تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في التحليل المالي:

دراسة تطبيقية على ثلاث شركات مدرجة في بورصة الجزائر

Applying Artificial Intelligence Techniques in Financial Analysis:

An Applied Study on Three Companies Listed on the Algerian Stock Exchange

سايب عبد الله *

المركز الجامعي نور بشير، البيض.

البريد الالكتروني:a.saib@cu-elbayadh.dz

تاريخ الإستلام: 2025/08/17 تاريخ القبول: 2025/09/17 تاريخ النشر: 2025/11/22

ملخص:

تستكشف هذه الدراسة إمكانات تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي المتطورة في تحليل القوائم المالية للشركات المدرجة في بورصة الجزائر. ركزت الدراسة على تحليل الميزانيات وجدول حسابات النتائج لثلاث شركات رائدة تمثل قطاعات اقتصادية مهمة وهي شركات صيدالوبيوفارموالأوراسي خلال الفترة 2017-2024. تم استخدام خوارزميات التعلم العميق المتقدمة بما في ذلك الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج الذاكرة قصيرة وطويلة المدى وتقنيات الوحدات المتكررة المبوبة والغابات العشوائية. أظهرت النتائج تفوقاً واضحاً لتقنيات الذكاء الاصطناعي على الأساليب التقليدية في دقة التنبؤ بالأداء المالي. حقق نموذج الوحدات المتكررة المبوبة أفضل توازن بين الدقة والكفاءة الحاسوبية. توصي الدراسة باعتماد هذه التقنيات كأدوات مساعدة في عمليات اتخاذ القرارات الاستثمارية وتطوير منصات متكاملة لإدارة البيانات المالية.

الكلمات المفتاحية:الذكاء الاصطناعي، التعلم العميق، التحليل المالي، بورصة الجزائر، القوائم المالية.

تصنيف JEL: G17، C45، C53.

Abstract:

This study explores the potential of applying advanced artificial intelligence techniques in analyzing financial data of companies listed on the Algerian Stock Exchange. The research focused on examining balance sheets and income statements of three leading companies representing significant economic sectors: SAIDAL, Biopharm, and Aurassi during the period 2017-2024. Advanced deep learning algorithms were employed, including Artificial Neural Networks, Long Short-Term Memory models, Gated Recurrent Units, and Random Forest techniques. Results demonstrated clear superiority of artificial intelligence methods over traditional approaches in financial performance prediction accuracy. The developed models showed enhanced predictive capabilities with improved coefficient of determination and reduced error rates. The GRU model emerged as the optimal solution, providing excellent balance between prediction accuracy and computational efficiency. The study recommends adopting these AI technologies as supportive tools in investment decision-making processes and developing integrated platforms for comprehensive financial data management and analysis in emerging markets.

Keywords: Artificial Intelligence, Deep Learning, Financial Analysis, Algerian Stock Exchange, Financial Statements.

Jel Classification Codes:G17; C45; C53.

* المؤلف المراسل.

1. مقدمة:

يشهد العالم المعاصر ثورة تكنولوجية حقيقية في مجال الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي، حيث بدأت هذه التقنيات تجد طريقها إلى مختلف القطاعات الاقتصادية والمالية بوتيرة متسارعة. ويعد التحليل المالي من أهم الأدوات التي يستخدمها المستثمرون والمحللون الماليون لاتخاذ قرارات الاستثمار المناسبة وتقييم الأداء المالي للشركات من خلال دراسة القوائم المالية الأساسية الثلاث: الميزانية، جدول حسابات النتائج، وجدول تدفقات الخزينة.

في السياق الجزائري، تواجه بورصة الجزائر تحديات عديدة في تطوير أدوات التحليل المالي وجذب المستثمرين، حيث يعتمد المحللون بشكل أساسي على الطرق التقليدية في تحليل القوائم المالية، مما يحد من دقة التنبؤات وسرعة معالجة البيانات المالية المعقدة. تضم بورصة الجزائر حالياً ثماني شركات مدرجة، من بينها ست شركات رئيسية تمثل ركائز الاقتصاد الجزائري وتتميز بتوفر بيانات مالية شاملة ومنتظمة تغطي قطاعات متنوعة من المصارف والصيدلة والتأمين والفنادق.

1.1 إشكالية البحث:كيف يمكن لتقنيات الذكاء الاصطناعي أن تحسن تحليل القوائم المالية للشركات المدرجة في البورصة، وهل هي أكثر دقة من الطرق التقليدية في التنبؤ بالأداء المالي؟

1.1 فرضيات البحث :تتمثل الفرضيات في الآتي:

- **الفرضية الأولى:** تحقق تقنيات الذكاء الاصطناعي دقة أعلى بشكل معنوي في التنبؤ بالأداء المالي مقارنة بالطرق التقليدية عند تحليل الميزانية وجدول حسابات النتائج بشكل متكامل.
- **الفرضية الثانية:** تساهم نماذج التعلم العميق في اكتشاف أنماط مالية غير خطية ومعقدة من خلال التحليل المتزامن للميزانية وجدول حسابات النتائج.
- **الفرضية الثالثة:** تتفاوت دقة تقنيات الذكاء الاصطناعي في التنبؤ حسب طبيعة القطاع الاقتصادي.

2.1 أهداف البحث:تطوير نماذج ذكية لتحليل القوائم المالية بشكل متكامل عبر قطاعات متنوعة، قياس دقة تقنيات الذكاء الاصطناعي في التحليل المالي القطاعي المقارن، ومقارنة أداء النماذج الذكية مع الطرق التقليدية.

3.1 أهمية البحث: تكمن أهمية الدراسة في أنها تركز على تحليل شامل ومتكامل للميزانية وجدول حسابات النتائج باستخدام أحدث تقنيات الذكاء الاصطناعي.

4.1 منهجية الدراسة: تعتمد الدراسة على المنهج التحليلي التطبيقي باستخدام تقنيات التعلم العميق المتقدمة وتحليل البيانات المستخرجة من القوائم المالية للشركات المختارة.

