلسل لتوقّع التباين في الخطوة 21.

يُبرز الشكل وضوح التذبذبات بين الصعود والهبوط، مما يعكس نجاح المدخلات في تمثيل سلوك التغيرات الزمنية للتقلب.

### رابعا: بناء نموذج LSTM وتدريبه

في هذه المرحلة، نقوم ببناء النموذج العصبي باستخدام طبقاتLSTM ، ثم ندربه على بيانات التباين التي تم تجهيزها.

**01) بناء النموذج:** في هذه الخطوة يتم بناء نموذج LSTM بتحديد عدد الطبقات والوحدات، بما يتناسب مع طبيعة السلسلة المدروسة.

يهدف هذا التصميم إلى تمكين النموذج من تعلم الأنماط المعقدة للتقلبات في سلسلة التباين المطبع.

**الشكل (15):** تفاصيل بنية نموذج LSTM بعد التجميع

```python
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout

# بناء النموذج
model = Sequential([
    LSTM(64, return_sequences=True, input_shape=(X_train.shape[1], 1)),
    Dropout(0.2),
    LSTM(32),
    Dropout(0.2),
    Dense(1)
])

# تجميع النموذج
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')

print("✅ تم بناء وتجميع النموذج بنجاح.")
model.summary()
```

```
✅ تم بناء وتجميع النموذج بنجاح.
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 lstm (LSTM)                 (None, 20, 64)            16896

 dropout (Dropout)           (None, 20, 64)            0

 lstm_1 (LSTM)               (None, 32)                12416

 dropout_1 (Dropout)         (None, 32)                0

 dense (Dense)               (None, 1)                 33

=================================================================
Total params: 29,345
Trainable params: 29,345
Non-trainable params: 0
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تم بناء وتجميع نموذج LSTM بنجاح، ويتكوّن من طبقتين LSTM بينهما طبقتا Dropout لتقليل التعميم الزائد، وتنتهي النموذج بطبقة Dense لإخراج التنبؤ. يحتوي النموذج على حوالي 29 ألف معامل قابل للتعلم، مما يجعله مناسبًا لاكتشاف الأنماط الزمنية في بيانات التباين دون تعقيد مفرط.

**02) تدريب النموذج باستخدام Early Stopping**: يتم في هذه المرحلة تدريب نموذج LSTM مع تطبيق خاصية Early Stopping، والتي تُوقف التدريب تلقائيًا عند ثبات أداء النموذج، بهدف تقليل خطر فرط التعلّم وتحسين دقته على بيانات الاختبار.

**الشكل (16)**: تدريب النموذج باستخدام LSTM مع آليةEarly Stopping

```python
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

# آلية التوقف المبكر
early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10, restore_best_weights=True)

# تدريب النموذج
history = model.fit(
    X_train, y_train,
    validation_data=(X_test, y_test),
    epochs=100,
    batch_size=32,
    callbacks=[early_stop],
    verbose=1
)
```

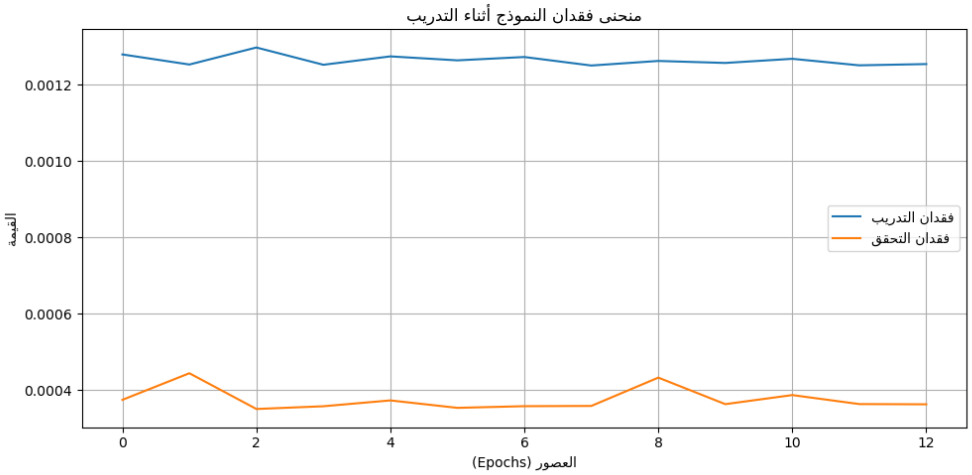
```
Epoch 1/100
157/157 [==============================] - 11s 33ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.7461e-04
Epoch 2/100
157/157 [==============================] - 4s 25ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 4.4428e-04
Epoch 3/100
157/157 [==============================] - 4s 26ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.5065e-04
Epoch 4/100
157/157 [==============================] - 5s 29ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.5779e-04
Epoch 5/100
157/157 [==============================] - 4s 28ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.7310e-04
Epoch 6/100
157/157 [==============================] - 4s 23ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.5360e-04
Epoch 7/100
157/157 [==============================] - 4s 27ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.5798e-04
Epoch 8/100
157/157 [==============================] - 4s 27ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.5863e-04
Epoch 9/100
157/157 [==============================] - 4s 24ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 4.3281e-04
Epoch 10/100
157/157 [==============================] - 4s 23ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.6331e-04
Epoch 11/100
157/157 [==============================] - 4s 24ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.8708e-04
Epoch 12/100
157/157 [==============================] - 5s 29ms/step - loss: 0.0013 - val_loss: 3.6351e-04
Epoch 13/100
```

**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

أظهرت نتائج التدريب استقرارًا ملحوظًا في قيمة دالة الخسارة على مجموعة التدريب عند حوالي 0.0013، في حين شهدت خسارة التحقق (val_loss) بعض التذبذب الطفيف دون تحسّن مستمر بعد الحلقات الأولى. يشير هذا السلوك إلى أن النموذج بلغ مرحلة من الثبات في الأداء، مما يُبرّر تفعيل آلية Early Stopping التي قامت بإيقاف التدريب تلقائيًا، لتجنّب خطر فرط التعلّم (Overfitting) وتحقيق قدرة أفضل على التعميم عند اختبار النموذج على بيانات غير مرئية.

**الشكل (17):** منحنى فقدان النموذج أثناء التدريب

```
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(history.history['loss'], label=arabic_text('فقدان التدريب'))
plt.plot(history.history['val_loss'], label=arabic_text('فقدان التحقق'))
plt.title(arabic_text('منحنى فقدان النموذج أثناء التدريب'))
plt.xlabel(arabic_text('العصور (Epochs)'))
plt.ylabel(arabic_text('القيمة'))
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```




**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

يُعد الشكل أعلاه امتدادًا لتحليل نتائج التدريب، حيث يُظهر منحنى فقدان التدريب استقرار قيمة الخسارة على مجموعة التدريب حول 0.0013خلال جميع الحلقات، في حين تراوحت قيمة فقدان التحقق بين $3.4 \times 10^{-4}$و 4.5 $\times 10^{-4}$تقريبًا.

هذا الاستقرار العددي في كل من loss و val_lossدون تحسّن واضح خلال 12 حلقة تدريبية، يعكس بوضوح تفعيل آلية Early Stoppingعند نقطة مناسبة، مما يؤكد قدرة النموذج على التعلّم الفعّال دون الوقوع في مشكلة فرط التعلّم(Overfitting) .

**خامسا: التنبؤ بقيم التباين، عكس التحجيم، وتقييم أداء نموذجLSTM**

في هذه المرحلة، سيتم إجراء التنبؤات على مجموعة الاختبار، ثم عكس عملية التحجيم لاسترجاع القيم الأصلية للتباين.

يلي ذلك تقييم دقة النموذج باستخدام مؤشرات إحصائية مثل RMSE وMAE، إلى جانب رسم مقارنة بين التباين الحقيقي والمتنبأ به لقياس جودة التنبؤ بصريًا.

**01) تنفيذ التنبؤ على بيانات الاختبار:** في هذه الخطوة، يتم استخدام النموذج المدرب لتوليد التنبؤات بناءً على بيانات الاختبار، بهدف تقييم قدرته على تعميم الأنماط التي تعلمها على بيانات جديدة لم تُستخدم أثناء التدريب.

**الشكل (18):** تنفيذ التنبؤ

```
# تنفيذ التنبؤ
y_pred = model.predict(X_test)

print("✅ تم تنفيذ التنبؤ.")
print(f"شكل نتائج التنبؤ: {y_pred.shape}")
```

```
40/40 [==============================] - 1s 8ms/step
✅ تم تنفيذ التنبؤ.
شكل نتائج التنبؤ: (1 ,1250)
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تم تنفيذ التنبؤ باستخدام النموذج المدرب على مجموعة الاختبار، وبلغ شكل نتائج التنبؤ (1 ,1250)، ما يُشير إلى توليد 1250قيمة متوقعة تمثل التباين اليومي للفترة محل الاختبار.

تؤكد هذه النتيجة توافق أبعاد المخرجات مع عدد الأمثلة في مجموعة الاختبار، مما يسمح بإجراء تقييم دقيق لأداء النموذج.

**02) عكس التحجيم لاسترجاع القيم الأصلية:** بعد عملية التنبؤ، يتم عكس التحجيم لاسترجاع القيم إلى نطاقها الأصلي وذلك لتمكين تفسير النتائج التباين الحقيقي غير المطبع.

**الشكل (19):** عكس التحجيم

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error

# عكس التحجيم
y_test_inv = scaler.inverse_transform(y_test)
y_pred_inv = scaler.inverse_transform(y_pred)

# عرض أول 5 قيم حقيقية ومتنبأ
print("\nأول 5 قيم من التباين الحقيقي:")
print(y_test_inv[:5].flatten())

print("\nأول 5 قيم من التباين المتوقع:")
print(y_pred_inv[:5].flatten())
```

```
أول 5 قيم من التباين الحقيقي:
[7.94071353e-07 2.96822795e-05 3.92761259e-07 1.56809575e-06
 1.92695073e-05]

أول 5 قيم من التباين المتوقع:
[1.2471026e-05 1.2751112e-05 1.3480226e-05 1.3852351e-05 1.3930181e-05]
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

تُظهر القيم الحقيقية تذبذبًا واسعًا بين مستويات منخفضة جدًا، بينما تبدو القيم المتوقعة أكثر استقرارًا. يشير ذلك إلى أن النموذج يميل إلى التنبؤ بقيم معتدلة، مما يتطلب استخدام أدوات إحصائية لتحليل أداء النموذج بالأرقام، وليس فقط من خلال الملاحظة.

**03) حساب مؤشرات تقييم النموذج:** في هذه الخطوة، سيتم حساب مؤشرات مثل متوسط الخطأ المطلق والجذر التربيعي للخطأ، وذلك لتحديد مدى اقتراب التنبؤات من القيم الفعلية بطريقة عددية دقيقة.

**الشكل (20):** حساب مؤشرات تقييم الأداء

```python
# حساب RMSE و MAE
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test_inv, y_pred_inv))
mae = mean_absolute_error(y_test_inv, y_pred_inv)

# حساب MAPE مع معالجة القيم الصغيرة لتجنب القسمة على صفر
def mape(y_true, y_pred):
    y_true_safe = np.where(y_true == 0, 1e-8, y_true)  # منع القسمة على صفر
    return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true_safe)) * 100

# حساب SMAPE
def smape(y_true, y_pred):
    denominator = (np.abs(y_true) + np.abs(y_pred)) / 2
    return 100 * np.mean(np.abs(y_pred - y_true) / denominator)

