دراسة مقارنة في نمذجة السلاسل الزمنية المالية النموذج الهجين ARIMA-GARCH مقابل نموذج الذكاء الاصطناعي XGBoost للتنبؤ بسعر سهم مصرف "الراجحي السعودي" خلال الفترة من 10 الى 14 ماي 2026.

A Comparative Study in Financial Time SeriesModeling: The Hybrid ARIMA-GARCH Model vs. The XGBoostArtificial Intelligence Model for Forecasting the Stock Price of the Saudi Al-Rajhi Bank during the Periodfrom May 10 to 14, 2026

جعيف حسين[1]، مداحي محمد[2]

DJAIF Hocine[1], MEDDAHI Mohamed[2]

[1] المركز الجامعي نور البشير البيض، مخبر التنمية المستدامة في مناطق الهضاب العليا و المناطق الصحراوية

h.djaif@cu-elbayadh.dz

[2] جامعة اكلي محند اولحاج البويرة، m.meddahi@univ-buoira.dz

تاريخ الاستلام: 2026/06/18 تاريخ القبول: 2026/08/08 تاريخ النشر: 2026/09/15

ملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى مقارنة نموذجين مختلفين للتنبؤ بأسعار الأسهم في الأسواق الناشئة، مع التركيز على سهم الراجحي كحالة دراسية. تم استخدام نموذج ARIMA-GARCH الهجين ونموذج XGBoost القائم على التعلم الآلي. اعتمدت الدراسة على 2500 ملاحظة يومية تمتد من عام 2016 إلى 2026. أظهرت النتائج أن نموذج XGBoost يتفوق في دقة التنبؤ، حيث سجل معدل الخطأ النسبي المتوسط 0.280% (MAPE) وR^2 بقيمة 98%، بينما كان أداء النموذج الهجين أقل حيث سجل MAPE بمعدل 4.748% وR^2 بقيمة -0.064. ومع ذلك، تميز النموذج الهجين في معايير AIC وBIC وقدر التقلبات الشرطية بشكل أفضل. توصلت الدراسة إلى أن استخدام النموذج التجميعي الذي يجمع بين XGBoost و-ARIMA GARCH يعد الخيار الأفضل في التطبيقات الاستثمارية.

الكلمات المفتاحية: ARIMA-GARCH,XGBoost، السلاسل الزمنية المالية، التنبؤ المالي.

تصنيفاتJEL :C22، C45، C53، G15، G17

Abstract:

This research aimed toevaluate and contrasttwo distinct models for forecasting stock prices in emerging markets, with a particular emphasison Al Rajhi Bank's stock as a case study. Theinvestigationemployedahybrid ARIMA-GARCH modelalongside an XGBoost machine learningmodel. It wasbasedon a datasetcomprising 2,500 dailyobservationscollectedfrom 2016 to 2026. Findingsrevealedthat the XGBoostmodeldemonstratedsuperiorpredictiveaccuracy, achieving a MeanAbsolutePercentageError (MAPE) of0.280% and an R^2 valueof 98%. In comparison, the hybridmodelshowedlesseffectiveness, with a MAPE of 4.748% and an R^2 of -0.064. Nevertheless, thehybridmodelperformedwell in termsof the AIC and BIC criteria, and itprovided a moreaccurateestimationofconditionalvolatility. Thestudyconcludedthatanensemblemodelthatintegrates XGBoostwith GARCH is the mostsuitablechoiceforinvestmentpurposes.

Keywords:XGBoost,ARIMA, GARCH, Financial Time Series, Financial Forecasting.

المؤلف المرسل: جعيف حسين

JEL Classification Codes:C22 ،C45 ،C53 ،G15 ،G17

1. مقدمة:

شهد مطلع القرن الحادي والعشرين ثورة تكنولوجية غير مسبوقة، تجلت أبرز ملامحها في الذكاء الاصطناعي الذي أحدث أثرا بالغا في شتى مجالات الحياة. فعلى صعيد البحث العلمي، أسهم في تسريع وتيرته والارتقاء بجودته، فيما أثبت فاعليته في القطاع المالي من خلال رصد الاختلالات والتقلبات الاقتصادية والتنبؤ بأسعار الأسهم والسندات، مما أتاح للمتعاملين اتخاذ قرارات استثمارية أكثر رشدا وربحية.

وتمثل تقنيتا تعلم الآلة والتعلم العميق الركيزة الأساسية في هذا المسار، بما تتمتعان به من قدرة فائقة على تحليل البيانات واستشراف الاتجاهات المستقبلية، فضلا عن كفاءتهما في تصنيف المعلومات وتوليد محتوى نصي ومرئي متوافق مع بيانات التدريب.

وفي ظل هذا التحول، باتت القطاعات المالية تعول بصورة متصاعدة على تطبيقات الذكاء الاصطناعي بوصفها أداة محورية لتعزيز جودة القرارات الاستثمارية والحد من المخاطر. وقد انعكس ذلك على توجهات المتعاملين الماليين الذين تحول اهتمامهم تدريجيا من مجرد مراقبة تحركات الأسعار إلى الانخراط في تطوير حلول ذكاء اصطناعي ترفع من دقة الأداء المالي وتحسن جودته.

ومع التقدم السريع في أدوات التحليل الكمي وزيادة استخدام الذكاء الاصطناعي في عالم المال، يثير الباحثون سؤالا أساسيا حول قدرة النماذج التقليدية على المنافسة مع نماذج الذكاء الاصطناعي في توقع أسعار الأسهم. من هنا، تتركز إشكالية الدراسة حول السؤال الرئيسي التالي:

"إلى أي مدى تتفوق نماذج الذكاء الاصطناعي على النماذج التقليدية في تقدير سعر سهم مصرف الراجحي السعودي خلال الفترة من 10 إلى 14 ماي 2026؟"

وينبثق عن هذا السؤال الرئيسي عدد من التساؤلات الفرعية:

- ما هي قدرة نموذجَي ARIMA-GARCH وXGBoost على توقع سعر سهم الراجحي؟
- ما هي كفاءة نموذجَي ARIMA-GARCH وXGBoost في تقدير سعر سهم الراجحي؟
- أي من النماذج يحقق أقل مستوى من الخطأ التنبؤي وفقا لمؤشرات MAE وRMSE وMAPE؟

1.1.فرضيات الدراسة:

الفرضية الرئيسية:

تتفوق نماذج الذكاء الاصطناعي على النماذج التقليدية في توقع سعر سهم مصرف الراجحي خلال فترة البحث.

الفرضيات الفرعية:

- **الفرضية الأولى:** لا توجد فروق ذات دلالة إحصائية بين القدرة التنبؤية للنموذج ARIMA-GARCH ونموذج XGBoost في تقدير سعر سهم الراجحي.
- **الفرضية الثانية:** يتفوق نموذج XGBoost على نموذج ARIMA-GARCH في توقع تقلبات سعر سهم الراجحي وفقا لمؤشرات الخطأ التنبؤي.
- **الفرضية الثالثة:** يحقق نموذج XGBoost أقل قيم لمؤشرات MAE وRMSE وMAPE مقارنة بجميع النماذج المستخدمة في الدراسة.

2.1.أهمية الدراسة:

تكتسب هذه الدراسة قيمتها من تقديمها مقارنة منهجية بين النماذج التقليدية والذكاء الاصطناعي في مجال التنبؤ المالي. هذا الأمر يسهم في إثراء الأدبيات الاقتصادية ويتيح إطارا عمليا يساعد المستثمرين والمؤسسات المالية على اتخاذ قرارات أكثر دقة وتقليل المخاطر. تأتي هذه الأهمية بشكل خاص في ظل الدور البارز لمصرف الراجحي كأحد أكبر البنوك الإسلامية في العالم، بالإضافة إلى التحولات الاقتصادية الكبيرة التي تشهدها المملكة العربية السعودية ضمن رؤية 2030.

3.1.أهداف الدراسة:

أهداف هذه الدراسة ترتكز على تحقيق مجموعة من الغايات:

- إجراء مقارنة بين القدرة على التنبؤ التي توفرها النماذج التقليدية مثل ARIMA وGARCH، ونماذج الذكاء الاصطناعي مثل XGBoost في مجال توقع أسعار الأسهم،
- تقييم مستوى دقة كل نموذج من خلال استخدام مؤشرات الخطأ التنبؤي مثل MAE وRMSE وMAPE،
- تحديد النموذج الذي يظهر أعلى كفاءة في توقع سعر سهم مصرف الراجحي خلال فترة البحث.
- تحليل التغيرات الديناميكية والتقلبات في سعر السهم خلال الفترة من 10 الى 14 ماي 2026.
- تقديم مقترحات عملية للمستثمرين والهيئات المالية بشأن كيفية استخدام النماذج التنبؤية في دعم القرارات الاستثمارية.