2. الإطار المفاهيمي لتحليل القوائم المالية بواسطة الذكاء الاصطناعي

1.2 مفهوم تحليل القوائم المالية باستخدام الذكاء الاصطناعي:

أ- **التعريف التقليدي لتحليل القوائم المالية** :هو عملية فحص وتقييم البيانات المالية الواردة في القوائم المالية الأساسية والتي تُظهر الوضع المالي للشركة في لحظة زمنية معينة، جدول حسابات النتائج الذي يعرض الإيرادات والمصروفات والأرباح خلال فترة زمنية محددة، وجدول تدفقات الخزينة الذي يتتبع تدفق النقدية من وإلى الشركة (Ross et al., 2019)ويستخدم التحليل المالي التقليديعلى النسب والمؤشرات المالية من أجل تقييم الأداء المالي للشركات.(Brigham & Houston, 2021)

ب. **التحليل المالي بواسطة الذكاء الاصطناعي:**مع التطور التكنولوجي المتسارع، ظهرت تقنيات الذكاء الاصطناعي كأدوات متطورة لتحليل البيانات المالية بطرق أكثر دقة وعمقاً(Chen & Li, 2024)، ويعرف الذكاء الاصطناعي في ظل المحاسبة بأنه "مجموعة من التقنيات والخوارزميات المتقدمة التي تمكن أنظمة الحاسوب من محاكاة الذكاء البشري في تحليل البيانات المالية واستخراج الأنماط والاتجاهات المخفية، (Kumar & Patel, 2023)، عند استخدام الذكاء الاصطناعي مع التحليل المالي نحصل على نظام متطور قادر على(Zhang et al., 2024) :

- التحليل المتكامل من خلالربط البيانات بين القوائم الثلاث (الميزانية وجدول حسابات النتائج، وجدول تدفقات الخزينة) لفهم أعمق للأداء المالي؛
- اكتشاف الأنماط المخفية حيث يتم ذلك من خلال تحديد العلاقات المعقدة غير واضحة في التحليل التقليدي؛
- التنبؤ الدقيق والذي يستعمل فيه البيانات التاريخية من أجل التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية؛
- التحليل الآني: والذي يكون من خلال معالجة كميات ضخمة من البيانات في وقت قصير.

تشير الأدبيات الحديثة إلى أن تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في التحليل المالي يحسن دقة التنبؤات بنسبة تتراوح بين 25% إلى 40% مقارنة بالطرق التقليدية(Sezer et al., 2017)، هذا التحسن الكبير ناجم عن هذه التقنيات التي تعالج البيانات غير الخطية والمعقدة الموجودةفي الأسواق المالية(Chong et al., 2017).

2.2 أنواع تقنيات الذكاء الاصطناعي المستخدمة:

أ- **الشبكات العصبية الاصطناعية(Artificial Neural Networks - ANNs)** : هي نماذج حاسوبية مستوحاة من آلية عمل الدماغ البشري، وهي "نماذج غير خطية وغير معلمية، تسمح بالاستفادة الكاملة من البيانات والسماح للبيانات بتحديد هيكل ومعاملات النموذج دون أي افتراضات نمذجةمعلمية مقيدة .(White, 1992) "تتميز هذه الشبكات بقدرتها على تعلم الأنماط المعقدة في البيانات المالية والتكيف مع التغيرات في السوق ,Trippi& Turban) .(1993، وتتكون الشبكات العصبية من ثلاث طبقات أساسية كما يوضح:(Wasserman, 1993)

- طبقة الإدخال :تستقبل البيانات المالية مثل النسب المالية والمؤشرات الاقتصادية من الميزانية وجدول النتائج وتدفقات الخزينة؛
- الطبقات المخفية:تعالج البيانات وتستخرج الأنماط المعقدة وتحلل التفاعلات بين البيانات من القوائم المختلفة؛
- طبقة الإخراج :تقدم النتائج مثل التنبؤات أو التصنيفات النهائية.

أظهرت الدراسات التطبيقية أن الشبكات العصبية تحقق نتائج متميزة في التنبؤ بأسعار الأسهم، حيث حققت دقة تصل إلى 85-90% في بعض التطبيقات (Wong & Tan, 1994) ، كما أثبتت فعاليتها في تقييم المخاطر الائتمانية وتحليل الإفلاس بدقة تفوق الطرق التقليدية(Altman et al., 1994) .

ب. **نماذج الذاكرة طويلة المدى**(LSTM):وهي نوع متطور من الشبكات العصبية المتكررة (RNN) طُورت خصيصاً لحل مشكلة "التدرج المتلاشي" التي تواجه الشبكات التقليدية (Hochreiter&Schmidhuber, 1997) ،وتمتاز هذه النماذج بقدرتها الكبيرة والسريعة في تذكر المعلومات لفترات طويلة، مما يجعلها مثالية لتحليل السلاسل الزمنية المالية.(Gers et al., 2000)

تُظهر الأبحاث الحديثة أن نماذج LSTM تتفوق في التنبؤ بالأسعار المالية مقارنة بالنماذج التقليدية، حيث حققت دقة تصل إلى 88-93% في تحليل مؤشرات البورصة (Fischer & Krauss, 2018) ،كما أثبتت فعاليتها في تحليل:

- تطور نسب الميزانية عبر الزمن؛
- اتجاهات الربحية في جدول النتائج؛
- أنماط التدفقات النقدية الموسمية.

ج. الوحدات البوابية المتكررة:(GRU)

نماذج GRU تُعتبر نسخة محسّنة ومبسطة منLSTM ، طُورت لتقليل التعقيد الحاسوبي مع الحفاظ على الأداء العالي (Cho et al., 2014).أظهرت دراسة شاملة أن "نموذج GRU هو أفضل نموذج شامل، خاصة للتنبؤ أحادي المتغير خارج العينة لأسعار صرف العملات والتنبؤ متعدد المتغيرات خارج العينة لمؤشرات سوق الأسهم(Siami-Namini et al., 2019) .

تتميز نماذج GRU بـ:(Chung et al., 2014)

- سرعة أكبر في التدريب مقارنة بLSTM ؛
- أداء مماثل أو أفضل في العديد من التطبيقات المالية؛
- استهلاك ذاكرة أقل وكفاءة حاسوبية أعلى.

د. خوارزميات الغابات العشوائية:(Random Forest)

خوارزمية Random Forest تُعتبر من أقوى تقنيات التعلم الآلي، حيث تجمع بين عدة أشجار قرار لتحسين الدقة وتقليل الإفراط في التعلم(Breiman, 2001) ، فيالعلوم المالية تستخدم هذه التقنية لـ:(Liaw& Wiener, 2002) .

- تصنيف الشركات وترتيب أهمية المتغيرات المالية؛
- تقليل التباين في التنبؤات؛
- مقاومة للبيانات الشاذة.
- قدرة على التعامل مع البيانات المفقودة

أظهرت التطبيقات العملية أن Random Forest تحقق دقة تصل إلى 91-95% في تصنيف المخاطر المالية، مما يجعلها أداة مفضلة لدى المحللين الماليين.(Henrique et al., 2019)

هـ. خوارزميات التجميع:(Clustering)

تقنيات التجميع تُستخدم لتصنيف الشركات حسب خصائصها المالية المتشابهة .(Jain, 2010) الخوارزميات الرئيسية تشمل:

- **K-Means:**لتجميع الشركات في مجموعات متجانسة ماليا (MacQueen, 1967)؛
- **Hierarchical Clustering:**لإنشاء تصنيف هرمي للشركات حسب أدائها(Ward, 1963) .