# تنفيذ الحسابات
mape_val = mape(y_test_inv, y_pred_inv)
smape_val = smape(y_test_inv, y_pred_inv)

# عرض النتائج
print("\n📊 مؤشرات الأداء:")
print(f"RMSE: {rmse:.6f}")
print(f"MAE: {mae:.6f}")
print(f"MAPE: {mape_val:.2f}%")
print(f"SMAPE: {smape_val:.2f}%")
```

```
📊 مؤشرات الأداء:
RMSE: 0.000040
MAE: 0.000023
MAPE: 9363.88%
SMAPE: 114.37%
```

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

أظهرت نتائج التقييم دقة عددية مقبولة، حيث سجل النموذج قيمة منخفضة لكل من $RMSE = 4.0 \times 10^{-5}$ و$MAE = 2.3 \times 10^{-5}$، مما يشير إلى أن متوسط الفروقات بين القيم المتوقعة والحقيقية محدود.

ومع ذلك، فإن الارتفاع الكبير في مؤشري MAPE (9363.88%) وSMAPE (114.37%) يعود إلى أن التباين الحقيقي يحتوي على قيم صغيرة جدًا، مما يؤدي إلى تضخيم الخطأ النسبي، وهو أمر شائع في النماذج التي تتعامل مع بيانات قريبة من الصفر.

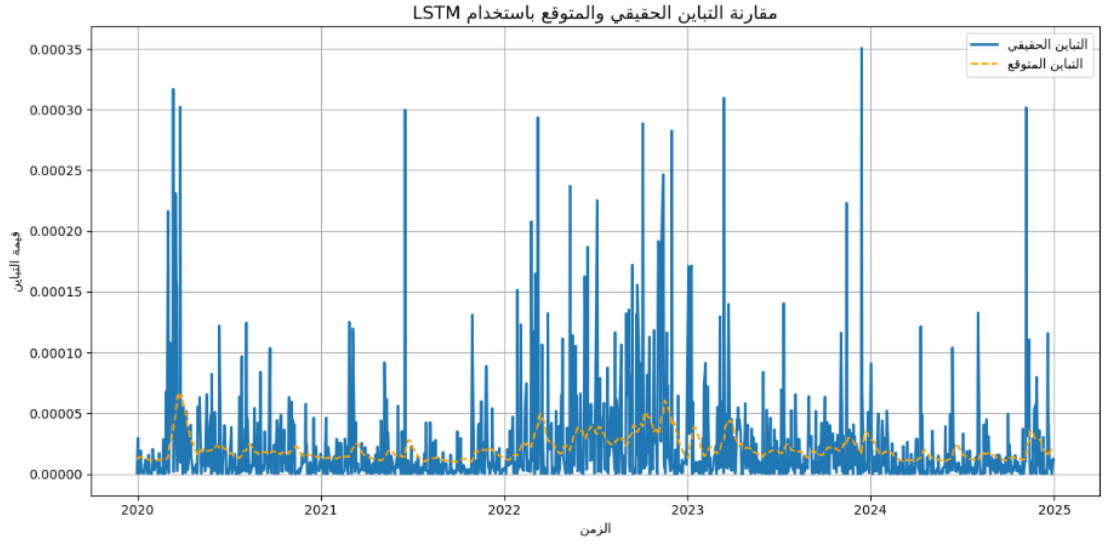
بالتالي، فإن استخدام مؤشرات مطلقة مثل RMSE و MAE يكون أكثر ملاءمة في هذه الحالة من المؤشرات النسبية.

**الشكل (21):** التباين الحقيقي مقابل التنبؤ

```
# تواريخ المقابلة لمجموعة الاختبار
dates = df.index[-len(y_test):]

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(dates, y_test_inv, label=arabic_text("التباين الحقيقي"), linewidth=2)
plt.plot(dates, y_pred_inv, label=arabic_text("التباين المتوقع"), linestyle='--', color='orange')

plt.title(arabic_text("مقارنة التباين الحقيقي والمتوقع باستخدام LSTM"), fontsize=14)
plt.xlabel(arabic_text("الزمن"))
plt.ylabel(arabic_text("قيمة التباين"))
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```




**المصدر**: من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

يوضح الشكل أعلاه مقارنة بين التباين الحقيقي والمتوقع باستخدام نموذج LSTM على مجموعة الاختبار خلال الفترة 2020–2025.

يُلاحظ أن التباين الحقيقي يتّسم بتقلبات حادة وارتفاعات مفاجئة (قمم متباعدة)، في حين يُظهر التباين المتوقع نمطًا أكثر سلاسة واستقرارًا، مع صعوبة واضحة في التقاط الارتفاعات الحادة.

يعكس ذلك قدرة النموذج على تتبّع الاتجاهات العامة للتقلب، لكنه يعاني من ضعف في الاستجابة للتغيرات المفاجئة، وهي سمة شائعة في نماذج LSTM عند التعامل مع تباين غير خطي وعالي التذبذب.

لتوضيح أكثر، يقدّم الجدول أدناه مقارنة عددية بين القيم الحقيقية والمتوقعة للتباين في الأيام الأولى من فترة الاختبار، حيث يُلاحظ أن القيم المتوقعة تميل إلى الثبات النسبي، في حين تتقلب القيم الحقيقية بشكل حاد، مما يفسّر الفجوات الظاهرة في الرسم:

**الجدول (01):** مقارنة عددية بين التباين الحقيقي والمتوقع في الأيام الأولى من فترة الاختبار

| التباين المتوقع | التباين الحقيقي | التاريخ |
|---|---|---|
| 1.41225E-05 | 7.94071E-07 | 2019-12-31 00:00:00 |
| 1.43512E-05 | 2.96823E-05 | 2020-01-02 00:00:00 |
| 1.49764E-05 | 3.92761E-07 | 2020-01-03 00:00:00 |
| 1.53555E-05 | 1.5681E-06 | 2020-01-06 00:00:00 |
| 1.54948E-05 | 1.92695E-05 | 2020-01-07 00:00:00 |
| 1.56312E-05 | 3.56159E-06 | 2020-01-08 00:00:00 |
| 1.5746E-05 | 9.80032E-07 | 2020-01-09 00:00:00 |
| 1.56716E-05 | 1.36856E-06 | 2020-01-10 00:00:00 |
| 1.54914E-05 | 2.91497E-06 | 2020-01-13 00:00:00 |

**المصدر:** من اعداد الطالبة باستخدام لغة البرمجة بايثون ضمن بيئة (Jupyter Notebook)

## المطلب الثاني: منهجية نموذج *ARCH/GARCH* للتنبؤ بسعر الصرف

نظرًا للطبيعة المتغيرة لسعر الصرف، تُعد نماذج ARCH وGARCH من أبرز الأدوات الإحصائية المستخدمة في التنبؤ بتقلباته، كونها طُوّرت خصيصًا لتمثيل عدم ثبات التباين بمرور الوقت .وتعتمد هذه النماذج على فرضية مفادها أن الاضطرابات السابقة تؤثر على تقلبات المستقبل، مما يمنحها قدرة عالية على توصيف سلوك التذبذب بطريقة ديناميكية.

في هذا السياق، تم اتباع منهجية تطبيقية تبدأ بتمثيل السلسلة الزمنية لسعر الصرف وتحليل خصائصها الإحصائية، ثم إجراء اختبارات الاستقرارية وتحويل السلسلة إلى عوائد لوغاريتمية. بعد ذلك، تم تقدير نموذج ARIMA لتمثيل معادلة المتوسط، وتشخيص بواقيه للتحقق من وجود أثر ARCH باستخدام اختبار Ljung-Box و ARCH-LMوبناءً على النتائج، تم تقدير نموذج EGARCH (1,1) باستخدام توزيعGED ، ثم تقييم أدائه من خلال التنبؤ الديناميكي والساكن وتحليل مؤشرات دقة التنبؤ.

### أولا: تمثيل السلسلة الزمنية

يُعد التمثيل البياني أولى خطوات تحليل السلاسل الزمنية، إذ يسمح لنا بتكوين فكرة أولية عن سلوك سعر الصرف عبر فترة الدراسة، كما يساهم في الكشف عن أنماط معينة مثل الاتجاه العام، التقلبات، أو أي تغيرات هيكلية قد تكون موجودة.

**الشكل رقم (22):** تطور سعر صرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة 2000-2024

**المصدر:** من إعداد الطالبة باستعمال برنامج EViews.13. بناء على البيانات المتضمنة في الرابط التالي :

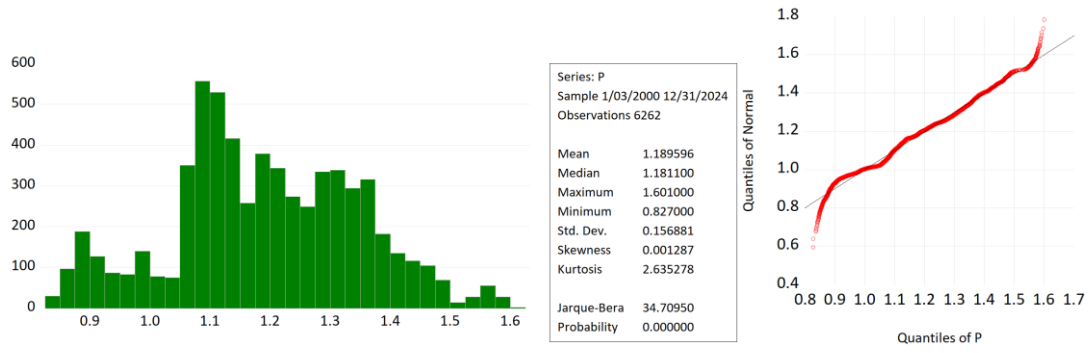
(*https://www.investing.com/currencies/eur-usd-historical-data*)

يُظهر الشكل أعلاه تقلبات واضحة في سعر الصرف خلال الفترة الممتدة من 03 جانفي 2000 الى غاية 31 ديسمبر 2024 وفترات من الارتفاع والانخفاض المتناوب، كما يُلاحظ وجود تذبذبات متفاوتة الشدة في بعض الفترات وعناقيد متطايرة أي يشير إلى عدم تجانس التباين عبر الزمن.

**ثانيا: حساب الخصائص الإحصائية لسلسلة سعر الصرف**

قبل البدء في تقدير النموذج، من الضروري تحليل الخصائص الإحصائية الأولية للسلسلة الزمنية، حيث يهدف هذا التحليل إلى تقديم نظرة وصفية شاملة حول طبيعة البيانات، من حيث الاتجاه المركزي، التشتت، وشكل التوزيع، مما يساعد في اختيار النموذج الأنسب لاحقًا.

**الشكل رقم (23):** الخصائص الإحصائية الأولية لسلسلة سعر الصرف




**المصدر:** من إعداد الطالبة بناء على بيانات الجدول (22) باستعمال برنامج EViews.13.

من الشكل أعلاه يتضح لنا فيما يخص اختبار Jarque-Bera(الواقع على يسار الشكل أعلاه) القيمة قريبة جدًا من الصفر (Skewness=0.003194) هذا يعني ان توزيع متماثل تقريبا ولا يوجد انحراف واضح لا موجب ولا سالب وهذا ما يشير الي ان البيانات قد تكون قريبة من التوزيع الطبيعي أما بالنسبة لمعامل التفرطح (Kurtosis=2.634) فهو أقل من 3 مما يدل ان قيمته أقل حدة، اما بنسبة (Jarque-Bera=34.99) وهي أعلى بكثير من القيمة الحرجة عند مستوى دلالة 5%.