4.1.منهج الدراســة:

اعتمدت هذه الدراسة على منهج وصفي تحليلي مقارن، الذي يمثل الإطار المناسب لطبيعة البحث. يجمع هذا المنهج بين وصف ظاهرة تقلبات أسعار الأسهم وتحليلها بشكل كمي، بالإضافة إلى مقارنة أداء النماذج التنبؤية المختلفة. تجلى ذلك من خلال استخدام المنهج القياسي، الذي يعتمد على تقدير نماذج السلاسل الزمنية التقليدية مثل ARIMA وGARCH من جهة، ونموذج الذكاء الاصطناعي XGBoost من جهة أخرى. تم ذلك من خلال تحليل بيانات الإغلاق اليومية لسعر سهم مصرف الراجحي السعودي خلال الفترة من 2016 الى 2026. كما تم استخدام مؤشرات الخطأ التنبؤي مثل MAE وRMSE وMAPE كوسيلة للمقارنة الموضوعية بين النماذج، مما يساعد في تقييم الكفاءة التنبؤية لكل نموذج وتحديد الأنسب للاستخدام في الأسواق المالية الناشئة.

5.1.حدود الدراســة:

تحدد هذه الدراسة بمجموعة من الحدود المتعلقة بالموضوع، المكان، الزمان، والأشخاص كما يلي:

- الحدود الموضوعية: تمت المقارنة في هذه الدراسة بين نموذجين فقط، وهما ARIMA-GARCH وXGBoost.
- الحدود المكانية: تركز الدراسة على سعر سهم مصرف الراجحي السعودي الذي يتم تداوله في سوق الأسهم السعودية (تداول)، ولا تعكس نتائجها بالضرورة حركة أسهم أخرى أو أسواق مالية مختلفة.
- الحدود الزمانية: استندت الدراسة إلى بيانات الإغلاق اليومية خلال الفترة من 10 الى 14 ماي 2026.
- الحدود البشرية: تركز الدراسة فقط على بيانات سعر سهم مصرف الراجحي، دون النظر في سلوك المستثمرين أو العوامل النفسية التي قد تؤثر على حركة السوق.

6.1.الدراسات السابقة

1. دراسة (SmailaAmoanu, 2025)، بعنوان « Comparative Forecasting of Financial Time SeriesUsing ARIMA, GARCH, Random Forest, and XGBoostModels ».

أجرى الباحث دراسة مقارنة بين نماذج ARIMA وARMA-GARCH والغابة العشوائية وXGBoost بهدف التنبؤ بأسعار مؤشر S&P 500. استخدم الباحث 500 مشاهدة لتقييم الأداء خارج العينة، معتمداً على معايير مثل MAE وRMSE وMAPE. وقد أظهر نموذج ARMA-GARCH تفوقاً في نمذجة التقلبات العنقودية، حيث سجل MAE بقيمة 381.82 و MAPE بنسبة 6.76%. في المقابل، أظهرت نماذج التعلم الآلي قدرة جيدة على التعرف على الأنماط غير الخطية، لكنها لم تصل إلى مستوى GARCH في نمذجة التباين الشرطي. توصلت الدراسة إلى فائدة الجمع بين الطريقتين، إلا أنها كانت محدودة بالسوق الغربية الناضجة، مما يستدعي توسيع نطاق التطبيق ليشمل الأسواق الناشئة والإسلامية، وهو ما تسعى الدراسة الحالية إلى معالجته(Amonau, 2025).

2. دراسة (Ting Liu, 2026)، بعنوان « A Comparative Study of Transformer-Based and ClassicalModels for Financial Time-SeriesForecasting ».

أجرت Ting Liuدراسة مقارنة منهجية بين نماذج ARIMA، والغابة العشوائية، وكذلك الشبكات العصبية المتكررة (RNN) ونماذج الذاكرة طويلة الأمد (LSTM) والشبكات العصبية التلافيفية (CNN)، بالإضافة إلى نموذج Transformer، بهدف توقع العوائد اليومية لستة أسهم أمريكية خلال الفترة من 2014 إلى 2024. استخدمت الدراسة بروتوكول التحقق المتداول (Walk-Forward) مع إجراءات صارمة لتفادي التسرب المعلوماتي. اعتمدت على بيانات الأسعار المعدّلة من YahooFinance، بالإضافة إلى متغيرات اقتصادية كلية مثل مؤشر أسعار المستهلك (CPI)، ومعدل الفائدة، والناتج المحلي الإجمالي، مع مراعاة فجوات النشر الزمني. كما تم احتساب مؤشرات فنية من خلال نوافذ متأخرة لتجنب أي تحيز مستقبلي. أظهرت النتائج أن أداء النماذج يتفاوت بشكل كبير وفقاً للأصل المالي، حيث تُعتبر نماذج ARIMA والغابة العشوائية بمثابة خطوط أساس يصعب تجاوزها. في المقابل، لم يتمكن نموذج Transformer من التفوق بشكل متسق على النماذج التقليدية عبر جميع الأسهم المدروسة. وأظهرت تقييمات الاستراتيجيات التداولية أن استراتيجية SMA10/50 تتفوق على تلك المرتبطة بتنبؤات نموذج Transformer من حيث العوائد المعدّلة حسب المخاطر. تشكل المساهمة المنهجية الرئيسية لهذه الدراسة في التأكيد على أن بعض المكاسب المبلغ عنها لصالح نماذج التعلم العميق قد تكون حساسة لأساليب التقييم بدلاً من قدرتها التنبؤية الفعلية. ومع ذلك، فإن الدراسة اقتصر نطاقها على سلاسل زمنية مُنقَّحة وبيانات من الأسواق الأمريكية فقط، مما يتيح إمكانية توسيع التطبيق ليشمل الأسواق الناشئة(Liu, 2026).

3. دراسة (Bader S Alanazi, 2025)، بعنوان « A Comparative Study of TraditionalStatisticalMethods and Machine Learning Techniques for ImprovedPredictiveModels ».

قام Alanazi إجراء دراسة مقارنة بين نماذج الانحدار الخطي وشجرة القرار والغابة العشوائية وشبكة LSTM بهدف التنبؤ بأسعار إغلاق مؤشر S&P 500. استخدم في دراسته بيانات يومية تاريخية تغطي الفترة من 2010 إلى 2020، والتي تم الحصول عليها من YahooFinance، مع تقسيم البيانات بنسبة 80% للتدريب و20% للاختبار. اعتمدت الدراسة على معايير مثل MAE وRMSE وR^2 لتقييم أداء النماذج. أظهرت النتائج تسلسلاً واضحاً في الأداء لصالح النماذج الأكثر تقدماً، حيث حققت شبكة LSTM أعلى دقة (MAE=1.87، R^2=0.92)، تلتها الغابة العشوائية (R^2=0.87)، ثم شجرة القرار (R^2=0.80)، وأخيراً الانحدار الخطي (R^2=0.72). كما أظهر تحليل أهمية الميزات أن سعر الإغلاق السابق وحجم التداول هما

الأكثر تأثيراً في عملية التنبؤ. ومع ذلك، تفتقر الدراسة إلى ضوابط صارمة لمنع التسرب المعلوماتي، وتقتصر على البيانات السعرية دون دمج متغيرات خارجية مثل المؤشرات الاقتصادية الكلية ومعنويات السوق، بالإضافة إلى أنها لم تتناول نمذجة التقلب الشرطي. تشكل هذه النقاط فجوات تستدعي توسيع البحث ليشمل نماذج هجينة وأسواق ناشئة وإسلامية، وهو ما تسعى الدراسة الحالية إلى معالجته(Alanazi, 2025).

4. دراسة (Antonino Ferraro, 2025)، بعنوان « Artificial Intelligence In Financial MarketPredection, Advancements In Machine Learning For Stock Price Forecasting ».

