

Working Paper 2025.1.1.19
- Vol 1, No 1

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TẠO SINH TRONG DỰ BÁO BIẾN ĐỘNG GIÁ CỔ PHIẾU VIỆT NAM

Lại Tuyết Như¹, Phan Nguyễn Bảo Châu, Phạm Thị Thanh An, Nguyễn Minh Tâm

Sinh viên K62 Tài chính quốc tế

Trường Đại học Ngoại thương Cơ sở II, TP. Hồ Chí Minh

Đào Quốc Phương

Giảng viên Cơ sở II

Trường Đại học Ngoại thương Cơ sở II, TP. Hồ Chí Minh

Tóm tắt

Bên cạnh các phương pháp truyền thống thì gần đây, Trí tuệ nhân tạo tạo sinh (Generative AI), đặc biệt là mô hình Mạng đối kháng tạo sinh (Generative Adversarial Networks), đang được áp dụng và thu hút sự chú ý với khả năng dự đoán hiệu quả, đặc biệt là khi được cung cấp yếu tố về tin tức, cảm xúc thị trường. Nghiên cứu này áp dụng mô hình ChatGPT để dự đoán giá đóng cửa của mã chứng khoán VIC trong khoảng thời gian 1 tuần. Kết quả thử nghiệm khi dự đoán giá chứng khoán cho thấy chỉ số RMSE là 0.23. Khi nghiên cứu tích hợp các tin tức và cảm xúc của các tiêu đề bài báo thì chỉ số RMSE giảm còn 0.122, cho thấy AI có thể cải thiện độ chính xác đáng kể khi tích hợp phân tích yếu tố cảm xúc.

Từ khóa: Dự đoán giá chứng khoán, Trí tuệ nhân tạo tạo sinh, Mạng đối kháng tạo sinh (GAN)

THE APPLICATION OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORECASTING VIETNAMESE STOCK PRICES.

Abstract

In addition to traditional methods, recently, Generative Artificial Intelligence (Generative AI), particularly Generative Adversarial Networks (GANs), is being applied and attracting attention due to its effective prediction capabilities, especially when it is provided with factors such as

¹ Tác giả liên hệ, Email: k62.2311315012@ftu.edu.vn

news and market sentiment. This study applies the ChatGPT model to predict the closing price of the VIC stock over a one-week period. The experimental results show that the RMSE is 0.23. When the study integrates news and sentiment from article headlines, RMSE decreases to 0.122, indicating that AI can significantly improve accuracy when incorporating sentiment analysis.

Keywords: Stock price prediction, Generative AI, Generative Adversarial Networks.

1. Giới thiệu

Thị trường chứng khoán là nơi đem lại nhiều cơ hội cho các nhà đầu tư, tuy nhiên thị trường này cũng đem lại nhiều rủi ro do tính chất thị trường biến động liên tục. Vì vậy việc dự báo chính xác giá cổ phiếu trên thị trường là nhu cầu thiết yếu nhằm mang lại lợi ích với rủi ro thấp nhất.

Dự báo giá cổ phiếu là một nhiệm vụ đầy thách thức do đặc điểm dữ liệu có tính nhiễu, động và phi tuyến tính của thị trường chứng khoán. Ban đầu, các phương pháp phân tích chuỗi thời gian (Time Series) đã được sử dụng để dự đoán giá cổ phiếu. Tuy nhiên, với sự tiến bộ của Trí tuệ nhân tạo (AI), các nhà đầu tư tài chính hiện nay có thể ứng dụng các phương pháp học máy để dự đoán giá cổ phiếu và xu hướng thị trường. Các thuật toán học máy với khả năng nắm bắt tính phi tuyến của dữ liệu tài chính đã vượt trội so với các mô hình chuỗi thời gian truyền thống. Đặc biệt, trong lĩnh vực học sâu, các thuật toán, trong đó nổi bật là mạng đối kháng tạo sinh (GAN) đã được chú ý nhờ khả năng sinh ra dữ liệu mới và mô phỏng các mô hình tài chính phức tạp một cách hiệu quả. Nghiên cứu không chỉ đóng góp về mặt học thuật mà còn mang lại giá trị thực tiễn cao, giúp các nhà đầu tư cá nhân và tổ chức có thêm công cụ hỗ trợ ra quyết định, đồng thời mở ra hướng đi mới trong việc kết hợp AI và tài chính.

