التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج تعزيز التدرج

د.فادي بطمان[1] د.أيهم الحميد[2] عبد الله حمد[3]

الملخص:

هدف هذا البحث إلى التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج تعزيز التدرج وتحديداً نموذج تعزيز التدرج ونموذج تعزيز التدرج الأقصى خلال الفترة من 2019/1/6 وحتى 2024/12/5. لتحقيق ذلك تم احتساب العائد عن فترة الاحتفاظ، وبالنسبة للسمات فقد تم الاعتماد على القيم السابقة لعوائد المؤشر والمؤشرات الفنية. وبعد تنظيف البيانات تم تقسيم البيانات إلى بيانات تدريب وبيانات اختبار. وتوصلت الدراسة إلى مجموعة من النتائج أهمها:1 يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج ونموذج تعزيز التدرج الأقصى إذ تمثل ذلك بقيم منخفضة لمؤشرات قياس دقة التنبؤ. 2-تختلف أهمية السمات بين النموذجين.3 – حقق النموذجان أداءً متقارباً.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، تعزيز التدرج، تعزيز التدرج الأقصى، مؤشر السوق المالي.

[1] مدرس، قسم الاقتصاد، كلية الاقتصاد، جامعة حماه.

[2] مدرس، قسم الاقتصاد، كلية الاقتصاد، جامعة حماه.

[3] طالب ماجستير، قسم الاقتصاد، كلية الاقتصاد، جامعة حماه.

Forecasting DSE Index Returns Using Gradient Boosting Models

Abdullah Hamad[3] Dr.Fadi Buttman[1] Dr.Ayham Al-Hammed[2]

Abstract

The aim of this research is to predict DSE index returns using gradient boosting models, namely the Gradient Boosting model and the Extreme Gradient Boosting model during the period from6/1/2019 to5/12/2024.To achieve this,the holding period return was calculated and the features of both models using the previous values of index returns and technical indicators.After data cleaning the data was divided into training and test sets.the study reached a set of results,the most important of which are:1-both gradient boosting and extreme gradient boosting can be used to predict the returns of the DSE index as represented by low values of the indicators measuring prediction accuracy.2-the importances of features differs between models.3-the two models achieve similar performance

keyWords: Forecasting, Gradient Boosting, XGboost, Stock Index.

[1] Lecturer,Department of Economics,Faculity of Economics,Hama University
[2] Lecturer,Department of Economics,Faculity of Economics,Hama University
[3] master student,Department of Economics,Faculity of Economics,Hama University

1.المقدمة:

تؤدي الأسواق المالية دوراً محوريا في دفع عجلة التنمية الاقتصادية بوصفها الوسيلة التي تؤمن التقاء عرض الأصول المالية بالطلب عليها(Fabozzi,et,al,2010,p5).

وعادةً ما يتم اتخاذ القرارات في السوق المالي اعتمادا على المعلومات. ونظرا لصعوبة جمع المعلومات وكونها تستهلك الكثير من الوقت والجهد لذا يلجأ المستثمرون إلى مؤشر السوق المالي بوصفه مقياسا لأداء السوق ككل (Mcmilan,M.G.,et,al,2011,p73).

ويحظى العائد من الاستثمار باهتمام المستثمرين، فهو أحد معايير المفاضلة بين البدائل الاستثمارية المختلفة بوصفه مقابل عملية الاستثمار (Jordan,B.D.,et,al,2018,p2.).

إن التنبؤ في السوق المالي يغدو أمرا صعبا نظرا لتأثر السوق بالعديد من العوامل كالعوامل الاقتصادية والسياسية، وهذا يكسبه صفة غير خطية(Gocken,M.,et,al,2016,p32) .وعلى الرغم من أهمية التنبؤ بمؤشر السوق المالي بالنسبة للمستثمرين إلا أنه يصبح صعباً للغاية نظرا لما يتميز به من خصائص كثافة البيانات، الضوضاء، عدم الاستقرارية، و الدرجة العالية من عدم اليقين المرتبطة به(Qui,M.&Song,Y.,2016,p2).

2.مشكلة البحث:

لدى مراجعة أدبيات التنبؤ في السوق المالي يلاحظ استخدام تقنيات مختلفة للتنبؤ في السوق المالي ومن هذه التقنيات نماذج تعلم الآلة ومن هذه النماذج نموذج تعزيز التدرج الأقصى والذي يعد نسخة محسنة من تعزيز التدرج. لذا جاءت هذه الدراسة للتنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج الأقصى والمقارنة مع نموذج تعزيز التدرج.

بناء على ما سبق يمكن تلخيص مشكلة البحث بالسؤالين الآتيين:

-هل يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج؟

- هل يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج الأقصى؟

3.أهداف البحث وأهميته:

3.1. أهداف البحث: يسعى البحث إلى تحقيق الأهداف الآتية:

-التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج.

- التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج الأقصى.

3.2. أهمية البحث

تنقسم أهمية البحث إلى:

-أهمية علمية:

تؤدي الأهمية العلمية من كون هذا البحث امتداداً لسلسلة البحوث التي استخدمت تقنيات تعلم الآلة للتنبؤ بمؤشر السوق المالي وتحديداً خوارزمية تعزيز التدرج وتعزيز التدرج الأقصى.

-أهمية عملية:

تؤدي الأهمية العملية للبحث من كونه يوفر إمكانية للتحقق من مدى فاعلية تقنيات التنبؤ قيد الدراسة مما يساعد المستثمرين في ترشيد قراراتهم الاستثمارية ودفعها نحو الاتجاه الصحيح.

