ACCOUNTING, FINANCE AND COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

Developing an Investment Modeling Framework by Integrating Japanese Candlestick Patterns and Fuzzy Logic

1. Zahra Sadeghi: Department of Economics, Shi.C., Islamic Azad University, Shiraz, Iran

2. Hashem Zare*: Department of Economics, Shi.C., Islamic Azad University, Shiraz, Iran. Email: hashem.zare@iau.ac.ir (Corresponding Author)

3. Mehrzad Ebrahimi: Department of Economics, Shi.C., Islamic Azad University, Shiraz, Iran

Article history

Received: 24 June 2025

Revised: 27 September 2025

Accepted: 04 October 2025

Published: 21 April 2026

Abstract:

This study aimed to design and validate a novel investment model that integrates Japanese candlestick patterns with fuzzy logic to enhance stock market trend prediction and manage uncertainty in financial data. This applied and developmental research utilized historical stock market data, including open, close, high, and low prices over sequential trading periods. Data were transformed into candlestick representations, and features such as the Relative Strength Index (RSI), divergences, and failure swings were extracted. Fuzzy sets and membership functions were defined to formulate if–then rules, while five-day clustering was applied to structure time series. A fuzzy information retrieval mechanism using the TF–IDF index ranked candlestick patterns and matched future market trends. The final model was implemented in Python and compared against traditional forecasting approaches. Results demonstrated that the proposed model outperformed conventional methods in predicting future market trends, improving performance indicators such as risk-adjusted return and ROI. The novel aggregation operator and fuzzy rule-based structure effectively managed noisy and heterogeneous data, leading to more stable predictions under volatile market conditions. Among candlestick patterns, Hammer and Doji showed the strongest predictive power for trend reversals. Integrating fuzzy logic with Japanese candlestick analysis provides a robust and adaptive framework for time series financial modeling and investment decision-making. The proposed approach can support intelligent algorithmic trading systems, enhance investor decision quality, and strengthen risk management in dynamic stock markets.

Keywords: Fuzzy logic; Japanese candlestick patterns; investment modeling; stock market analysis; Relative Strength Index; fuzzy rules; time series data

Citation: Sadeghi, Z., Zare, H., & Ebrahimi, M. (2026). Developing an Investment Modeling Framework by Integrating Japanese Candlestick Patterns and Fuzzy Logic. *Accounting, Finance and Computational Intelligence,* 4(1), 1-19.

Copyright: © 2026 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

Extended Abstract

Introduction

Investment is a central driver of economic growth and wealth creation, providing the foundation for production and sustainable development (Raei & Talangi, 2024). Financial markets, particularly stock exchanges, are essential platforms for channeling capital efficiently, yet their volatile and dynamic nature introduces considerable uncertainty for investors (Ramzani, 2020). Traditional decision-making tools based solely on fundamental indicators are often insufficient for addressing the complexity and rapid shifts in stock markets (Jafari, 2016). To overcome this limitation, technical analysis and quantitative modeling have gained prominence, with Japanese candlestick patterns emerging as a powerful visual and analytical method to interpret price behavior and market sentiment (Kamo & Dagli, 2017; Lee & Jo, 2021). Patterns such as Doji, Hammer, and Engulfing provide early signals of potential price reversals and shifts in investor behavior (Sadeghi et al., 2021). However, relying exclusively on candlestick signals may lead to inaccurate predictions due to the inherent noise and ambiguity of financial data (Zhou & Dong, 2021).

Fuzzy logic offers a robust approach to handling uncertainty and imprecision in complex, real-world datasets (Naranjo et al., 2022; Zhang et al., 2022). By transforming vague and linguistic information into structured quantitative models, fuzzy systems can enhance the interpretability and predictive power of technical indicators (Zhou & Dong, 2021). Several studies have successfully combined fuzzy logic with candlestick analysis, demonstrating improvements in trend forecasting and risk reduction (Madbouly et al., 2020; Sadeghi et al., 2021). At the same time, classical investment theories such as Markowitz's portfolio optimization remain foundational but require adaptation to today's highly uncertain and data-rich markets (Balqis et al., 2021; Leung et al., 2022). Recent efforts have aimed to merge these well-established frameworks with modern data-driven techniques to increase decision reliability and performance (Melina, 2024; Ye, 2024).

Furthermore, the rapid evolution of machine learning and information retrieval methods has introduced new opportunities to model financial time series more effectively (Melina, 2024; Zhang et al., 2022). Tools such as TF–IDF, originally designed for ranking text data, have been adapted to classify and prioritize market patterns, allowing improved recognition of predictive signals (Naranjo et al., 2022). In parallel, the diversification of assets—from traditional stocks to digital instruments such as cryptocurrencies and NFTs—demands flexible and adaptive investment models (Viéitez et al., 2024; Wieprow, 2025). Combining classical theories with advanced analytics provides investors with tools capable of managing risk, identifying robust entry and exit points, and navigating markets characterized by volatility and incomplete information (Kumar & Ravi, 2022; Tang et al., 2024).

This study addresses these gaps by proposing and validating a comprehensive investment modeling framework that integrates Japanese candlestick patterns with fuzzy logic. The approach leverages the interpretive strength of candlestick analysis, the uncertainty-handling capability of fuzzy sets, and innovative aggregation and information retrieval mechanisms. Building on advances in both financial theory and data-driven modeling (Balqis et al., 2021; Naranjo et al., 2022; Raei & Talangi, 2024), this research aims to create a reliable and practical tool for trend prediction and decision-making in volatile and emerging stock markets.

Methods and Materials

This applied and developmental study utilized historical stock market data consisting of open, close, high, and low prices across sequential trading sessions. Data preprocessing involved transforming raw price information into Japanese candlestick

representations and extracting technical indicators such as the Relative Strength Index (RSI), divergence, and failure swing signals. Fuzzy sets and membership functions were defined for key candlestick attributes including body length, upper and lower shadows, price gaps, and trend direction.

A five-day clustering strategy was employed to capture temporal dependencies and pattern evolution. Fuzzy if–then rules were formulated to categorize and interpret candlestick sequences such as Doji, Hammer, and Engulfing. An innovative fuzzy information retrieval system, based on the TF–IDF weighting scheme, was implemented to rank the predictive strength of identified clusters and match them to potential future market trends. A novel aggregation operator was introduced to integrate multiple fuzzy indicators, enhance stability, and reduce sensitivity to market noise.

The entire modeling pipeline was implemented in Python, allowing scalable data processing and model evaluation. Model performance was compared against traditional forecasting methods and baseline technical analysis approaches using key performance metrics such as return on investment (ROI) and risk-adjusted returns (e.g., Sharpe ratio).

Findings

The empirical results confirmed that integrating fuzzy logic with candlestick analysis significantly improved the predictive accuracy of stock market trend forecasts. The proposed model demonstrated superior performance compared to conventional statistical and purely technical analysis methods, particularly in volatile conditions where noise and uncertainty are prevalent. The innovative aggregation operator effectively reduced the impact of erratic price fluctuations and data irregularities, resulting in more stable and consistent predictions.

Among the examined candlestick patterns, Hammer exhibited the strongest predictive power for trend reversals, followed closely by Doji and Engulfing. Incorporating RSI enhanced the model's ability to detect overbought and oversold market conditions, providing valuable confirmation signals for trend shifts. The five-day clustering approach proved advantageous for capturing medium-term patterns, moving beyond the short-term focus typical of previous single-day forecasting models.

Performance evaluation revealed a clear improvement in key financial indicators. The fuzzy candlestick model achieved higher ROI and better risk-adjusted returns compared to standard technical trading strategies. It also showed resilience under different market scenarios, including periods of price consolidation and sharp volatility, where many traditional models tend to degrade. The system's ability to balance both quantitative and qualitative aspects of time series data contributed to its overall robustness and adaptability.

Discussion and Conclusion

The findings highlight the significant benefits of combining fuzzy logic with Japanese candlestick patterns for investment modeling. By capturing uncertainty and linguistic nuances inherent in financial data, the fuzzy system improved interpretability and predictive stability, addressing limitations of traditional statistical inference and purely computational approaches. Unlike models that assume data independence or normality, this framework explicitly considered temporal dependencies and market sentiment, leading to stronger and more actionable trading signals.

Another major contribution of this study is the introduction of a novel aggregation operator and fuzzy information retrieval method for ranking candlestick clusters. This advancement expands the predictive horizon from short-term to medium-term trends, offering investors and portfolio managers a more strategic perspective. While earlier studies successfully applied fuzzy logic to individual candlestick recognition (Kamo & Dagli, 2017; Sadeghi et al., 2021), the present model advances the field by incorporating sequential clustering and TF–IDF ranking to extract the most relevant and powerful patterns.

The alignment of this work with established portfolio management frameworks underscores its theoretical and practical value. Integrating risk optimization concepts inspired by Markowitz theory (Balqis et al., 2021; Leung et al., 2022; Ye, 2024) with advanced fuzzy analytics creates a balanced system capable of both controlling downside risk and seizing profitable opportunities in uncertain environments. Moreover, testing the model on Tehran Stock Exchange data shows its adaptability to emerging markets where information asymmetry and high volatility challenge classical models (Raei & Talangi, 2024; Ramzani, 2020).