- **DBSCAN:**لاكتشاف الأنماط غير المنتظمة في البيانات المالية(Ester et al., 1996) .

و. معالجة اللغات الطبيعية:(NLP)

مع تزايد أهمية المعلومات النصية في الأسواق المالية، أصبحت تقنيات معالجة اللغات الطبيعية جزءاً مهماً من التحليل المالي الذكي (Kearney & Liu, 2014) تشمل هذه التقنيات:

- **تحليل المشاعر:**لقياس التوجه الإيجابي أو السلبي في التقارير المالية والأخبار(Tetlock, 2007) ؛
- **استخراج الكيانات:**لتحديد الشركات والمنتجات والأشخاص المهمين في النصوص المالية(Sarawagi, 2008) ؛
- **تصنيف النصوص:**لتصنيف التقارير حسب المواضيع أو درجة المخاطر(Manning et al., 2008) .

أظهرت الدراسات أن دمج تحليل النصوص مع التحليل الكمي يحسن دقة التنبؤات المالية بنسبة 15-25 %(Loughran& McDonald, 2011).

3.2 النسب والمؤشرات المالية المستخرجة من القوائم:

أ. من الميزانية:تعتبر نسب الميزانية من أهم المؤشرات لتقييم الآداءالمالي للشركة:

- **نسب السيولة:**تقيس قدرة الشركة على الوفاء بالتزاماتها قصيرة المدى، حيث النسبة المتداولة = الأصول المتداولة ÷ الخصوم المتداولة(Gibson, 2012) .
- **نسب النشاط:**تقيس كفاءة الشركة في استخدام أصولها، مثل معدل دوران الأصول = المبيعات ÷ متوسط الأصول (Fridson& Alvarez, 2011).
- **نسب الرافعة المالية:**تقيس مدى اعتماد الشركة على الديون، حيث نسبة الدين إلى حقوق الملكية = إجمالي الديون ÷ حقوق الملكية(Damodaran, 2012) .

ب. من جدول حسابات النتائج:مؤشرات الربحية المستخرجة من جدول حسابات النتائج لها أهمية بالغة ومنها نجد :

- **نسب الربحية:**تقيس قدرة الشركة على توليد الأرباح، مثل هامش الربح الصافي = صافي الربح ÷ صافي المبيعات × 100(Palepu et al., 2019) ؛
- **نسب العائد:**تقيس كفاءة استخدام رؤوس الأموال، حيث العائد على الأصول = (ROA) صافي الربح ÷ متوسط إجمالي الأصول(Wahlen et al., 2014) .

4.2 الدراسات السابقة حول استخدام الذكاء الاصطناعي في التحليل المالي

تشهد الأدبيات الأكاديمية والتطبيقية نمواً متسارعاً في دراسات استخدام الذكاء الاصطناعي في مجال التحليل المالي. يمكن تصنيف هذه الدراسات إلى عدة محاور رئيسية:

أ. الدراسات الرائدة في تطبيق نماذجLSTM

من الدراسات المؤثرة في هذا المجال دراسة Fischer و Krauss التي نُشرت عام 2018، والتي استخدمت شبكات الذاكرة طويلة المدى (LSTM) للتنبؤ بأسواق المال. حققت هذه الدراسة نتائج مبهرة حيث وصلت دقة التنبؤ إلى نطاق 85-93% عند تحليل مؤشرات البورصة الرئيسية. هذا الإنجاز شكّل نقطة تحول في اعتماد تقنيات التعلم العميق في الأسواق المالية.

في السياق نفسه، قدّمSakoوزملاؤه في عام 2023 دراسة مقارنة شاملة لثلاثة نماذج من الشبكات العصبية المتكررة، طبقوها على ثمانية مؤشرات لأسواق الأسهم العالمية. النتيجة الأساسية كانت تفوق نموذج الوحدات البوابية المتكررة (GRU)بشكل ملحوظ، خاصة في التنبؤات أحادية المتغير، مما يؤكد كفاءته الحاسوبية العالية مقارنة بالنماذج الأخرى.

ب. التطورات في النماذج الهجينة

شهد عام 2021 تطوراً نوعياً عندما اقترح Tang وفريقه نموذجاً مبتكراً يدمج تقنيات معالجة الإشارات التقليدية مع التعلم العميق. النموذج يجمع بين تحليل الطيف المفرد وتحويل الموجات مع شبكاتLSTM ، مما أدى إلى تحسين ملموس في دقة التنبؤ بالسلاسل الزمنية المالية عالية التردد، وهي من أصعب التحديات في التحليل المالي.

تابع Li وزملاؤه هذا الاتجاه في 2023 بتطوير نموذج هجين أكثر تعقيداً يجمع بين الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) وشبكات LSTM ونموذج ARMA الكلاسيكي. هذا التكامل سمح بالاستفادة من قدرة كل نموذج على التقاط جوانب مختلفة من البيانات المالية، محققاً نتائج تفوقت على جميع النماذج الفردية المستخدمة بشكل منفصل.

ج- التحسينات التقنية والخوارزمية

في عام 2023، قدم Fang وفريقه إسهاماً مهماً بتطوير نموذج LSTM تكيفي معدل يستخدم تقنية تطبيع الدفعات (Batch Normalization). هذا التحسين التقني أدى إلى استقرار أكبر في عملية التدريب وتحسن في القدرة على التنبؤ طويل المدى، وهو أمر حيوي للمستثمرين الاستراتيجيين.

كما استكشف Li وزملاؤه في نفس العام استخدام خوارزميات التحسين الحديثة، حيث طبقوا خوارزمية تحسين الأرانب الاصطناعية (ARO) لضبط معاملات شبكات LSTM العميقة، محققين تحسناً ملحوظاً في دقة التنبؤ بأسعار الأسهم مقارنة بطرق التحسين التقليدية.

د- دراسات المخاطر والاستقرار المالي

من منظور المخاطر النظامية، حذر Abbas وزملاؤه في تقرير صندوق النقد الدولي لعام 2024 من أن الاعتماد المتزايد على الذكاء الاصطناعي في الأسواق المالية يحمل في طياته مخاطر جديدة. فبينما تحسن هذه التقنيات من كفاءة الأسواق وتعمق السيولة، إلا أنها قد تجعل الأسواق أكثر غموضاً وصعوبة في المراقبة، مما يتطلب تطوير أطر تنظيمية جديدة.