كما يتضح من الشكل أعلاه أن هناك انحراف واضح عن الخط المستقيم، خاصة في الطرفين (الذيول) حيث في النهاية السفلية على اليسار النقاط أقل من المتوقع في التوزيع الطبيعي وفي النهاية العلوية على اليمين القيم أعلى من المتوقع هذا يعني أن توزيع السلسلة ليس طبيعيًا تمامًا يحتوي على ذيول أثخن (Fat Tails) من التوزيع الطبيعي ويدعم استخدام توزيع GED (Generalized Error Distribution) ، حيث يكون أكثر مرونة في التعامل مع هذه الانحرافات.

**ثالثا: اختبار استقراريه السلسلة**

تُستخدم اختبارات جذر الوحدة مثلADF وPP لتحديد ما إذا كانت السلسلة مستقرة أم لا. تم تطبيق هذه الاختبارات على سلسلة سعر الصرف في المستوى والفرق الأول، بهدف التأكد من ضرورة تفاضل السلسلة قبل النمذجة.

**الجدول رقم (02):** نتائج اختبار استقرار سلسلة الأسعار والعوائد

| السلسلة | الاختبار | النموذج | إحصائية **T** | القيمة الاحتمالية (**Prob.**) | القرار عند مستوى **5%** |
|---|---|---|---|---|---|
| المستوى (P) | PP | مع ثابت | -1.814 | 0.374 | غير مستقرة |
| | | مع ثابت واتجاه | -1.820 | 0.695 | غير مستقرة |
| | | بدون ثابت ولا اتجاه | -0.203 | 0.613 | غير مستقرة |
| | ADF | مع ثابت | -1.810 | 0.376 | غير مستقرة |
| | | مع ثابت واتجاه | -1.817 | 0.696 | غير مستقرة |
| | | بدون ثابت ولا اتجاه | -0.202 | 0.614 | غير مستقرة |
| **الفرق الأول** D(P) | PP | مع ثابت | -78.409 | 0.0001 | مستقرة بشكل قوي |
| | | مع ثابت واتجاه | -78.415 | 0.0001 | مستقرة بشكل قوي |
| | | بدون ثابت ولا اتجاه | -78.415 | 0.0001 | مستقرة بشكل قوي |
| | ADF | مع ثابت | -78.412 | 0.0001 | مستقرة بشكل قوي |
| | | مع ثابت واتجاه | -78.417 | 0.0001 | مستقرة بشكل قوي |
| | | بدون ثابت ولا اتجاه | -78.418 | 0.0001 | مستقرة بشكل قوي |

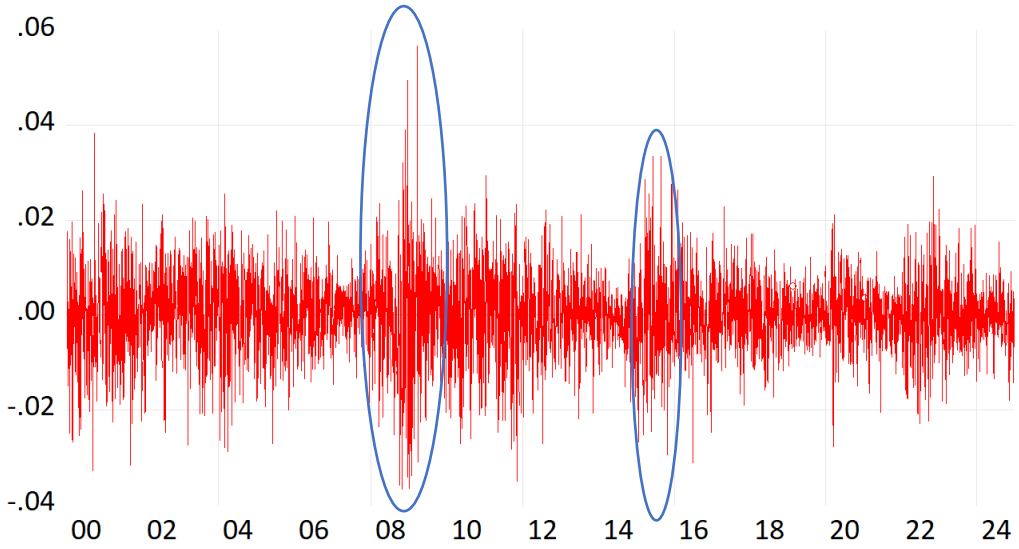
**المصدر**: من إعداد الطالبة بناء على بيانات الشكل (22) باستعمال برنامج EViews.13.

تشير نتائج اختبار جذر الوحدة لفليبس بيرسون وADF، ان سلسلة أسعار غير مستقر عند المستوى، وذلك بناء على القيم الاحتمالية المرتفعة لكن عند الفرق الأول تصبح سلسلة العوائد مستقرة.

**رابعا: تحويل السلسلة الى عوائد لوغاريتمية**

في هذه المرحلة، تم تحويل سلسلة سعر الصرف إلى العوائد اللوغاريتمية بهدف تقليل التباين. يُعد هذا التحويل خطوة أساسية في تحليل البيانات المالية تمهيدًا لتطبيق النماذج التنبؤية مثل ARCH وGARCH، كما نؤكد على وجود تذبذبات متفاوتة الشدة في بعض الفترات وعناقيد متطايرة أي يشير إلى عدم تجانس التباين عبر الزمن كما هو موضح في الشكل ادناه.

**شكل (24):** تطور سعر الصرف بعد إجراء تحويلة اللوغاريتم للعوائد (r)




**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

**خامسا: اختبار الارتباط الذاتي** Ljung-Box

في هذه المرحلة، تم تطبيق اختبار Ljung-Box للتحقق من وجود ارتباط ذاتي في السلسلة الزمنية المحولة، مما يساعد على تقييم ملاءمة النموذج. كما تم تحديد القيم المثلى لعدد الفترات المتأخرة(p) ومتوسط التحرك (q) لضبط النموذج.

**الجدول (03):** اختبار الارتباط الذاتي للسلسلة المحولة (Ljung-Box)

**Correlogram of DLOG_P**

Date: 06/18/25 Time: 00:02
Sample (adjusted): 1/04/2000 12/20/2024
Included observations: 6261 after adjustments

| Autocorrelation | Partial Correlation | | AC | PAC | Q-Stat | Prob |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 0.011 | 0.011 | 0.7570 | 0.384 |
| | | 2 | -0.016 | -0.016 | 2.4224 | 0.298 |
| | | 3 | 0.000 | 0.001 | 2.4227 | 0.489 |
| | | 4 | 0.023 | 0.023 | 5.8722 | 0.209 |
| | | 5 | -0.025 | -0.026 | 9.9300 | 0.077 |
| | | 6 | 0.004 | 0.005 | 10.022 | 0.124 |
| | | 7 | 0.022 | 0.021 | 13.086 | 0.070 |
| | | 8 | 0.000 | -0.001 | 13.087 | 0.109 |
| | | 9 | -0.012 | -0.011 | 14.059 | 0.120 |
| | | 10 | -0.024 | -0.025 | 17.644 | 0.061 |
| | | 11 | 0.006 | 0.006 | 17.882 | 0.084 |
| | | 12 | 0.008 | 0.008 | 18.290 | 0.107 |
| | | 13 | 0.015 | 0.015 | 19.634 | 0.105 |
| | | 14 | 0.005 | 0.005 | 19.774 | 0.137 |
| | | 15 | -0.010 | -0.011 | 20.425 | 0.156 |
| | | 16 | 0.012 | 0.013 | 21.372 | 0.165 |
| | | 17 | 0.003 | 0.003 | 21.433 | 0.208 |
| | | 18 | -0.003 | -0.002 | 21.472 | 0.256 |
| | | 19 | 0.018 | 0.018 | 23.575 | 0.213 |
| | | 20 | -0.002 | -0.005 | 23.605 | 0.260 |
| | | 21 | -0.010 | -0.008 | 24.221 | 0.282 |
| | | 22 | 0.017 | 0.019 | 26.054 | 0.249 |
| | | 23 | -0.015 | -0.017 | 27.549 | 0.233 |
| | | 24 | 0.008 | 0.010 | 27.948 | 0.262 |
| | | 25 | 0.003 | 0.002 | 28.013 | 0.307 |
| | | 26 | 0.011 | 0.009 | 28.733 | 0.323 |
| | | 27 | 0.011 | 0.013 | 29.559 | 0.334 |
| | | 28 | -0.002 | -0.002 | 29.573 | 0.384 |
| | | 29 | 0.012 | 0.013 | 30.463 | 0.391 |
| | | 30 | -0.006 | -0.007 | 30.669 | 0.432 |
| | | 31 | -0.002 | -0.002 | 30.693 | 0.482 |
| | | 32 | -0.014 | -0.014 | 31.919 | 0.471 |
| | | 33 | -0.007 | -0.009 | 32.241 | 0.505 |
| | | 34 | -0.012 | -0.010 | 33.113 | 0.511 |
| | | 35 | 0.006 | 0.006 | 33.357 | 0.548 |
| | | 36 | -0.008 | -0.008 | 33.777 | 0.575 |

**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

من خلال الاختبار أعلاه يتضح أن p=0، q=0 والموسمية p=0 حيث الدورية تساوي 5 أيام وبالتالي نختار نموذج ARIMA(0,0,0) كما يلي:

**الجدول (04):** الجزء الأول من معادلة نموذج ARCH-GARCH (تقدير ARIMA(0,0,0))

Dependent Variable: DLOG_P
Method: Least Squares
Date: 06/17/25 Time: 23:47
Sample (adjusted): 1/04/2000 12/31/2024
Included observations: 6267 after adjustments

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|---|---|---|---|---|
| C | 3.05E-06 | 7.36E-05 | 0.041433 | 0.9670 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| R-squared | 0.000000 | Mean dependent var | 3.05E-06 |
| Adjusted R-squared | 0.000000 | S.D. dependent var | 0.005828 |
| S.E. of regression | 0.005828 | Akaike info criterion | -7.452044 |
| Sum squared resid | 0.212846 | Schwarz criterion | -7.450968 |
| Log likelihood | 23351.98 | Hannan-Quinn criter. | -7.451672 |
| Durbin-Watson stat | 1.976946 | | |

**المصدر**: من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

أظهر نموذج ARIMA (0,0,0) وهو يعبر عن معادلة المتوسط يفسر سلوك سلسلة العوائد، النموذج يعاني من عدة مشاكل قياسية منها عدم معنوية الثابت، وضعف معامل التحديد.

**سادسا: اختبارات تشخيص النموذج**

تُستخدم للتحقق من صلاحية النموذج، من خلال فحص بواقيه ومدى توافقها مع الفرضيات الإحصائية.

**01)اختبار تشخيص بواقي النموذج**

في هذه المرحلة يتم تشخيص البواقي بعد تقدير النموذج، وتهدف إلى التأكد من أن البواقي مستقلة ولا تحتوي على ارتباط ذاتي متبقي. أي أنها تشبه "شوشرة البيضاء"، وهذا شرط ضروري لكي يكون النموذج مناسبًا للتنبؤ.