4. فرضيات البحث: تحقيقا لأهداف البحث تم صياغة الفرضيتين الآتيتين:

الفرضية الأولى: اعتماداً على مؤشر الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء فإنه لا يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج لليوم التالي.

الفرضية الثانية: اعتماداً على مؤشر الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء فإنه لا يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج الأقصى لليوم التالي.

5. منهجية البحث:

لدراسة مشكلة البحث وللإجابة على أسئلته تم اتباع المنهج الوصفي، إضافة إلى جمع البيانات باستخدام برنامجMS_excel 2019 والتنبؤ باستخدام لغة برمجة python.

6. حدود البحث:

يمكن تقسيم حدود البحث إلى زمانية ومكانية وفق الاتي:

-الحدود المكانية: سوق دمشق للأوراق المالية.

-الحدود الزمانية: تمت الدراسة التطبيقية بالاعتماد على أسعار الإغلاق اليومية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية حلال الفترة من 2019/1/6 وحتى 2024/12/5 بواقع مشاهدات يومية على طول الفترة المدروسة.

7. مصادر جمع البيانات:

بالنسبة لمصادر جمع البيانات فقد تم الحصول عليها من الموقع الرسمي لسوق دمشق للأوراق المالية.

8. محددات البحث:

يتطلب بيان قدرة النماذج محل الدراسة أمثلة معلماتها نظرا لأن ذلك يترافق مع زيادة دقة هذه النماذج، ومن ثم فإن استخدام النماذج بالمعلمات الافتراضية يترافق عادةً مع وجود حالة من الافراط في التكيف.

9. الدراسات السابقة:

أولا دراسات استهدفت التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية:

-دراسة (الحميد، أيهم، نقار، عثمان وخلف ،أسمهان،2019) بعنوان(التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج ARIMA_ARCH والشبكات العصبونية الاصطناعية(دراسة مقارنة):

هدفت الدراسة إلى تقييم قدرة نماذج ARIMA_ARCH والشبكات العصبونية الاصطناعية للتنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، وتم تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية وبناء نماذج ARIMA_ARCH خلال الفترة من2018/1/1 وحتى 2019/8/18 وخصصت الفترة من 2019/8/19 وحتى 2019/9/19 للتنبؤ. وتم تحديد معاملات الشبكة باستخدام قاعدة التجربة والخطأ، ومن أهم النتائج التي تم التوصل إليها أن أنسب نموذج للتنبؤ بمؤشر سوق دمشق من نماذج ARIMA_ARCH هو ARIMA(1,1,1) و ARCH(1) وأنه لا يمكن الاعتماد على نماذج ARIMA_ARCH للتنبؤ باتجاه مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية بينما يمكن الاعتماد على الشبكات العصبونية الاصطناعية.

ثانيا دراسات استهدفت التنبؤ في السوق المالي باستخدام خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى

-دراسة .(2024Uhunmwangho,O.P) بعنوان

,Comparing XGBoost and LSTM Models for Prediction of Microsoft Corp Stock Price Direction*s*

هدفت الدراسة إلى تطبيق خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى للتنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لسهم شركة Microsoft وباستخدام عدد من المؤشرات الفنية كسمات خلال الفترة من2000/1/1 وحتى 2023/12/31 وقياس دقة التنبؤ باستخدام نسبة الدقة في الاتجاه وقام بمقارنة دقة النتائج مع خوارزمية الذاكرة الطويلة–القصيرة المدى،وتوصلت الدراسة إلى أن خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى حققت دقة في الاتجاه أعلى من خوارزمية الذاكرة الطويلة–القصيرة المدى ولدى إجراء اختبار مان–ويتني تبين وجود فروق ذات دلالة إحصائية بين الخوارزميتين وأن خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى هي الخوارزمية الأفضل.

–دراسة (روابة، محمد2024) بعنوان

استخدام خوارزمية XGBoost للتنبؤ بأسعار الإغلاق لسهم شركة Apple

استهدفت الدراسة التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لأسعار إغلاق سهم شركة Apple خلال الفترة 2020/1/2وحتى2024/7/11 باستخدام خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى بعد أمثلة معلماتها وباستخدام عدد من المؤشرات الفنية كسمات. وتوصلت الدراسة إلى إمكانية الاعتماد على الخوارزمية حيث قدمت تنبؤات بأخطاء تنبؤ قليلة نسبياً وبعد حساب أهمية السمات تبين أن كلاً من مؤشر القوة النسبية والتقاء وافتراق المتوسطات المتحركة من أهم السمات المستخدمة في عملية التنبؤ.

–دراسة(2023Toochaei,M.R.&Moeini,F)

Evaluating the Performance of Ensemble Classifiers in Stock Returns Prediction Using Effective Features

قام الباحثون بتقديم دراسة للتنبؤ بعوائد الأسهم المدرجة في بورصة طهران خلال الفترة 2005–2020 باستخدام 14 خوارزمية تعلم تجميعية بعضها تعتمد على التعزيز وبعضها تعتمد على التمهيد ومن ثم قاما بتقديم طريقة لاختيار السمات تعتمد على الفلترة والتصويت.وتوصلت الدراسة إلى أن خوارزميات التعزيز حققت أداءً أفضل من خوارزميات التمهيد ومن بين خوارزميات التعزيز حققت خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى أفضل أداء

-دراسة(2022Wu,et.al) بعنوان:

Short Term Return Prediction Of Cryptocurrencies Based on Xgboost Algorithm

وفي هذه الدراسة تم استخدام خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى بعد أمثلة معلماتها باستخدام البحث الشبكي للتنبؤ بالعوائد قصيرة الأجل ل14 عملة مشفرة وتقييم دقة التنبؤ باستخدام معامل ارتباط بيرسون

ومقارنة النتائج مع شعاع الدعم الآلي والانحدار الخطي وتعزيز التدرج.وتوصلت الدراسة إلى تحقيق التنبؤ الذي تم الحصول عليه باستخدام خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى أداءً أفضل من أداء بقية النماذج محل المقارنة.