Beyond its immediate application to stock markets, the flexible architecture of this fuzzy candlestick system suggests potential for broader use in other asset classes. With the growing importance of cryptocurrencies and digital assets, similar modeling strategies could help investors navigate these highly volatile markets (Viéitez et al., 2024; Wieprow, 2025). Furthermore, the methodology is extensible to alternative data sources, including sentiment analysis and macroeconomic indicators, which could further enhance predictive depth and decision support.

In conclusion, this research bridges a critical gap between classical investment theory and modern computational intelligence by presenting a robust, adaptive, and interpretable modeling framework. The integration of fuzzy logic and candlestick analysis enhances both predictive accuracy and practical decision-making capabilities in dynamic markets. By addressing uncertainty and combining multi-layered information, the proposed model offers a valuable foundation for developing intelligent trading systems, supporting informed portfolio strategies, and promoting more stable investment outcomes in an era of complex and fast-changing financial environments.

Authors' Contributions

Authors equally contributed to this article.

Acknowledgments

Authors thank all participants who participate in this study.

Declaration of Interest

The authors report no conflict of interest.

Funding

According to the authors, this article has no financial support.

Ethical Considerations

All procedures performed in this study were under the ethical standards.

حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی

توسعه یک چارچوب مدل‌سازی سرمایه‌گذاری مبتنی بر ادغام الگوهای کندل‌استیک ژاپنی و منطق فازی

تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۳ تیر ۱۴۰۴

تاریخ بازنگری: ۵ مهر ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۲ مهر ۱۴۰۴

تاریخ انتشار: ۱ اردیبهشت ۱۴۰۵

۱. زهرا صادقی: گروه اقتصاد، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

۲. هاشم زارع*: گروه اقتصاد، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران. ایمیل: hashem.zare@iau.ac.ir (نویسنده مسئول)

۳. مهرزاد ابراهیمی: گروه اقتصاد، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

چکیده

این پژوهش با هدف طراحی و اعتبارسنجی یک مدل سرمایه‌گذاری نوین انجام شد که با ترکیب الگوهای کندل‌استیک ژاپنی و منطق فازی، توانایی پیش‌بینی دقیق‌تر روند بازار سهام و مدیریت عدم قطعیت داده‌های مالی را بهبود می‌بخشد. مطالعه حاضر از نوع کاربردی و توسعه‌ای است و داده‌های تاریخی بازار سهام شامل قیمت‌های باز، بسته، بیشینه و کمینه در بازه‌های زمانی متوالی گردآوری شد. داده‌ها ابتدا به کندل‌های ژاپنی تبدیل و ویژگی‌هایی مانند شاخص قدرت نسبی (RSI)، واگرایی و رد شدن از تاب‌خوردگی استخراج گردید. سپس با تعریف مجموعه‌ها و توابع عضویت فازی، قوانین if–then تدوین شد. خوشه‌بندی پنج‌روزه برای طبقه‌بندی داده‌های سری زمانی استفاده و مکانیزم بازیابی اطلاعات فازی با شاخص TF–IDF به منظور رتبه‌بندی الگوهای شمعی و تطبیق روندهای آتی به کار رفت. مدل نهایی در محیط پایتون پیاده‌سازی و نتایج آن با روش‌های سنتی مقایسه شد. نتایج نشان داد مدل پیشنهادی در پیش‌بینی روندهای آتی بازار سهام نسبت به روش‌های سنتی دقت بالاتری دارد و شاخص‌های عملکرد مانند بازده تعدیل‌شده بر اساس ریسک و بازگشت سرمایه (ROI) بهبود یافت. استفاده از عملگر تجمیع جدید و قوانین فازی باعث مدیریت بهتر داده‌های نویزی و متنوع شد و پایداری پیش‌بینی‌ها در شرایط نوسانی بازار افزایش یافت. همچنین مشخص شد الگوهای Hammer و Doji بیشترین قدرت پیش‌بینی تغییر روند را دارند. ترکیب منطق فازی با الگوهای کندل‌استیک ژاپنی چارچوبی جامع و انعطاف‌پذیر برای تحلیل داده‌های سری زمانی مالی و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری فراهم می‌کند. این رویکرد می‌تواند در توسعه سامانه‌های هوشمند معاملات الگوریتمی، بهبود تصمیمات سرمایه‌گذاران و مدیریت ریسک بازارهای پویا کاربرد عملی داشته باشد.

کلیدواژگان: منطق فازی؛ الگوهای کندل‌استیک ژاپنی؛ مدل‌سازی سرمایه‌گذاری؛ تحلیل بازار سهام؛ شاخص قدرت نسبی؛ قوانین فازی؛ داده‌های سری زمانی

شیوه استناددهی: صادقی، زهرا.، زارع، هاشم.، و ابراهیمی، مهرزاد. (۱۴۰۵). توسعه یک چارچوب مدل‌سازی سرمایه‌گذاری مبتنی بر ادغام الگوهای کندل‌استیک ژاپنی و منطق فازی. *حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی*، ۴(۱)، ۱۹-۱.

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

مقدمه

سرمایه‌گذاری به‌عنوان نیروی محرک رشد اقتصادی و ایجاد ثروت، نقشی حیاتی در توسعه پایدار ایفا می‌کند و بدون آن امکان تولید و افزایش بهره‌وری اقتصادی فراهم نمی‌شود (Raei & Talangi, 2024). بازارهای مالی به‌ویژه بازار سهام، بستری پویا و پیچیده برای جذب سرمایه و تخصیص بهینه منابع محسوب می‌شوند و در عین حال به دلیل نوسانات قیمتی و رفتار غیرقابل‌پیش‌بینی سرمایه‌گذاران، ریسک‌های بالایی دارند (Ramzani, 2020). سرمایه‌گذاران برای کاهش این ریسک و بهبود تصمیم‌گیری به ابزارهای تحلیلی و مدل‌های پیش‌بینی اتکا می‌کنند، اما اتکای صرف به اطلاعات مالی سنتی مانند صورت‌های مالی شرکت‌ها نمی‌تواند عدم قطعیت و پویایی شدید بازار را به‌طور کامل پوشش دهد (Jafari, 2016).

در دهه‌های اخیر، تحلیل تکنیکال و روش‌های کمی پیشرفته برای پیش‌بینی روند بازار و تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری مورد توجه ویژه قرار گرفته‌اند. از جمله مهم‌ترین ابزارهای تحلیل تکنیکال، الگوهای کندل‌استیک ژاپنی هستند که با نمایش بصری روندهای قیمتی و نقاط بازگشتی بازار، درک عمیق‌تری از احساسات معامله‌گران ارائه می‌دهند (Kamo & Dagli, 2017; Lee & Jo, 2021). این الگوها، مانند Doji، Hammer و Engulfing، نشانه‌های قدرتمندی از تغییرات احتمالی قیمت و احساسات بازار را آشکار می‌سازند (Sadeghi et al., 2021). با این حال، داده‌های مالی ذاتاً نویزی و نامطمئن‌اند و اتکای صرف به الگوهای کندل‌استیک می‌تواند به سیگنال‌های نادرست و پیش‌بینی‌های غیرقابل اتکا منجر شود (Zhou & Dong, 2021).

برای غلبه بر این محدودیت‌ها، پژوهشگران به استفاده از روش‌های هوشمند و مدل‌های ترکیبی روی آورده‌اند. منطق فازی به دلیل توانایی در مدیریت عدم قطعیت و بیان مفاهیم کیفی، یکی از رویکردهای نوآورانه در این زمینه است (Naranjo et al., 2022; Zhang et al., 2022). منطق فازی با تعریف مجموعه‌ها و توابع عضویت می‌تواند اطلاعات نامطمئن و مبهم بازار را کمی‌سازی کرده و سیگنال‌های دقیق‌تری از روند قیمت استخراج کند (Zhou & Dong, 2021). ترکیب منطق فازی با الگوهای کندل‌استیک، ابزاری کارآمد برای ایجاد مدل‌های تصمیم‌یار در سرمایه‌گذاری محسوب می‌شود که می‌تواند دقت پیش‌بینی و انعطاف‌پذیری در شرایط ناپایدار بازار را افزایش دهد (Sadeghi et al., 2021).

در کنار تحلیل تکنیکال و هوش محاسباتی، نظریه‌های کلاسیک مدیریت سرمایه‌گذاری همچنان جایگاه مهمی دارند. به‌عنوان نمونه، نظریه پرتفوی مارکویتز، پایه‌گذار انتخاب سبد سرمایه‌گذاری با هدف بهینه‌سازی بازده و ریسک است (Balqis et al., 2021; Leung et al., 2022). این نظریه با وجود اهمیت تاریخی، در عمل نیازمند بهبود و سازگاری با شرایط واقعی و پیچیدگی داده‌های مالی است (Ye, 2024). پژوهش‌های جدید تلاش کرده‌اند با ادغام مدل‌های هوشمند و مفاهیم نوین، قابلیت کاربردی نظریه مارکویتز را افزایش دهند و تخمین‌های دقیق‌تری ارائه کنند (Balqis et al., 2021; Leung et al., 2022). افزون بر آن، نوآوری‌های اخیر در حوزه مدیریت سرمایه‌گذاری از جمله مدل‌های پویا و سیستم‌های تصمیم‌یار نشان داده‌اند که ترکیب روش‌های کلاسیک با تکنیک‌های نوین مانند یادگیری ماشین و منطق فازی می‌تواند دقت و پایداری پیش‌بینی‌ها را ارتقا دهد (Melina, 2024; Motamedi & Darvish Motavalli, 2025).