**الجدول (05):** اختبار الارتباط الذاتي لأخطاء النموذج المقدر Ljung-Box

**Correlogram of Residuals Squared**

Date: 06/18/25 Time: 00:18
Sample (adjusted): 1/04/2000 12/20/2024
Included observations: 6261 after adjustments

| Autocorrelation | Partial Correlation | | AC | PAC | Q-Stat | Prob |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 0.061 | 0.061 | 23.643 | 0.000 |
| | | 2 | 0.146 | 0.142 | 156.59 | 0.000 |
| | | 3 | 0.080 | 0.066 | 197.09 | 0.000 |
| | | 4 | 0.131 | 0.106 | 304.23 | 0.000 |
| | | 5 | 0.093 | 0.066 | 359.00 | 0.000 |
| | | 6 | 0.137 | 0.099 | 476.68 | 0.000 |
| | | 7 | 0.114 | 0.076 | 557.87 | 0.000 |
| | | 8 | 0.083 | 0.030 | 601.47 | 0.000 |
| | | 9 | 0.143 | 0.095 | 730.20 | 0.000 |
| | | 10 | 0.096 | 0.044 | 788.16 | 0.000 |
| | | 11 | 0.133 | 0.072 | 898.83 | 0.000 |
| | | 12 | 0.103 | 0.046 | 965.20 | 0.000 |
| | | 13 | 0.118 | 0.049 | 1052.3 | 0.000 |
| | | 14 | 0.103 | 0.042 | 1119.4 | 0.000 |
| | | 15 | 0.125 | 0.054 | 1218.2 | 0.000 |
| | | 16 | 0.106 | 0.038 | 1289.3 | 0.000 |
| | | 17 | 0.117 | 0.044 | 1375.1 | 0.000 |
| | | 18 | 0.099 | 0.024 | 1437.2 | 0.000 |
| | | 19 | 0.073 | -0.005 | 1470.9 | 0.000 |
| | | 20 | 0.122 | 0.046 | 1564.3 | 0.000 |
| | | 21 | 0.095 | 0.022 | 1621.2 | 0.000 |
| | | 22 | 0.143 | 0.066 | 1749.7 | 0.000 |
| | | 23 | 0.089 | 0.015 | 1799.2 | 0.000 |
| | | 24 | 0.097 | 0.010 | 1858.6 | 0.000 |
| | | 25 | 0.088 | 0.014 | 1907.2 | 0.000 |
| | | 26 | 0.096 | 0.011 | 1965.6 | 0.000 |
| | | 27 | 0.143 | 0.069 | 2093.6 | 0.000 |
| | | 28 | 0.091 | 0.013 | 2145.6 | 0.000 |
| | | 29 | 0.179 | 0.100 | 2347.7 | 0.000 |
| | | 30 | 0.073 | -0.000 | 2381.3 | 0.000 |
| | | 31 | 0.094 | -0.006 | 2437.1 | 0.000 |
| | | 32 | 0.071 | -0.008 | 2469.0 | 0.000 |
| | | 33 | 0.139 | 0.049 | 2591.2 | 0.000 |
| | | 34 | 0.070 | -0.007 | 2622.0 | 0.000 |
| | | 35 | 0.112 | 0.019 | 2700.5 | 0.000 |
| | | 36 | 0.081 | -0.001 | 2742.0 | 0.000 |

**المصدر**: من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

تشير نتائج جدول اختبار الارتباط الذاتي للأخطاء Ljung-Box إلى وجود ارتباطات ذات معنوية إحصائية حتى التأخر 36(Prob = 0.000) ، ما يعني أن النموذج لم يتمكن من تمثيل جميع العلاقات الزمنية في السلسلة، واحتمال كبير لوجود أثر ARCH.

**02)اختبار الأثر ARCH-LM**

يُستخدم هذا الاختبار لاكتشاف تقلبات غير ثابتة في البواقي، مما يساعد في تحديد الحاجة إلى نماذج مثل GARCH

**الجدول (06):** اختبار الأثر ARCH-LM عند التأخير1

Heteroskedasticity Test: ARCH

| | | | |
|---|---|---|---|
| F-statistic | 23.73728 | Prob. F(1,6258) | 0.0000 |
| Obs*R-squared | 23.65514 | Prob. Chi-Square(1) | 0.0000 |

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 06/18/25 Time: 00:20
Sample (adjusted): 1/05/2000 12/20/2024
Included observations: 6260 after adjustments

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|---|---|---|---|---|
| C | 3.19E-05 | 1.01E-06 | 31.66872 | 0.0000 |
| RESID^2(-1) | 0.061437 | 0.012610 | 4.872092 | 0.0000 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| R-squared | 0.003779 | Mean dependent var | 3.40E-05 |
| Adjusted R-squared | 0.003620 | S.D. dependent var | 7.22E-05 |
| S.E. of regression | 7.20E-05 | Akaike info criterion | -16.23834 |
| Sum squared resid | 3.25E-05 | Schwarz criterion | -16.23619 |
| Log likelihood | 50828.00 | Hannan-Quinn criter. | -16.23759 |
| F-statistic | 23.73728 | Durbin-Watson stat | 2.017003 |
| Prob(F-statistic) | 0.000001 | | |

**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

أظهر اختبار الأثر ARCH-LM وجود تقلبات عند الفترة الأول (F=23.73)، ما يدل على تجمّع للتقلبات عبر الزمن عند مستوى دلالة 1%. يشير ذلك إلى أن نموذج ARIMA لا يفسّر تغير التباين جيدًا.

**سابعا: تقدير نموذج EGARCH (1,1)**

بعد تطبيق مجموعة من النماذج الديناميكية والشرطية،GARCH و TGARCHعلى بيانات السلسلة، وُجدت أن نموذج EGARCH (1,1) باستخدام توزيع الخطأ العام (GED) يُقدّم أداءً أفضل من حيث تمثيل التقلبات غير المتماثلة وخصائص السلسلة المالية بناء على أقل لقيمة AIC، وهذا ما يوضحه الجدول ادناه.

**الجدول (07):** تقدير نموذج EGARCH (1.1) باستخدام توزيع الخطأ العام (GED)

Dependent Variable: D(LOG(P))
Method: ML ARCH - Generalized error distribution (GED) (BFGS / Marquardt steps)
Date: 06/18/25 Time: 00:39
Sample (adjusted): 1/04/2000 12/30/2024
Included observations: 6267 after adjustments
Convergence achieved after 68 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
LOG(GARCH) = C(2) + C(3)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(4)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(5)*LOG(GARCH(-1))

| Variable | Coefficient | Std. Error | z-Statistic | Prob. |
|---|---|---|---|---|
| C | 5.83E-06 | 5.89E-05 | 0.098987 | 0.9211 |
| Variance Equation | | | | |
| C(2) | -0.105603 | 0.015326 | -6.890206 | 0.0000 |
| C(3) | 0.079501 | 0.008150 | 9.755162 | 0.0000 |
| C(4) | -0.009833 | 0.004791 | -2.052451 | 0.0401 |
| C(5) | 0.995732 | 0.001199 | 830.6046 | 0.0000 |
| GED PARAMETER | 1.464341 | 0.033841 | 43.27071 | 0.0000 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| R-squared | -0.000000 | Mean dependent var | 3.05E-06 |
| Adjusted R-squared | -0.000000 | S.D. dependent var | 0.005828 |
| S.E. of regression | 0.005828 | Akaike info criterion | -7.636228 |
| Sum squared resid | 0.212846 | Schwarz criterion | -7.629772 |
| Log likelihood | 23934.12 | Hannan-Quinn criter. | -7.633991 |
| Durbin-Watson stat | 1.976946 | | |

**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

أظهر نموذج *EGARCH* (1,1) كفاءة في تمثيل التقلبات غير المتماثلة واستمرارية التباين، لكنه عانى من مشكلات في معادلة المتوسط، وهي غير مهمة لا طالما نهتم بالطرف الثاني للمعادلة وهي معادلة التباين الشرطي (***Variance Equation***) للتنبؤ بالتقلبات في سوق الصرف، وتفسير معالمها كما يلي:

- C (2) = - 0.105603 (P = 0.0000) معنوي جدًا وهو يمثل الجزء الثابت في معادلة التباين الشرطي اللوغاريتمي. وإشارته السالبة تعكس خصائص التوسع والانكماش في التذبذب عبر الزمن.
- C (3) = 0.079501 (P = 0.0000) معنوي جدًا وهو يمثل تأثير **المطلق للقيمة المتبقية السابقة** ويتحكم في استجابة التذبذب للتغيرات الكبيرة السابقة (سواء كانت موجبة أو سالبة).
- C (4) = -0.09883 (P = 0.0401) معنوي وهو معامل عدم التماثل (*Leverage Effect*) والإشارة السالبة تعني أن الصدمات السالبة (مثل انخفاضات مفاجئة في سعر الصرف) تزيد التذبذب أكثر من الصدمات الموجبة، وهو سلوك معروف في الأسواق.
- C(5)= 0.995732 معنوي جدًا يمثل أثر التباين الماضي (*Persistence*) بما أن القيمة قريبة جدًا من 1، فهذا يشير إلى أن التذبذب يتمتع بذاكرة طويلة، أو ما يُعرف بـ التقلب العنيد (*volatility clustering*)، أي أن الفترات الهادئة أو المضطربة تستمر لفترة.

### 01) اختبار الارتباط الذاتي للأخطاء **Ljung-Box** لنموذج EGARCH (1,1)

يُستخدم اختبار الارتباط الذاتي للأخطاء Ljung-Box لفحص ما إذا كانت بواقي نموذج EGARCH (1,1)مستقلة، للتأكد من كفاءة النموذج في إزالة الارتباط الذاتي من السلسلة.

**الجدول (08):** اختبار الارتباط الذاتي للأخطاء Ljung-Box لنموذج EGARCH (1,1)

**Correlogram of Standardized Residuals Squared**

Date: 06/18/25 Time: 00:40
Sample (adjusted): 1/04/2000 12/30/2024
Included observations: 6267 after adjustments

| Autocorrelation | Partial Correlation | | AC | PAC | Q-Stat | Prob* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | -0.013 | -0.013 | 1.0439 | 0.307 |
| | | 2 | -0.009 | -0.009 | 1.5518 | 0.460 |
| | | 3 | -0.002 | -0.002 | 1.5706 | 0.666 |
| | | 4 | 0.004 | 0.004 | 1.6692 | 0.796 |
| | | 5 | 0.016 | 0.016 | 3.1815 | 0.672 |
| | | 6 | 0.015 | 0.015 | 4.5579 | 0.602 |
| | | 7 | -0.000 | 0.001 | 4.5580 | 0.714 |
| | | 8 | 0.009 | 0.009 | 5.0414 | 0.753 |
| | | 9 | -0.002 | -0.002 | 5.0796 | 0.827 |
| | | 10 | 0.019 | 0.019 | 7.3696 | 0.690 |
| | | 11 | 0.014 | 0.014 | 8.5797 | 0.661 |
| | | 12 | 0.009 | 0.010 | 9.1005 | 0.694 |
| | | 13 | -0.004 | -0.003 | 9.1803 | 0.759 |
| | | 14 | 0.003 | 0.003 | 9.2564 | 0.814 |
| | | 15 | 0.016 | 0.015 | 10.822 | 0.765 |
| | | 16 | -0.009 | -0.010 | 11.348 | 0.787 |
| | | 17 | -0.001 | -0.002 | 11.362 | 0.837 |
| | | 18 | 0.010 | 0.009 | 12.016 | 0.846 |
| | | 19 | -0.017 | -0.017 | 13.743 | 0.798 |
| | | 20 | 0.008 | 0.007 | 14.122 | 0.824 |
| | | 21 | 0.011 | 0.010 | 14.880 | 0.829 |
| | | 22 | 0.015 | 0.015 | 16.363 | 0.797 |
| | | 23 | 0.005 | 0.005 | 16.537 | 0.831 |
| | | 24 | -0.011 | -0.011 | 17.337 | 0.834 |
| | | 25 | -0.014 | -0.014 | 18.523 | 0.819 |
| | | 26 | -0.011 | -0.012 | 19.232 | 0.826 |
| | | 27 | -0.001 | -0.003 | 19.246 | 0.861 |
| | | 28 | 0.023 | 0.022 | 22.595 | 0.753 |
| | | 29 | 0.030 | 0.031 | 28.230 | 0.506 |
| | | 30 | -0.004 | -0.002 | 28.325 | 0.553 |
| | | 31 | -0.030 | -0.029 | 33.961 | 0.327 |
| | | 32 | -0.023 | -0.025 | 37.341 | 0.237 |
| | | 33 | 0.013 | 0.010 | 38.415 | 0.238 |
| | | 34 | -0.012 | -0.013 | 39.267 | 0.246 |
| | | 35 | -0.000 | -0.001 | 39.268 | 0.284 |
| | | 36 | -0.013 | -0.012 | 40.319 | 0.285 |

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

أظهرت نتائج اختبار Ljung-Box تحسنًا كبيرًا في بواقي النموذج، حيث اختفى الارتباط الذاتي الدال إحصائيًا (جميع القيم الاحتمالية أكبر من 5)، وكانت قيم AC وPAC منخفضة وعشوائية. يُشير ذلك إلى أن النموذج نجح في تحويل البواقي إلى ضجيج أبيض (شوشرة بيضاء)، مما يدل على كفاءة EGARCH في تمثيل تقلبات السلسلة.