-دراسة (2021Jadhav,S.,et.al) بعنوان

Extreme Gradient Boosting For Predicting Stock Price Direction In Context of Indian Equity Market

تم في هذه الدراسة استخدام خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى للتنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لأسهم شركات مؤشر NIFTY50 خلال الفترة2001/1-2020/12 باستخدام عدد من المؤشرات الفنية وتم قياس أداء النموذج باستخدام عدد من مقاييس الدقة،ثم تمت مقارنة الأداء مع عدد من الخوارزميات وهي: شعاع الدعم الآلي،الانحدار اللوجستي،نموذج الذاكرة-الطويلة-القصيرة المدى،أشجار القرار،الغابات العشوائية،أقرب جار ،وتوصلت الدراسة إلى تحقيق خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى أداءً أفضل من جميع الخوارزميات قيد المقارنة وفق جميع مقاييس الأداء المستخدمة.

9.1.التعقيب على الدراسات السابقة

من خلال مراجعة الدراسات السابقة يلاحظ أن الدراسات السابقة استخدمت تقنيات مختلفة للتنبؤ في السوق المالي في أسواق مختلفة،وتختلف هذه الدراسة عن الدراسات السابقة في كونها تسعى للتنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى ومقارنتها مع خوارزمية تعزيز التدرج.

10.أدبيات الدراسة:

يتطلب التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية العرض النظري والرياضي لكل من خوارزمية تعزيز التدرج وخوارزمية تعزيز التدرج الأقصى وفق الآتي:

10.1.تمهيد

يُعد التعزيز أحد فروع نماذج تعلم الآلة التجميعية ويقوم على افتراض توفر خوارزمية تعلم أساسية والهدف من التعزيز هو تحسين أداء خوارزمية التعلم الأساسية من خلال استدعاء الخوارزمية الأساسية مراتٍ عدة، حيث تقدم الخوارزمية في كل مرة أو في كل تكرار ما يعرف بفرضية التعلم الضعيفة والتي يفترض أن تقدم أداءً ضعيفاً ولكنه أفضل بقليل التخمين العشوائي، ولتحقيق الهدف من عملية التعزيز وهو رفع أداء خوارزمية التعلم الأساسية يتم تدريب الخوارزمية في كل مرة على بيانات مختلفة، حيث تشكل عملية اختيار بيانات التدريب أحد الخطوات الرئيسة لعملية التعزيز، وقد عرفها Schapire و

Freuend بأنها:"طريقة عامة وفعالة لإنتاج قاعدة تنبؤ دقيقة للغاية من خلال الجمع بين قواعد عامة غير دقيقة إلى حدٍ ما.(Freuend&Schapire,2012,p2-5).

كما تستخدم طرق الأمثلة التي تعتمد على التدرج مشتقات دالة الهدف لحل مشاكل الأمثلة غير الخطية ويساعد اتجاه التدرج في توجيه عملية البحث من خلال التحرك خطوة باتجاه التدرج الموجب أو السالب لدالة الهدف في التكرار الحالي(Sun,et,al,2012,p3).

10.2.**خوارزمية تعزيز التدرج**(Friedman,2001):

قدمFreidman خوارزمية تعزيز تعتمد على التدرج ويمكن تلخيص خطواتها كما يأتي:

وبفرض أن التنبؤ النهائي لنموذج التعزيز التجميعي يعطى وفق الصيغة:

$$F(x:\{\beta_m, a_m\}_1^M) = \sum_{m=1}^{M} \beta_m h(x: a_m) \quad (1)$$

حيث:β_m :معامل يحدد أهمية المتعلم الضعيف،$h(x: a)$:المتعلم الضعيف الذي يأخذ x كمدخلات ويأخذ a كمعلمات

وفي كل تكرار من تكرارات التعزيز يجري تدريب متعلم ضعيف لتخفيض دالة الخسارة وفق الصيغة:

$$(\beta_m, a_m) = \arg\min \sum_{i=1}^{N} l\,(y_i, F_{m-1}(x_i) + \beta h(x_i: a) \quad (2)$$

وعادةً ما تبدأ الخوارزمية بتنبؤ ابتدائي بقيمة ثابتة تخفض دالة الخسارة ويعطى وفق الصيغة:

$$F_0(x) = \arg\min \sum_{i=1}^{N} l(y_i, \gamma) \quad (3)$$

ومن ثم من أجل عدد من التكرارات M يتم حساب البواقي وفق الصيغة

$$\widehat{y_{im}} = -\left[\frac{\partial L(yi, F_{m-1}(x_i))}{\partial F_{m-1}(x_i)}\right] \quad (4)$$

حيث:$\widehat{y_{im}}$ البواقي

والبواقي في هذه الصيغة هي الإشارة السالبة للتدرج وهو المشتق الجزئي من الدرجة الأولى لدالة الخسارة وتشير الإشارة السالبة إلى اتجاه الحركة.