پژوهش‌های معاصر به‌ویژه بر ترکیب داده‌کاوی و هوش مصنوعی با تحلیل تکنیکال تمرکز کرده‌اند. استفاده از یادگیری ماشین و مدل‌های داده‌محور توانسته است ابزارهای سنتی را تکمیل و دقت پیش‌بینی روند قیمت سهام را افزایش دهد (Melina, 2024; Zhang et al., 2022). برای مثال، مدل‌های داده‌محور با بهره‌گیری از شاخص‌هایی مانند شاخص قدرت نسبی (RSI) توانسته‌اند تغییرات حرکتی بازار را بهتر شناسایی کنند و سیگنال‌های معکوس‌شدن روند را با خطای کمتر ارائه دهند (Lee & Jo, 2021; Madbouly et al., 2020). همچنین کاربرد روش‌های بازیابی اطلاعات فازی و شاخص‌هایی مانند TF-IDF در رتبه‌بندی و انتخاب مهم‌ترین الگوهای قیمتی، رویکردی نوین برای بهبود تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری معرفی شده است (Naranjo et al., 2022; Zhang et al., 2022).

همزمان، تنوع دارایی‌ها و پیچیدگی بازارهای مالی جهانی نیازمند مدل‌هایی انعطاف‌پذیر و قابل تعمیم است. تحقیقات اخیر نشان داده‌اند که توسعه سیستم‌های سرمایه‌گذاری هوشمند نه تنها در بازار سهام، بلکه در حوزه‌های نوینی مانند رمزارزها و دارایی‌های دیجیتال نیز کاربرد دارد (Viéitez et al., 2024; Wieprow, 2025). ورود دارایی‌های

دیجیتال و فناوری‌های نو مانند توکن‌های غیرقابل‌تعویض (NFT) نیز الگوهای جدیدی از تحلیل سرمایه‌گذاری را مطرح کرده و اهمیت مدل‌های منعطف و دانش‌بنیان را افزایش داده است (Wieprow, 2025).

استفاده از شاخص قدرت نسبی (RSI) برای شناسایی شرایط اشباع خرید و فروش، بهره‌گیری از قوانین فازی برای کمی‌سازی الگوهای قیمتی، و طراحی عملگرهای تجمیع جدید، چارچوبی قدرتمند برای استخراج سیگنال‌های پایدار و قابل اتکا در شرایط نوسانی بازار فراهم کرده است (Kamo & Dagli, 2017; Madbouly et al., 2020; Zhou & Dong, 2021). افزون بر این، الهام از مدل‌های کلاسیک مدیریت سرمایه‌گذاری مانند نظریه مارکویتز و بهبود آنها در محیط‌های پرریسک و نامطمئن، سبب شده چارچوب پیشنهادی از نظر نظری و عملی هم‌زمان استحکام یابد (Leung et al., 2022; Raei & Talangi, 2024; Ye, 2024).

در کنار این تحولات، چالش‌های عملی متعددی در استفاده از مدل‌های پیش‌بینی بازار وجود دارد. داده‌های مالی به دلیل نویز بالا، تغییرات سریع و پیچیدگی ساختاری، تحلیل‌پذیری دشواری دارند (Kumar & Ravi, 2022). همچنین مدل‌های سنتی استنتاج آماری غالباً از فرضیات سخت‌گیرانه‌ای استفاده می‌کنند که در بازارهای پویا کاربردپذیر نیستند (Zhou & Dong, 2021). مدل‌های محاسباتی نیز گاه از وابستگی‌های زمانی داده‌ها غافل می‌شوند و نمی‌توانند پویایی واقعی بازار را بازنمایی کنند (Naranjo et al., 2022). به همین دلیل، رویکردهای فازی که امکان لحاظ عدم قطعیت، تنوع داده‌ها و وابستگی‌های زمانی را فراهم می‌کنند، جذابیت بیشتری یافته‌اند (Sadeghi et al., 2021; Zhang et al., 2022). بنابراین، پژوهش حاضر در پاسخ به این نیازها شکل گرفته و با هدف ارائه مدلی جامع و دقیق برای پیش‌بینی روند بازار سهام با به کارگیری الگوهای کندل‌استیک ژاپنی و منطق فازی طراحی شده است.

روش پژوهش و مواد

در این پژوهش، روشی مبتنی بر منطق فازی برای شناسایی الگوهای کندل‌استیک(Doji، Hammer و Engulfing) در بازار سهام ارائه می‌شود. مراحل کار به‌صورت زیر است:

۱. **جمع‌آوری داده‌ها:** داده‌های تاریخی بازار شامل قیمت‌های باز، بسته، بالا و پایین برای دوره زمانی مورد نظر گردآوری می‌شود.

۲. **تبدیل داده‌ها به کندل‌استیک:** داده‌ها به نمودارهای شمعی تبدیل می‌شوند که نمایانگر تغییرات روزانه قیمت هستند.

۳. **شناسایی الگوها با منطق فازی:**

– برای الگوی Doji، مجموعه‌های فازی بر اساس نزدیکی قیمت باز و بسته و کوتاهی طول کندل تعریف می‌شود.

– برای الگوی Hammer، مجموعه‌های فازی بر اساس بدنه کوچک، سایه پایینی بلند و سایه بالایی کوتاه یا ناموجود مشخص می‌شوند.

– برای الگوی Engulfing، مجموعه‌های فازی بر اساس اندازه بدنه کندل‌ها و خاصیت فراگیر بودن کندل دوم تعریف می‌شوند.

۴. **قواعد فازی**: قوانین if–then برای هر الگو تدوین شده و با استفاده از موتور استنتاج فازی ارزیابی می‌شوند.

محاسبه درجه عضویت: با استفاده از توابع عضویت مثلثی/ذوزنقه‌ای، میزان تعلق هر کندل به یک الگوی خاص محاسبه می‌شود.

۵. **تجمیع نتایج:** برای به‌دست آوردن قدرت کلی الگوها، درجات عضویت الگوهای شناسایی‌شده با روش میانگین وزنی ترکیب می‌شوند.

۶. **تحلیل نتایج**: خروجی سیستم، میزان احتمال وجود هر الگو و قدرت ترکیبی آنها در روند بازار را نشان می‌دهد.

یافته‌ها

۱. تنظیم داده‌ها

ما در این بخش، داده‌ها را به صورت خوشه‌های ۵ روزه اصلاح کردیم.

۱) (دوشنبه– سه شنبه– چهارشنبه– پنجشنبه– جمعه)

۲) (سه شنبه– چهارشنبه– پنجشنبه– جمعه– شنبه)

۳) (چهارشنبه– پنجشنبه– جمعه– شنبه– یکشنبه)

۴) (پنجشنبه– جمعه– شنبه– یکشنبه–دوشنبه)

۵) (جمعه– شنبه– یکشنبه– دوشنبه– سه شنبه)

خوشه‌ها برای روزهای متوالی در نظر گرفته شدند و بدین ترتیب امکان ایجاد تعداد خوشه‌های بیشتر برای دوره زمانی ارائه شده، مهیا شد.

۲. محاسبه(شاخص قدرت نسبی) RSI

شاخص قدرت نسبی (RSI) یک شاخص حرکتی است که میزان تغییرات اخیر قیمت را برای ارزیابی شرایط خرید یا فروش بیش از حد در قیمت سهام یا سایر دارایی‌ها اندازه گیری می‌کند. فرض کنید که X_k^j نشان دهنده مقدار j (بسته شدن، کمترین، بیشترین یا مقدار گشایش (OPCL[1])) در روز k ام است. در این صورت، می‌توان تغییر را به صورت اختلاف مطلق مقادیر بسته شدن در روزهای k ام و (k-1) ام تعریف کرد.

$$change = X_k^C - X_{k-1}^C$$

فرض کنید که U_k و D_k نشان دهنده روند صعودی و نزولی در روز k ام هستند. بنابراین

$$U_k = \begin{cases} 0 & \text{تغییر} \leq 0 \\ \text{تغییر} & \text{تغییر} > 0 \end{cases}$$

و

$$D_k = \begin{cases} \text{تغییر} & \text{تغییر} < 0 \\ 0 & \text{تغییر} \geq 0 \end{cases}$$

همچنین $\overline{U}_k$ و $\overline{D}_k$ نشان دهنده میانگین حرکت صعودی و نزولی از روز (k-4) ام تا روز k ام هستند. در این صورت

$$\overline{U}_k = \frac{\sum_{i=k-4}^{k} U_i}{5}$$

و

$$\overline{D}_k = \frac{\sum_{i=k-4}^{k} D_i}{5}$$

قدرت نسبی (RS[2]) به صورت میانگین حرکت صعودی تقسیم بر میانگین حرکت نزولی تعریف می‌شود.

$$RS_k = \frac{\overline{U}_k}{\overline{D}_k}$$

و شاخص قدرت نسبی (RSI) به صورت زیر فرموله می‌شود

$$RSI_k = 100 - \frac{100}{1 + RS_k}$$

[1] Close, Low, High or Open value
[2] Relative Strength

۳. RSI- واگرایی

واگرایی، نشانه‌ای از معکوس شدن روند احتمالی بعدی در بازار سهام است. ممکن است ماهیت آن به صورت صعودی (گاوی) یا نزولی (خرسی) باشد. واگرایی نزولی هنگامی رخ می‌دهد که بازار در روند صعودی قرار داشته و احتمالا این روند معکوس می‌شود.