2. Cơ sở lý thuyết

2.1. Thị trường tài chính và quá trình ra quyết định tài chính

Trong bối cảnh toàn cầu hóa, thị trường tài chính nói chung cùng với thị trường chứng khoán nói riêng đã trở thành những nền tảng trụ cột giúp thúc đẩy sự phát triển của nền kinh tế. Cụ thể, thị trường tài chính đảm nhận vai trò điều phối dòng vốn trong khi thị trường chứng khoán hoạt động như một kênh giao dịch trung và dài hạn nhằm thúc đẩy quá trình huy động vốn và mở rộng cơ hội đầu tư, sinh lời. Vì vậy, việc xác định, phân tích những yếu tố tác động hai thị trường này nhận được nhiều sự quan tâm, trong đó gồm: yếu tố cơ bản và yếu tố kỹ thuật.

Về các yếu tố cơ bản, những thành phần như GDP, chỉ số giá tiêu dùng (CPI), lãi suất và tỷ giá hối đoái, là những biến số ảnh hưởng sâu sắc lên thị trường tài chính. Chẳng hạn, khi lạm phát tăng cao, nhà đầu tư sẽ có xu hướng chuyển sang các tài sản khác có giá trị, điển hình là vàng (Bùi Kim Yên, 2014). Trong khi đó, với các yếu tố kỹ thuật, các thông tin như giá lịch sử và khối lượng giao dịch sẽ được các nhà đầu tư quan tâm để nghiên cứu, phân tích các mẫu biến động giá. Nguyên chủ tịch của Equis International, Inc (Equis.com) Steven Achielis đã định nghĩa việc phân tích các yếu tố kỹ thuật là nghiên cứu về giá thông qua các đồ thị nhằm đầu tư hiệu quả hơn (Nguyễn Thanh Bình, 2023).

Ngoài ra, các yếu tố chính trị - xã hội cũng có vai trò không kém quan trọng. Sự ổn định chính trị sẽ củng cố niềm tin của nhà đầu tư, trong khi các sự kiện chính trị lớn như bầu cử hay xung đột quốc tế có thể gây ra biến động giá chứng khoán. Mặt khác, tâm lý đầu tư, chịu ảnh hưởng bởi truyền thông và các sự kiện nội bộ, có thể dẫn đến những hành vi đầu tư cảm tính và làm tăng sự biến động giá. Theo Nguyễn Phương Tri và các cộng sự (2024), nhiều nghiên cứu đã được tiến hành để khám phá mối quan hệ giữa nỗi sợ hãi và hiệu suất đầu tư cũng như hành vi giao dịch của nhà đầu tư.

Việc phân tích kỹ lưỡng các yếu tố trên không chỉ giúp nhà đầu tư giảm thiểu rủi ro mà còn đóng vai trò quan trọng trong quá trình ra quyết định tài chính.

Theo Michalis Doumpos và Constantin Zopounidis (2014), quyết định tài chính thường được phân chia thành 2 loại.

+ Quyết định đầu tư (Investment Decisions): Cho các hoạt động về thẩm định dự án, phân bổ, dự toán vốn đầu tư, quản lý tài sản và vốn lưu động.

+ Quyết định tài trợ (Financing Decisions): Gồm các hoạt động liên quan đến việc huy động vốn cho nhu cầu hoạt động, đầu tư dài hạn.