وفي المرحلة التالية يجري تدريب متعلم ضعيف على البواقي باستخدام طريقة المربعات الصغرى ومن ثم حساب قيمةa_m وفق الصيغة:

$$a_m = \arg min \sum_{i=1}^{N} [\widehat{y_{lm}} - \rho h(x_i: a]^2 \quad (5)$$

حيث:ρ خطوة التحرك على خط البحث

وبعد حساب قيمةa_m فإن قيمة β_m للمتعلم الضعيف $h(x: a_m)$ تعطى وفق الصيغة

$$\beta_m = \arg\min \sum_{i=1}^{N} l\left(\left(y_i, F_{m-1}(x_i) + \beta h(x_i: a_m)\right)\right) \quad (6)$$

ومن ثم يتم تحديث التنبؤ وفق الصيغة:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \beta_m h(x: a_m) \quad (7)$$

حيث:$F_{m-1}(x)$:التنبؤ التجميعي حتى تكرار التعزيز $m-1$

10.3.خوارزمية أشجار قرارات تعزيز التدرج(Friedman,2002)

وتجدر الإشارة إلى تقديم Friedman خوارزمية أخرى تستخدم في حال كان نموذج التعلم الضعيف شجرة انحدار وفق الخطوات الآتية:

–تقسيم شعاع المدخلاتX إلى عدد من المناطق الطرفية وفي كل منطقة يجري التنبؤ بقيمة ثابتة هي متوسط البواقي وفق الصيغة:

$$h(x: \{R_{lm}\}_1^L) = \sum_{l=1}^{L} \overline{y_{lm}}\, 1(x \in R_{lm}) \quad (8)$$

ويمكن كتابة الصيغة السابقة كما يأتي

$$\gamma_{lm} = \arg\min \sum_{x \in R_{lm}} L(y_i, F_{m-1}(x_i) + \gamma) \quad (9)$$

حيث يتم تحديد قيمةγ من خلال اشتقاق دالة الخسارة

ويتم تحديث التنبؤ في كل منطقة باستخدام الصيغة:

$$Fm(x) = F_{m-1}(x) + \nu * \gamma_{lm}\, 1(\, x \in Rlm) \quad (10)$$

حيث:Rlm تعبر عن مجموعة أمثلة التدريب التي تنتمي للعقدةl وتكرار التعزيز m،ν :معلمة انكماش تحدد معدل التعلم

10.4.خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى(Chen&gustern,2016)

حاول Chen&Guestrn تقديم خوارزمية تتلافى نقاط الضعف في خوارزمية تعزيز التدرج من خلال تقديم خوارزمية التدرج الأقصى التي تتميز بما يأتي:

_الخوارزمية قابلة للتوسيع مما يجعلها خياراً مناسباً لحل المشكلات المعقدة_تعد خياراً مناسباً لحل مشكلة الإفراط في التكيف فهي تحوي العديد من التقنيات التي تحفف من مشكلة الإفراط في التكيف_تتميز بالسرعة.

ويُمكن التعبير عن نموذج تعزيز التدرج الأقصى بوصفه نموذج تعزيز يتكون من مجموعة من الدوال أو أشجار الانحدار K،ومن ثم فإن التنبؤ النهائي لمثال التدريب $i-th$ يُعطى وفق الصيغة الآتية:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^{K} f_k(x_i), f_k \in F \quad (11)$$

حيث: $\hat{y}_i$:التنبؤ النهائي لمثال التدريب $i-th$، f_k:شجرة الانحدار $k-th$، $f_k(x_i)$:التنبؤ لمثال التدريب $i-th$ باستخدام شجرة الانحدار $k-th$، F:فضاء يحتوي جميع أشجار الانحدار أو الدوال.

ومن ثم يمكن التعبير عن كل شجرة انحدار بواسطة شعاع أوزان العقد الطرفية ω وهيكلية الشجرة q وهي دالة تربط مثال التدريب بمؤشر العقدة الطرفية وذلك وفق الصيغة الآتية:

$$f(x) = \omega_{q(x)}, (q: R^m \to T, \omega \in R^T) \quad (12)$$

حيث: m:السمات، T:عدد العقد الطرفية

ولكل مثال من أمثلة التدريب يتم استخدام قاعدة اتخاذ القرار لتصنيف الأمثلة إلى العقد الطرفية التي تنتمي إليها ومن ثم فإن التنبؤ النهائي هو مجموع أوزان العقد الطرفية.

ومن أجل تدريب أشجار الانحدار يجب تخفيض دالة الهدف في نموذج تعزيز التدرج الأقصى والتي تتكون من جزأين،دالة الخسارة وجزء تنظيمي، وهذا الجزء يضيف بنية للأوزان النهائية للحد من مشكلة الإفراط في التكيف.

وتعطى دالة الهدف وفق الصيغة الآتية

$$L = \sum l(\hat{y}_i, y_i) + \sum \Omega(f_k) \quad (13)$$

حيث: $\hat{y}_i$:القيمة المتنبأ بها، y_i:القيمة الفعلية، l:دالة الخسارة التي تقيس الفرق بين القيمة الفعلية والقيمة التنبؤية، $\Omega(F)$:الجزء التنظيمي من دالة الهدف ويعطى بالصيغة:

$$\Omega(f) = \gamma T + 1/2\lambda\|\omega\|^2 \quad (14)$$

حيث: γ:معلمة تنظيم، λ:معلمة تنظيم

إن النموذج التجميعي يحتوي على دوال كبارامترات لذا يتم تدريب النموذج بإضافة دالة f_t في كل تكرار لتخفيض دالة الهدف التي تُعطى وفق الصيغة:

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} l(y_i, \hat{y_i}^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) \quad (15)$$

حيث: $\hat{y_i}^{t}$:التنبؤ لمثال التدريب $i-th$ في التكرار $t-th$، $\hat{y_i}^{(t-1)}$: التنبؤ لمثال التدريب $i-th$ في التكرار $t-1$، n:عدد أمثلة التدريب