۱.واگرایی صعودی هنگامی رخ می‌دهد که بازار در روند نزولی قرار داشته و احتمالا روند معکوس می‌شود. واگرایی صعودی با افت مقدار RSI در دسته اشباع فروش (کمتر از ۳۰) مشخص می‌شود و پس از آن، مقدار پایین بالاتری به دست آمده که با مقادیر پایین پایین نتر از نظر قیمت، تطابق دارد. مقدار RSI برای مدتی در ناحیه اشباع فروش قرار می‌گیرد و پس از افزایش قدرت آن، می‌توان شاهد علائم معکوس شدن روند بعدی به یک روند صعودی بود.

۲.واگرایی نزولی هنگامی رخ می‌دهد که بازار در یک روند صعودی قرار داشته و روند در حال معکوس شدن است. می‌توان واگرایی نزولی را با نوسان مقادیر RSI در ناحیه اشباع خرید یعنی مقدار بیشتر از ۷۰ تشخیص داد که پس از آن، مقدار بیشینه کمتر ایجاد شده که با مقادیر بیشینه کمتر در قیمت تطابق دارد. مقدار RSI برای مدتی در ناحیه اشباع خرید باقی می‌ماند و پس از کاهش قدرت خود، می‌توان شاهد ایجاد روند معکوس بعدی و حرکت به سمت یک روند صعودی بود.

۴. رد شدن از تاب خوردگی

رد شدن از تاب خوردگی، شاخص دیگری از معکوس شدن روند بعدی در بازار سهام است. ممکن است ماهیت این شاخص صعودی یا نزولی باشد. رد شدن از تاب خوردگی در حالت صعودی، در حالت ایجاد روند صعودی پس از روند نزولی در بازار قابل مشاهده است. رد شدن از تاب خوردگی در حالت نزولی با ایجاد یک روند نزولی پس از یک روند صعودی در بازار قابل تشخیص است.

۱.رد شدن از تاب خوردگی صعودی، هنگامی رخ می‌دهد که بازار در روند نزولی قرار دارد و RSI در محدوده اشباع فروش قرار می‌گیرد (30>). سپس، RSI مجددا بدون بازگشت به محدوده اشباع فروش، بالا رفته و به مسیر صعودی خود ادامه می‌دهد. پس از مدتی، RSI بدون بازگشت به محدوده اشباع فروش، نزول می‌کند. سپس RSI بسیار بالاتر از مقدار بیشینه قبلی خود رفته که این موضوع نشان دهنده معکوس شدن روند یا یک روند صعودی است.

۲.رد شدن از تاب خوردگی نزولی، هنگامی رخ می‌دهد که بازار در یک روند صعودی قرار داشته و RSI به محدوده اشباع خرید (70>) می‌رود. سپس RSI بدون بازگشت به محدوده اشباع خرید، کاهش یافته و به نزول خود ادامه می‌دهد. RSI پس از مدتی بدون عبور از محدوده اشباع خرید، صعود می‌کند. سپس RSI بسیار بیشتر از مقدار کمینه قبلی خود، نزول می‌کند که این حالت یک روند نزولی یا معکوس شدن روند را نشان می‌دهد.

- RSI به محدوده اشباع فروش، سقوط می‌کند.
- RSI مجددا به بالاتر از ۳۰ باز می‌گردد.
- RSI نزول دیگری را بدون بازگشت به محدوده اشباع فروش، شکل می‌دهد.
- سپس RSI از بالاترین بیشینه اخیر خود عبور می‌کند.

۵. طبقه بندی خوشه و تعریف تابع

فرض کنید که high(k)، low(k)، open(k) و close(k) نشان دهنده مقادیر بیشترین، کمترین، گشایش و بسته شدن هستند و US(k)، LS(k) و BL(k) نشان دهنده سایه کندل بالایی، کندل پایین و طول بدنه کندل برای روز معاملاتی k هستند.

در این صورت،

$$US(k) = 100.\frac{high(k) - \max\left(open(k), close(k)\right)}{open(k)}$$

$$LS(k) = 100.\frac{\min\left(open(k), close(k) - low(k)\right)}{open(k)}$$

$$BL(k) = 100.\frac{close(k) - open(k)}{close(k)}$$

جهت درک بهتر این داده‌های سری زمانی، متغیرهای فازی زیر را تعریف می‌کنیم:

-گپ: گپ تنها و تنها زمانی به وجود می‌آید که بیشترین مقدار روز قبل، کمتر از کمترین مقدار امروز باشد. این شاخص به صورت رابطه درصدی میان اندازه گپ و مقدار گشایش/ بسته شدن است.

$$gap(k) = \begin{cases} 0 & low(k) \le high(k-1) \\ 100.\dfrac{low(k) - high(k-1)}{low(k)} & \text{در حالت دیگرهای} \end{cases}$$

– روند: این شاخص نشان دهنده روند دو کندل آخر چه به صورت روند صعودی و چه به صورت نزولی است.

$$trend(k) = 100.\frac{close(k) - close(k-1)}{close(k)}$$

– اختلاف گشایش (باز شدن): این شاخص به معنای اختلاف درصدی میان low(k-1) و open(k) است.

$$dopen(k) = \begin{cases} 0 & low(k-1) \le open(k) \\ 100.\dfrac{low(k-1) - open(k-1)}{low(k)} & \text{در حالت دیگرهای} \end{cases}$$

– اختلاف مرکزی: این اختلاط به معنای اختلاف درصدی میان مقدار بسته شدن کندل در یک روز و میانگین مقادیر گشایش و بسته شدن در روز گذشته است.

$$dopen(k) = \begin{cases} 0 & close(k) \le \dfrac{open(t-1) + close(t-1)}{2} \\ 100.\dfrac{close(k-1) - open(k-1) + close(t-1))/2}{close(k)} & \text{در حالت دیگرهای} \end{cases}$$

– اختلاف بسته شدن: این شاخص به صورت درصد اختلاف بین high(k-1) و close(k) است.

$$dclose(k) = \begin{cases} 0 & close(k) \le high(k-1) \\ 100.\dfrac{close(k) - close(k-1)}{close(k)} & \text{در حالت دیگرهای} \end{cases}$$

فازی سازی خصوصیات کندل‌ها

شکل (۱)، نشان دهنده تابع عضویت فازی است که برای فازی سازی طول کندل بالایی و طول کندل پایین یک کندل استفاده می‌شود. این تابع مقدار مطلق را به یکی از چهار متغیر زبانی تبدیل می‌کند: NULL، SHORT، MIDDLE و LONG.

به طور مشابه، شکل‌های (۲) تا (۴)، نشان دهنده توابع عضویتی هستند که برای فازی سازی متغیرهای مطلق دیگر مطابق تعریف فوق استفاده می‌شوند.

در مورد طول بدنه کندل، ۷ برچسب احتمالی قابل استفاده هستند:

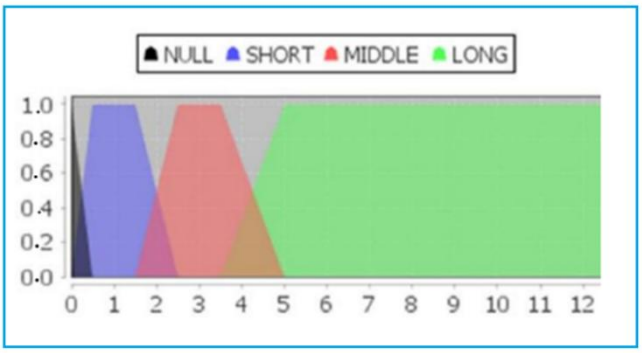
BLACK_LONG، BLACK_MIDDLE، BLACK-SHORT، EQUAL، WHITE_SHORT، WHITE_MIDDLE و WHITE_LONG.

در مورد گپ، اختلاف بسته شدن، اختلاف مرکزی و اختلاف گشایش، چهار مقدار احتمالی وجود دارند:

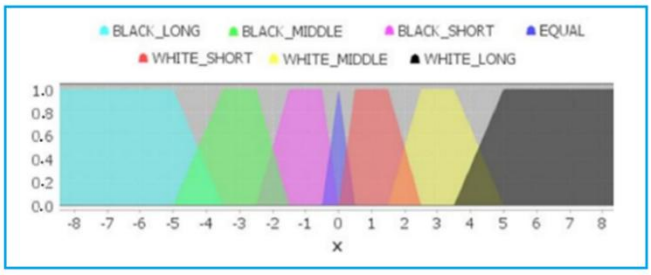
NULL، SHORT، MIDDLE و LONG.