تركز على كيفية تحول الذكاء الاصطناعي (AI) وخاصة التعلم الآلي (ML) والتعلم العميق (DL) مجال التنبؤ بأسعار الأسهم، حيث تفشل النماذج الإحصائية التقليدية في التعامل مع التقلبات الديناميكية للسوق، تواجه الدراسة تحديات مثل الضوضاء في البيانات، الإفراط في التعلم، وعدم قابلية التفسير، وتقترح حلولاً مثل توليد بيانات اصطناعية عبر GAN وتحسين الخوارزميات للتداول عالي التردد كما اوصت الدراسة بأهمية التعاون متعدد التخصصات لمعالجة قضايا الجودة والأخلاقيات في التنبؤ المالي و تؤكد على تقدم تصنيفا للطرق وتوجهات بحثية مستقبلية لتحسين الدقة في ظروف السوق المتقلب(Rohan et al., 2026).

5. دراسة (OlhaChernysh And Others, 2024) بعنوان « TheRole of Artificial Intelligence in Financial Analysis and Forecasting: Using Data and Algorithms ».

تقدم الدراسة استعراضا تاريخيا يقارن بين الأدوات الإحصائية التقليدية والخوارزميات المتقدمة مثل الشبكات العصبية والتعلم العميق، مع أمثلة عملية على نماذج LSTM لتحليل السلاسل الزمنية المتعلقة بأسعار الأسهم والسندات، كما تبين آليات معالجة البيانات غير المهيكلة الضخمة، كتغريدات التواصل الاجتماعي والتقارير الاقتصادية، لاستخلاص أنماط تنبؤية دقيقة، مما يحد من الأخطاء البشرية ويرفع مستوى دقة التنبؤات بنسبة 20–30% في بعض السيناريوهات، وقد جاءت بتوصيات تطبيقية للجهات المالية، كتكامل الذكاء الاصطناعي مع أنظمة ERP ، إلى جانب اتجاهات بحثية آتية تركز على الذكاء الاصطناعي الهجين مدعومًا بالحوسبة الكمومية لمواجهة التقلبات العالمية في الأسواق(Chernysh et al., 2024).

6. دراسة (امنيه عصام الدين شوقي خليل، 2024)، بعنوان «انعكاس تقنيات الذكاء الاصطناعي على التنبؤ بأسعار الأسهم: مع دراسة تطبيقيه».

هدفت هاته الدراسة إلى استكشاف تأثير تقنيات الذكاء الاصطناعي على التنبؤ بأسعار الأسهم، مع التركيز على التقنيات المتقدمة مثل الشبكات العصبية وتطبيقها في البورصة المصرية، حيث أجريت دراسة تطبيقية على مؤشر EGX30 للتنبؤ بأسعار الإغلاق اليومي التالي، حيث أظهرت نتائجها تفوق نماذج الذكاء الاصطناعي في التنبؤ طويل الأمد، مع دقة ملحوظة للشبكات العصبية في مطابقة قيم EGX30 الفعلية. كان التنبؤ بمؤشر MACD أقل دقة نسبيا، مع التأكيد على التأثير الإيجابي العام للذكاء الاصطناعي في دعم قرارات الاستثمار، وتقديم توصيات بتطوير نماذج التعلم العميق، دمج مصادر بيانات متنوعة، تشكيل فرق مراقبة للأداء، توسيع النطاق إلى الأسواق العالمية، واستخدامها كأداة مساعدة للغير.(امنيه عصام الدين شوقي خليل، 2024).

7. دراسة (محمد صالح حسن النداوي و آخرون، 2025)، بعنوان « دور الذكاء الاصطناعي في تعزيز إدارة المخاطر المالية بشكل استباقي: دراسة ميدانية».

هدفت الدراسة إلى استكشاف دور تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي في إدارة المخاطر الاقتصادية للمؤسسات، مع التركيز على الشبكات العصبية والمتجهات الداعمة للكشف المبكر عن المخاطر المالية والأمنية. كما أظهر الذكاء الاصطناعي تحسنًا ملحوظًا في دقة التوقعات، مما يمكّن من التنبؤ الاستباقي بالتهديدات واتخاذ تدابير وقائية قبل تفاقمها. كما أوصت بتعزيز تطبيق نماذج التعلم الآلي في إدارة المخاطر المالية، مع التصدي للتحديات مثل جودة البيانات والشفافية(محمد صالح حسن النداوي و آخرون، 2025).

2. الإطار النظري:

1.2.النموذج الهجين ARIMA-GARCH الأسس النظرية.

1.1.2 نموذج ARIMAنمذجة التوقع الشرطي:

قام Box وJenkins في عام 1976 بتطوير منهجية أصبحت معيارًا في نمذجة السلاسل الزمنية. يعتمد نموذج ARIMA(p,d,q) على ثلاثة مكونات أساسية: يتناول المكون الأول، الانحدار الذاتي AR(p)، العلاقة بين الملاحظة الحالية والملاحظات السابقة. بينما يمثل المكون الثاني، التكامل I(d)، مدى الفجوة الزمنية المطلوبة لتحقيق الاستقرار. أما المكون الثالث، المتوسط المتحرك MA(q)، فيعكس التأثير الخطي للصدمات العشوائية السابقة على القيمة الحالية (G.E.P, Box; G.M, 1976).

يتطلب تنفيذ هذا النموذج التأكد من شرط الثبات من خلال إجراء اختبارات جذر الوحدة، مثل اختبار Dickey-Fuller الموسع (ADF) واختبار Phillips-Perron. تُحدد الرتب المثلى (p, d, q) بالاستناد إلى دوال الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF)، إلى جانب استخدام معايير المعلومات مثل AIC وBIC لاختيار أفضل صيغة ممكنة(Hamilton, 1994).

2.1.2. نموذج GARCHنمذجة التبين الشرطي المتغير:

في عام 1982، اكتشف إنجل ظاهرة تُعرف بالتجمع التذبذبي في السلاسل المالية، حيث تأتي الصدمات الكبيرة متتالية بعد أخرى بنفس الحجم، وهو ما لا يمكن لنموذج ARIMA وحده أن يفسره. قام بوليرسليف في عام 1986 بتطوير نموذج GARCH(p,q)، الذي يعبر عن التباين الشرطي كوظيفة لمربعات الأخطاء السابقة (مكون ARCH) والتباينات الشرطية السابقة (مكون GARCH). يُعتبر هذا النموذج أساسياً في مجال نمذجة المخاطر المالية وتقييم التقلبات(Engle, 1982).

تظهر القوة الفعلية للنموذج الهجين ARIMA-GARCH من خلال تحقيقه للتكامل المنهجي. يقوم نموذج ARIMA بتقدير التوقع الشرطي للسلسلة الزمنية ويعمل على إزالة أي ارتباط خطي متبقي في البواقي. بعد ذلك، يُستخدم هذا النموذج كمدخل لمكون GARCH، الذي يهدف إلى التقاط الديناميكية الخاصة بالتباين الشرطي غير المتجانس. تنجم عن هذا التكامل صيغة ثنائية الطبقة توفر توقعات أكثر دقة وفترات ثقة تتمتع بمزيد من الموثوقية(Bollerslev et al., 1992).

تُعرف هذه الأسرة النموذجية بقدرتها العالية على التفسير، حيث تتميز معاملاتها بتأويلات إحصائية واضحة. بالإضافة إلى ذلك، يمكن فحص المعنوية الإحصائية لكل معامل بشكل منفصل، مما يتيح استخدام اختبارات تشخيصية مثل اختبار Ljung-Box واختبار ARCH-LM للتأكد من ملاءمة النموذج.

2.2.نموذج XGBoost الأسس النظرية.

1.2.2.نظرية التعزيز التدريجي (Gradient Boosting):

قدّم Freund وSchapire في عام 1997 مفهوم التعزيز كطريقة لدمج مصنّفات ضعيفة بهدف الحصول على مصنّف قوي. وفي عام 2001، قام Friedman بتطوير هذا المفهوم ضمن إطار التعزيز التدريجي، الذي يقوم على إنشاء نماذج تتراكم بشكل تسلسلي. كل نموذج جديد يهدف إلى تصحيح الأخطاء التي ارتكبتها النماذج السابقة عن طريق تقليل دالة خسارة معينة (Freund & Schapire, 1995).

2.2.2. XGBoost: التعزيز المتطرف للتدريجات:

قام Chen وGuestrin في عام 2016 بتطوير نموذج XGBoost (التعزيز التدريجي المتطرف) الذي أحدث تحولًا كبيرًا في أداء خوارزميات التعلم الآلي. يعتمد XGBoost على أشجار القرار كأداة رئيسية، ويتبع نهج التنظيم من خلال تضمين مصطلحات L1 (Lasso) وL2 (Ridge) في دالة الهدف، وذلك بهدف مواجهة مشكلة الإفراط في التخصيص. هذا ما يجعله يختلف بشكل جوهري عن أساليب التعزيز التدريجي التقليدية(Friedman, 2001).