وباستخدام تقريب تايلور من الدرجة الثانية تصبح دالة الهدف وفق الصيغة الآتية:

$$L^{(t)} \cong \sum_{i=1}^{n} \left[l(y_i, \hat{y}^{(t-1)} + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i {f_t}^2(x_i) \right] + \Omega(f_t) (16)$$

حيث: g_i:المشتق الجزئي من الدرجة الأولى لدالة الخسارة لمثال التدريب $i-th$، h_i:المشتق الجزئي من الدرجة الثانية لدالة الخسارة ويعطيان وفق الصيغ الآتية:

$$g_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}) \quad (17)$$

$$h_i = \partial^2_{\hat{y}^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}^{(t-1)}) \quad (18)$$

وبعد إزالة الجزء الثابت تصبح دالة الهدف:

$$L^{(t)} \cong \sum_{i=1}^{n} \left[g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i {f_t}^2(x_i) \right] + \Omega(f_t) \quad (19)$$

وبفرض I_j أمثلة التدريب التي تنتمي للعقدة الطرفية j بحيث:

$$i_j = \{ i | q_{(xi)} = j \} \quad (20)$$

وبتعويض الصيغة رقم 12 عوضاً عن f_t وبتعويض الجزء التنظيمي تصبح دالة الهدف

$$L^{(t)} \cong \sum_{i=1}^{n} \left[g_i \omega_{q(xi)} + \frac{1}{2} h_i \omega^2_{q(xi)} \right] + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^{T} \omega_j^2 (21)$$

$$L^{(t)} = \sum_{j=1}^{T} \left[\left(\sum\nolimits_{i \epsilon I_j} g_i \right) \omega_j + \frac{1}{2} \left(\sum_{i \epsilon I_j} h_i + \lambda \right) \omega_j^2 \right] + \gamma T \quad (22)$$

ووزن العقدة الأمثل لهيكلية الشجرة $q(x)$ يعطى بالصيغة:

$$\omega_j^* = - \frac{\sum_{i \epsilon I_j} g_i}{\sum_{i \epsilon I_j} h_i + \lambda} \quad (23)$$

والقيمة المثلى لدالة الهدف تعطى وفق الصيغة:

$$L_q^{(t)} = -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{T}\frac{\left(\sum_{i\epsilon I_j} g_i\right)^2}{\sum_{i\epsilon I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \quad (24)$$

وتستخدم الصيغة السابقة للحكم على جودة هياكل الشجرة،إلا أنه من غير الممكن تقييم جميع الهياكل الممكنة،لذا يتم البدء بعقدة طرفية واحدة ثم إضافة فروع للشجرة بصورة تكرارية واختيار التقسيم الأفضل الذي يُعظم انخفاض الخسارة،وبفرض I_L،I_R:أمثلة التدريب التي تنتمي للعقدة الطرفية اليسار واليمين الناتجتين عن عملية التقسيم و أمثلة التدريب قبل إجراء التقسيم

$$I = I_L \cup I_R \quad (25)$$

فإن انخفاض الخسارة نتيجة التقسيم يعطى وفق الصيغة:

$$L_{split} = \frac{1}{2}\left[\frac{\left(\sum_{i\epsilon I_L} g_i\right)^2}{\sum_{i\epsilon I_L} h_i + \lambda} + \frac{\left(\sum_{i\epsilon I_R} g_i\right)^2}{\sum_{i\epsilon I_R} h_i + \lambda} - \frac{\left(\sum_{i\epsilon I} g_i\right)^2}{\sum_{i\epsilon I} h_i + \lambda}\right] - \gamma \quad (26)$$

11. الدراسة التطبيقية:

11.1.التعامل مع البيانات:

بعد أن تم الحصول على أسعار الإغلاق اليومية لمؤشر سوق دمشق تم احتساب العوائد عن فترة الاحتفاظ اليومية باستخدام الصيغة الآتية: (Fabozzip.j,&Peterson,PP.,(2003),p224)

$$R_i = \frac{[P1-P0]}{P0} \quad (27)$$

حيث:p0:سعر إغلاق المؤشر في بداية الفترة،p1:سعر إغلاق المؤشر في نهاية الفترة.

ثم تم حساب تباطؤات العوائد من 1 وحتى3 (القيم السابقة للمتغير بدءاً من الفترة $t-1$) وتم حساب كل من مؤشر القوة النسبية ومؤشر المدرج التكراري لالتقاء وافتراق المتوسطات المتحركة والنسبة المئوية لقنوات بولينغر واتساع قنوات بولينغر باستخدام مكتبة TA_lib في لغة برمجة بايثون والمتخصصة في حساب المؤشرات الفنية ويوضح الجدول رقم 1 طريقة حساب المؤشرات الفنية:

الجدول رقم 1 طريقة حساب المؤشرات الفنية المستخدمة في الدراسة

المؤشر	الوصف	الصيغة

المدرج التكراري لمؤشر الماكد	من مؤشرات الاتجاه ويقيس الهامش بين خط الماكد وخط الإشارة(Gerald,A&D obson,E,p11)	$\text{MACD Histogram} = \text{MACD line} - \text{Signal line}$
مؤشر القوة النسبية	من مؤشرات الزخم التي تقيس قوة التداول(مفلح،هزاع&خلف ،أسمهان،ص489)	$RSI_{step1} = 100 - \left[\frac{100}{1 + \frac{avg\ gain}{avg\ loss}}\right]$ $RSI_{step2} = 100 - \left[\frac{100}{1 + \frac{prev\ avg\ gain * 13 + current\ gain}{prev\ avg\ loss * 13 + current\ loss}}\right]$
قنوات بولينغر	من مؤشرات التقلب وتقوم برسم انحرافين معياريين فوق وتحت المتوسط المتحرك(Bolinger,J,p 47-52)	$Band\ width = \frac{Upper\ band - Lower\ band}{Middle\ band}$ $B\% = \frac{close - Lower\ band}{Upper\ band - Lower\ band}$