در مورد روند، ۷ مقدار احتمالی وجود دارند:

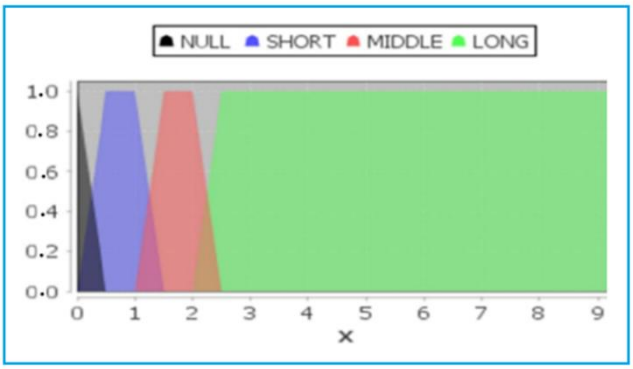
LONG_BEARISH، MIDDLE_BEARISH، SHORT_BEARISH، NULL، SHORT_BULLISH، MIDDLE_BULLISH و LONG_BULLISH.



شکل ۱:تابع عضویت برای US(k) و LS(k)



شکل ۲: تابع عضویت BL(k)



شکل ۳: تابع عضویت gap(k)

شکل ۴: تابع عضویت trend(k)

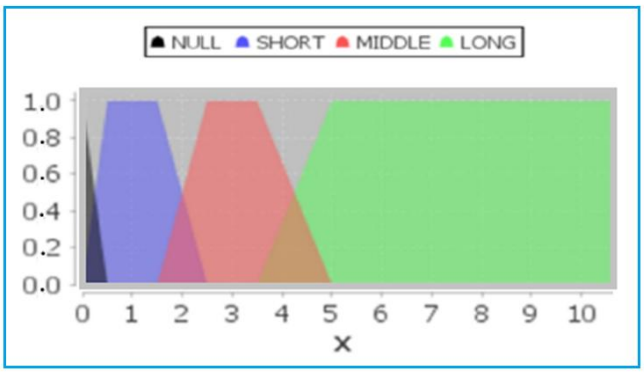
۶. بررسی روند قبل

مقدار مطلق روند قبل به صورت میانگین مقادیر مطلق روند (بر حسب تابع trend(x)) به دست می‌آید.

$$PrevTrend(cluster) = \frac{trend(day1) + trend(day2) + trend(day3)}{3}$$

مقدار فازی روند قبل با استفاده از تابع عضویت مطابق شکل (۲)، ایجاد شود.

- اگر مقدار فازی به صورت یکی از حالت‌های LONG_BEARISH، MIDDLE_BEARISH یا SHORT_BEARISH باشد، می‌توان روند گذشته را BEARISH (نزولی) دانست.



شکل ۵: تابع عضویت difclose(k)، difopen(k) و difenteral(k)

- اگر مقدار فازی به صورت NULL باشد، می‌توان مقدار روند قبل را NEUTRAL دانست.
- اگر مقدار فازی به صورت یکی از حالت‌های LONG_BULLISH، MIDDLE_BULLISH یا SHORT_BULLISH باشد، می‌توان مقدار روند قبل را BULLISH (صعودی) دانست.

۷. قوانین فازی برای طبقه بندی کندل‌ها

Engulfing: این کندل هنگامی مشاهده می‌شود که

_ value of fourth day variable of Body > 0.5 AND

_ value of fifth day variable of Body <- 0.5 AND

_ value of fourth day variable of High <= value of fifth day variable of Open AND

_ value of fourth day variable of Low >= value of fifth day variable of Close

Harami: این کندل هنگامی مشاهده می‌شود که

_ value of fourth candlestick day variable Body >0.5 AND

_ value of fifth candlestick day variable Body < -0.5 AND

_ value of fourth day variable of Close >= value of fifth day variable of High AND

_ value of fourth day variable of Open <= value of fifth day variable of Low

Meeting Line: This candlestick is observed if:

_ value of fourth day variable Body > 0.5 AND

_ value of fifth day variable of Body < -0.5 AND

_ ((value of fifth day variable of Close-value of fourth day variable of Close)/value of five day

variable of Close) <= 0.5 AND

_ ((value of fifth day variable of Close-value of fourth day variable of Close)/value of five day

variable of Close) >= 0)

Doji: این کندل هنگامی مشاهده می‌شود که

_ value of fifth day variable High > value of fourth day variable High AND

_ value of fifth fuzzified candlestick day variable FuzzyUpperis NULL AND

_ (value of fifth day variable High - MAX (value of fifth day variable Open, value of fifth day variable

Close) < value of fifth day variable Body/5) AND

_ MIN ((value of fifth day variable Open, value of fifth day variable Close) - value of fifth day

variable Low > 2*ABS (value of fifth day variable Open - value of fifth day variable Close))

۸. فرمول بندی مستندات برای داده‌ها

ما داده‌های هر خوشه فازی را به ۳ سند طبقه بندی کرده‌ایم: نمایش روند نزولی، خنثی و صعودی قبلی.

یک سند به صورت رشته‌ای از مقادیر فازی زیر فرموله می‌شود:

روند کندل گذشته + خوشه کندل شناسایی شده+ روند RSI قبل+ واگرایی+ رد شدن از تاب خوردگی

هر یک از این اسناد به یکی از سه سند بالا بر اساس روندهای آینده آنها الصاق می‌شود.

به طور مثال:

صعودی +Hammer+ اشباع فروش+ واگرایی نزولی+ عدم رد شدن از تاب خوردگی

۹. فرمول بندی اسناد جهت جستجو

کوئری مشابه با روندهای قبلی تعریف شده، فرموله می‌شود. در مورد هر OHLC، مقادیر RSI در یک سند کوئری متناظر با خوشه‌های کندل فازی شده و کندل‌های دیگر شناسایی می‌شوند. بنابراین، یک سند همانند قبل برای یک جستجو شکل می‌گیرد.

۱۰.تطبیق اسناد و محاسبه شاخص TF-IDF

جهت یافتن مرتبط ترین سند، ما از طرحواره tf-idf در روش خود استفاده می‌کنیم.

روش tf-idf اسناد را بر اساس مقدار tf*idf خود رتبه بندی می‌کند که tf نشان دهنده عبارات فراوانی یعنی تعداد دفعات وقوع یک عبارت در سند است؛ در حالی که idf نشان دهنده فراوانی معکوس سند به معنای تعداد کل وقوع این عبارات در اسناد است.

ما در این روش، مقادیر tf و idf را پیش از محاسبه مقدار نهایی، نرمال کردیم. فرض کنید که tf و idf نشان دهنده عبارت فراوانی و فراوانی معکوس سند برای هر عبارت است. در این صورت داریم:

$$tf_{log} = log_{10}(tf)$$

$$idf_{log} = log_{10}(idf)$$

ما tf و idf نرمال شده را به صورت ترم‌های tf-norm و ifd-norm تعریف می‌کنیم. فرض کنید که k تعداد کل اسناد است

$$(tf - norm)_i = \frac{(tf_{log})\ _i}{\sum_{i=1}^{k}(id\ f_{log})_i}$$

در مورد هر عبارت در کوئری، می‌توان مقدار tf-idf را به صورت زیر تعریف کرد:

$$(tf - idf)_{term} = (tf_{norm})_{term} \times (idf_{term})_{term}$$

می توان شاخص‌های تناظر نسبت به هر سند روند آینده (BR,BL,NT) را محاسبه کرد. سپس مقدار تناظر سند به صورت جمع نمرات tf-idf کلیه ترم‌های کوئری محاسبه می‌شود. سند دارای بیشترین نمره تناظر و ارتباط با جستجو، قابلیت تعریف روند آینده را دارد.

۱۱. روند آینده و پیش بینی روند آینده (خروجی نهایی)

روند آینده به معنای روند فازی مجموعه‌ای از سه روز نخست خوشه بعد است. این روند نیز کاملا مشابه با روند قبل محاسبه می‌شود. روند قبل می‌تواند به صورت BEARISH, BULLISH یا NEUTRAL باشد. می‌توان این روند را به صورت روند کندل قبل+ خوشه کندل شناسایی شده + روند RSI قبل + واگرایی+ رد شدن از تاب خوردگی بیان کرد و در سه سند BL,BR,NT ذخیره کرد.

– در مورد پیش بینی روند آینده، مثالی از پیش بینی روند را برای تاریخ‌های ۱۵ مرداد ۱۴۰۰ تا ۲۰ مرداد ۱۴۰۰ در نظر می‌گیریم. ما داده‌های بورس اوراق بهادار تهران را صرفا تا ۳۱ اردیبهشت ۱۴۰۰ در نظر گرفتیم، بنابراین هیچ تطبیق دقیقی در مورد روندهای آینده پیش رو وجود ندارد.