**الجدول (09)**: اختبار الأثر ARCH-LM لنموذج EGARCH (1,1)

Heteroskedasticity Test: ARCH

| | | | |
|---|---|---|---|
| F-statistic | 1.043298 | Prob. F(1,6264) | 0.3071 |
| Obs*R-squared | 1.043457 | Prob. Chi-Square(1) | 0.3070 |

Test Equation:
Dependent Variable: WGT_RESID^2
Method: Least Squares
Date: 06/18/25 Time: 00:41
Sample (adjusted): 1/05/2000 12/30/2024
Included observations: 6266 after adjustments

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|---|---|---|---|---|
| C | 1.013245 | 0.025849 | 39.19816 | 0.0000 |
| WGT_RESID^2(-1) | -0.012903 | 0.012633 | -1.021420 | 0.3071 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| R-squared | 0.000167 | Mean dependent var | 1.000332 |
| Adjusted R-squared | 0.000007 | S.D. dependent var | 1.784792 |
| S.E. of regression | 1.784785 | Akaike info criterion | 3.996793 |
| Sum squared resid | 19953.72 | Schwarz criterion | 3.998945 |
| Log likelihood | -12519.95 | Hannan-Quinn criter. | 3.997538 |
| F-statistic | 1.043298 | Durbin-Watson stat | 2.000015 |
| Prob(F-statistic) | 0.307095 | | |

**المصدر**: من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

تشير نتائج اختبار ARCH إلى غياب التقلبات غير المتجانسة في بواقي النموذج، حيث كانت القيم الاحتمالية عالي (P = 0.3070) ، مما يعني عدم وجود أثر ARCH كما أن معامل مربع البواقي لم يكن معنويًا، و$R^2$ كانت قريبة من الصفر، ما يدل على أن نموذج EGARCH(1,1) نجح في تمثيل التباين المتغير بدقة، بذلك أصبحت البواقي مستقرة التباين، ولم تعد هناك حاجة لنماذج إضافية لشرح تقلباتها.

**ثامنا: تحليل دقة التنبؤ بنوعيه**

تمثل هذه المرحلة خطوة أساسية وحاسمة لتحليل مدى دقة النموذج، من خلال مقارنة القيم المتوقعة بالفعلية باستخدام مؤشرات إحصائية وبيانية دقيقة. وهنا سوف نقوم بتحليل نتائج نوعين من التنبؤ كما يلي:

**أولا) تقييم أداء النموذج باستخدام التنبؤ الديناميكي (Dynamic Forecasting)**

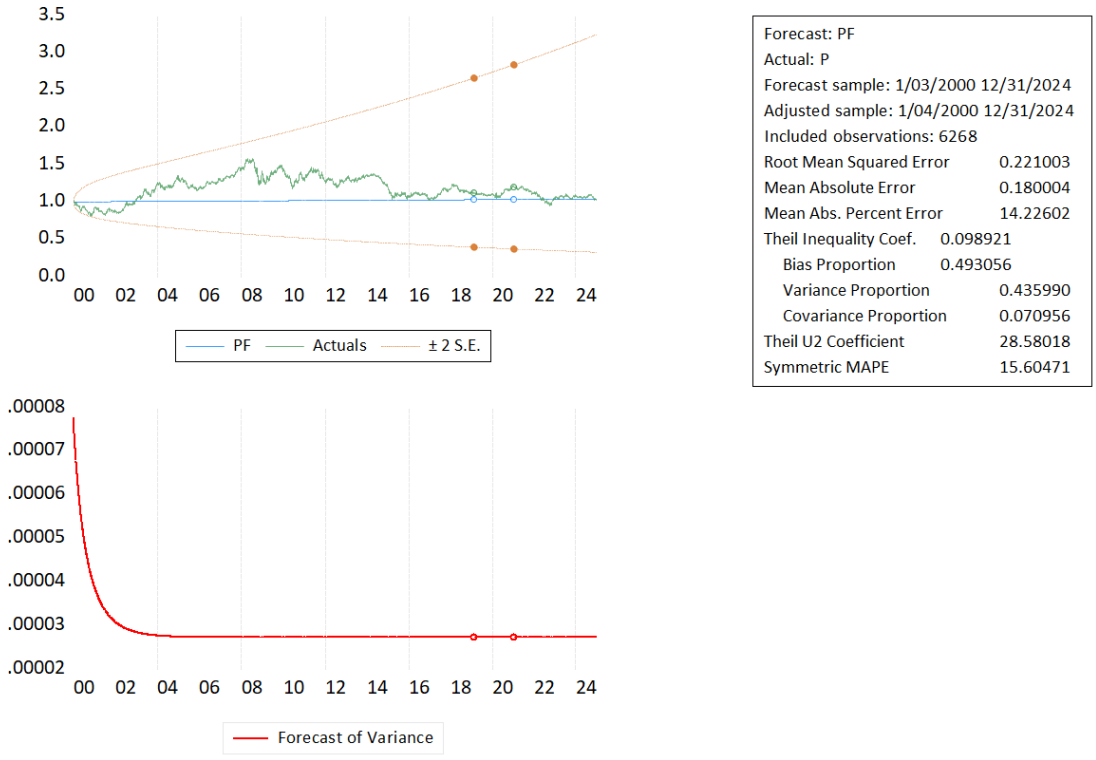
يمثل الشكل أدناه تقييمًا شاملًا لنموذج تنبؤ حيث يُظهر المخطط (العلوي على يسار الشكل) تقاربًا بين القيم المتنبأ بها والقيم الحقيقية، حيث تقع غالبية النقاط ضمن حدود الثقة ±2، مما يدل على دقة تنبؤية جيدة. ومع ذلك، فإنه يوجد بعض النقاط الشاذة خارجة عن النطاق وهي تشير إلى وجود حالات غير متوقعة أو ضعف مؤقت في التنبؤ، وهو أمر شائع في السلاسل الزمنية الطويلة.

أما المخطط السفلي (يسار الشكل) يبين تناقص تنبؤ التباين الشرطي بسرعة ثم استقرار هذا التباين بعد السنوات الأولى من العينة، وهو ما يدل على ثبات النموذج، مما يعزز الثقة في أدائه التنبؤي على المدى الطويل أي انخفاض التقلبات المستقبلية.

أما على يمين الشكل فيمثل المؤشرات الإحصائية للأداء تؤكد القيم المنخفضة لكل من ***Root Mean Squared Error (RMSE)*** = 0.221 خطأ تنبؤ متوسط جيد نسبيًا. أما ***Mean Abs. Percent Error = 14.23%*** خطأ نسبي لا بأس به، لكنه يشير إلى بعض التباعد عن القيم الفعلية.

يشير معامل عدم المساواة الجزئية (***Theil Inequality Coefficient***) (0.098) وهي قيمة قريبة من الصفر وهذا يدل على دقة النموذج للتنبؤ، وهذا ما يؤكده انخفاض نسبة التباين (0.43)، القيمة لمؤشر ***SMAPE*** (حوالي 15.6%) معتدلة.

**الشكل (25):** التنبؤ الديناميكي لسعر الصرف والتباين المشروط باستخدام نموذج EGARCH (1,1)



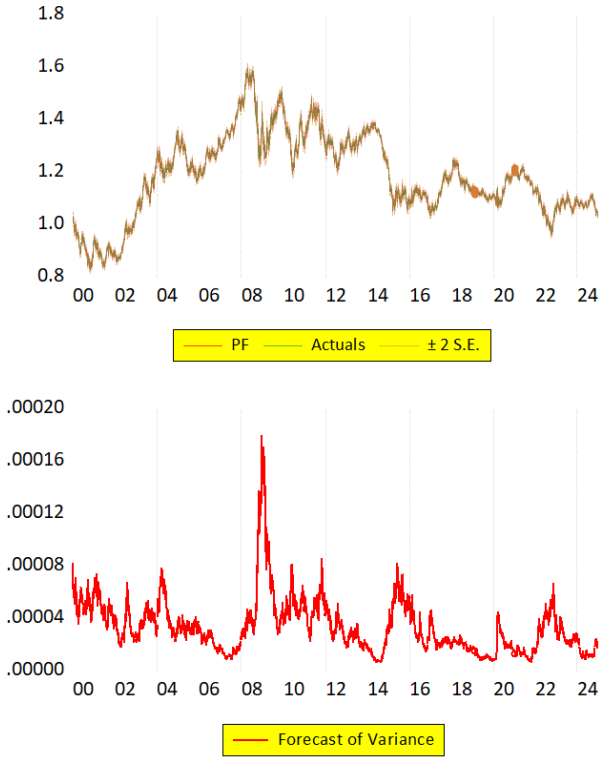

**المصدر**: من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

مما سبق يُظهر النموذج يتوقع استقرار سعر الصرف مع مرور الوقت، لكن البيانات الفعلية تظهر تغيرات غير متوقعة خرجت عن نطاق التنبؤ والتباين المتوقع منخفض جدًا وثابت، ما يعني أن النموذج قلل من تقدير التقلبات في السوق عموما النتائج تشير إلى أن النموذج جيد جزئيًا في التنبؤ بالقيمة المتوسطة لكن ليس فعالًا في توقع الانحرافات أو الصدمات.

**ثانيا: تقييم أداء النموذج باستخدام التنبؤ الساكن (Static Forecast)**

تُعد هذه المرحلة ضرورية للتحقق وتقييم دقة النموذج، عبر مقارنة التنبؤات بالقيم الفعلية وتحليل مؤشرات الأداء في الوضع الساكن.

**الشكل (26)**: التنبؤ الساكن لسعر الصرف والتباين المشروط باستخدام نموذج EGARCH (1,1)




| | |
|---|---|
| Forecast: PF | |
| Actual: P | |
| Forecast sample: 1/03/2000 12/31/2024 | |
| Adjusted sample: 1/04/2000 12/31/2024 | |
| Included observations: 6268 | |
| Root Mean Squared Error | 0.007028 |
| Mean Absolute Error | 0.005095 |
| Mean Abs. Percent Error | 0.428579 |
| Theil Inequality Coef. | 0.002929 |
| Bias Proportion | 0.000000 |
| Variance Proportion | 0.000001 |
| Covariance Proportion | 1.010340 |
| Theil U2 Coefficient | 0.999997 |
| Symmetric MAPE | 0.428568 |

**المصدر**: من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

**الرسم العلوي**: يمثل التنبؤ مقابل القيم الفعلية حيث تشير التنبؤات (PF) إلى تتابع السلسلة الفعلية بدقة شديدة حيث حدود الثقة (S.E2±) ضيقة جدًا حول السلسلة، ما يدل على ثقة عالية في النموذج والملاحظة الأساسية هي أن التنبؤ قريب جدًا من الواقع، والنموذج يتتبع الحركة الحقيقية لسعر الصرف بشكل ممتاز.