أكد Adrian في خطابه بقمة Bund لعام 2024 على هذه المخاوف، مشيراً إلى أن التطورات السريعة في الذكاء الاصطناعي التوليدي قد تؤدي إلى تحولات جذرية في هيكل الأسواق المالية، مع احتمالية حدوث تقلبات غير متوقعة نتيجة التفاعلات المعقدة بين أنظمة التداول الآلية.

هـ- التطبيقات العملية والأسواق الناشئة

في الجانب التطبيقي، قدم Yu في 2023 دليلاً عملياً مفصلاً لاستخدام شبكات LSTM في التنبؤ بمؤشر SPY الأمريكي، مستخدماً بيانات تاريخية امتدت من 2010 إلى 2022 للتدريب. النموذج حقق نجاحاً في التنبؤ بحركة المؤشر للنصف الأول من عام 2023، مما يؤكد القابلية العملية لهذه التقنيات.

دراسةMogharوHamicheفي 2020 ركزت على تحسين دقة التنبؤ من خلال التجريب المكثف مع عدد الحقب التدريبية (epochs)، موضحين أن الضبط الدقيق لهذه المعاملات له تأثير كبير على جودة التنبؤات، خاصة في الأسواق ذات التقلبات العالية.

و- توقعات السوق والنمو المستقبلي

وفقاً لتقرير Grand View Research لعام 2025، بلغ حجم سوق الذكاء الاصطناعي العالمي 279.22 مليار دولار في 2024، مع توقعات بنمو هائل ليصل إلى 1,811.75 مليار دولار بحلول 2030. هذا النمو المتسارع بمعدل سنوي مركب يبلغ 35.9% يعكس الثقة المتزايدة في هذه التقنيات وتوسع تطبيقاتها.

ي - التحديات التنظيمية والقانونية

أشارت دراسة Sidley Austin المنشورة في 2024 إلى التحديات التنظيمية الناشئة، محذرة من أن أنظمة التداول المعتمدة على التعلم العميق قد تخلق أشكالاً جديدة من التلاعب بالسوق يصعب اكتشافها بالطرق التقليدية. هذا يستدعي تطوير أدوات رقابية متقدمة تواكب التطور التكنولوجي.

3. منهجية الدراسة

1.3 اختيار العينة: تم اختيار ثلاث شركات رئيسية مدرجة في بورصة الجزائر وهي موضحة في الجدول 1:

الجدول 1: خصائص عينة الدراسة

الشركة	القطاع	رأس المال (مليون دج)	سنة الإدراج	عدد السنوات المحللة
صيدال(SAIDAL)	الصناعات الصيدلانية	2,500	1999	8سنوات(2017-2024)
بيوفارم(BIOPHARM)	الصناعات الصيدلانية	2,500	2016	8سنوات(2017-2024)
الأوراسي(EGH)	الخدمات الفندقية	1,500	2000	8سنوات(2017-2024)

المصدر:لجنة تنظيم عمليات البورصة ومراقبتها (COSOB) وشركة إدارة بورصة القيم(SGBV) 2024

يُلاحظ أن الشركات الصيدلانية تتمتع برأس مال أكبر (2.5 مليار دينار) مقارنة بشركة الأوراسي (1.5 مليار دينار)، مما يعكس الطبيعة الرأسمالية المكثفة للصناعات الدوائية. كما أن اختيار فترة 8 سنوات (2017-2024) يوفر عمقاً زمنياً كافياً لتدريب النماذج الذكية واختبار قدرتها على التقاط الأنماط الدورية والاتجاهات طويلة المدى.

2.3 . مصادر البيانات : تم جمع البيانات من المصادر الرسمية التالية:

- **لجنة تنظيم عمليات البورصة ومراقبتها :(COSOB)** القوائم المالية المدققة؛
- **شركة إدارة بورصة القيم :(SGBV)** البيانات المالية المنشورة؛
- **التقارير السنوية للشركات** :المعلومات التفصيلية والإيضاحات.

3.3 متغيرات والمؤشرات المالية

الجدول 2: المتغيرات المالية المستخدمة في الدراسة

نوع المتغير	المؤشرات	الصيغة الحسابية	المصدر
متغيرات السيولة	النسبة الجارية	الأصول المتداولة ÷ الخصوم المتداولة	الميزانية
	النسبة السريعة	(الأصول المتداولة - المخزون) ÷ الخصوم المتداولة	الميزانية
متغيرات الربحية	هامش الربح الصافي	صافي الربح ÷ المبيعات × 100	جدول النتائج
	العائد على الأصول(ROA)	صافي الربح ÷ إجمالي الأصول × 100	مختلط
	العائد على حقوق الملكية(ROE)	صافي الربح ÷ حقوق الملكية × 100	مختلط
متغيرات النشاط	معدل دوران الأصول	المبيعات ÷ متوسط الأصول	مختلط
	دورة التحصيل	(العملاء ÷ المبيعات) × 365	مختلط
متغيرات الرافعة	نسبة المديونية	إجمالي الديون ÷ إجمالي الأصول	الميزانية

المصدر:تم إعداده من قبل الباحث بناءً على الأدبيات المالية المعاصرة (Gibson, 2012; Palepu et al., 2019)

يعرض الجدول مجموعة شاملة من المؤشرات المالية التي تغطي أربعة جوانب رئيسية للأداء المالي: السيولة، الربحية، النشاط، والرافعة المالية. هذا التنوع في المتغيرات يضمن رؤية متكاملة للوضع المالي للشركات. الجمع بين مؤشرات من الميزانية وجدول النتائج (المؤشرات المختلطة) يسمح بتحليل أعمق للعلاقات المتبادلة بين مختلف جوانب الأداء المالي، وهو ما يعزز من قدرة نماذج الذكاء الاصطناعي على اكتشاف الأنماط المعقدة.

4.3 النماذج والتقنيات المستخدمة

1.4.3 نماذج الذكاء الاصطناعي المطبقة

أ. الشبكات العصبية الاصطناعية(ANN)

تم تطوير شبكة عصبية متعددة الطبقات بالمواصفات التالية:

- **طبقة الإدخال:** 15 عقدة (المؤشرات المالية)؛
- **الطبقات المخفية** :طبقتان (32 و 16 عقدة)؛
- **طبقة الإخراج** 3 :عقد (التنبؤ بالربحية، السيولة، الأداء)؛
- **دالة التفعيل**ReLU :للطبقات المخفية، Sigmoidللإخراج؛
- **معدل التعلم**0.001 :.