جدول ۱: مجموعه داده‌های بورس اوراق بهادار تهران بدون مقادیر RSI

تاریخ	گشایش	بیشترین	کمترین	بسته شدن
۲ تیر ۱۴۰۰	۳۹۸۱۱.۶۸	۳۹۸۳۸.۴۹	۳۹۴۹۹.۱۹	۳۹۸۱۶.۴۸
۳ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۰۷.۵۷	۳۹۹۳۴.۹۹	۳۹۷۳۲.۳۸	۳۹۸۳۹.۲۵
۴ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۱۷.۶۵	۳۹۹۷۹.۱	۳۹۸۵۸.۳۳	۳۹۹۰۸.۰۶
۵ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۹۰.۴	۴۰۰۳۲.۴۱	۳۹۴۴۱.۳۸	۳۹۵۱۳.۳۹
۸ تیر ۱۴۰۰	۳۹۴۷۶.۳۸	۳۹۴۷۶.۳۸	۳۸۶۰۵.۴۸	۳۸۷۲۰.۵۷
۹ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۵۴.۴۷	۳۸۸۱۴.۲۳	۳۸۴۳۵.۸۷	۳۸۷۳۰.۸۲
۱۰ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۰۱.۹۹	۳۸۸۵۴.۸۵	۳۸۴۷۴.۶۶	۳۸۵۵۷.۰۴
۱۱ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۵۱.۶۲	۳۸۸۹۲.۵	۳۸۶۳۱.۳۱	۳۸۸۲۳.۱۱
۱۲ تیر ۱۴۰۰	۳۸۹۴۱.۱	۳۹۰۲۱.۸۴	۳۸۶۸۴.۸۵	۳۸۷۳۶.۲۳
۱۵ تیر ۱۴۰۰	۳۹۰۰۹.۹۵	۳۹۰۲۳.۹۷	۳۸۶۹۶.۶	۳۸۸۹۶.۷۱
۱۶ تیر ۱۴۰۰	۳۸۹۶۱.۸۶	۳۹۱۷۳.۸۹	۳۸۸۴۵.۲۷	۳۹۱۳۱.۰۴
۱۷ تیر ۱۴۰۰	۳۹۱۷۱.۱	۳۹۲۸۴.۷۳	۳۹۰۸۱.۱۴	۳۹۲۱۵.۶۴
۱۸ تیر ۱۴۰۰	۳۹۲۰۴.۴۷	۳۹۲۰۴.۴۷	۳۸۸۶۱.۲۵	۳۸۸۹۷.۴۶
۱۹ تیر ۱۴۰۰	۳۹۰۵۸.۷۳	۳۹۰۵۸.۷۳	۳۸۲۷۱.۳۵	۳۸۳۳۷.۰۱

- برای فرمولهای کوئری خود، داده‌های ۲۵ خرداد ۱۴۰۰ تا ۱۹ تیر ۱۴۰۰ را در نظر vtjdl‘.
- پس از تنظیم داده ها، مقادیر RSI را در داده‌های خود لحاظ vndl;.

جدول ۲: خوشه ۵ روزه

تاریخ	بازشدن	بیشترین	کمترین	بسته شدن	RSI
۳ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۰۷.۵۷	۳۹۹۳۴.۹۹	۳۹۷۳۲.۳۸	۳۹۸۳۹.۲۵	۷۵.۴۶۹
۴ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۱۷.۶۵	۳۹۹۷۹.۱	۳۹۸۵۸.۳۳	۳۹۹۰۸.۰۶	۷۸.۳۶۰
۵ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۹۰.۴	۴۰۰۳۲.۴۱	۳۹۴۴۱.۳۸	۳۹۵۱۳.۳۹	۴۲.۴۷۵
۸ تیر ۱۴۰۰	۳۹۴۷۶.۳۸	۳۹۴۷۶.۳۸	۳۸۶۰۵.۴۸	۳۸۷۲۰.۵۷	۱۹.۷۵۶
۹ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۵۴.۴۷	۳۸۸۱۴.۲۳	۳۸۴۳۵.۸۷	۳۸۷۳۰.۸۲	۲۰.۴۴۴

جدول ۳: داده‌های بورس اوراق بهادار تهران با مقادیر RSI

تاریخ	گشایش	بیشترین	کمترین	بسته شدن	RSI
۲ تیر ۱۴۰۰	۳۹۸۱۱.۶۸	۳۹۸۳۸.۴۹	۳۹۴۹۹.۱۹	۳۹۸۱۶.۴۸	۷۴.۵۷۰
۳ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۰۷.۵۷	۳۹۹۳۴.۹۹	۳۹۷۳۲.۳۸	۳۹۸۳۹.۲۵	۷۵.۴۶۹
۴ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۱۷.۶۵	۳۹۹۷۹.۱	۳۹۸۵۸.۳۳	۳۹۹۰۸.۰۶	۷۸.۳۶۰
۵ تیر ۱۴۰۰	۳۹۹۹۰.۴	۴۰۰۳۲.۴۱	۳۹۴۴۱.۳۸	۳۹۵۱۳.۳۹	۴۲.۴۷۵
۸ تیر ۱۴۰۰	۳۹۴۷۶.۳۸	۳۹۴۷۶.۳۸	۳۸۶۰۵.۴۸	۳۸۷۲۰.۵۷	۱۹.۷۵۶
۹ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۵۴.۴۷	۳۸۸۱۴.۲۳	۳۸۴۳۵.۸۷	۳۸۷۳۰.۸۲	۲۰.۴۴۴
۱۰ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۰۱.۹۹	۳۸۸۵۴.۸۵	۳۸۴۷۴.۶۶	۳۸۵۵۷.۰۴	۱۷.۳۰۱
۱۱ تیر ۱۴۰۰	۳۸۷۵۱.۶۲	۳۸۸۹۲.۵	۳۸۶۳۱.۳۱	۳۸۸۲۳.۱۱	۳۶.۰۹۹
۱۲ تیر ۱۴۰۰	۳۸۹۴۱.۱	۳۹۰۲۱.۸۴	۳۸۶۸۴.۸۵	۳۸۷۳۶.۲۳	۳۳.۰۳۴
۱۵ تیر ۱۴۰۰	۳۹۰۰۹.۹۵	۳۹۰۲۳.۹۷	۳۸۶۹۶.۶	۳۸۸۹۶.۷۱	۴۴.۰۰۹
۱۶ تیر ۱۴۰۰	۳۸۹۶۱.۸۶	۳۹۱۷۳.۸۹	۳۸۸۴۵.۲۷	۳۹۱۳۱.۰۴	۵۶.۹۰۲
۱۷ تیر ۱۴۰۰	۳۹۱۷۱.۱	۳۹۲۸۴.۷۳	۳۹۰۸۱.۱۴	۳۹۲۱۵.۶۴	۶۰.۹۵۹
۱۸ تیر ۱۴۰۰	۳۹۲۰۴.۴۷	۳۹۲۰۴.۴۷	۳۸۸۶۱.۲۵	۳۸۸۹۷.۴۶	۴۲.۲۵۸

- سپس ما خوشه‌ای ۵ روزه را که نشان دهنده یکی از خوشه‌های ما بوده و مقادیر فازی ایجاد خواهند شد، در نظر vtjdl‘.
- با توجه به مقادیر گسسته OHLC و RSI، می‌توان داده‌های نرمال شده را که نشان دهنده شاخص‌های متفاوتی هستند، لحاظ کرد.
- سپس می‌توان داده‌های نرمال سازی شده را فازی کرد.
- سند ایجاد شده برای این خوشه– چکش معکوس نزولی در ناحیه اشباع خرید، بدون واگرایی، بدون رد شدن از تاب خوردگی.
- روند آینده– BR[1] (تطبیق کوئری‌ها منجر به BR سند می‌شود).
- روند آینده پیش بینی شده در تاریخ ۲ تیر، به صورت نزولی است که با روند واقعی نیز سازگاری داشته و از نمودار RSI مشاهده می‌شود. بازار پس از صعود ابتدایی، با یک روند نزولی مواجه می‌شود. این روند نزولی تا زمان آغاز صعود دوباره بازار ادامه می‌یابد.