Nhóm tác giả cũng đã xác định một số đặc điểm của việc đưa ra quyết định tài chính, cụ thể:

- + Tính rủi ro và bất định
- + Tính không chính xác, khó dự đoán
- + Khối lượng dữ liệu lớn

Theo Dennis J. Hilton (2001), con người sẽ mắc một số sai lầm chủ quan khi ra quyết định như sau:

- + Sự tự tin thái quá trong dự đoán, thiên kiến lạc quan, ảo tưởng kiểm soát
- + Ngại rủi ro
- + Thiên hướng đặt niềm tin sai lầm

2.2. Giới thiệu về AI và Gen AI

Khái niệm Trí tuệ nhân tạo (AI) xuất hiện lần đầu tiên vào năm 1956 bởi nhà khoa học máy tính người Mỹ John McCarthy tại Hội nghị Dartmouth. Nhóm Chuyên gia cấp cao về AI (AI HLEG) của Ủy ban Châu Âu (EC) mô tả AI là “các hệ thống thể hiện hành vi thông minh bằng cách phân tích môi trường của chúng và thực hiện các hành động – với một mức độ tự chủ nhất định – để đạt được các mục đích cụ thể” (Haroon và cộng sự, 2023).

Trí tuệ nhân tạo tạo sinh (Generative AI) là một nhánh của AI, hoạt động dựa trên nguyên tắc từ dữ liệu hiện có tạo ra dữ liệu tổng hợp mới có đặc điểm thống kê tương đồng. Công nghệ này dùng các thuật toán tiên tiến giúp hiểu và tái tạo các mô hình và mối quan hệ phức tạp vốn có trong dữ liệu tài chính. Ngoài ra, Gen AI còn có khả năng tạo ra văn bản, hình ảnh, âm thanh và các dạng dữ liệu khác dựa trên dữ liệu đầu vào. Bằng việc học và bắt chước các quy luật từ dữ liệu đầu vào, hệ thống này có thể tạo ra nội dung với mức độ sáng tạo cao gần tương tự như khả năng của con người.

2.3. Tổng quan tình hình nghiên cứu

Hiện nay, có 2 phương pháp liên quan đến dự đoán giá chứng khoán.

Đầu tiên là các phương pháp dựa trên dự báo chuỗi thời gian (Time Series Forecasting), trong đó nổi bật là Mô hình tự hồi quy kết hợp trung bình trượt tích hợp (ARIMA), Mô hình phương sai có điều kiện tự hồi quy tổng quát (GARCH) hay Mô hình tự hồi quy kết hợp trung bình trượt tích hợp theo mùa (SARIMA). Năm 2012, Wei Jiang và Forsberg (2012) đã khai thác mô hình GARCH để phân tích và dự đoán thị trường chứng khoán. Nhóm tác giả Fatai Adewole Adebayo và cộng sự (2014) đã áp dụng mô hình ARIMA trong một bài báo với chủ đề liên quan *Forecasting Stock Market Series with ARIMA Model* vào năm 2014. Vào năm 2021, Winata và cộng sự dự đoán giá chứng khoán của Apple dựa trên mô hình SARIMA.

Tuy nhiên, các mô hình trong dự báo chuỗi thời gian cần phải tuân thủ nghiêm ngặt các điều kiện về chuỗi dừng, nhiễu trắng và tự tương quan; đồng thời, thị trường chứng khoán chịu ảnh hưởng của các yếu tố nhiễu ngẫu nhiên không chắc chắn. Do đó các mô hình chuỗi thời gian gặp nhiều hạn chế trong vấn đề xử lý tốt dữ liệu tài chính phức tạp và phi tuyến tính khi ứng dụng thực tế.

Bên cạnh đó, dự báo giá chứng khoán còn có thể dựa trên việc khai thác các phương pháp học máy truyền thống (traditional machine learning). Các thuật toán học máy phổ biến có thể nhắc tới Hồi quy tuyến tính, Cây quyết định (Decision tree), Thuật toán SVM. Các mô hình học máy truyền thống không bị ràng buộc bởi nhiều giả định như các mô hình chuỗi thời gian và có khả năng xử lý dữ liệu phi tuyến tính hiệu quả, giúp nâng cao hiệu suất của các thuật toán trong việc dự đoán giá cổ phiếu so với các mô hình chuỗi thời gian. Có thể kể đến nhóm tác giả B. Panwar và cộng sự (2021) đã tận dụng mô hình hồi quy tuyến tính và thuật toán SVM để dự đoán giá chứng khoán. Trong khi, Chen và cộng sự (2021) đã xây dựng một mô hình kết hợp giữa eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) và thuật toán đom đóm (firefly algorithm) để dự đoán giá cổ phiếu và sử dụng mô hình phương sai trung bình để tối ưu hóa danh mục đầu tư.