وفي المرحلة التالية تم تنظيف البيانات من القيم الفارغة الناتجة عن حساب السمات وتم تقسيم البيانات إلى بيانات تدريب واختبار وفق النسبة 80:20 بواقع 1076 يوم تداول استخدمت لتدريب النماذج و 269 يوم تداول للتنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق لليوم التالي

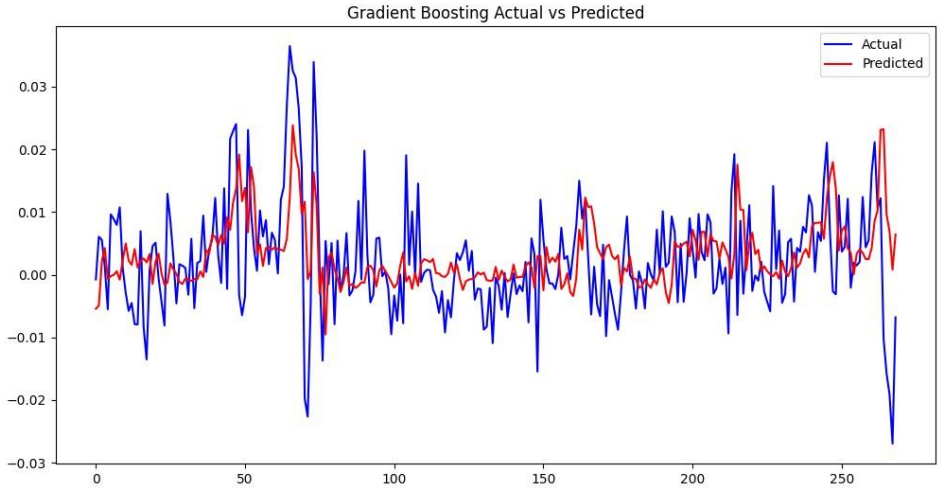
11.2.التنبؤ والمقارنة

بدايةً جرى استخدام مجموعة النماذج Ensemble ضمن مكتبة Sklearn ومن بين هذه النماذج تم استيراد نموذج تعزيز التدرج وتم استخدام مكتبة XGBOOST من أجل تطبيق خوارزمية تعزيز التدرج الأقصى وضبط random_state=42 من أجل تكرارية النتائج، ثم تم تدريب النموذجين على بيانات

التدريب وبعدها تم التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية لليوم التالي دون إجراء أي ضبط لمعلمات النماذج.

أ_نموذج تعزيز التدرج:

يعرض الشكل رقم 1 القيم الفعلية مقابل القيم المتنبأ بها:



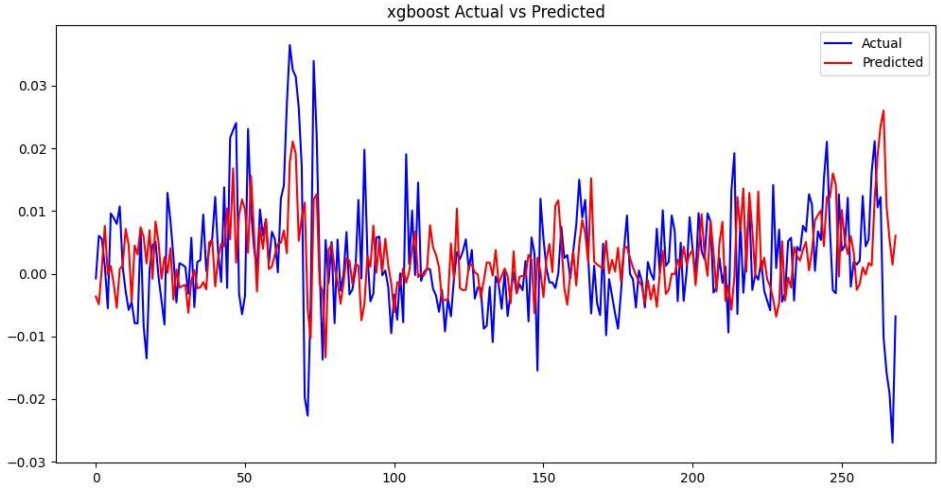
الشكل رقم 1 القيم الفعلية مقابل القيم المتنبأ بها في نموذج تعزيز التدرج

المصدر مخرجات لغة بايثون

يلاحظ من الشكل السابق وجود تقارب جيد بين القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها.