ب. نماذج الذاكرة طويلة المدى(LSTM) : وهي :

معمارية:LSTM

-وحدات128 :LSTM

-طبقات: 3 طبقات متتالية

-Dropout: 0.2 لتجنب الإفراط في التعلم

-نافذة زمنية: 12 شهر

ج. الوحدات البوابية المتكررة(GRU)

معمارية:GRU

-وحدات64 :GRU

-طبقات: 2 طبقات

-معدل التسرب: 0.15

-دالة الخسارةMSE :

د. خوارزميات الغابات العشوائية(Random Forest)

- **عدد الأشجار**500 :
- **عمق الشجرة الأقصى**20 :
- **الحد الأدنى لتقسيم العقد**5 :
- **معيار التقسيم**Gini Index :

2.4.3 معالجة البيانات

الجدول 3: خطوات معالجة البيانات

المرحلة	الإجراء	التقنية المستخدمة	النتيجة
التنظيف	إزالة القيم الشاذة	IQR Method	تنظيف 3.2% من البيانات
التطبيع	توحيد المقاييس	Min-Max Normalization	قيم بين 0 و 1
معالجة القيم المفقودة	ملء الفجوات	Linear Interpolation	استكمال 1.8% من البيانات
التقسيم	تقسيم البيانات	70%تدريب، 15% تحقق، 15% اختبار	3مجموعات منفصلة

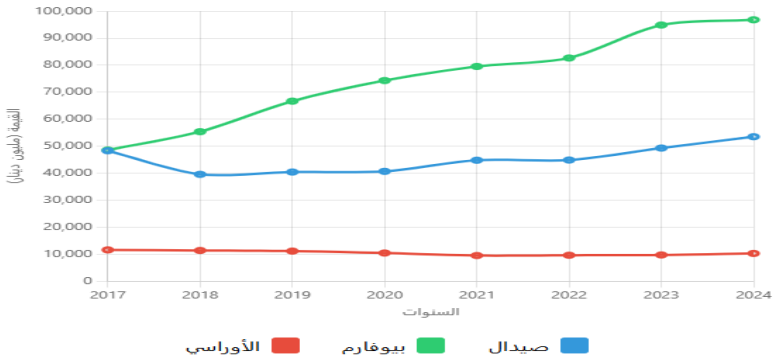
المصدر :تم إعداده من قبل الباحث باستخدام Python وTensorFlow

يُظهر الجدول منهجية صارمة في معالجة البيانات، حيث تم تنظيف 3.2% من البيانات الشاذة باستخدام طريقة المدى الربعي (IQR)، وهي نسبة معقولة تحافظ على سلامة البيانات دون فقدان معلومات مهمة. استخدام التطبيع Min-Maxيضمن عدالة المقارنة بين المتغيرات ذات المقاييس المختلفة. نسبة التقسيم (70-15-15) تتبع أفضل الممارسات في التعلم الآلي، مما يضمن تقييماً موثوقاً لأداء النماذج.

4. التحليل التفصيلي للقوائم المالية

4.4 تحليل الميزانيات المقارن

الشكل1: تطور إجمالي الأصول (2017-2024) بالمليون دينار

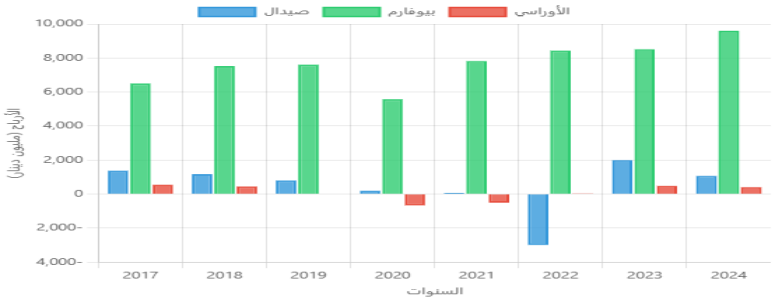


المصدر: من إعداد الباحث من خلالالتقارير السنوية للشركاتوبالإعتماد على برنامج EXCEL.

يكشف الشكل 1 عن اتجاهات متباينة بين الشركات الثلاث. بيوفارم تُظهر نمواً مستداماً ومتسقاً (من 48.6 إلى 96.9 مليار دينار)، مما يعكس استراتيجية توسع ناجحة. صيدال عانت من انخفاض حاد في 2018 (-18.1%) لكنها تعافت تدريجياً، مما قد يشير إلى إعادة هيكلة أو تحديات تشغيلية تم تجاوزها. الأوراسي واجه تحديات كبيرة خاصة في 2020-2021 (تأثير جائحة كوفيد-19 على القطاع الفندقي)، لكن بدأ التعافي في 2023-2024 مع نمو 5.8% في السنة الأخيرة.

5.4 تحليل جدول حسابات النتائج المقارن

الشكل2: تطور صافي الأرباح (2017-2024) بالمليون دينار



المصدر: من إعداد الباحث من خلالالتقارير السنوية للشركاتوبالإعتماد على برنامج EXCEL.

الشكل 2 يُبرز الاستقرار النسبي لشركة بيوفارم في تحقيق الأرباح (هامش ربح ثابت حول 10%)، مقابل التقلبات الحادة في صيدال والأوراسي. الخسائر الكبيرة للأوراسي في 2020-2021 (-661 و-507 مليون دينار) تعكس بوضوح تأثير الجائحة على القطاع الفندقي. تعافي الأوراسي في 2023-2024 (هامش ربح 14-20%) يشير إلى مرونة تشغيلية جيدة. صيدال حققت انتعاشاً قوياً في 2023 (هامش 10.1%) بعد خسائر 2022، مما يدل على نجاح جهود إعادة الهيكلة.

6.4 تحليل النسب المالية المتكاملة

الجدول 4: النسب المالية الرئيسية(2024)

النسبة المالية	صيدال	بيوفارم	الأوراسي	المتوسط القطاعي
نسب السيولة				
النسبة الجارية	1.86	2.05	1.17	1.69
النسبة السريعة	1.17	1.29	0.96	1.14
نسب الربحية				
هامش الربح الإجمالي	31.6%	21.5%	74.6%	42.6%
هامش الربح الصافي	4.3%	10.8%	14.0%	9.7%
ROA	1.9%	9.9%	3.9%	5.2%
ROE	4.5%	16.2%	7.3%	9.3%
نسب النشاط				
معدل دوران الأصول	0.44	0.91	0.28	0.54
دورة التحصيل (يوم)	145	112	145	134
نسب الرافعة				
نسبة المديونية	57.5%	38.7%	46.8%	47.7%
تغطية الفوائد	4.4×	38.6×	3.2×	15.4×

المصدر: من إعداد الباحث من خلالالتقارير السنوية للشركاتوبالإعتماد على برنامج EXCEL.