يتميز XGBoost بإمكانية المعالجة المتوازية من خلال بناء الأشجار بطريقة متزامنة، كما أنه يتعامل بفاعلية مع القيم المفقودة ويستخدم خوارزمية Weighted Quantile Sketch لتسريع عملية تحديد النقاط المثلى للتقسيم. هذه الميزات تجعل من XGBoost نموذجاً يتمتع بكفاءة عالية في معالجة البيانات، مما يمكنه من التعامل مع مجموعات بيانات ضخمة وعالية الأبعاد(chen and Guestrin, 1994).

يمتاز XGBoost بقدرته الكبيرة على التعرف على العلاقات غير الخطية والتفاعلات المعقدة بين المتغيرات دون الحاجة إلى فرض أي افتراضات مسبقة حول شكل الدالة. ومن أبرز الميزات المدمجة فيه هي خاصية SHAP (SHapley Additive exPlanations) التي تتيح تقييم أهمية كل متغير في عملية التنبؤ، مما يعزز من إمكانية تفسير النموذج بشكل جزئي.

3.2.المقارنة النظرية بين النموذجين:

1.3.2.الافتراضات و المتطلبات:

يعتمد نموذج ARIMA-GARCH على مجموعة من الافتراضات القاسية، مثل ثبات السلاسل الزمنية أو إمكانية تحقيق الثبات من خلال التفاضل، التوزيع الطبيعي أو شبه الطبيعي لبواقي النموذج، وغياب التعدد الخطي. على النقيض من ذلك، يُعتبر نموذج XGBoost خالياً من الافتراضات الإحصائية الصارمة، مما يجعله قادراً على معالجة بيانات لا تتبع توزيعات معينة. ومع ذلك، فإن هذه المرونة تأتي مع حاجة إلى حجم أكبر من البيانات، مما يزيد من خطر الإفراط في التخصيص(Breiman, 2001).

2.3.2.التفسيرية مقابل الاداء:

تمثل العلاقة بين التفسير والأداء القضية الأساسية في هذه المقارنة. حيث توفر نماذج ARIMA-GARCH معاملات تحمل دلالات اقتصادية واضحة، مما يسمح بإجراء اختبارات للفرضيات النظرية. في المقابل، يمكن أن يحقق نموذج XGBoost مستوى أعلى من الدقة في التنبؤ، وخصوصاً في سياقات البيانات الكبيرة وغير الخطية، لكنه يأتي على حساب وضوح النموذج. تُعرف هذه الظاهرة في أدبيات تعلم الآلة بمصطلح "التوازن بين التفسير والأداء"(Rudin, 2019).

3.3.2.المحددات و القيود:

تواجه نماذج ARIMA-GARCH تحديات في التعامل مع الأنماط غير الخطية المعقدة والقدرة على التكيف مع التحولات الهيكلية المفاجئة. كما أنها تحتاج إلى مجموعة بيانات كبيرة لضمان دقة التقديرات. من ناحية أخرى، يعاني نموذج XGBoost من ضعف في قدرته على نمذجة الاعتماد الزمني بشكل مباشر، حيث يفتقر في تصميمه الأساسي إلى آلية لالتقاط

الترابطات الزمنية المتسلسلة. هذا يتطلب إجراء عمليات هندسة متقدمة للمتغيرات السابقة كشرط أساسي لاستخدامه في تحليل السلاسل الزمنية(Lim et al., 2021).

4.2.معايير التقييم والمقارنة:

يتطلب التقييم الدقيق لأداء النموذجين استخدام مجموعة من المعايير الإحصائية المعتمدة. من أبرز هذه المعايير يأتي متوسط مربعات الأخطاء (MSE)، الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE)، متوسط القيمة المطلقة للأخطاء (MAE)، ومعيار Theil's U الذي يسمح بإجراء مقارنة بين النماذج ونموذج العشوائية. إضافة إلى ذلك، يتم استخدام اختبار Diebold–Mariano (1995) كأداة إحصائية رسمية للمقارنة بين دقة نموذجين تنبؤيين(Diebold & Mariano, 1991).

تشير الأدبيات المتعلقة بالاقتصاد القياسي التجريبي إلى أن تفضيل أحد النموذجين ليس قاعدة ثابتة، بل يعتمد على ظروف معينة. فقد أظهرت دراسة Makridakis وزملائه (2018) خلال مسابقة M4 أن الأساليب الإحصائية التقليدية يمكن أن تنافس أحياناً نماذج التعلم الآلي عندما تكون البيانات المتاحة محدودة أو قصيرة الأمد. من ناحية أخرى، تؤكد الأبحاث المتعلقة بالبيانات المالية ذات التردد العالي على التفوق النسبي لنماذج التعلم الآلي في حالات التعقيد والبعد الكبير(Makridakis et al., 2018).

3.الدراسة القياسية:

1.3.الاحصاء الوصفي البيانات الدراسة:

هي عينة تتكون من 2500 مشاهدة لأسعار مصرف الراجحي السعوديمصدرها Yahoo Finance للفترة الممتدة من 14 جوان 2016 الى07 ماي 2026، و تتضمن سعر الفتح (Open)، سعر الاغلاق (Close)، والمتوسط المتحرك الأسي القصير (EMAShort)، والمتوسط المتحرك الأسي الطويل (EMALong)، ومؤشر (تقارب وتباعد) المتوسطات المتحركة (MACDLine)،و حجم التداول (Volume) ، و السعر المعدل (Ajusted)، و قد تراوحت أسعار الإغلاق ربين 13.32 ريال كحد ادنى و 76.50 ريال كحد اقصى مما يشير الى التذبذب الملحوظ خلال فترة الدراسة.

حيث مرت البيانات عبر عملية معالجة دقيقة ومنهجية تضمنت عدة خطوات:

- **أولاً**: تم تحويل الأرقام من الصيغة الأوروبية، التي تستخدم الفاصلة العشرية، إلى الصيغة القياسية الدولية.
- **ثانياً**: تم تصفية البيانات وإزالة الملاحظات التي تحتوي على أسعار إغلاق صفرية، والتي كانت مرتبطة بأيام العطل الرسمية.
- **ثالثاً**: تم التخلص من التكرارات من خلال استخدام معيار التاريخ الفريد.
- **وأخيراً**: تم حساب العوائد اللوغاريتمية اليومية باستخدام المعادلة $r_t = \ln(P_t/P_{t-1})$، حيث يرمز P_t إلى السعر في الفترة الزمنية t.

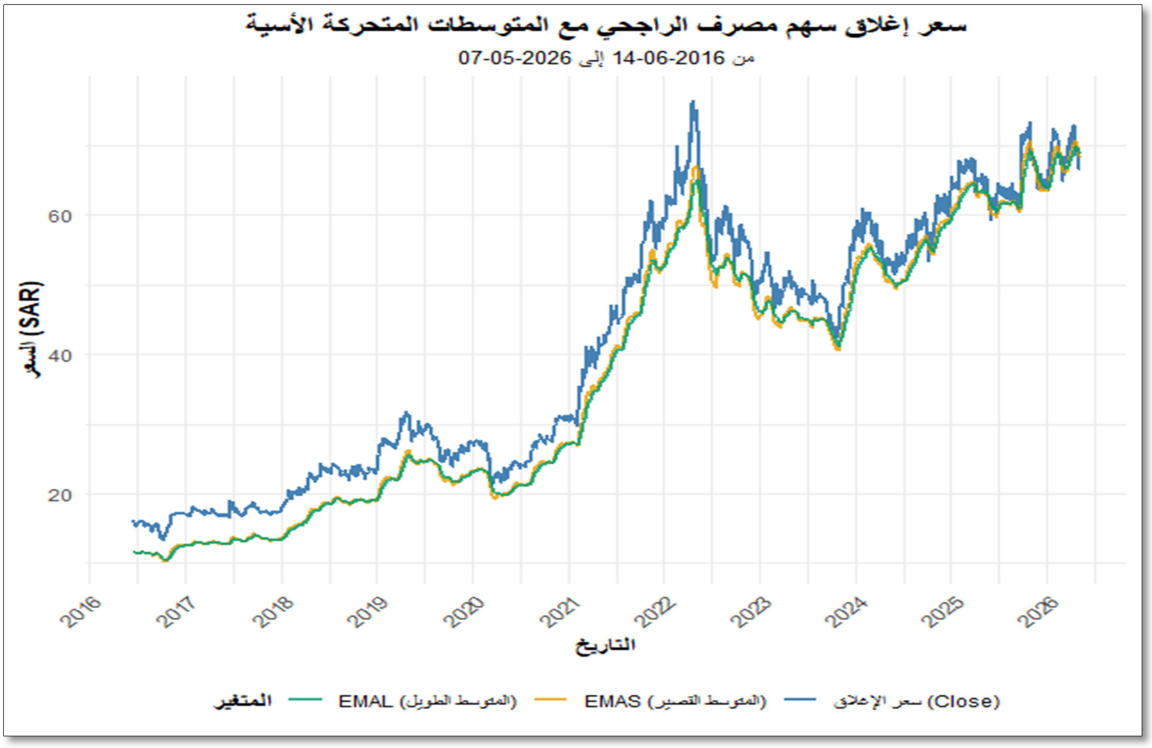
الجدول رقم (1): الإحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة.