ب- نموذج تعزيز التدرج الأقصى:

يعرض الشكل رقم 2 القيم الفعلية مقابل القيم المتنبأ بها:



الشكل رقم 2 القيم الفعلية والتنبؤية وفق نموذج تعزيز التدرج الأقصى

المصدر مخرجات لغة برمجة بايثون

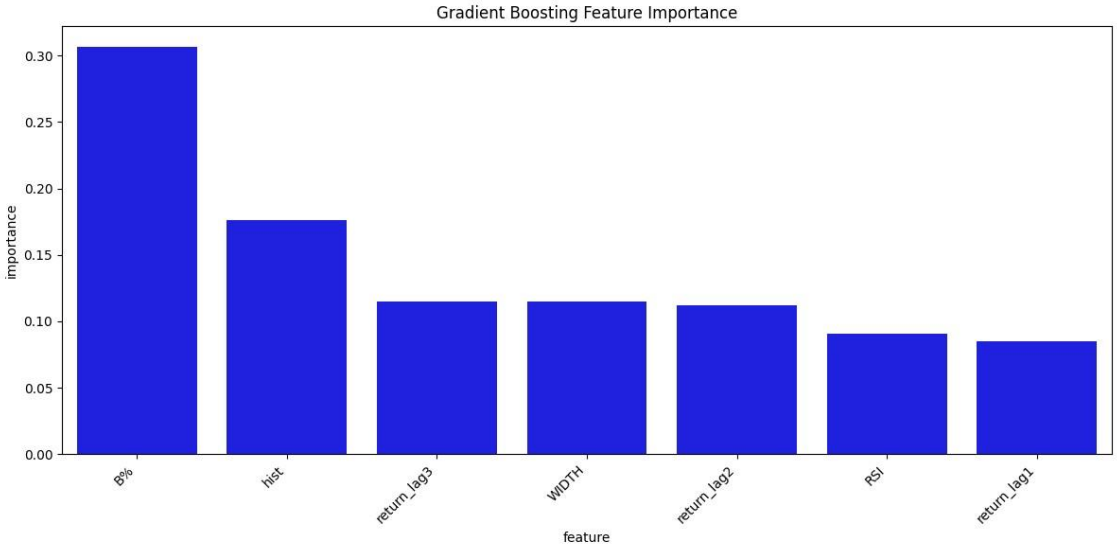
يلاحظ من الشكل السابق وجود تقارب جيد بين القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها.

أهمية السمات:

توفر نماذج تعلم الآلة المعتمدة على أشجار القرار أهمية لكل سمة أثناء عملية بناء الشجرة وللمقارنة بين النموذجين تم عرض أهمية السمات بالنسبة لكل نموذج على حدا

1- نموذج تعزيز التدرج.

يعرض الشكل رقم3 أهمية السمات لنموذج تعزيز التدرج

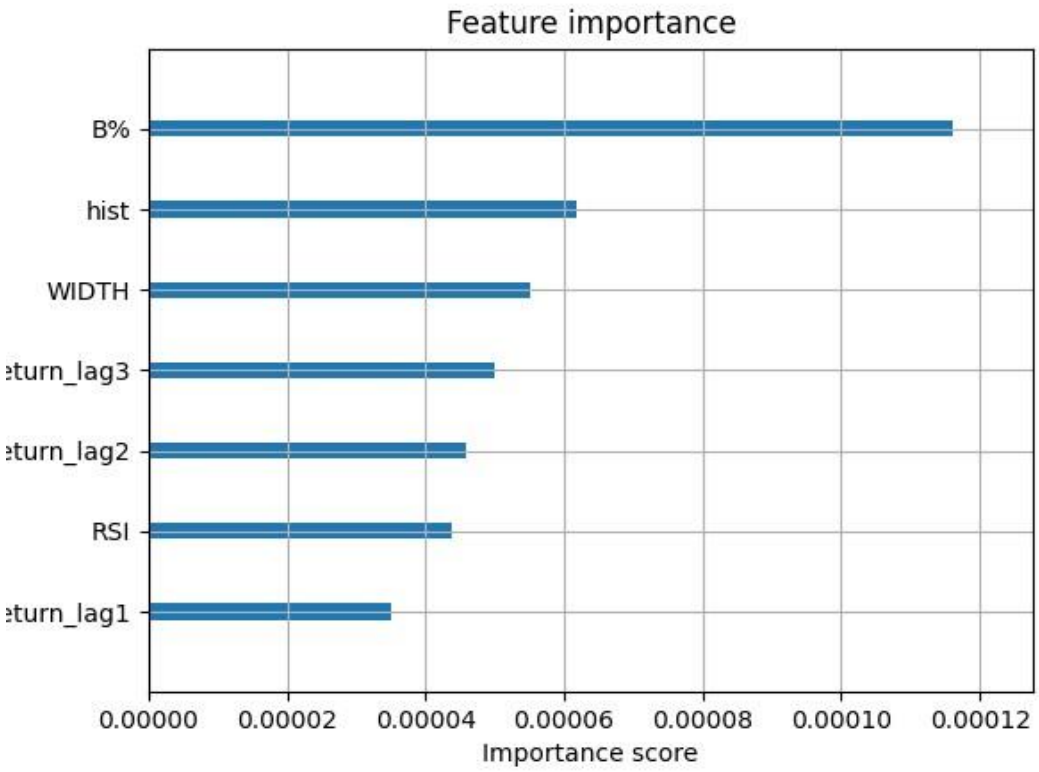


الشكل رقم 3 أهمية السمات وفق نموذج تعزيز التدرج

المصدر مخرجات لغة برمجة بايثون

2- نموذج تعزيز التدرج الأقصى:

يعرض الشكل رقم 4 أهمية السمات لنموذج تعزيز التدرج الأقصى:



الشكل رقم4 أهمية السمات وفق نموذج تعزيز التدرج الأقصى

المصدر مخرجات لغة برمجة بايثون

وبناءً على ما سبق يمكن ملاحظة اختلاف أهمية السمات بين النموذجين ويعزو الباحث ذلك إلى اختلاف طريقة بناء الشجرة بين النموذجين

و للتأكد من إمكانية الاعتماد على النموذجين تم احتساب مؤشرات قياس دقة التنبؤ وهي الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء، القيمة المطلقة لمتوسط الأخطاء (Wilson,G.,et.al,2009,p34-35) والموضحة في الجدول رقم2

الجدول رقم 2 مؤشرات قياس دقة التنبؤ

XGBOOST	GBM	المؤشر/النموذج
0.009437	0.008952	RMSE
0.007089	0.006791	MAE

المصدر من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات لغة برمجة بايثون

يلاحظ من الجدول السابق أن كلا النموذجين نجحا في تخفيض أخطاء التنبؤ وبالتالي يتم رفض الفرضية الأولى اعتماداً على مؤشر الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء فإنه لا يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج لليوم التالي وقبول الفرضية البديلة،كما يتم رفض الفرضية الثانية : اعتماداً على مؤشر الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء فإنه لا يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج الأقصى لليوم التالي وقبول الفرضية البديلة.