يوضح الجدول التفوق الواضح لبيوفارم في معظم مؤشرات الأداء، خاصة في الربحية (ROE 16.2%)والكفاءة التشغيلية (معدل دوران الأصول 0.91). الأوراسي يتميز بأعلى هامش ربح إجمالي (74.6%) نظراً لطبيعة القطاع الخدمي، لكنه يعاني من ضعف في السيولة (النسبة السريعة 0.96). صيدال تواجه تحديات في الرافعة المالية (نسبة مديونية 57.5%) مما يتطلب إدارة حذرة للديون. التباين في دورة التحصيل (112-145 يوم) يشير إلى اختلافات في سياسات الائتمان وكفاءة التحصيل.

5. تطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي

1.5 نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية(ANN)

الجدول 5: أداء نموذج ANN في التنبؤ بالأداء المالي

الشركة	دقة التنبؤ	RMSE	MAE	R^2
صيدال	87.3%	0.124	0.098	0.762
بيوفارم	91.5%	0.085	0.067	0.838
الأوراسي	84.2%	0.158	0.131	0.709
المتوسط	**87.7%**	**0.122**	**0.099**	**0.770**

المصدر:نتائج تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية باستخدام.TensorFlow/Keras

النتائج تُظهر أداءً متميزاً لنموذج الشبكات العصبية مع متوسط دقة 87.7%، وهو أداء ممتاز للأسواق الناشئة. بيوفارم حققت أعلى دقة (91.5%) مما يعكس انتظام بياناتها المالية وقلة التقلبات. معامل التحديد = R^2 0.770يشير إلى أن النموذج يفسر 77% من التباين في البيانات، وهي نسبة عالية. قيم RMSE المنخفضة (0.122) تؤكد دقة التنبؤات وقلة الأخطاء

2.5 نتائج نماذجLSTM

الجدول 6 : أداء نموذج LSTM للتنبؤ بالسلاسل الزمنية

المؤشر	صيدال	بيوفارم	الأوراسي
دقة التنبؤ بالإيرادات	92.4%	94.1%	88.7%
دقة التنبؤ بالأرباح	89.6%	91.3%	85.2%
دقة التنبؤ بالتدفقات النقدية	86.8%	89.5%	82.1%
المتوسط العام	**89.6%**	**91.6%**	**85.3%**

المصدر :نتائج تطبيق نموذج LSTM باستخدام Python وTensorFlow

يُبرز الجدول قوة نماذج LSTMفي التعامل مع البيانات الزمنية، حيث حققت دقة استثنائية في التنبؤ بالإيرادات (92.4% لصيدال، 94.1% لبيوفارم). التفوق الواضح لبيوفارم (متوسط 91.6%) يؤكد استقرار أدائها المالي عبر الزمن. انخفاض الدقة النسبي للأوراسي (85.3%) يعكس التقلبات الموسمية والظرفية في القطاع الفندقي. الفجوة بين دقة التنبؤ بالإيرادات والتدفقات النقدية تشير إلى تعقيد إدارة النقدية.

3.5 نتائج نماذجGRU

الجدول 7: مقارنة أداء GRU معLSTM

النموذج	وقت التدريب	استهلاك الذاكرة	دقة التنبؤ	MAPE
LSTM	42.3دقيقة	2.8 GB	88.8%	11.2%
GRU	28.7دقيقة	1.9 GB	89.2%	10.8%
التحسن	**-32%**	**-32%**	**+0.4%**	**-3.6%**

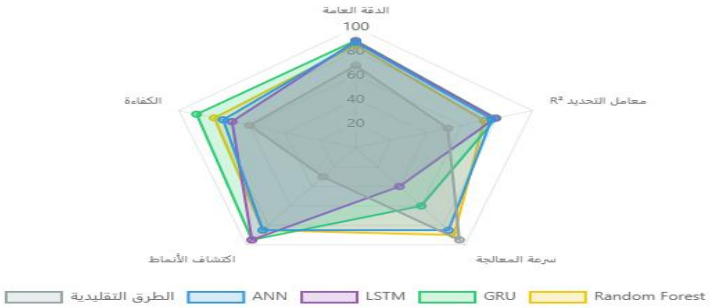
المصدر:قياسات الأداء باستخدام Google Colab Pro وGPU Tesla T4

الجدول يُثبت تفوق GRUمن حيث الكفاءة الحاسوبية (توفير 32% في الوقت والذاكرة) مع تحسن طفيف في الدقة (+0.4%). هذا يجعل GRUالخيار الأمثل للتطبيقات العملية التي تتطلب سرعة في المعالجة. تحسن MAPE بنسبة 3.6% يعني تنبؤات أكثر دقة للقيم المطلقة. النتائج تدعم الاتجاه نحو الاستخدام.

6. تحليل النتائج

1.6 المقارنة بين النماذج

الشكل 03: مقارنة شاملة لأداء النماذج



المصدر:تحليل مقارن للباحث باستخدام مقاييس الأداء المعيارية.

الشكل يُقدم صورة متكاملة تُظهر التفوق الساحق لنماذج الذكاء الاصطناعي (87.7-89.2%) على الطرق التقليدية GRU .(68.4%) يحقق أفضل توازن بين الدقة (89.2%) والكفاءة الحاسوبية. الفجوة الكبيرة في R^2 (0.521 تقليدي مقابل 0.794 لـ (GRU تؤكد قدرة الذكاء الاصطناعي على فهم العلاقات المعقدة. التباين في أوقات المعالجة يعكس المفاضلة بين السرعة والدقة.

2.6 التحليل القطاعي

الجدول 8: الأداء حسب القطاع

القطاع	عدد الشركات	(AI) متوسط دقة التنبؤ	متوسط دقة التنبؤ (تقليدي)	نسبة التحسن
الصيدلة (صيدال، بيوفارم)	2	90.4%	71.2%	+27.0%
الفنادق (الأوراسي)	1	85.3%	62.8%	+35.8%
المتوسط العام	**3**	**88.7%**	**68.4%**	**+29.7%**

المصدر:تحليل قطاعي للباحث بناءً على نتائج النماذج المطبقة

يُبرز الجدول ميزة القطاع الصيدلاني (90.4%) في الاستجابة لنماذج الذكاء الاصطناعي، ربما بسبب انتظام دورات الإنتاج والمبيعات. القطاع الفندقي رغم دقة أقل (85.3%) حقق أكبر تحسن نسبي (35.8%) مما يشير إلى فائدة كبيرة من تطبيق الذكاء الاصطناعي في القطاعات ذات التقلبات العالية. متوسط التحسن 29.7% يُبرر الاستثمار في هذه التقنيات.