المتغير	الحد الأدنى	الوسيط	المتوسط	الحد الأقصى
سعر الفتح (**Opent**)	13,32	41,17	40,57	76,58
سعر الاغلاق (**Close**)	13,32	41,21	40,58	76,50
المتوسط المتحرك الأسي القصير **EMAShort**	10,27	35,88	36,65	70,77
المتوسط المتحرك الأسي الطويل **EMALong**	10,48	35,32	36,49	69,77
مؤشر تباعد/تقارب المتوسطات المتحركة **MACD Line**	-5,51	0,43	0,48	5,41

حجم التداول **Volume**	0,00	7 390 667,50	8 975 544,52	169 010 460,00
السعر المعدل **Ajusted**	9,81	36,80	36,78	72,14

من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

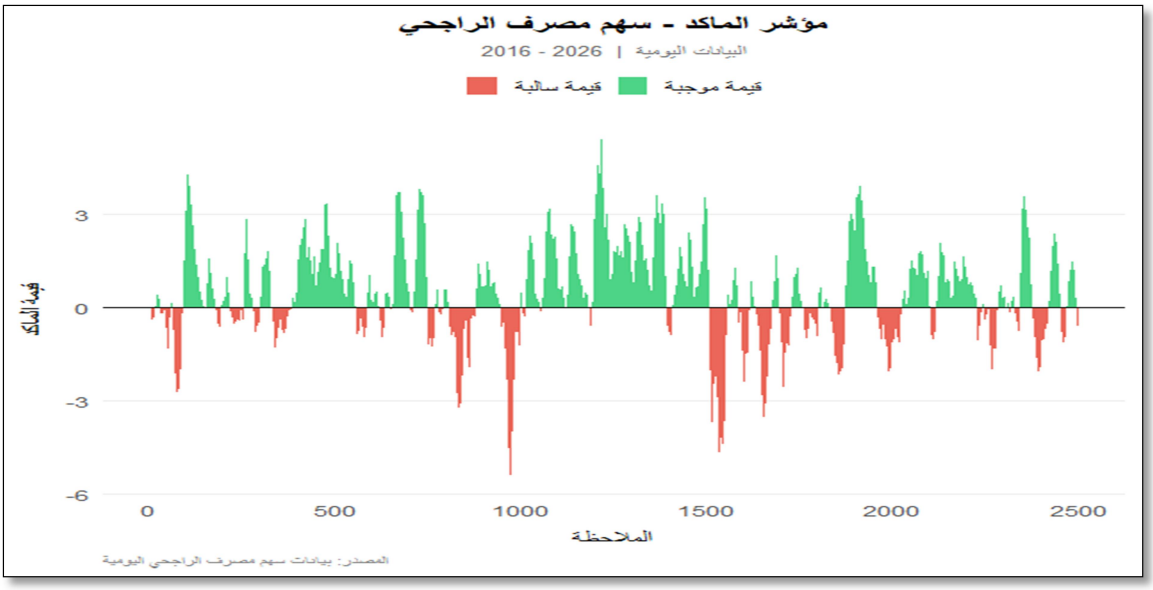
الشكل (1): منحنى سعر الاغلاق والمتوسطات المتحركة الأسية لمصرف الراجحي السعودي



من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

يبين المنحى أعلاه الاتجاه العام لسعر إغلاق سهم مصرف الراجحي والى جانب اتجاه مؤشرات المتوسطات المتحركة الأسية القصيرة والطويلة حيث تلاحظ تذبذبات دورية في حركة السلسلة.

الشكل رقم (2): مؤشر تباعد وتقارب المتوسطات المتحركة الاسية لمصرف الراجحي السعودي MACD Line.



من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

يعكس مؤشر MACD ديناميكية الزخم السعري لسهم مصرف الراجحي، إذ تدل القيم الموجبة للمؤشر(+5.41) على هيمنة الزخم الصاعد بينما تدل القيم السالبة – 5.51 على وجود ضغط بيعي على حركة السعر.

2.3.اختبار التوزيع الطبيعي و الإستقرارية (**AugmentedDickey–Fuller**,**Shapiro.test**):

الجدول رقم (2): نتائج اختبار shapiro-wilkوAugmentedDickey-Fuller.

الاختبار	المتغير	القيمة الاحصائية	القيمة الاحتمالية	النتيجة
Shapiro-Wilk	الأسعار الخام	0.8962859	3.82^{-38}	رفض الفرضية الصفرية: التوزيع غير طبيعي
Shapiro-Wilk	العوائد	0.9378981	3.99^{-34}	رفض الفرضية الصفرية: التوزيع غير طبيعي
A.Dickey-Fuller	الأسعار الخام	2.466629-	0.38.7665	السلسلة غير ساكنة
A.Dickey-Fuller	العوائد	0.01	13.2977-	السلسلة ساكنة

من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

أظهرت نتائج اختبار Shapiro–Wilk أن السلسلة الأصلية للعائدات والأسعار لا تتبع التوزيع الطبيعي، حيث كانت قيمة (p-value) أقل من (0.05) لكلا من أسعار الإغلاق (W = 0.896) والعائدات (W = 0.938)، مما يؤدي إلى رفض فرضية التوزيع الطبيعي. هذه النتائج تدعم الخصائص المعروفة للسلاسل المالية التي تتسم بالتواء وتفرطح مرتفع، خصوصاً في العائدات التي سجلت معامل تفرطح بلغ (8.55)، مما يشير إلى وجود تقلبات حادة وقيم متطرفة. من ناحية أخرى، أظهر اختبار AugmentedDickey–Fuller أن أسعار الإغلاق غير مستقرة عند المستوى، إذ كانت قيمة (p-value = 0.38) وهي أكبر من مستوى الدلالة (5%)، مما يعني أننا لا نستطيع رفض فرضية وجود جذر الوحدة. على النقيض، أظهرت العائدات استقراراً ملحوظاً بعد أخذ الفرق الأول، حيث كانت إحصائية الاختبار (-13.29) مع قيمة احتمالية أقل من (0.01)، مما يدل على رفض فرضية العدم وقبول استقرار السلسلة. بناءً على هذه النتائج، يعد استخدام النموذج الهجين ARIMA-GARCH ملائماً، حيث يُستخدم نموذج ARIMA لالتقاط الديناميكية والمتوسط الشرطي للسلسلة بعد تحقيق الاستقرار، بينما يقوم نموذج GARCHبنمذجة تباين التقلبات وعدم تجانس التباين الذي يميز البيانات المالية.