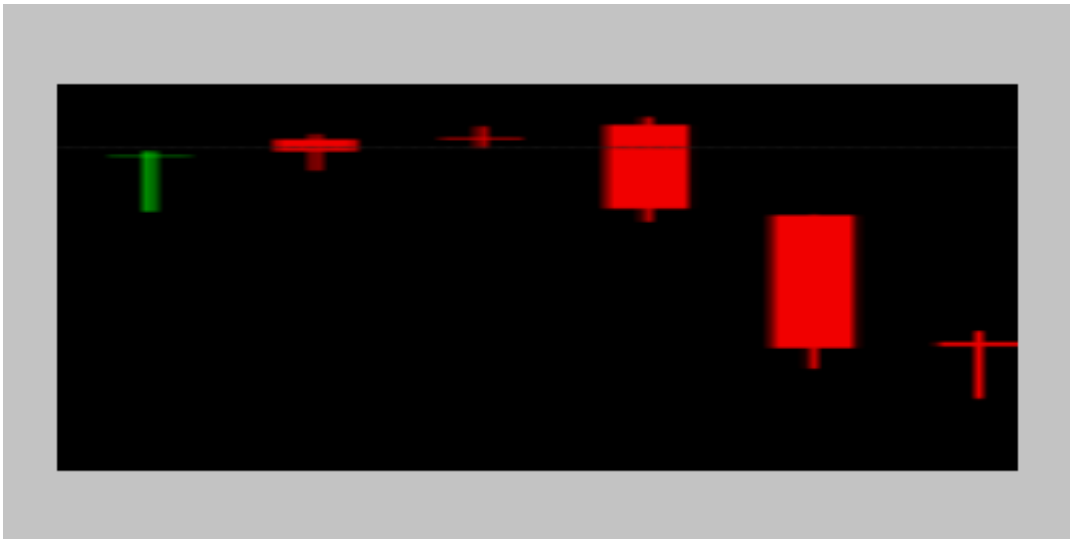
جدول ۴: خوشه شمعی ۵ روزه

تاریخ	بالاتر	پایین تر	بدنه	گپ	روند	Difopen	Difclose	Difcentral	RSI
۲ تیر ۱۴۰۰	۰.۰۶۸۷	۰.۲۶۷	-۰.۱۷۱	۰	۰.۰۵۷	۰	۰.۰۰۲	۰.۰۶۳	۷۵.۴۶۹
۳ تیر ۱۴۰۰	۰.۱۵۳	۰.۱۲۴	-۰.۰۲۴	۰	۰.۱۷۲	۰	۰	۰.۰۸۶	۷۸.۳۶۰
۴تیر ۱۴۰۰	۰.۱۰۵	۰.۱۸۰	-۱.۲۰۷	۰	-۰.۹۹۸	۰	۰	۰	۴۲.۴۷۵
۵ تیر ۱۴۰۰	۰.۰	۰.۲۹۱	-۱.۹۵۱	۰	-۲.۰۴۷	۰	۰	۰	۱۹.۷۵۶
۸ تیر ۱۴۰۰	۰.۱۵۴	۰.۷۶۱	-۰.۰۶۱	۰	۰.۰۲۶	۰	۰	۰	۲۰.۴۴۴

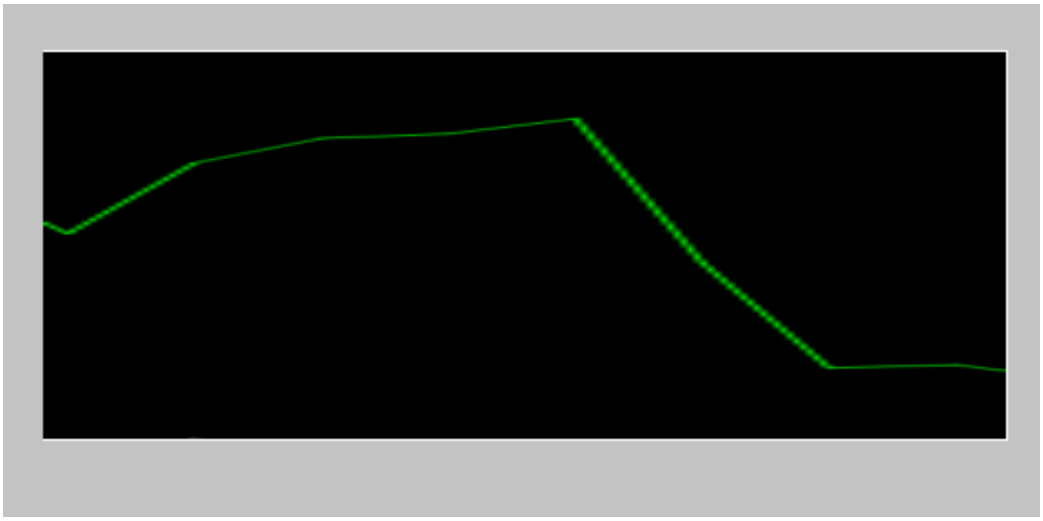
[1] BEARISH

جدول ۵: خوشه کندل فازی ۵ روزه

تاریخ	فازی پایین تر	فازی بالاتر	بدنه فازی	روند فازی	گپ فازی	FuzzyDifopen	FuzzyDifclose	FuzzyDifcentral	RSI
۲ تیر ۱۴۰۰	NULL	NULL	BLACKSHORT	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	بسیار نزولی
۳ تیر ۱۴۰۰	NULL	NULL	BLACKSHORT	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	بسیار نزولی
۴ تیر ۱۴۰۰	NULL	NULL	BLACKSHORT	نزولی کوتاه	NULL	NULL	NULL	NULL	نزولی پایین
۵تیر ۱۴۰۰	NULL	NULL	BLACKSHORT	نزولی متوسط	NULL	NULL	NULL	NULL	نزولی بالا
۸تیر ۱۴۰۰	NULL	NULL	BLACKSHORT	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	نزولی بالا



شکل ۶:کندل‌های تاریخ ۲ تیر ۱۴۰۰ تا ۸ تیر ۱۴۰۰



شکل ۷: گراف RSI از تاریخ ۲ تیر ۱۴۰۰ تا ۸ تیر ۱۴۰۰

بر اساس یافته‌های ارائه شده، به الگوی کندل استیک با بیشترین قدرت پیش بینی، Hummer است. بنابراین، الگوی Hummer در مقایسه با الگوهای Doji و Engulfing قدرت پیش بینی بیشتری داشته دارد.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که ترکیب الگوهای کندل‌استیک ژاپنی با منطق فازی توانسته است در پیش‌بینی روندهای آتی بازار سهام عملکردی برتر نسبت به رویکردهای سنتی ارائه دهد. مدل پیشنهادی با اتکا به قوانین فازی و خوشه‌بندی متوالی، توانست داده‌های نویزی و غیرقطعی بازار را به شکل ساختاریافته و قابل تحلیل تبدیل کند و از این طریق دقت پیش‌بینی را افزایش دهد. بررسی فرضیه‌های پژوهش بیانگر آن بود که الگوهای شناخته‌شده‌ای مانند Hammer و Doji نشانه‌های قوی از تغییرات روندی بازار ارائه می‌دهند و استفاده از شاخص قدرت نسبی (RSI) در کنار این الگوها به تبیین بهتر شرایط اشباع خرید و فروش و پیش‌بینی تغییر جهت بازار کمک می‌کند (Kamo & Dagli, 2017; Madbouly et al., 2020; Sadeghi et al., 2021; Zhou & Dong, 2021). نتایج به‌دست‌آمده با یافته‌های پیشین در این حوزه همخوانی دارد؛ برای نمونه، نشان داد که ادغام منطق فازی با تحلیل تکنیکال موجب ارتقای توانایی سیستم در مدیریت داده‌های مبهم می‌شود و این امر با نتایج مطالعه حاضر که بر مدیریت عدم قطعیت و افزایش پایداری پیش‌بینی‌ها تأکید داشت، مطابقت دارد.

یکی از نوآوری‌های کلیدی این تحقیق، استفاده از عملگر تجمیع جدید و بهره‌گیری از رویکرد بازیابی اطلاعات فازی برای رتبه‌بندی الگوهای قیمتی بود. این ویژگی باعث شد مدل پیشنهادی نه تنها قادر به شناسایی روندهای کوتاه‌مدت، بلکه قادر به تحلیل الگوهای میان‌مدت نیز باشد؛ این مسئله نسبت به برخی تحقیقات گذشته، مانند کار (Kamo & Dagli, 2017) که بیشتر بر پیش‌بینی یک‌روزه تمرکز داشت، گامی رو به جلو است. همچنین، یافته‌ها نشان داد که ترکیب RSI با قواعد فازی توانست در مقایسه با استفاده منفرد از شاخص‌ها، سیگنال‌های دقیق‌تری ارائه دهد و این امر با نتایج (Naranjo et al., 2022) و (Zhang et al., 2022) که بر قدرت مدل‌های داده‌محور در پیش‌بینی دقیق‌تر بازار تأکید کرده‌اند، همسو است. افزون بر این، مدل ما به دلیل استفاده از خوشه‌بندی پنج‌روزه و در نظر گرفتن ساختار وابستگی زمانی، نسبت به مدل‌های استنتاج آماری که اغلب فرض استقلال داده‌ها را دارند، دقت و انعطاف‌پذیری بیشتری از خود نشان داد (Kumar & Ravi, 2022).

از منظر مدیریتی و مالی، این پژوهش نشان داد که بهره‌گیری از ترکیب ابزارهای کلاسیک و نوین می‌تواند شکاف میان تئوری و عمل را کاهش دهد. نظریه پرتفوی مارکویتز همچنان چارچوبی معتبر برای مدیریت ریسک و بهینه‌سازی بازده است، اما محدودیت‌هایی مانند فرض توزیع نرمال بازده‌ها و وابستگی به داده‌های دقیق دارد (Balqis et al., 2021; Leung et al., 2022). یافته‌های این مطالعه حاکی از آن است که ادغام اصول مارکویتز با رویکردهای فازی می‌تواند این محدودیت‌ها را برطرف سازد و محیطی پویا و غیرقطعی مانند بازار سهام را بهتر مدل‌سازی کند. همچنین، این پژوهش با توسعه مدل مبتنی بر داده‌های واقعی بورس تهران نشان داد که مدل پیشنهادی در شرایط بازارهای نوظهور نیز کارایی دارد و این نتیجه با یافته‌های (Raei & Talangi, 2024) در زمینه لزوم بومی‌سازی ابزارهای مالی هم‌راستاست.