12.النتائج:

1- يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج وتمثل ذلك بتحقيق النموذج لأخطاء تنبؤ منخفضة.
2- يمكن التنبؤ بعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نموذج تعزيز التدرج الأقصى وتمثل ذلك بتحقيق النموذج لأخطاء تنبؤ منخفضة.
3- تختلف أهمية السمات بين النموذجين نظراً لاختلاف طريقة بناء الشجرة.
4- حقق النموذجان أداءً متقارباً ويعزو الباحث ذلك إلى أنه تم أخذ النموذجين بالمعلمات الافتراضية.

13.التوصيات :

1- إعطاء أهمية لنماذج تعزيز التدرج عند التنبؤ بمؤشر السوق المالي وقيام الباحثين بإجراء دراسات عن نماذج تعزيز التدرج مع أمثلة معلماتها الفائقة ومقارنتها مع المعلمات الافتراضية.
2- إعطاء أهمية للمؤشرات الفنية عند التنبؤ بمؤشر السوق المالي

14. المراجع:

14.1. المراجع العربية:

1. الحميد، أيهم، خلف، أسمهان،& نقار، عثمان، (2019)، **التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج ARIMA_ARCH والشبكات العصبونية الاصطناعية(دراسة مقارنة)**،مجلة جامعة حماة،2(11).
2. روابة،محمد،(2024)، **استخدام خوارزمية XGBoost للتنبؤ بأسعار الإغلاق لسهم شركة Apple**،مجلة إقتصاد المال والأعمال،9(2)،ص287-296.
3. مفلح، هزاع، &خلف، أسمهان، (2020)، **الأسواق المالية**، منشورات جامعة حماة، سوريا.

14.2.المراجع الأجنبية:

1. Appel,G.&Dobson,E.,(2007),**Understanding MACD ,**traders press inc
2. Bollinger,J.,(1992),**Using Bollinger Bands**,Stocks&Commodities,10(2),
3. Chen,T.&Guestrin,C.,(2016),**A Scalable Tree Boosting System,**arXiv,1603.02754v3.
4. Fabozzi,F.J.,Modigliani,F.&Jones,F.J.,(2010),**Foundations of Financial Markets and Institution,**4th edition,Pearson Education.
5. Fabozzip.j&Peterson,PP.,(2003),**Financial management and Analysis,**2th edition ,John Wiley&Sons Inc,New work.
6. Freidman,J.H.,(2001),**Greedy Function Aproximation:A Gradient Boosting Machine,**Institute Of Mathematical Statistics,29(5).
7. Friedman,J.H.,(2002),**Stochastic Gradient Boosting,**Computational Statistics&Data Analysis,38.
8. Gocken,M.,Ozcalici,M.,Boru,A.&Dosdogru,A.T.,(2016),**Integrating metaheuristics and Artificial Neural Networks for improved stock price prediction,** Expert Systems with Applications,44,p320-331.
9. Jadhav,S.,Chaudharari V.,Barhate P.,Deshmukh K.&Agrawal T.(2021),**Extreme Gradient Boosting For Predicting Stock Price Direction In Context of Indian Equity Markets,**Intelligent Sustainable Systems:Selected Papers of World S42021,vol2,p321-330.
10. Jordan,B.D.,Miller,T.W.&Dolvin,S.D.,(2018), Fundamentals of Investments VALUATION AND MANAGEMENT, 8th Edition, McGraw-Hill,New York,USA**.**

11. Mcmillan,M.G.,Pinto,J.E.,Pirie,W.L.& De vinter,G.V.,(2011),**Investments Principles of Portfolio and Equity Analysis,**John Wiley&Sons,USA**.**
12. Qui,M.&Song,Y.,(2016),**Predicting the Direction of stock market index Movement using an Optimized Artificial Neural Network Model,** plos one.
13. Schapire,R.E.&Freuend,Y.,(2012),**Boosting Foundations And Algorithms,**MIT Press.
14. Sun,J,,Lai C.&Wu X.(2012),**Particle Swarm Optimization Classical and Quantum Perspective,**Tylor&Francis Group,CRC Library.
15. Toochaei,M.R.&Moeni,F.,(2023),**Evaluating the Perfomance of Ensemble Classifiers in Stock Returns Prediction Using Effective Features,**Expert Systems With Applications,vol213,part C .
16. Uhunmwangho,O.P.,(2024),**Comparing XGBoost and LSTM Models for Prediction of Microsoft Corp Stock Price Direction,**Mountain Top University Journal Of Applied Science and Technology(MUJUST),4(2),p64-88.
17. Wilson, G.H.,Galt,G.&Keating,B.,(2009),Business Forecasting With Forecast X TM,6th edition,MC-GrewHill.
18. Wu,J.,Guo X.,Fang M.&Zhang J.(2022),**Short Term Return Prediction Of Cryptocurrencies Based on Xgboost Algorithm,**IEEE explore International Conference On Big Data Information and Computer Network(BDICN),p39-42.