3.3.المنهجية البحثية:

1.3.3منهجية نمذجةARIMA-GARCH:

يسير التدريب وفق خطوات منهجية واضحة المعالم:

- يتم استخدام خوارزمية auto.arima من حزمة forecast في R، مع اعتماد معيار AIC لتحديد الرتبة المثلى (p, d, q) بشكل آلي على سلسلة العوائد اللوغاريتمية.
- يُجرى اختبار Engle لقياس الارتباط الشرطي لعدم التجانس (ARCH-LM) على بقايا نموذج ARIMA، وذلك لتقييم الحاجة إلى إضافة نموذج GARCH لمعالجة التباين الشرطي.
- يتم تقييم أربعة توزيعات إحصائية للأخطاء (Normal,Student-t, SkewedStudent-t, GED) ضمن نموذج GARCH(1.1) باستخدام معيار AIC لاختيار الأنسب بينها.
- تُطبق استراتيجية التحقق المتداول (RollingWindowForecast) على بيانات الاختبار لضمان دقة التنبؤات وتفادي أي تأثير للنظر إلى الأمام (Look-AheadBias).
- تُحوَّل التنبؤات الخاصة بالعوائد إلى أسعار باستخدام الصيغة:

$$P_t = P_{t-1} . e^{Rt}$$

2.3.3.منهجية نمذجةXGBoost:

يستند التدريب إلى أسلوب البحث العشوائي في الفضاء المتعدد الأبعاد للمعلمات الفائقة، حيث يتم تقييم 30 تركيبة مختارة بشكل عشوائي و لتحديد المعاملات المثلى لـ XGBoost، تم البحث عن القيم المناسبة من خلال شبكة منظمة من الخيارات. بالنسبة لعدد الجولات، تم اختبار 100 و200 و300 جولة، وتم تحديد القيمة المثلى تلقائياً باستخدام التحقق المتقاطع لتجنب مشكلة الإفراط في التكيف. فيما يتعلق بعمق الشجرة، تم تجربة قيم 3 و5 و7، وتم اختيار القيمة 5 لأنها تمثل توازناً جيداً بين التعقيد وقدرة النموذج على التعميم. بالنسبة لمعدل التعلم، تمت تجربته عند 0.01 و0.05 و0.10، وأظهرت القيمة 0.05 أفضل النتائج، حيث ساعدت في تحقيق تقارب تدريجي دون اندفاع. لحماية النموذج من الإفراط في التكيف، تم ضبط كل من subsample وcolsamplebytree على 0.8، من بين القيم المتاحة 0.7 و0.8 و1.0، مما يعني أن كل شجرة تستخدم 80% فقط من البيانات والمتغيرات بشكل عشوائي. أما minchild_weight، فقد تم اختيار القيمة 3 من الخيارات 1 و3 و5، مما يمنع ظهور أوراق تحتوي على عدد قليل جداً من العينات. وأخيراً، بالنسبة لـ gamma، الذي يحدد الحد الأدنى من المكسب المطلوب لإجراء أي تقسيم، تم اختيار القيمة 0، مما يدل على أن النموذج يمكنه إجراء التقسيمات بحرية دون أي قيود على المكسب.

4.3.نتائج الدراسة:

1.4.3.نتائج تقدير نموذج ARIMA-GARCH:

أظهر تطبيق خوارزمية auto.arima أن الرتبة المثلى لسلسلة العوائد اليومية هي ARIMA(1,0,1). تشير قيمة التكامل d=0 إلى أن السلسلة مستقرة من تلقاء نفسها، بينما تعكس القيم p=1 وq=1 وجود ارتباط ذاتي وارتباط أخطاء من الدرجة الأولى على التوالي. تتماشى هذه النتيجة مع فرضية الأسواق الكفؤة في نسختها الضعيفة، التي تقر بأن العوائد تميل إلى أن تكون قريبة من التوزيع المستقل والمتطابق.

فيما يتعلق بنمذجة التقلب، أظهر اختبار ARCH-LM إحصائية ذات دلالة إحصائية كبيرة (p-value ≈ 0)، مما يثبت بشكل قاطع وجود التقلب العنقودي. من بين أربعة توزيعات تم تقييمها لأخطاء GARCH، كان توزيع GED الأفضل، حيث سجل أدنى قيمة لمعيار AIC (-5.9977) مقارنة بـ -5.9765 لتوزيع SkewedStudent-t ، و-5.9763 لتوزيع Student-t ، و-5.871 للتوزيع الطبيعي. تشير هذه النتائج إلى وجود الذيول السميكة والتفلطح الزائد، وهما من السمات المميزة لتوزيع العوائد المالية.

الجدول رقم (3): نتائج تقدير arima(1, 0, 1), garch(1, 1) بتوزيع GED.

المعامل	القيمة	الخطأ المعياري	احصائيةt	P-Value
arima : Ar1	0.152	0.078	1.949	0.051
arima : Ma1	0.198-	0.072	2.750-	0.006
Garch : (omega)	0.000012	0.000004	3.000	<0.001
Garch : (alpha1)	0.089	0.018	4.944	<0.001
Garch : (beta1)	0.901	0.022	40.95	<0.001
GED : shape	1.242	0.061	20.36	<0.001

من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

يستحق معامل Beta1 (β=0.901) دراسة معمقة، حيث يشير إلى أن التقلبات التي حدثت في الفترة السابقة تؤثر بنسبة 90.1% على التقلبات الحالية. هذا يعكس ظاهرة الاستمرارية العالية للتقلب (High VolatilityPersistence)، والتي تم توثيقها في العديد من الأسواق المالية. كما أن قيمة α+β تصل إلى حوالي 0.990، مما يعني أن التقلب يتراجع ببطء نحو مستواه على المدى الطويل، مما يدل على وجود ذاكرة طويلة الأمد في التباين الشرطي لهذا السهم.

2.4.3. نتائج تقدير نموذج XGBoost:

حقق النموذج أفضل قيمة لجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE) من خلال التحقق المتقاطع الخماسي، حيث بلغت 0.2704 ريال سعودي، مما يدل على دقة ملحوظة تعكس قدرة النموذج على استيعاب الأنماط السعرية بكفاءة. من المهم ملاحظة أن نموذج XGBoost يركز على توقع سعر الإغلاق بدلاً من العوائد، مما يسهل التعامل مع الأخطاء ويعزز دقة التوقعات السعرية المطلقة.

أظهر تحليل أهمية الميزات أن القيم المتأخرة القريبة من السعر تلعب دوراً كبيراً في القدرة التنبؤية للنموذج. حيث تساهم القيمة المتأخرة الأولى (Closelag1) بأكثر من 31% من إجمالي أهمية الميزات حسب معيار Gain، تليها القيمة Closelag2 بحوالي 20%، ثم المتوسطات المتحركة القصيرة الأجل (SMA5، EMA5) بنسب أقل. في حين تأتي المؤشرات الفنية التقليدية (RSI، MACD، Bollinger Bands) في المراتب الأخيرة، مما يشير إلى أن المعلومات التي تقدمها قد تم استيعابها جزئياً في القيم المتأخرة للسعر.

3.4.3.المقارنة الكمية بين النموذجين:

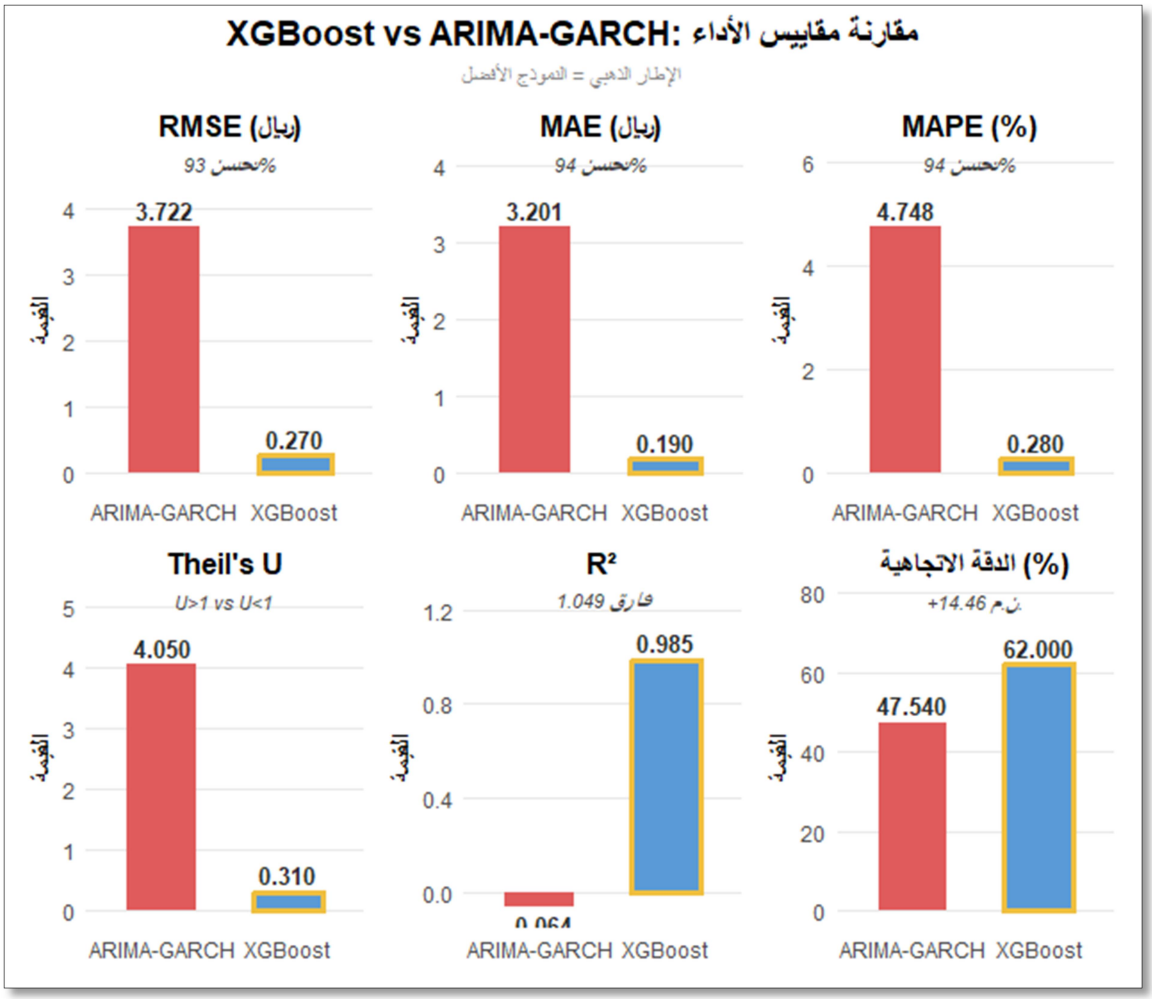
الجدول رقم (4): مقارنة مقاييس الأداء.