**الرسم السفلي**: يمثل تنبؤ التباين حيث الخط الأحمر يمثّل التقلبات الزمنية (*Conditional Variance*) لسعر الصرف، ويظهر بوضوح تغيّر التباين على مدار الزمن حيث التباين هنا غير ثابت بل يعكس صدمات السوق وفترات الاستقرار. كما يشير إلى أن النموذج يأخذ في الاعتبار تغيرات السوق وتقلباته بدقة ميزة كبيرة جدًا لنموذج EGARCH.

تُظهر المؤشرات الشكل السابق الموضحة في الجدول اسفله أن النموذج يحقق أداءً دقيقًا، إذ كانت أخطاء التنبؤ منخفضة جدًا(RMSE=0.0070 ، MAE=0.0051، و MAPEأقل من 1%، ما يدل على دقة نسبية

ممتازة. كما أن قيمة Theil U القريبة من الصفر وانعدام الانحياز تؤكد كفاءة النموذج في تمثيل السلوك الفعلي للسوق.

**الجدول (10)**: المؤشرات الإحصائية وتفسيرها

| المؤشر | القيمة | التفسير |
|---|---|---|
| **RMSE** | 0.0070 | خطأ تنبؤ صغير جدًا |
| **MAE** | 0.0051 | ممتاز |
| **MAPE (%)** | 0.4286 | أقل من 1% ⟵ دقة عالية جدًا |
| **Theil U Coefficient** | 0.0029 | قريب من الصفر ⟵ تنبؤ دقيق |
| **Bias Proportion** | 0.0000 | بدون انحياز |
| **Covariance Proportion** | ≈ 1.01 | الخطأ ينتج فقط من العلاقة بين القيم |
| **Theil U2** | ≈ 1.0 | مطابق لنموذجnaïve، لكنه ممتاز هنا لأن التنبؤ دقيق جداً |

**المصدر**: من اعداد الطالبة بناء على الشكل (17)

كخلاصة بناء على ما سبق النموذج يحقق توازنًا بين دقة القيمة والتقلبات المتوقعة، مما يجعله مناسبًا جدًا لتحليل الأسواق أو استخدامه في اتخاذ قرارات اقتصادية.

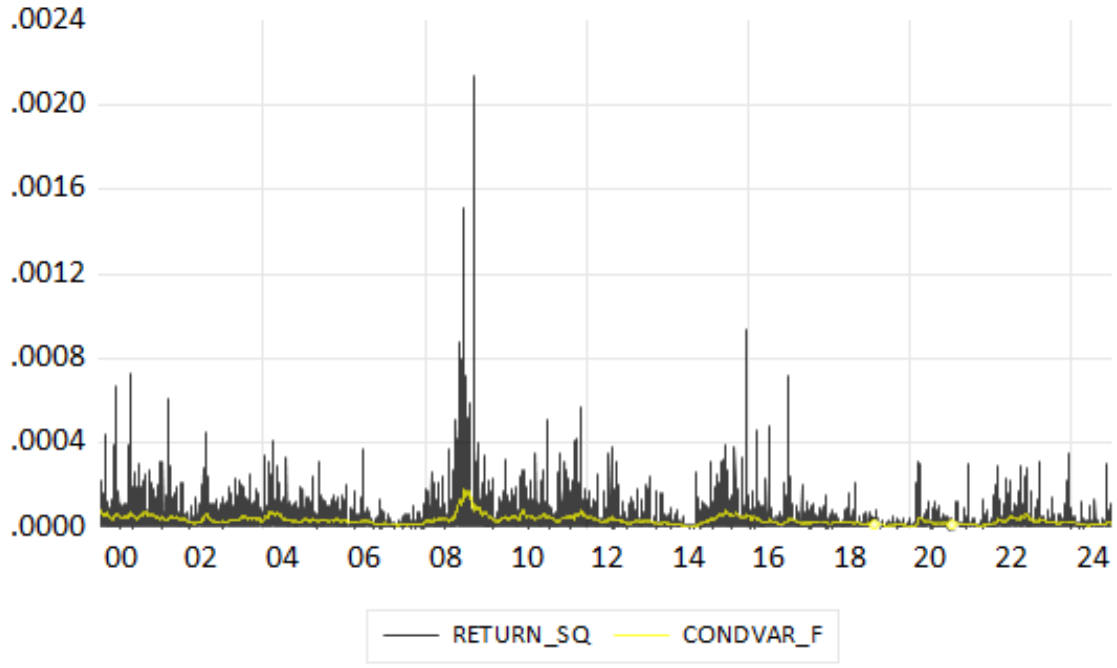
**ثالثا) حساب مؤشرات الدقة التنبؤية للتباين الشرطي لنموذج EGARCH(1.1)**

بعد قيامنا باستخلاص مؤشرات دقة التنبؤ بنوعيه الساكن والديناميكي للسلسلة الأصلية وهي سعر الصرف، وكون أن المقارنة بين الدقة التنبؤية للنموذجين EGARCH وLSTM يجب أن تكون وفق التباين الشرطي لأن دراستنا تهتم بالتقلبات وليس بالأسعار خاصة النموذج الذي اعتمدناه في الدراسة وهو EGARCH لذلك سنقوم بحساب مؤشرات الدقة التنبؤية للنموذج باستخدام برنامج Eviews لأن هذه البرنامج لا يقدم لنا هذه المؤشرات الخاصة بالتباين الشرطي بطريقة مباشرة كما يلي:

- **بناء قيم التنبؤات للتباين الشرطي**

بعد تقدير نموذج EGARCH من المعادلة الثانية للنموذج نستخرج القيم التنبئية للتباين الشرطي، وبعد بناء سلسلة القيم الحقيقية للتباينات الشرطية لسلسلة سعر الصرف الحقيقية وفق تربيع العائد اللوغاريتمي نحصل على الشكل التالي:

**شكل (27):** مقارنة التباين الشرطي المقدر والحقيقي لسلسلة أسعار الصرف الفترة (2024/2000)




**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

بناءا على الجدول رقم بالملحق تحصلنا على مؤشرات الدقة التنبؤية للتباين الشرطي لنموذج EGARCH كما يلي:

**الجدول (11):** المؤشرات الإحصائية وتفسيرها للتباين المشروط نموذج EGARCH

| المؤشر | نموذج (**EGARCH (1,1**)) |
|---|---|
| الجذر التربيعي للخطأ (RMSE) | 0.000069 |
| متوسط الخطأ المطلق (MAE) | 0.000035 |
| متوسط نسبة الخطأ % (MAPE) | 11190.86 |

**المصدر:** من إعداد الطالبة باستخدام برنامج EViews.13.

## المبحث الثالث: تحليل نتائج التنبؤ ومقارنة أداء النماذج

بعد بناء النماذج التنبؤية تبرز الحاجة إلى تقييم أدائها اعتمادًا على مؤشرات إحصائية تعكس مدى دقة التنبؤ وجودته يهدف هذا المبحث إلى تحليل نتائج كل من نموذج مع إجراء مقارنة بينهما

**أولا: تحليل نتائج التنبؤ باستخدام مؤشرات الأداء**

في هذا المطلب، تم تقييم دقة النماذج المعتمدة في التنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة (2000–2024) بالاعتماد على مؤشرات إحصائية التي تعكس مدى تقارب القيم المتنبأ بها من القيم الفعلية. وفيما يلي عرض تفصيلي لنتائج كل من نموذج الشبكات العصبية (LSTM) ونموذج التباين الشرطي غير المتماثل (EGARCH):

**الجدول (12)**: مقارنة مؤشرات الأداء للنموذجين

| المؤشر | نموذج (LSTM) | نموذج ((EGARCH (1,1) | التفسير |
|---|---|---|---|
| الجذر التربيعي للخطأ (RMSE) | **0.00004** ✓ | 0.000069 | يعكس حجم الخطأ التربيعي. كلما كان أقل ← دقة أعلى |
| متوسط الخطأ المطلق (MAE) | **0.000023** ✓ | 0.000035 | يعكس متوسط الانحراف الحقيقي بين القيم المتنبأ بها والفعلية |
| متوسط نسبة الخطأ % (MAPE) | **9363.88** ✓ | 11190.86 | حساس جدًا للقيم القريبة من الصفر. ارتفاعه يدل على أن السلسلة فيها قيم صغيرة جدًا أو متقلبة بشدة |

**المصدر**: من اعداد الطالبة بالاعتماد على الشكل (20) والشكل (26).

نلاحظ من الجدول أعلاه نستخلص النتائج التالية:

تشير النتائج إلى أن LSTM نجح في التقاط سلوك التقلبات بشكل أكثر دقة ومرونة حيث لا يفترض شكلًا معينًا للتوزيع أو العلاقة الخطية، ويتعلّم من التاريخ الطويل للسلسلة ويحفظ "الذاكرة" بطريقة فعالة لذلك **يُظهر أداءً ممتازًا مع السلاسل المعقدة وغير الخطية** لا سيما حالة تقلبات أسعار الصرف أما EGARCHرغم قوته، إلا أنه محدود بفرضيات توزيع الاحتمالات والخطية الجزئية.

كخلاصة تُظهر النتائج أن نموذج LSTM يتفوق على EGARCH في التنبؤ بالتقلبات قصيرة الأجل في تقلبات سعر الصرف EUR/USD بناءً على معايير RMSE وMAE وMAPE، مما يعكس قدرة الشبكات العصبية على التقاط العلاقات غير الخطية في السلاسل المالية. ومع ذلك، فإن استخدام MAPE يجب التعامل معه بحذر نظرًا لخصائص السلسلة المستعملة، حيث يؤدي صغر القيم إلى تضخيم الخطأ النسبي بشكل غير واقعي وغير مناسب للسلاسل التي تحتوي على قيم صغيرة جدًا أو صفرية.

**المطلب الثاني: مقارنة أداء النماذج**

يهدف هذا المطلب إلى تقديم تحليل مقارن بين أداء النماذج المستخدمة، مع تفسير الفروقات في نتائج التنبؤ من حيث الدقة والوظيفة.

**أولا: طبيعة النموذج وهدفه**

نوضح في هذا الجزء طبيعة كل نموذج والغرض الأساسي من استخدامه.

يُعد نموذج LSTM من نماذج التعلم العميق القادرة على فهم الأنماط الزمنية المعقدة والتبعيات طويلة المدى، ويهدف إلى التنبؤ المباشر بتقلبات القيم الاسمية لسعر الصرف بدقة، مما يجعله مناسبًا للسلاسل ذات السلوك الديناميكي.

بالنسبة لنموذج EGARCH (1,1) يعد نموذجًا إحصائيًا متقدمًا يركّز على تحليل تقلبات الأسعار في السلاسل الزمنية، وليس على التنبؤ بالقيمة نفسها. يتمثل هدفه في قياس شدة التغير وعدم الاستقرار (المخاطر).