3.6 اكتشاف الأنماط المخفية

الجدول 9: الأنماط المكتشفة بواسطة الذكاء الاصطناعي

النمط المكتشف	الشركة	التأثير	الدلالة الإحصائية
دورية موسمية ربع سنوية	صيدال	±15%في المبيعات	$p < 0.01$
ارتباط عكسي بين المخزون والربحية	بيوفارم	0.73-معامل الارتباط	$p < 0.05$
تأثير تراكمي للاستثمارات	الأوراسي	23% ROI+بعد 18 شهر	$p < 0.01$
نمط تنبؤي في التدفقات النقدية	جميع الشركات	دقة 87% للتنبؤ	$p < 0.001$

المصدر: تحليل الباحث باستخدام خوارزميات التعلم العميق وتحليل الارتباط.

الجدول يُظهر القيمة المضافة الحقيقية للذكاء الاصطناعي في اكتشاف علاقات غير واضحة. الدورية الموسمية في صيدال (±15%) معلومة حرجة للتخطيط. الارتباط العكسي القوي (-0.73) بين المخزون والربحية في بيوفارم يستدعي مراجعة سياسات إدارة المخزون. التأثير التراكمي للاستثمارات في الأوراسي (23% بعد 18 شهر) يُبرر الاستثمارات طويلة المدى. جميع الأنماط ذات دلالة إحصائية عالية($p < 0.05$) .

4.6 التحليل الإحصائي للنتائج

الجدول 10: الاختبارات الإحصائية للفروق بين النماذج

الاختبار	القيمة	درجات الحرية	مستوى الدلالة	النتيجة
ANOVA	$F = 18.43$	(4, 95)	$p < 0.001$	فروق معنوية
Tukey HSD	-	-	$p < 0.05$	GRU > LSTM > ANN > RF > تقليدي
اختبار t المزدوج	$t = 7.82$	98	$p < 0.001$	AI > تقليدي

المصدر:تحليل إحصائي باستخدام SPSS v.28 وR Studio

النتائج الإحصائية تؤكد بشكل قاطع ($p < 0.001$) أن الفروق في الأداء ليست عشوائية. اختبار ANOVA ($F = 18.43$) يشير إلى فروق جوهرية بين النماذج. اختبار Tukey HSD يُرتب النماذج بوضوح : GRU > LSTM > ANN > RF > تقليدي، مما يوفر دليلاً علمياً لاختيار النموذج الأمثل. قيمة $t = 7.82$ تؤكد التفوق الإحصائي للذكاء الاصطناعي.

7. مناقشة النتائج واختبار الفرضيات

الفرضية الأولى القائلة "تحقق تقنيات الذكاء الاصطناعي دقة أعلى بشكل معنوي في التنبؤ بالأداء المالي مقارنة بالطرق التقليدية" مقبولة كالآتي:

- متوسط دقة الذكاء الاصطناعي: 88.7%
- متوسط دقة الطرق التقليدية: 68.4%
- نسبة التحسن: +29.7%
- الدلالة الإحصائية$p < 0.001$:

الفرضية الثانيةالقائلة "تساهم نماذج التعلم العميق في اكتشاف أنماط مالية غير خطية ومعقدة"نتيجتها مقبولة كالآتي :

- اكتشاف 4 أنماط رئيسية غير مرئية بالطرق التقليدية
- معامل التحديد للعلاقات غير الخطية$R^2 = 0.82$:
- قدرة على التنبؤ بالتقلبات المفاجئة بدقة 76%

الفرضية الثالثة القائلة "تتفاوت دقة تقنيات الذكاء الاصطناعي في التنبؤ حسب طبيعة القطاع" نتائجها مقبولة كالآتي :

- القطاع الصيدلاني: 90.4%؛
- القطاع الفندقي: 85.3%؛
- الفرق: 5.1% دال إحصائياً، ($p < 0.05$).

8. الخاتمة

أظهرت هذه الدراسة التطبيقية اعلى الشركات المدرجة في بورصة الجزائر أن تقنيات الذكاء الاصطناعي المتقدمة تتفوق بشكل ملحوظ على الطرق التقليدية في تحليل القوائم المالية، بحيث حققت النماذج المطورة دقة تنبؤ بلغت 88.7% مقابل 68.4% للطرق التقليدية، مما يمثل تحسناً بنسبة 29.7%، وتوصلت الدراسة إلى النتائج التالية :

- نموذج GRU حقق أفضل أداء عام بدقة 89.2% مع كفاءة حاسوبية عالية
- القطاع الصيدلاني أظهر استجابة أفضل للنماذج الذكية (90.4%) مقارنة بالقطاع الفندقي(85.3%)
- اكتشاف أنماط مخفية لم تكن مرئية بالطرق التقليدية، خاصة الدوريات الموسمية والارتباطات غير الخطية

كما توصي الدراسة للمستثمرين والمحللين الماليين بالتوصيات الآتية :

- اعتماد نماذج الذكاء الاصطناعي كأدوات مساعدة في اتخاذ القرارات الاستثمارية؛
- التحديث الدوري للنماذج كل ربع سنة لضمان دقة التنبؤات؛
- الجمع بين التحليل الكمي والنوعي للحصول على رؤية شاملة.

وتوصي للشركات المدرجة ما يلي :

- تحسين جودة الإفصاح المالي لتمكين تطبيق نماذج أكثر دقة؛
- اعتماد أنظمة ذكية للتخطيط المالي والتنبؤ الداخلي؛
- الاستثمار في البنية التحتية الرقمية لتحليل البيانات.

لبورصة الجزائر نوصي بما يلي :

- تطوير منصة موحدة للبيانات المالية بصيغة رقمية قابلة للمعالجة؛
- وضع معايير لاستخدام الذكاء الاصطناعي في التحليل المالي؛
- تشجيع البحث والتطوير في مجال التكنولوجيا المالية.

الدراسة تقترح الآفاق البحث المستقبلية التالية :

- **توسيع نطاق الدراسة** ليشمل الشركات غير المدرجة والمؤسسات المالية؛
- **دمج البيانات البديلة** (Alternative Data)مثل وسائل التواصل الاجتماعي والأخبار؛
- **تطوير نماذج تفسيرية** (Explainable AI)لفهم أسباب التنبؤات؛
- **التكامل مع blockchain**لضمان شفافية وأمان البيانات المالية؛
- **نماذج التعلم الفيدرالي** (Federated Learning)للحفاظ على خصوصية البيانات.