Trong thời gian gần đây, ứng dụng của công nghệ học sâu hay Gen AI ngày càng trở nên phổ biến. Sự ra đời của các mô hình học sâu, đặc biệt là mạng nơ-ron sâu (DNN), đã mở ra những khả năng mới trong việc phân tích và xử lý dữ liệu. Nổi bật là nghiên cứu của Mehtab và cộng sự (2021) về tăng cường khả năng dự báo bằng cách sử dụng mô hình hồi quy LSTM kết hợp với phương pháp xác thực walk-forward và tối ưu hóa tham số, từ đó xác định mô hình LSTM đơn biến sử dụng dữ liệu một tuần trước cho kết quả chính xác nhất khi dự báo giá mở cửa của NIFTY 50. Bên cạnh đó, Agrawal và cộng sự (2022) đã đề xuất mô hình EDLM sử dụng LSTM và Correlation-Tensor để dự báo xu hướng giá cổ phiếu dựa trên các chỉ số xu hướng cổ phiếu (STIs) trên dữ liệu từ ba ngân hàng lớn ở Ấn Độ, giúp nhà đầu tư đưa ra quyết định hiệu quả hơn. Năm 2023, Kurani và cộng sự đã chứng minh hiệu quả của ANN và SVM và thảo luận trong dự báo thị trường chứng khoán.

3. Phương pháp nghiên cứu

Để hoàn thiện nghiên cứu, nhóm đã áp dụng phương pháp *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA)*. Phương pháp này bao gồm các giai đoạn sau (Liberati và cộng sự, 2009):

Bước 1: Xác định tiêu chí phù hợp

Các tiêu chí mà nhóm đề ra bao gồm:

- Xuất bản từ 01/01/2020 đến 01/12/2024.
- Viết bằng tiếng Anh, không giới hạn về khu vực địa lý và ngôn ngữ của bộ dữ liệu.
- Tiêu đề hoặc từ khóa hoặc tóm tắt của mỗi bài báo chứa các từ khóa: “Generative Artificial Intelligence”, “Financial Decision Making”, “Stock Market Prediction”

Bước 2:

Nhóm bắt đầu bằng việc tìm kiếm các bài báo khoa học thông qua các từ khóa chính như Generative Artificial Intelligence (1.620.000 kết quả), Financial Decision Making (3.910.000 kết quả), và Stock Market Prediction (3.170.000 kết quả) trên nền tảng Google Scholar. Tương tự, trên nền tảng Springer nhóm cũng tìm kiếm các bài báo khoa học với từ khóa tương tự: Generative Artificial Intelligence (27.009 kết quả), Financial Decision Making (496.670 kết quả), và Stock Market Prediction (42.891 kết quả). Số lượng kết quả khổng lồ này cho thấy rằng các vấn đề liên quan đến trí tuệ nhân tạo tạo sinh, ra quyết định tài chính và dự đoán thị trường chứng khoán đang thu hút nhiều sự quan tâm và nghiên cứu từ các học giả trên toàn thế giới.

Bước 3: Xác định tên đề tài

Nhóm trước tiên xác định đề tài nghiên cứu "Leveraging Generative Artificial Intelligence for Stock Market Prediction". Sau đó, nhóm tiến hành tìm kiếm thông tin trên các nguồn uy tín bằng cách sử dụng các từ khóa liên quan. Tiếp theo, nhóm thu thập kết quả từ các nền tảng học thuật như Google Scholar (19.500 kết quả) và Springer (812 kết quả). Để sàng lọc, nhóm đọc tiêu đề và tóm tắt của các bài báo, từ đó chọn ra 300 bài phù hợp.