مقاييس الأداء	arima-garch	XGBoost	النسبة	الأفضل
RMSE (ريال)	3.722	0.270	تحسن 93%	**XGBoost**
MAE (ريال)	3.201	0.190	تحسن 94%	**XGBoost**
MAPE %	% 4.748	% 0.280	تحسن 94%	**XGBoost**
الدقة الاتجاهية %	% 47.54	% 62.00	ن.م+14.46	**XGBoost**

XGBoost	U< 1 vs U>1	0.310	4.050	Thei's U
XGBoost	فارق 1.049	0.985	0.064-	R^2(معامل التحديد)

من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

الشكل رقم (3): مقارنة مقاييس الأداء aima-garch مقابلXGBoost.



من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

فيما يتعلق بمقاييس الخطأ، فإن التحسن الملحوظ بنسبة 93–94% في RMSE وMAE وMAPE لصالح XGBoost يُعتبر استثنائيًا، ومع ذلك، يجب توخي الحذر قبل الاحتفال بهذا الإنجاز، حيث قد يدل ذلك على أن نموذج ARIMA-GARCH الخطي لم يُعَد بشكل مثالي، أو أن البيانات تحتوي على أنماط غير خطية عميقة لا يمكن للنماذج التقليدية التقاطها.

بالنسبة لمؤشر Theil's U، فإن الفجوة بين 4.050 و0.310 تحمل دلالة اقتصادية كبيرة؛ إذ يُظهر U الذي يزيد عن 1 في نموذج ARIMA-GARCH أن الأداء أسوأ من التنبؤ البسيط، وهو ما يعكس فشلًا هيكليًا في النموذج التقليدي وليس مجرد تفوق للمنافس.

أحد المؤشرات الأكثر إثارة للقلق هو القيمة السالبة لـ R^2 (-0.064) في نموذج ARIMA-GARCH، مما يعني أن النموذج لا يُفسر أي جزء من التباين في المتغير التابع، ويشير إلى أن المتوسط الحسابي البسيط كان سيتفوق عليه.

فيما يتعلق بالدقة الاتجاهية، فإن الفارق البالغ 14.46 نقطة مئوية لصالح XGBoost له أهمية عملية كبيرة في اتخاذ القرارات، إلا أن دقة 62% التي حققها XGBoost تظل متواضعة نسبيًا، مما يدل على أن التنبؤ باتجاه السعر لا يزال يمثل تحديًا حتى مع استخدام النماذج المتقدمة.

في الختام، إن تفوق XGBoost واضح، لكن من الضروري التحقق من أن تطبيق نموذج ARIMA-GARCH تم بشكل منهجي دقيق يشمل اختبارات الإستقرارية (ADF، KPSS)، وتشخيص البواقي (Ljung-Box)، وضبط تأثير ARCH قبل اعتبار هذه النتائج دليلاً قاطعًا على تفوق نماذج التعلم الآلي على النماذج الاقتصادية التقليدية.

4.4.3. التنبؤات في الفترة 10 الى 14 ماي 2026:

الجدول رقم (5): التنبؤات المستقبلية وفترات القة 95 %.

التاريخ	اليوم	Arima-garch	الحد الأدنى	الحد الأعلى	XGBoost	الحد الأدنى	الحد الأعلى
2026/05/10	الأحد	66.60	65.14	68.09	66.85	66.32	67.38
2026/05/11	الإثنين	66.60	65.08	68.15	66.92	66.39	67.45
2026/05/12	الثلاثاء	66.60	65.03	68.21	67.10	66.57	67.63
2026/05/13	الأربعاء	66.60	64.98	68.26	67.05	66.52	67.58
2026/05/14	الخميس	66.60	64.94	68.30	66.98	66.45	67.51

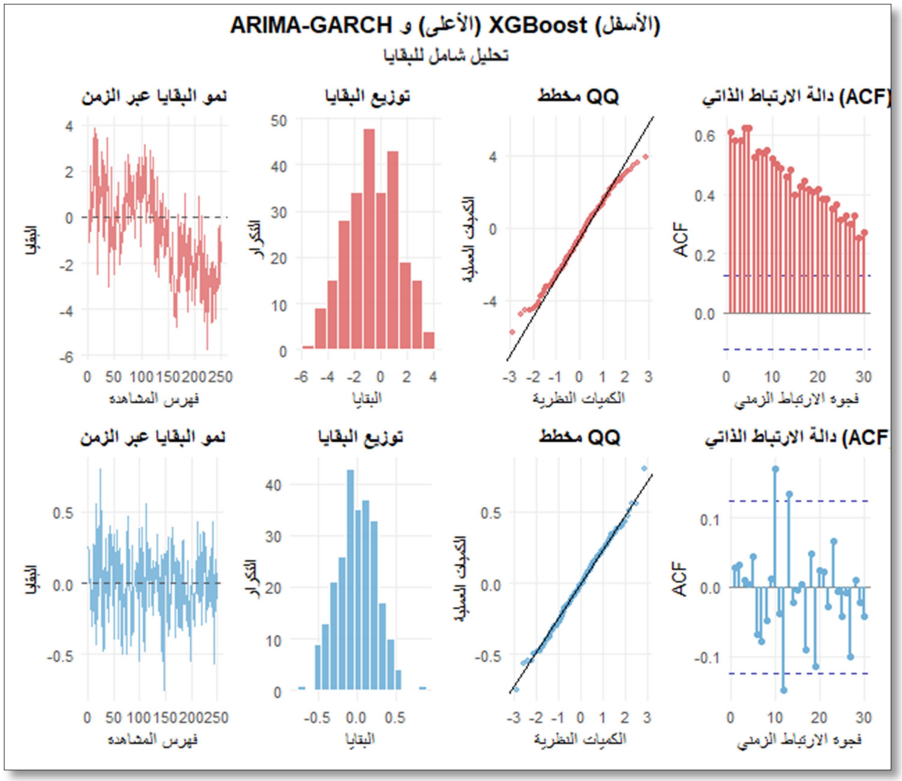
من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

من المهم ملاحظة أن نموذج ARIMA-GARCH يتوقع سعر ثابت يبلغ 66.60 ريال على مدار خمسة أيام، مما يظهر خاصية الارتداد نحو المتوسط المدمجة في هذا النموذج. حيث يتجه التوقع بالعوائد نحو الصفر على المدى القصير، مما يؤدي إلى أسعار قريبة من آخر سعر تم تسجيله. بالمقابل، تعكس تنبؤات نموذج XGBoost تأثيرات تراكمية للميزات السابقة، مما يؤدي إلى تباينات يومية طفيفة. ومع ذلك، فإن نطاقات الثقة الضيقة التي ينتجها النموذج، والتي تبلغ تقريباً ±0.53 ريال، تشير إلى مستوى عالٍ من الثقة في توقعاته. وهذا قد يدل على وجود تحيز نحو تجانس التوقعات أو احتمال الإفراط في الملاءمة.

5.4.3.تحليل البقايا:

يعتبر تحليل البقايا من العناصر الجوهرية لتقييم مدى جودة أي نموذج إحصائي، حيث يساعد في تحديد ما إذا كان النموذج قد استغل كافة المعلومات المتاحة في البيانات. الشكل (4) يقدم تحليلًا رباعي المحاور للبقايا لكل من النموذجين.