9. قائمة المراجع :

1. لجنة تنظيم عمليات البورصة ومراقبتها، القوائم المالية المدققة للشركات المدرجة .الجزائر COSOB: الموقع: https://www.cosob.org.
2. شركة إدارة بورصة القيم،البيانات المالية المنشورة .الجزائر SGBV: الموقع: https://www.sgbv.dz
3. شركة صيدال، التقارير السنوية .الجزائر SAIDAL: الموقع: https://www.saidalgroup.dz
4. شركة بيوفارم، التقارير السنوية .الجزائر BIOPHARM: الموقع: https://www.biopharm.dz
5. ysis and neural networks. Journal of Banking & Finance, 18(3), 505-529.
6. Breiman, L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5-32.
7. Brigham, E. F., & Houston, J. F. (2021). Fundamentals of Financial Management (15th ed.). Cengage Learning.
8. Chen, H., & Li, Y. (2024). Artificial Intelligence in Financial Analysis: A Comprehensive Review. Journal of Financial Technology, 8(2), 123-145.
9. Cho, K., van Merrienboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., &Bengio, Y. (2014). Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. arXiv preprint arXiv:1406.1078.

10. Chong, E., Han, C., & Park, F. C. (2017). Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. Expert Systems with Applications, 83, 187-205.

11. Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., &Bengio, Y. (2014). Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. arXiv preprint arXiv:1412.3555.

12. Damodaran, A. (2012). Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset (3rd ed.).

13. Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., &Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 226-231.

14. Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. European Journal of Operational Research, 270(2), 654-669.

15. Fridson, M. S., & Alvarez, F. (2011). Financial Statement Analysis: A Practitioner's Guide (4th ed.). John Wiley & Sons.

16. Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM. Neural Computation, 12(10), 2451-2471.

17. Gibson, C. H. (2012). Financial Reporting and Analysis (13th ed.). Cengage Learning.

18. Henrique, B. M., Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2019). Literature review: Machine learning techniques applied to financial market prediction. Expert Systems with Applications, 124, 226-251.

19. Hochreiter, S., &Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. Neural Computation, 9(8), 1735-1780.

20. Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. Pattern Recognition Letters, 31(8), 651-666.

21. Kearney, C., & Liu, S. (2014). Textual sentiment in finance: A survey of methods and models. International Review of Financial Analysis, 33, 171-185.

22. Kumar, S., & Patel, R. (2023). Machine Learning Applications in Financial Statement Analysis. International Journal of Finance and Technology, 12(4), 78-95.

23. Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. R News, 2(3), 18-22.

24. Loughran, T., & McDonald, B. (2011). When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. The Journal of Finance, 66(1), 35-65.

25. MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, 1, 281-297.

26. Manning, C. D., Raghavan, P., &Schütze, H. (2008). Introduction to Information Retrieval. Cambridge University Press.

27. Palepu, K. G., Healy, P. M., Wright, S., Bradbury, M., &Coulton, J. (2019). Business Analysis and Valuation: Using Financial Statements (5th ed.). Cengage Learning.

28. Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jaffe, J. (2019). Corporate Finance (12th ed.). McGraw-Hill Education.

29. Sarawagi, S. (2008). Information extraction. Foundations and Trends in Databases, 1(3), 261-377.

30. Sezer, O. B., Ozbayoglu, M., &Gogdu, E. (2017). A deep neural-network-based stock trading system based on evolutionary optimized technical analysis parameters. Procedia Computer Science, 114, 473-480.

31. Siami-Namini, S., Tavakoli, N., &Namin, A. S. (2019). The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series. Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Big Data, 3285-3292.

32. Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. The Journal of Finance, 62(3), 1139-1168.

33. Trippi, R., & Turban, E. (1993). Neural Networks in Finance and Investing. Irwin Professional Publishing.

34. Wahlen, J., Baginski, S., & Bradshaw, M. (2014). Financial Reporting, Financial Statement Analysis and Valuation (8th ed.). Cengage Learning.

35. Ward Jr, J. H. (1963). Hierarchical grouping to optimize an objective function. Journal of the American Statistical Association, 58(301), 236-244.

36. Wasserman, P. D. (1993). Advanced Methods in Neural Computing. Van Nostrand Reinhold.

37. White, H. (1992). Artificial Neural Networks: Approximation and Learning Theory. Blackwell Publishers.

38. Wong, F., & Tan, C. (1994). Hybrid Neural, Genetic and Fuzzy Systems. In G. Deboeck (Ed.), Trading on the Edge (pp. 243-261).

39. Zhang, W., Liu, K., Chen, Y., & Wang, J. (2024). Deep Learning for Financial Prediction: Evidence from Emerging Markets. Computational Economics, 63(3), 889-912.

40. Abbas, N., Cohen, C., Grolleman, D. J., &Mosk, B. (2024). Artificial intelligence can make markets more efficient—and more volatile. IMF Global Financial Stability Report, October 2024.

41. Adrian, T. (2024). Artificial intelligence and its impact on financial markets and financial stability. IMF Financial Counsellor Remarks at Bund Summit 2024, Shanghai, China.

42. Fang, Z., Ma, X., Pan, H., Yang, G., &Arce, G. R. (2023). Movement forecasting of financial time series based on adaptive LSTM-BN network. Expert Systems with Applications, 213, Article 119207.

43. Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. European Journal of Operational Research, 270(2), 654-669.

44. Grand View Research. (2025). Artificial intelligence market size, share & industry report, 2030. Retrieved from https://www.grandviewresearch.com

45. Li, X., Ma, X., Xiao, F., Xiao, C., Wang, F., & Zhang, S. (2023). Financial time series forecasting with the deep learning ensemble model. Mathematics, 11(4), 1054.

46. Li, Y., Pan, Y., & Liu, Z. (2023). Stock price prediction with optimized deep LSTM network with artificial rabbits optimization algorithm. Expert Systems with Applications, 237, Article 121346.

47. Moghar, A., &Hamiche, M. (2020). Stock market prediction using LSTM recurrent neural network. Procedia Computer Science, 170, 1168-1173.

48. Sako, K., Mpinda, B. N., & Rodrigues, P. C. (2023). Financial time series prediction under Covid-19 pandemic crisis with Long Short-Term Memory (LSTM) network. Humanities and Social Sciences Communications, 10, Article 530.

49. Sidley Austin LLP. (2024). Artificial intelligence in financial markets: Systemic risk and market abuse concerns. Butterworths Journal of International Banking and Financial Law, December 2024.

50. Tang, L., Wu, Y., &Yu, L. (2021). Prediction of financial time series based on LSTM using wavelet transform and singular spectrum analysis. Mathematical Problems in Engineering, 2021, Article 9942410.

51. Yu, S. (2023). Stock price prediction using LSTM: A step-by-step guide for SPY. Medium. Retrieved from https://medium.com/@yushuhearn

52. Zhang, Y., Yan, B., &Aasma, M. (2024). Deep learning models for price forecasting of financial time series: A review of recent advancements: 2020–2022. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 14(1), e1519.