Cuối cùng, sau khi phân tích kỹ nội dung các bài nghiên cứu, nhóm chọn lọc được 30 bài báo có giá trị ứng dụng vào nghiên cứu. Đồng thời, nhóm cũng phát hiện tin tức có tác động đến dự báo thị trường chứng khoán, giúp bổ sung thêm góc nhìn thực tiễn cho nghiên cứu.

Bước 4: Phân tích và tổng hợp tài liệu.

Sau khi thu thập tài liệu, nhóm tiến hành phân tích kỹ nội dung của từng bài báo, đánh giá độ phù hợp và giá trị áp dụng trong việc giải quyết các vấn đề liên quan đến trí tuệ nhân tạo tạo sinh và dự đoán thị trường chứng khoán. Các bài báo này được tổng hợp để xây dựng khung lý thuyết cho nghiên cứu và định hình các giả thuyết quan trọng.

Với quy trình nghiên cứu chặt chẽ như trên, nhóm kỳ vọng rằng nghiên cứu sẽ đóng góp những góc nhìn mới và hữu ích cho cộng đồng khoa học và các nhà đầu tư trong việc ứng dụng AI vào lĩnh vực tài chính và dự đoán thị trường.

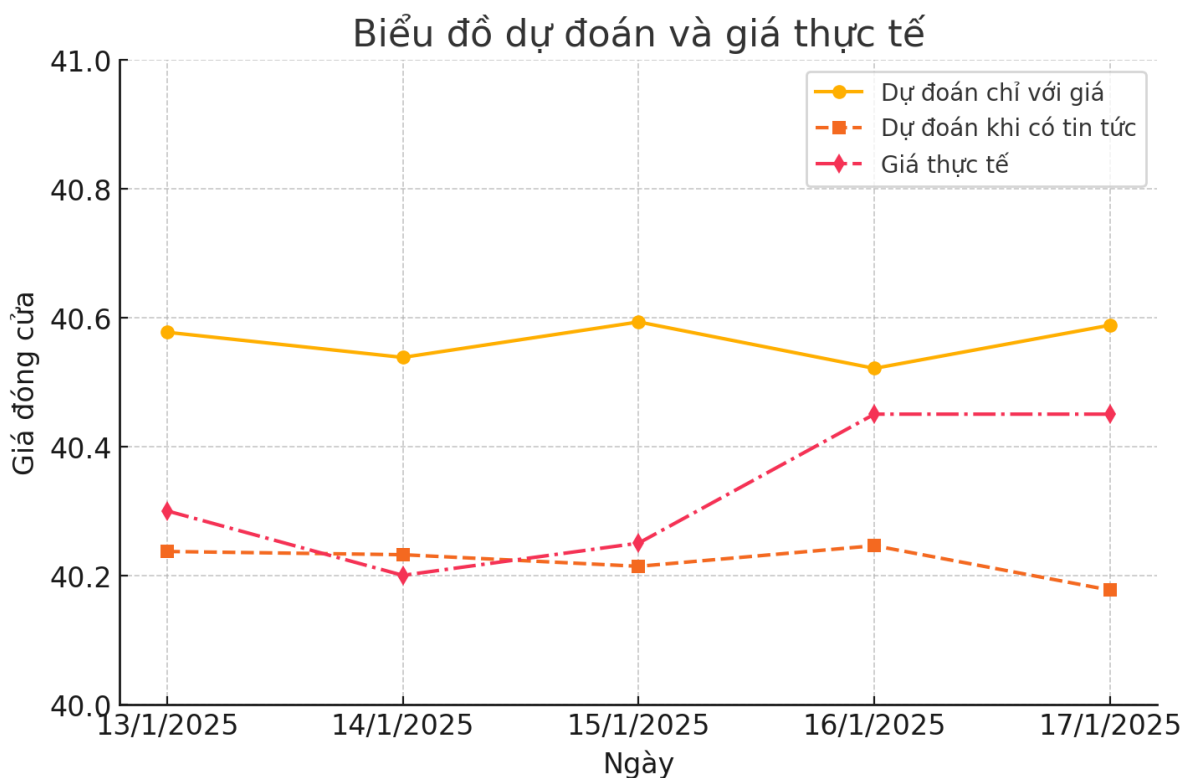
4. Kết quả và Thảo luận

4.1. Kết quả dự đoán giá đóng cửa sử dụng ChatGPT

Bảng 1. Kết quả dự đoán và giá thực tế của mã cổ phiếu VIC, khoảng thời gian 1 tuần