**ثانيًا: تفسير الفروقات في الأداء**

- ✓ تُظهر الفروقات في أداء النموذجين LSTM و EGARCH (1,1) اختلافًا وظيفيًا يعكس طبيعة كل نموذج، وليس تفوقًا مطلقًا لأحدهما على الآخر. فقد سجل نموذج LSTM أداءً أفضل من حيث مؤشري RMSE وMAE، ما يشير إلى دقته العالية في تقليل الفروقات العددية بين القيم المتوقعة والفعلية، خاصة على مستوى التنبؤ بالتقلبات العامة.
- ✓ أما بالنسبة لـ **متوسط نسبة الخطأ المئوية (MAPE)**، فقد سجل كلا النموذجين نسبًا مرتفعة جدًا (9363.88% لـ LSTM و11190.86% لـ EGARCH)، ويُعزى ذلك إلى حساسية هذا المؤشر للقيم الصغيرة جدًا الموجودة في السلسلة، مما قد يؤدي إلى تشوه مفرط في النتائج رغم صغر الخطأ الفعلي. بالتالي، فإن التناقض الظاهري بين نتائج المؤشرات لا يعكس ضعفًا في أحد النموذجين، بل يُبرز أهمية توافق أدوات التقييم مع طبيعة النموذج ووظيفته التحليلية.

# خلاصة الفصل

يتناول هذا الفصل دراسة تنبؤية لتقلبات مقارنة لسلوك تقلبات سعر صرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة من 03 جانفي 2000 إلى 31 ديسمبر 2024، وذلك من خلال اعتماد نموذجين مختلفين في المنهجية.

تمثّل النموذج الأول في الشبكات العصبية الاصطناعية (LSTM) ، حيث استُخدم لتقدير التباين التقريبي للعوائد المالية عبر التعلم من العلاقات الزمنية المعقدة ومربعات العوائد. أما النموذج الثاني فهو EGARCH (1,1) ، الذي يُعد من أبرز النماذج الاقتصادية في تحليل التباين الشرطي، نظراً لقدرته على تمثيل عدم التماثل في استجابة السوق للصدمات.

أظهرت النتائج أن نموذج LSTM قادر على التقاط البنية الزمنية لتقلبات السوق وتقديم تقديرات دقيقة نسبياً للتباين، مستفيدًا من مرونته في التعلم غير الخطي. في المقابل، وفّر نموذج EGARCH تفسيرًا اقتصاديًا واضحًا لتغيرات التباين، خصوصًا في فترات عدم الاستقرار، مما يعكس قوته في نمذجة الصدمات وتوقع سلوكها.

من خلال تحليل مؤشرات الأداء، يتضح أن كلاً من النموذجين يُكمل الآخر من حيث الوظيفة والنتائج، وهو ما يُبرز الحاجة إلى اعتماد منهج يجمع بين قوة النماذج الاقتصادية التقليدية ومرونة تقنيات الذكاء الاصطناعي يساهم في تعزيز دقة التنبؤ وتحقيق فهم أشمل لسلوك الظواهر المالية المعقدة.

# الخاتمة

في هذه الدراسة، سعينا إلى إجراء مقارنة تنبؤية بين نماذج التعلم الآلي، ممثلة في الشبكات العصبية الاصطناعية، والنماذج الاقتصادية الديناميكية من نوع EGARCH، وذلك لتوقع سلوك سعر صرف الدولار مقابل الأورو خلال الفترة 2000–2024. وقد هدفنا من خلال ذلك إلى الإلمام بمختلف الجوانب المتعلقة بأسعار الصرف، من خلال عرض المفاهيم الأساسية، وأنظمة الصرف، والعوامل المؤثرة، إضافة إلى تحليل مخاطر التقلبات والسياسات المعتمدة، بما يساهم في بناء فهم شامل للظاهرة قيد الدراسة.

تم تطبيق كلا النموذجين على نفس مجموعة البيانات لضمان توحيد شروط المقارنة، حيث شمل التحليل نموذج الشبكات العصبية طويلة الذاكرة (LSTM) كأحد أبرز نماذج التعلم العميق في معالجة البيانات الزمنية، إلى جانب نموذج EGARCH بوصفه من النماذج الإحصائية المتقدمة في تمثيل التباين الشرطي للسلاسل المالية.

تم تقييم أداء النموذجين اعتمادًا على مؤشرات الدقة الإحصائية، بما أتاح إجراء مقارنة موضوعية لمدى كفاءة كل منهما في التنبؤ، ودرجة توافقهما مع الخصائص البنيوية للبيانات المالية المدروسة.

## أولا) نتائج الدراسة

توصلت الدراسة إلى النتائج التالية:

- أظهر نموذج LSTMكفاءة عالية في التعلم من العلاقات غير الخطية والمعقدة في بيانات سعر الصرف، حيث حقق أداءً متميزًا في تقليل الأخطاء العددية RMSE وMAE، سواء في توقع القيم الاسمية أو في تقدير التباين التقريبي.
- أظهرت التجربة أن استخدام Pythonوفر بيئة مرنة وفعالة لبناء نماذج التعلم الآلي ومعالجة البيانات، دون أن يؤثر اختلاف أدوات التنفيذ على النتائج، حيث ارتبط الأداء بطبيعة النماذج نفسها.

## ثانيا) اختبار الفرضيات

**الفرضية الأول**: نماذج التعلم الآلي (مثل الشبكات العصبية) تحقق دقة تنبؤية أعلى مقارنة بالنماذج الاقتصادية الديناميكية (EGARCH) في التنبؤ بسعر الصرف.

أظهرت نتائج الدراسة التطبيقية أن نموذج LSTMقدّم أداءً متميزًا من حيث مؤشرات RMSEوMAE، MAPE ما يشير إلى قدرته على تقليل الفروقات العددية بين القيم الفعلية والمتوقعة بدقة عالية، وبالنظر إلى أن كل المؤشرات أظهر تفوقًا في نموذج LSTM ، يمكن القول إن **الفرضية صحيحة**، إذ تحقق نماذج التعلم الآلي أداءً عاليًا في كل الأبعاد التنبؤية. بالمقابل أظهر EGARCH أداءً مقبولًا ضمن إطار النماذج الخطية، لكنه أقل دقة في استيعاب تعقيدات السوق المالية مقارنة بالنموذج العميق.

**الفرضية الثانية**: أوضحت نتائج الدراسة أن اختلاف الأداء بين LSTMو EGARCHيعزى بالأساس إلى الاختلاف في بنية النماذج؛ حيث اعتمد الأول على التعلم من الأنماط غير الخطية ومربعات العوائد لتقدير التباين

التقريبي، بينما استند الثاني إلى نمذجة التباين الشرطي بطريقة اقتصادية ديناميكية تراعي عدم تماثل الصدمات. كما أن تنفيذ النماذج في بيئتين مختلفتين Python و EViewsلم يؤثر على طبيعة النتائج، ما يؤكد أن الفروقات ناتجة عن خصائص النماذج نفسها وليس عن أدوات التنفيذ. وبالتالي، فإن الفرضية الثانية **تُعد صحيحة**.

## ثالثا) المقترحات

انطلاقًا من نتائج الدراسة وما أظهرته من تباين في أداء النماذج واهمية التنبؤ بتقلبات أسعار الصرف نقدم مجموعة من الاقتراحات الموجهة **للباحثين** كما يلي:

- استخدام نماذج التعلم الآلي، خاصة الشبكات العصبية، في التنبؤ الاقتصادي.
- استكشاف النماذج الهجينة يساعد في فتح آفاقًا جديدة لتحسين دقة التنبؤ. حيث الجمع بين نموذج EGARCHونموذج LSTM يفيد في التنبؤ بالتقلبات. وخير مثال على ذلك نموذج Multi-LSTM-GARCHالذي طبق على بيانات العقود المستقبلية وأظهر أفضل أداء حسب دراسة (Haojun، Yuxiang ، و Guoqiang، 2025).

وهناك اقتراحات خاصة نوجهها **للمحيط الاقتصادي للجامعة** نلخصها فيما يلي:

بالنسبة للدول صنّاع السياسات المالية:

- الاعتماد على **النماذج الهجينة أو المقارنة بين LSTM و EGARCH**لتحسين سياسات الصرف الأجنبي، خاصة عند اتخاذ قرارات متعلقة بأسعار الفائدة أو التثبيت/التعويم، وإدخال النماذج في أنظمة الإنذار المبكر للتقلبات العالية.

بالنسبة **للشركات خاصة المستوردة والمصدّرة**:

- استخدام نموذج **EGARCH**للتنبؤ بالتقلبات المحتملة، مما يساعد على إدارة مخاطر العملة ووضع استراتيجيات تحوط فعّالة. أما الشركات ذات القرار السريع وتحتاج لتنبؤات فورية دقيقة، **LSTM**خيار ممتاز.

بالنسبة **للأفراد مستثمرون ومتعاملون بالصرف**:

- نموذج LSTMيقدم أداة فعالة لتوقع الاتجاه العام لسعر الصرف، خاصة لمن يتداول على المدى القصير ويفضل مراقبة توقعات النموذجين معًا لاتخاذ قرارات بيع/شراء محسوبة وتقليل المخاطر.

## رابعا) آفاق البحث

في ضوء النتائج التي تم التوصل إليها من خلال مقارنة أداء نموذج الشبكات العصبية العميقة LSTM ونموذج التقلب الشرطي EGARCH(1.1) في التنبؤ بتقلبات سعر صرف الدولار مقابل اليورو ، تبرز عدة آفاق بحثية واعدة يمكن استكشافها مستقبلاً لتطوير دقة النماذج ورفع موثوقيتها في السياقات المالية:

- **دمج متغيرات خارجية:**(Exogenous Variables) مثل أسعار الفائدة، معدلات التضخم، المؤشرات الاقتصادية، أو مؤشرات السوق، ضمن النماذج، خاصة مع EGARCH أو LSTM متعددة المدخلات.(Multivariate LSTM) .
- **اختبار نماذج هجينة:**بناء نماذج تجمع بين خصائص النماذج الإحصائية والتعلم العميق، مثل نماذج ARIMA-LSTMأو GARCH-LSTM، والاستفادة من قوة كل منهما في التنبؤ.
- **تحسين بنية LSTM:**عبر اختبار طبقات إضافية، استخدام Attention Mechanisms، أو مقارنة الأداء مع نماذج متقدمة مثل GRU وTransformer.
- **تحليل مقارن لأسواق متعددة:**تطبيق النماذج على أزواج عملات مختلفة مثل GBP/USD، (JPY/EUR) لقياس مدى استقرار الأداء وتعميم النتائج.مقارنة أداء النماذج في الأوقات العادية وأوقات الأزمات.
- **دراسة استقرار الأداء في الأزمات:** تحليل كيف تتفاعل النماذج خلال فترات التقلب الحاد، وهل تبقى دقيقة أو تحتاج إلى إعادة معايرة.

# قائمة المراجع

## قائمة المراجع

### أولا: الكتب

01-أمين رشيد كنونة. (1987). الاقتصاد الدولي. بغداد: مطبعة الجامعة المستنصرية، بغداد.

02-جميل مُحَمَّد خالد. (2014). أساسيات الاقتصاد الدولي. شركة دار الأكاديميون للنشر والتوزيع.

03-سعود جايد العامري. (2010). المالية الدولية:نظرية وتطبيق. المنهل.

04-عبد الحسين جليل عبد الحسن الغالبي. (2011). سعر الصرف وإدارته في ظل الصدمات الاقتصادية (نظرية وتطبيقات). الاردن: دار صفاء للطباعة والنشر والتوزيع.

05-عبد الحميد مرغيث. (2019). النقود والتمويل الدولي. الرياض: معهد الادارة العامة.