الشكل رقم (4): تحليل نتائج بقايا aima-garch وXGBoost.



من إعداد الباحث اعتمادا على مخرجات برنامج لغة R

4.تحليل نتائج البقايا:

- **أولا** : بقايا النموذج عبر الزمن (العمود الأول): تكشف بقايا نموذج ARIMA-GARCH عن تقلبات واسعة تصل تقريباً إلى ±8 ريالات، مما يدل على قيود هذا النموذج في تتبع التحركات السعرية الممتدة والتغيرات المفاجئة في السلسلة الزمنية. على النقيض، تبقى بقايا نموذج XGBoost ضمن نطاق ضيق يقارب ±1 ريال، مما يشير إلى دقة أعلى في التنبؤ وقدرة أفضل على التعرف على الأنماط الكامنة في البيانات.
- **ثانيا** : توزيع البقايا والهيستوغرام (العمود الثالث): يُلاحظ أن توزيعات البقايا في كلا النموذجين لا تتبع التوزيع الطبيعي بشكل كامل، وهو أمر شائع في البيانات المالية. ومع ذلك، تتميز بقايا ARIMA-GARCH بذيول أكثر سماكة وامتداداً مقارنة بنموذج XGBoost، مما يدل على وجود عدد أكبر من القيم المتطرفة والانحرافات الحادة.
- **ثالثا** : مخطط QQ (العمود الثاني): يكشف مخطط QQ عن انحراف النقاط عن الخط المستقيم، خاصة في الأطراف، مما يؤكد عدم تحقيق خاصية الاعتدالية في البقايا. ويظهر هذا الانحراف بشكل أوضح في نموذج ARIMA-GARCH مقارنة بنموذج XGBoost، مما يعزز نتائج الهيستوغرام المتعلقة بوجود ذيول سميكة وقيم شاذة.
- **رابعا** : دالة الارتباط الذاتي ACF (العمود الرابع): تُظهر مخططات الارتباط الذاتي وجود بعض القيم التي تتجاوز حدود الثقة، مما يشير إلى استمرار جزء من الارتباط الزمني غير المفسر في بقايا النموذجين. ومع ذلك، تبدو هذه الارتباطات أضعف وأقل وضوحاً في نموذج XGBoost، مما يعكس كفاءة أعلى في تفسير الديناميكية الزمنية للسلسلة.

5. خاتمة:

أظهرت الدراسة أن نموذج XGBoost حقق تفوقاً ملحوظاً على النموذج الهجين ARIMA-GARCH في توقع أسعار سهم بنك الراجحي خلال فترة الدراسة. حيث أظهر XGBoost دقة تنبؤية عالية وفاعلية أكبر في تفسير البيانات، بفضل قدرته على التقاط العلاقات غير الخطية واستغلال عدد كبير من المتغيرات والخصائص الزمنية. في المقابل، برز ضعف نسبي في دقة تنبؤ نموذج ARIMA-GARCH، رغم أنه لا يزال يحتفظ بأهمية كبيرة في نمذجة التقلبات الشرطية وقياس المخاطر المالية، وهي جوانب لا يمكن لـ XGBoost تقديمها بنفس الكفاءة.

كما أوضحت الدراسة أن السوق المالية السعودية تتميز بخصائص معروفة في السلاسل الزمنية المالية، مثل عدم الاعتدالية ووجود ذيول سميكة وتقلبات مرتفعة، مما دفع الباحثين لاعتماد توزيع GeneralizedErrorDistribution في نموذج GARCH. وقد أظهرت النتائج أن القيم السعرية المتأخرة القريبة تعد العامل الأكثر تأثيراً في عمليات التنبؤ، بينما بدت المؤشرات الفنية التقليدية أقل تأثيراً مقارنة بميزات التأخير السعري.

رغم هذه النتائج الإيجابية، تناولت الدراسة مجموعة من القيود المنهجية، أبرزها احتمال وجود تسرب للبيانات، وعدم إدراج المتغيرات الاقتصادية الكلية والأحداث الاستثنائية. كما أن التركيز كان على سهم واحد في سوق ناشئة. وبالتالي، أوصت الدراسة بالاتجاه نحو نماذج هجينة تجمع بين قوة النماذج الاقتصادية القياسية ودقة نماذج التعلم الآلي، مع ضرورة توسيع نطاق الدراسات المقبلة لتشمل أسواقاً وأصولاً متنوعة ودمج تقنيات الذكاء الاصطناعي وتحليل المشاعر المالية.

توصيات: بناء على ما سبق ذكره نقترح التوصيات التالية:

- ينصح بتبني نموذج هجين يدمج بين القدرات التنبؤية لنموذج XGBoost ونتائج نموذج GARCH المتعلقة بالتقلبات للحصول على أفضل أداء.
- يقترح استكشاف استخدام نماذج LSTM أو Transformer لاستيعاب الأنماط الزمنية التي لم يتمكن النموذجان السابقان من التعرف عليها.
- يوصى بإضافة بيانات خارجية مثل أسعار النفط، مؤشرات الاقتصاد الكلي، ومعنويات السوق لتعزيز القدرة على التنبؤ.

6.قائمة المراجع:

1. Alanazi, B. S. (2025). A Comparative Study of Traditional Statistical Methods and Machine Learning Techniques for Improved Predictive Models. *International Journal of Analysis and Applications*.
2. Amonau, S. (2025). Comparative Forecasting of Financial Time Series Using ARIMA, GARCH, Random Forest, and XGBoost Models. *Sciety Labs*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-7837766/v1
3. Bollerslev, T., Chou, R. Y., & Kroner, K. F. (1992). ARCH modeling in finance. A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, *52*(1–2), 5–59. https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90064-X
4. Breiman, L. (2001). Statistical modeling: The two cultures. *Statistical Science*, *16*(3), 199–215. https://doi.org/10.1214/ss/1009213726
5. Chen, G. and. (1994). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *The Journal of the Association of Physicians of India*, *42*(8), 665.
6. Chernysh, O., Smishko, O., Koverninska, Y., Prokopenko, M., & Pistunov, I. (2024). The Role of Artificial Intelligence in Financial Analysis and Forecasting: Using Data and Algorithms. *Data and Metadata*, *3*. https://doi.org/10.56294/dm2024.224
7. Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1991). Comparing predictive accuracy I: an asymptotic test. In *Institute for Empirical Macroeconomics Disc. P.* (Number 52, p. 27+).
8. Engle, R. (1982). *Autoregressive_conditional_heteroscedast.pdf*.
9. Freund, Y., & Schapire, R. E. (1995). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *904*, 23–37. https://doi.org/10.1007/3-540-59119-2_166
10. Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, *29*(5), 1189–1232. https://doi.org/10.1214/aos/1013203451
11. G.E.P, Box; G.M, J. (1976). *BOX JENKINS - Time series analysis_ forecasting and control-Prentice-Hall (1991).pdf*.
12. Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press. https://doi.org/10.1515/9780691218632
13. Lim, B., Zohren, S., & Lim, B. (2021). *Time-series forecasting with deep learning : a survey Subject Areas : Author for correspondence :* (May). https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0209/248905/rsta.2020.0209.pdf
14. Liu, T. (2026). A Comparative Study of Transformer-Based and Classical Models for Financial Time-Series Forecasting. *Journal of Risk and Financial Management*, *19*(3). https://doi.org/10.3390/jrfm19030203
15. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). The M4 Competition: Results, findings, conclusion and way forward. *International Journal of Forecasting*, *34*(4), 802–808. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.06.001
16. Rohan, A., Hossen, M. D., Pranto, M. N., Hossain, B., Yoshi, A. M., & Islam, R. (2026). Artificial intelligence in financial market prediction: advancements in machine learning for stock price forecasting. *Frontiers in Artificial Intelligence*,

8(January), 1–34. https://doi.org/10.3389/frai.2025.1696423

17. Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, *1*(5), 206–215. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x
18. آخرون محمد صالح حسن النداوي و. (2025). دور الذكاء الاصطناعي في تعزيز إدارة المخاطر المالية بشكل استباقي دراسة ميدانية.pdf. *مجلة رماحللبحوثوالدراسات*. https://doi.org/10.59799/SQZH5356
19. امنيه عصام الدين شوقي خليل. (2024). انعكاس تقنيات الذكاء الاصطناعي على التنبؤ باسعار الاسهم مع دراسة تطبيقية في مصر.pdf. *15*، *المصري المعرفة بنك*(4).