Ngày	Dự đoán chỉ với giá	Dự đoán khi có tin tức	Giá đóng cửa	
13/1/2025	40.577	40.237		40.3
14/1/2025	40.538	40.232		40.2
15/1/2025	40.593	40.214		40.25
16/1/2025	40.521	40.246		40.45
17/1/2025	40.588	40.177		40.45
RMSE	0.23	0.122		

Nguồn: Tổng hợp từ nhóm tác giả, 2025



Hình 1. Kết quả dự đoán so với giá thực tế

Nguồn: Tổng hợp từ nhóm tác giả, 2025

Đầu tiên, khi tích hợp yếu tố tin tức trên thị trường, chỉ số RMSE khi mô hình AI tạo sinh dự đoán có sự sụt giảm đáng kể đến gần 50%. Cụ thể, RMSE của giá đóng cửa giảm từ 0.23 xuống 0.122.

Bên cạnh đó, ta cũng có thể xem xét giá theo từng ngày trong tuần. Khi tích hợp yếu tố tin tức, sự chênh lệch giữa giá thực tế và giá dự đoán giảm một phần đáng kể. Ngày 13/1/2025, giá mở đóng cửa thực tế là 40.3, chênh lệch 0.277 khi không có tin tức và chỉ chênh lệch 0.063 khi có yếu tố tin tức.

Để cải thiện khả năng dự đoán của mô hình, nhóm đề xuất phải tích hợp thông tin, tin tức, cảm xúc của các tiêu đề bài báo cùng với thông tin của các mã chứng khoán cùng ngành và những thông tin khác trên thị trường. Bên cạnh đó, nhóm đề xuất việc chọn lọc dữ liệu kỹ càng và liên tục cập nhật dữ liệu đầu vào trước khi tiến hành dự đoán.

4.2. Các thành tựu hiện tại của Gen AI trong dự đoán chứng khoán

Nghiên cứu của Theodorou và cộng sự (2021) giới thiệu nền tảng ASPENDYS, công cụ quản lý danh mục đầu tư được cá nhân hóa, tích hợp phân tích dữ liệu tài chính với nội dung từ phương tiện truyền thông nhờ NLP. Trong khi đó, Abdulhafidh Dael và cộng sự (2023) đã phát triển một mô hình tích hợp sử dụng thống kê, học máy, xử lý ngôn ngữ tự nhiên và phân tích tâm lý tăng cường bởi GAN để dự báo giá trị thị trường chứng khoán. Mô hình này cung cấp cho các nhà đầu tư các chiến lược giao dịch mua bán có thông tin, hỗ trợ họ đưa ra quyết định tối ưu. Bên cạnh đó, nghiên cứu của Vijh và cộng sự (2020) cung cấp kỹ thuật Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và Random Forest đã được sử dụng để dự đoán giá đóng cửa hôm sau. Chỉ số RMSE và MAPE thấp cho thấy các mô hình có hiệu quả trong việc dự đoán giá đóng cửa.

GAN còn có thể kết hợp biến động tâm lý thị trường giúp nâng cao độ chính xác của dự đoán. Nghiên cứu của Li và Xu (2024) đề xuất mô hình dự báo giá cổ phiếu áp dụng GAN để tạo dữ liệu và dùng cơ chế Attention dựa trên Transformer để tập trung vào các chỉ số, tâm lý và biến động thị trường. Phương pháp này cải thiện chuẩn xác và tránh các vấn đề về dữ liệu thiếu chính xác. Ngoài ra, Polamuri và cộng sự (2022) đề xuất một khuôn khổ khác dựa trên GAN là stock-GAN, kết hợp LSTM và CNN để cải thiện dự đoán, giải quyết vấn đề siêu tham số bằng tối ưu Bayesian và học tăng cường. Các kết quả thực nghiệm chứng minh rằng Stock-GAN vượt trội hơn Thuật toán dự đoán lai (hybrid prediction) dựa trên đa mô hình hiện có (MM-HPA) và việc kết hợp cả hai phương pháp thành một mô hình lai (MMGAN-HPA) giúp tăng cường hiệu suất dự đoán. Một mô hình khác là TA-WGAN do Zhou và cộng sự (2024) giới thiệu được áp dụng để tăng cường dự đoán giá đóng cửa bằng cách kết hợp Wasserstein GAN với gradient penalty (WGAN-GP), mô-đun tích chập thời gian và cơ chế tự chú ý đảm bảo tính ổn định khi huấn luyện và nắm bắt hiệu quả các yếu tố phụ thuộc thời gian trong dữ liệu.