06-عبد الرزاق بن الزاوى. (2018). سعر الصرف الحقيقي التوازني. مجموعة اليازوري للنشر والتوزيع.

### ثانيا: الاطروحات والرسائل

07-بورقبة وليد،عبد العزيز يحي. (19 سبتمبر، 2022). ازدواجية سعر الصرف وتأثيرها على التجارة الخارجية في الجزائر دراسة حالة بنك القرض الشعبي الجزائري للفترة 2020/2019. مذكرة ماستر،تخصص نقدي وبنكي،قسم الاقتصاد،كلية العلوم االقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة قاصدي مرباح –ورقلة. ورقلة، الجزائر: جامعة قاصدي مرباح–ورقلة.

08-بوشارب أم الخير. (2023). تحليل وقياس أثر الناتج المحلي الاجمالي على سعر الصرف خلال الفترة 2021-1990. مذكرة ماستر،غير منشوره،كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة مُحَمَّد بوضياف المسيلة.

09-عبود ميسون،قسيطة يسرى. (2022). أثر استخدام تقنيات التحوط للحد من مخاطر تقلبات أسعار صرف العمالت الاجنبية –دراسة حالة الجزائر–. مذكرة ماستر،غيرمنشورة،التخصص: مالية المؤسسة،معهد العلوم االقتصاديةوالتجاريةوعلوم التسيير،املركز الجامعي عبد الحفيظ بوالصوف ميلة. ميلة.

10-مريم عجابي،ور الهدى ربروب. (2015). دراسة أثر تقلبات أسعار الصرف على أداء المحافظ الاستثمارية–حالة صناديق الاستثمار للسعودية خلال الفترة(فيفري2014–فيفري2015). مذكرة ماستر،غير منشورة،تخصص مالية المؤسسات،كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة 8 ماي 5491 قالمة. قالمة.

11-تواتي خديجة. (2014). تحليل العوامل المفسرة لسعر الصرف دراسة حالة سعر صرف الدينار الجزائري (1980-2011). رسالة ماجستير في العلومالاقتصادية،كليةالعلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير،جامعة عبد الحميد بن باديس،مستغانم.

12-فلاق شبرة جمال الدين. (جوان، 2012). أثر سعر الصرف على المتغيرات الاقتصادية الكلية دراسة حالة الجزائر 1994 - 2010. مذكرة ماجستير،غير منشوره،تخصص: نقود مالية وبنوك،كلية العلوم الإقتصادية وعلوم التسيير،جامعة سعد دحلب بالبليدة. البليدة.

13-مُحَمَّد ياسر زيدان النحال. (2016). أثر تقلبات أسعار الصرف على الأداء المالي للبنوك المدرجة ببورصة فلسطين للأوراق المالية. مذكرة ماجستير في إدارة الاعمال،كليةالتجارة،الجامعة الإسلامية غزة.

14-بوشريط كمال. (2018). تغيرات سعر الصرف وأثره على المتغيرات الاقتصادية الكلية – حالة الجزائر- . اطروحة دكتوراه،تخصص القياس الاقتصادي كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير ،جامعة الجزائر 3.

15-دوحي سلمى. (2015). أثر تقلبات سعر الصرف على الميزان التجاري وسبل علاجها دراسة حالة الجزائر. رسالة دكتوراه تخصص تجارة دولية غير منشورة،جامعة بسكرة،بسكرة.

16-رنان راضية. (2017). استراتيجية إدارة سياسة سعر الصرف في البلدان النامية في ظل التحولات الاقتصادية والمالية الدولية(دراسة حالة الجزائر). اطروحة دكتوراه غير منشوره تخصص: نقود ومالية كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير جامعة الجزائر3.

17-سرار الزهرة. (30 06، 2024). أثر تقلبات سعر الصرف الإسمي للدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي على التجارة الخارجية للجزائر دراسة تحليلة قياسية خلال الفترة 1990-2021. رسالة دكتوراه،جامعة زيان عاشور الجلفة، 22. الجلفة، الجزائر : كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

18-مجناح فؤاد. (23 مارس، 2022). دراسة تحليلية قياسية لأثر تقلبات أسعار الصرف مقابل الدولار على التوازن الاقتصادي في الجزائر مقارنة مع بعض دول الشرق الأوسط وشمال إفريقيا( **MENA**) خلال الفترة (1990-2019). اطروحة دكتوراه،غير منشورة،تخصص اقتصاد كمي،كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير،جامعة زيان عاشور الجلفة. الجلفة.

19-نوفل بعلول. (2018). أثر نظام سعر الصرف على ميزان المدفوعات الجزائري (دراسة مقارنة مع مجموعة من الدول العربية). رسالة دكتوراه غير منشوره،جامعة العربي بن مهيدين ام البواقي.

20-وردة موساوي. (2019). أثر انحرافات سعر الصرف الحقيقي عن مستواه التوازني على الأداء الاقتصادي الكلي (باستعمال أدوات التحليل الكمي) دراسة حالة الجزائر. أطروحة دكتوراه غير منشورة في العلوم الاقتصادية ،كليةالعلوم الاقتصاديةوالتجاريةوعلومالتسيير،جامعةيحيفارسالمدية،.

21-ميموني نسرين. (12 فيفري، 2024). دراسة تحليلية لاثر سياسة سعر الصرف على التجارة الخارجية خلال الفترة2019-1989 (دراسة حالة بعض الدول المصدرة للبترول). أطروحة دكتوراه،غير منشورة،تخصص: مالية وتجارة دولية،كلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير،جامعة المُحَمَّد بوقرة بومرداس. بومرداس.

22-عتروس سهيلة. (2018). استخدام منهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز – دراسة حالة ولاية بسكرة –. مذكرة دكتوراه غير منشورة،تخصص الاساليب الكمية في التسيير،كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة محمد خيضر بسكرة.

23-فاطمة الزهراء بن حمودة. (2010). أثر تقلبات أسعار الصرف على التنمية الاقتصادية حالة الجزائر. أطروحة دكتوراه، غير منشورة، تخصص: نقود ومالية،كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير،جامعة الجزائر.

24-سيد اعمر زهرة. (2018). انعكاسات سياسات صرف الدينار الجزائري على تحقيق الاستقرار النقدي في الجزائر خلال الفترة (1986،2016). اطروحةدكتوراه،غير منشورة،تخصص نقود ومالية،كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة أحمد دراية – أدرار-.

25-خشايمية يوسف عبد السلام عربي محمد أنيس. (2023). أثر تقلبات أسعار الصرف على التجارة الخارجية دراسة قياسية على حالة الجزائر للفترة (1990-2021). مذكرة ماستر،غير منشورة،تخصص تجارة دولية وإمداد،كلية علوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة قالمة8- ماي -1945. قالمة.

**ثالثا: المجلات العلمية**

26-حسام محمد محمد عثمان. (2022). استخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات في التنبؤ بمخاطر الائتمان. مجلة الدراسات المالية والتجارية.

27-د. علي عماد محمد أزهر. (10 يناير، 2022). أثر تقلبات سعر الصرف على النمو االقتصادي التركي. **TADAMSA D- UNEGMU**، صفحة 145.

28-د عبد الرحمان علي الجيلاني. (سبتمبر، 2015). أنظمة أسعار الصرف وعلاقتها بالتعويم. مجلة التنظيم والعمل.

29-فاطمة الزهراء خبازي. (2016). اشكالية عدم الاستقرار في اسعار الصرف ودور السياسات الاقتصادية الكلية في علاجها. مجلة الاقتصاد الجديد، صفحة 150.

30-قادري رياض طهراوي مختار. (2022 أفريل، 2022). دراسة مقارنة بين منهجيتي بوكس جنكينز والشبكات العصبونية في نمذجة سلوك سعر البتكوين. مجلة البشائر الاقتصادية.

31-طالب أحمد. (15 سبتمبر، 2019). نمذجة تقلبات سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الامريكي باستخدام نماذج **GARCH** . مجلة جامعة تشرين.

32-مصطفى بن شلاط ،فاطمة الوالي. (2014). دراسة قياسية لتحديد سعر الصرف الدينار الجزائري حسب نظرية تعادل القوة الشرائية. مجلة التنظيم والعمل ،المجلد4،العدد 4 (7)

33-هدى خليل إبراهيم الحسيني علي مُحَمَّد ثجيل المعموري. (2006). استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تطوير دور مراقب الحسابات في اكتشاف الاخطاء الجوهرية:بحث تطبيقي في الشركة العامة للصناعات الكهربائية وشركة نصر العامة للصناعات الميكانيكية. مجلة دراسات محاسبة ومالية،جامعة بغداد العراق، المجلد العاشر، العدد31.

34-جمال مساعدية.شريف غياط. (جوان، 2019). العوامل المؤثرة في سعر الصرف في ظل نظام التعويم. مجلة دراسات-العدد الاقتصادي-(**ISSN2676-2013**)، المجلد10(2)، الصفحات 15-38.

35-سوزان الامام مُحَمَّد الامام،مُحَمَّد محمود نصر ابو ،مُحَمَّد ابراهيم مُحَمَّد ريا. (يناير، 2025). نموذج مقترح لتحسين منهجية بوكس-جينكنز اعتمادا على اسلوب الشبكات العصبية(دراسة تطبيقية). المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والتجارية كلية التجارة جامعة دمياط.

36-سامر العكور. (30 ماي، 2024). اثرالذكاء الاصطناعي بإستخدام التعلم العميق والتعلم الالي على جودة المعلومات المحاسبية في البنوك التجارية الأردنية. سلسلة الدراسات الاقتصادية وريادة الاعمال.الجامعة الامريكية المفتوحة/ قسم المحاسبة.

37-كبداني سيدي احمد،قاسم مُحَمَّد فؤاد. (2013). تاثير أنظمة سعر الصرف على النمو الاقتصادي لمجموعة من دول **MENA**. مجلة أداء المؤسساتالجزائرية ، العدد3.

38-نورالدين مزياني. (30 ديسمبر، 2016). إدارة مخاطر سعر الصرف في المؤسسات الاقتصادية: الاستراتيجيات والوسائل. المجلة الجزائرية للدراسات المالية والمصرفية.

**رابعا: التقارير**

39-زهير عماري. (بلا تاريخ). منهجية نماذج**GARCH -ARCH** لنمذجة تقلبات أسعار الاصول المالية باستخدام برنامج**Eviews.13** دراسة حالة مؤشر **P-500&S** في سوق البورصة العالمية نيويورك **NYSE**. عرض تقديمي غير منشور،كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير،جامعة سطيف الباز. مخبر تقييم اسواق رؤوس الاموال الجزائرية في ظل العولمة.

40-يوسف بن سالم العريان. (بلا تاريخ). تطبيقات الذكاء الاصطناعي في خدمة اللغة العربية. مجمع الملك سلمان العالمي للغة العربية

41-د. الوليد أحمد طلحة. (ماي، 2022). سياسات تحرير سعر الصرف في الدول العربية:بين النظرية والتطبيق. ابو ظبي، دولة الإمارات العربية المتحدة: صندوق النقد العربي.

**خامسا: مراجع باللغة الإنجليزية**

**42-Haojun Pan Haojun ،Tang Yuxiang و ، Wang Guoqiang** 28) . **May, 2025** .**(A Stock Index Futures Price Prediction Approach**

**Based on the MULTI–GARCH–LSTM Mixed Model .Mathematics ،** .12

**43–Said, L. (2024, August 1). Forecasting the EUR/USD Exchange Rate Using ARIMA and Machine Learning Models. Data & Metadata, 368.**

# تمت بحمد الله