از سوی دیگر، استفاده از شاخص‌های تکنیکال مانند RSI و تحلیل الگوهای قیمتی برای شناسایی نقاط بازگشتی، همسو با رویکردهای نوین داده‌کاوی و یادگیری ماشین است که در تحقیقات اخیر تأکید شده‌اند (Melina, 2024; Viéitez et al., 2024). مدل حاضر با بهره‌گیری از TF-IDF برای رتبه‌بندی اهمیت ویژگی‌های فازی، دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشید و این موضوع نشان‌دهنده ترکیب موفق روش‌های بازیابی اطلاعات و تحلیل تکنیکال است؛ موضوعی که در تحقیقات (Zhang et al., 2022) نیز بر اهمیت آن تأکید شده بود. همچنین، کاربرد منطق فازی در کنار شاخص‌های پرکاربرد بازار به ما اجازه داد پایداری پیش‌بینی‌ها را حتی در شرایط نوسانی بازار بسنجیم، در حالی که بسیاری از مدل‌های پیشین تمرکز خود را بر بهبود دقت لحظه‌ای پیش‌بینی‌ها گذاشته‌اند و پایداری بلندمدت کمتر مورد توجه قرار گرفته است (Zhou & Dong, 2021).

بررسی عملکرد مدل در بازارهای نوظهور نشان داد که حتی در محیط‌هایی با داده‌های ناقص و نوسانات بالا، استفاده از منطق فازی و خوشه‌بندی متوالی می‌تواند به ایجاد سیگنال‌های قابل‌اعتماد کمک کند. این یافته با دیدگاه (Ramzani, 2020) مبنی بر اهمیت توجه به ویژگی‌های خاص بازارهای محلی و سطح بلوغ اطلاعاتی آنها همخوانی دارد. از سوی دیگر، این رویکرد قابلیت تعمیم به بازارهای نوین مانند رمزارزها و دارایی‌های دیجیتال را نیز دارد که در پژوهش‌های جدید مورد توجه بوده است (Viéitez et al., 2024; Wieprow, 2025). چنین انعطافی، امکان توسعه مدل به بازارهایی با ساختار متفاوت و نوآوری‌های فناورانه را فراهم می‌سازد.

در مجموع، نتایج این پژوهش نشان دادند که بهره‌گیری از منطق فازی و تحلیل تکنیکال نه تنها می‌تواند محدودیت‌های مدل‌های آماری را برطرف کند، بلکه به دلیل قابلیت مدل‌سازی ابهام و عدم قطعیت، رویکردی کارآمد برای تحلیل داده‌های مالی پیچیده است. این موضوع به‌ویژه در بازارهای پویا که تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران نیازمند اطلاعات دقیق و بهنگام است، اهمیت فراوانی دارد (Naranjo et al., 2022; Zhang et al., 2022). همچنین، همخوانی مدل حاضر با نتایج پژوهش‌هایی که بر استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در کنار ابزارهای تحلیل تکنیکال تأکید دارند (Melina, 2024; Tang et al., 2024)، نشان می‌دهد که مسیر توسعه مدل‌های پیشرفته سرمایه‌گذاری، حرکت به سمت تلفیق دانش مالی سنتی با روش‌های داده‌محور و محاسبات نرم است.

این مطالعه با وجود نوآوری‌ها، محدودیت‌هایی نیز دارد. نخست، داده‌های مورد استفاده مربوط به بورس اوراق بهادار تهران بوده و اگرچه برای نشان دادن کارایی مدل در بازارهای نوظهور مناسب است، اما ممکن است ویژگی‌های ساختاری این بازار مانند حجم معاملات، سیاست‌های نظارتی و دسترسی به اطلاعات، قابلیت تعمیم مدل به بازارهای بین‌المللی را محدود کند. دوم، مدل پیشنهادی بر داده‌های تکنیکال مانند قیمت، شاخص RSI و الگوهای کندل‌استیک متمرکز بوده و سایر متغیرهای بنیادی اقتصادی و روان‌شناختی سرمایه‌گذاران در آن لحاظ نشده است. همچنین، ارزیابی عملکرد مدل در دوره‌های بحران شدید یا تغییرات ناگهانی بازار به‌طور کامل انجام نشده و ممکن است دقت پیش‌بینی در چنین شرایطی متفاوت باشد.

پژوهش‌های آینده می‌توانند این مدل را با استفاده از داده‌های چندبعدی گسترش دهند، از جمله افزودن شاخص‌های بنیادی، احساسات بازار و داده‌های کلان اقتصادی برای بهبود پیش‌بینی‌ها. همچنین، ترکیب منطق فازی با روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی می‌تواند به شناسایی الگوهای پیچیده‌تر و پویایی‌های بلندمدت بازار کمک کند. توسعه مدل برای انواع دارایی‌های جدید مانند رمزارزها و توکن‌های غیرقابل‌تعویض و آزمون عملکرد آن در بازارهای بین‌المللی با ساختار متفاوت، می‌تواند گام بعدی برای افزایش قابلیت تعمیم‌پذیری باشد.

مدل توسعه‌یافته می‌تواند به‌عنوان هسته اصلی سامانه‌های تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری و معاملات الگوریتمی در کارگزاری‌ها و شرکت‌های مدیریت دارایی به‌کار گرفته شود. استفاده از این چارچوب در ابزارهای نرم‌افزاری تحلیلی می‌تواند به سرمایه‌گذاران خرد و کلان در شناسایی نقاط ورود و خروج، مدیریت ریسک و افزایش بازده کمک کند. همچنین، ترکیب این مدل با داشبوردهای بصری و رابط‌های تعاملی می‌تواند تصمیم‌گیری در بازارهای پویا را برای کاربران تسهیل کند و موجب افزایش دقت و اعتماد در فرایند سرمایه‌گذاری شود.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازین اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازین و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

References

Balqis, V. P., Subiyanto, S., & Supian, S. (2021). Optimizing Stock Portfolio with Markowitz Method as a Reference for Investment Community Decisions. *International Journal of Research in Community Services*, *2*(2), 71-76. https://doi.org/10.46336/ijrcs.v2i2.213

Jafari, S. (2016). *A Study of the Impact of Non-financial Variables on Investor Decision-making in the Tehran Stock Exchange* Islamic Azad University, Babol Branch].

Kamo, H., & Dagli, C. (2017). Japanese candlestick trading pattern recognition using fuzzy logic. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics,

Kumar, B. S., & Ravi, V. (2022). A survey of the applications of text mining in financial domain. *Knowledge-Based Systems*, *114*, 128-147. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.10.003

Lee, K. H., & Jo, G. S. (2021). Expert system for predicting stock market timing using a candlestick chart. *Expert Systems with Applications*, *16*, 357-364. https://doi.org/10.1016/S0957-4174(99)00011-1

Leung, P. l., Ng lui, K., & wong, W. (2022). An improved estimation to make Markowitz's portfolio optimization theory users friendly and estimation accurate with application on the US stock market investment. 85-98. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.04.003

Madbouly, M. M., Elkholy, M., Gharib, Y. M., & Darwish, S. M. (2020). Predicting Stock Market Trends for Japanese Candlestick Using Cloud Model. Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Computer Vision (AICV2020), Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-44289-7_59

Melina, M. (2024). Modeling of Machine Learning-Based Extreme Value Theory in Stock Investment Risk Prediction: A Systematic Literature Review. *Big Data*. https://doi.org/10.1089/big.2023.0004

Motamedi, M., & Darvish Motavalli, M. H. (2025). Designing a Dynamic Model for Evaluating Construction Investment Projects Using a System Dynamics Approach. *Economic Research (Sustainable Growth and Development)*, *25*(1), 291-318. https://mcej.modares.ac.ir/article-18-74581-en.html

Naranjo, R., Arroyo, J., & Santos, M. (2022). Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks. *Expert Systems with Applications*, *93*, 15-27. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.002

Raei, R., & Talangi, A. (2024). *Advanced Investment Management*. SAMT Publications.

Ramzani, N. (2020). *A Study of the Relationship between the Free Float of Shares, Firm Size, and Financial Leverage with Dividend Policy in Companies on the Tehran Stock Exchange* Islamic Azad University, Science and Research Branch]. Tehran.

Sadeghi, M., Ahmadi, S., & Hosseini, N. (2021). Combining Fuzzy Logic and Candlestick Patterns in Financial Market Forecasting. *Financial Research Journal*, *23*(4), 55-72.

Tang, Q., Wang, C., & Feng, T. (2024). Technological innovation investment channels of industry-university-research alliance and non-alliance enterprises: An evolutionary game approach. *Mathematics*, *12*(2), 289. https://doi.org/10.3390/math12020289

Viéitez, A., Santos, M., & Naranjo, R. (2024). Machine learning Ethereum cryptocurrency prediction and knowledge -based investment strategies. *Knowledge -Based Systems*, *299*. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.112088

Wieprow, J. (2025). Assessment of investment potential in the art market using non-fungible tokens.

Ye, Z. (2024). The Optimal Portfolio of AIA Group Limiteds Investment Insurance Products Based on Markowitz Model and Index Model. *Advances in Economics Management and Political Sciences*, *79*(1), 99-105. https://doi.org/10.54254/2754-1169/79/20241785

Zhang, J., Cui, S., Xu, Y., Li, Q., & Li, T. (2022). A novel data-driven stock price trend prediction system. *Expert Systems with Applications*, *97*, 60-69. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.026

Zhou, Y., & Dong, P. (2021). Fuzzy logic-based stock prediction system. *International Journal of Fuzzy Systems*, *23*(4), 1123-1137.