Nhiều nghiên cứu cũng đề xuất tiềm năng của AI tạo sinh trong các hệ thống giao dịch tự động. Trong số đó, nghiên cứu của Dahal (2023) nhấn mạnh khả năng này bằng cách sử dụng AI tạo sinh để xử lý lượng dữ liệu tài chính lớn, bao gồm xu hướng thị trường và các báo cáo kinh tế. Kết quả cho thấy AI có thể liên tục tự động điều chỉnh các chiến lược giao dịch để phản ứng với biến động, nâng cao hiệu quả ra quyết định.

Những nghiên cứu khác cũng chứng minh khả năng xử lý dữ liệu thời gian thực của AI tạo sinh. Xinzhui Bai và cộng sự (2024) giới thiệu mô hình học sâu gồm GAN và bộ mã hóa tự động biến thiên (VAE) để xử lý nhiều nguồn dữ liệu bằng cách kết hợp phân tích cơ bản, các chỉ báo kỹ thuật, dữ liệu kinh tế và tâm lý thị trường. Mô hình trên đã có khả năng phát hiện cơ hội giao dịch tốt hơn. Bài báo của Oehler và Horn (2024) đề cập đến việc sử dụng AI tạo sinh trong lĩnh vực xác thực lời khuyên đầu tư, hỗ trợ các nhà đầu tư.

Trong bài viết của Andreas Svoboda (2024), tác giả nhận thấy phương pháp luận dựa trên AI vượt trội hơn các kỹ thuật quản lý danh mục đầu tư truyền thống. Svoboda so sánh lý thuyết danh mục đầu tư hiện đại với các thuật toán học máy, nhấn mạnh sự linh hoạt với điều kiện thị trường và nâng cao độ chính xác trong dự đoán. Dựa trên nền tảng đó, nghiên cứu của Enmin Zhu và Jerome Yen (2024) giới thiệu sự kết hợp giữa các mô hình Transformer và GANs. Sự tích hợp này tinh chỉnh các hướng dự đoán thị trường và tối ưu các quyết định phân bổ danh mục đầu tư. Đồng thời giúp nắm bắt được các yếu tố phức tạp của thị trường tài chính, vượt qua các phương pháp dự báo truyền thống và đảm bảo cho việc tối ưu hóa mạnh mẽ.

Các mô hình LLM như ChatGPT thúc đẩy lĩnh vực phân tích tâm lý thị trường qua trích xuất từ dữ liệu văn bản phi cấu trúc là các bài báo, tin tức để đánh giá tâm lý nhà đầu tư và dự đoán biến động thị trường. Điều này được đề cập trong nghiên cứu của Lopez-Lira và Tang (2023), trong đó ChatGPT có thể dự đoán lợi nhuận chứng khoán bằng cách đánh giá các tiêu đề và độ ảnh hưởng đối với giá chứng khoán. Nghiên cứu chủ yếu tập trung vào các mối tương quan giữa đánh giá của ChatGPT và lợi nhuận ngày sau đó. Tương tự, nghiên cứu của Mumtaz và Mumtaz (2023) cũng cho thấy mối tương quan như vậy khi tập trung vào các công ty công nghệ lớn như Microsoft và Google.

Việc mô phỏng kịch bản và đánh giá thị trường cũng đang trở nên hiệu quả hơn nhờ có AI tạo sinh, điều này cho phép việc đánh giá các chiến lược đầu tư dưới nhiều điều kiện khác nhau. Trong đó có nghiên cứu của Coletta và cộng sự (2021) đã minh họa cách mô phỏng này, qua đó đem lại sự hiểu biết sâu hơn về các rủi ro và cơ hội đầu tư. Bên cạnh đó, bài nghiên cứu của Flaig và Junike (2022) đã khám phá việc ứng dụng GAN để tạo kịch bản kinh tế (ESGs) trong các mô hình rủi ro thị trường nội bộ. Kết quả cho thấy mô hình này có thể là giải pháp thay thế dựa trên dữ liệu cho các mô hình rủi ro thị trường, cung cấp kết quả tương đương với các mô hình nội bộ được phê duyệt bởi cơ quan quản lý Châu Âu.

Ngoài ra, một bộ tạo sinh thị trường tổng hợp dựa trên CGANs (Coletta và cộng sự 2021), trong đó bộ tạo được tích hợp vào trình mô phỏng mã nguồn mở ABIDES của thị trường tài chính. Kịch bản thị trường dựa trên CGAN tạo ra các lệnh đáp ứng với các tác nhân thử nghiệm, tăng tính thực tế và độ phản hồi của các mô phỏng thị trường. Mô phỏng mở cho thấy phương pháp này vượt trội so với các phương pháp trước trong việc phản ánh động lực thị trường, cung cấp một môi trường mạnh mẽ để kiểm tra các chiến lược giao dịch.

4.3. Thách thức và hạn chế

Đầu tiên, Krause chỉ ra rằng các mô hình tiên tiến này đôi khi không duy trì sự nhất quán trong ngữ cảnh, dẫn đến các câu trả lời không nhất quán hoặc thay đổi tùy theo cách diễn đạt câu lệnh (Krause, 2023)

Bên cạnh đó, AI tạo sinh phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu đầu vào, nếu xuất hiện sai sót trong dữ liệu có thể dẫn đến dự đoán sai lệch (Theodorou và cộng sự, 2021). Sự thiên lệch trong dữ liệu huấn luyện cũng là lí do khiến dự đoán sai lệch khi việc đào tạo mô hình trên các tập hợp văn bản quy mô lớn có thể vô tình tạo ra thông tin hợp lý nhưng không chính xác, đòi hỏi các quy trình xác thực và kiểm tra thực tế cẩn thận (Krause, 2023).

Các nghiên cứu gần đây tiếp tục làm rõ những rủi ro đạo đức khi áp dụng AI trong tài chính như thiên lệch dữ liệu, bất ổn việc làm, tính minh bạch thuật toán và hệ quả khó lường (Steżycski, 2023). Ngoài ra còn phải nhấn mạnh tính lưỡng dụng của AI, tuy có thể tăng cường cơ chế phòng vệ chống tội phạm tài chính nhưng nó cũng có thể bị lợi dụng cho các mục đích xấu (Wharton, 2024).

4.4. Tiềm năng phát triển

Trong tương lai, ChatGPT có tiềm năng phát triển theo nhiều phương thức khác nhau. Đầu tiên, nghiên cứu đề xuất tích hợp Mô hình Hidden Markov (HMM) cùng với phương pháp XGBoost, đồng thời tăng cường bằng việc sử dụng các giá trị Shaply từ miền Explainable AI (XAI) sẽ góp phần cải thiện dự báo tài chính. Bên cạnh đó, các giá trị Shaply có thể được kết hợp với GPT-4 để tạo ra các báo cáo từ các dự đoán học máy tinh vi. Hơn nữa, nghiên cứu cũng đề xuất việc tối ưu hóa các câu lệnh là điều cần thiết, điều này có thể được thực hiện bằng cách xác định các thông tin một cách cụ thể thay vì quá sử dụng các câu lệnh quá tổng quát (Zhang, 2024).

Ngoài ChatGPT, một mô hình trí tuệ nhân tạo khác là Deepseek báo động cho sự gia tăng về khả năng tiếp cận của AI tạo sinh. Theo nhóm phát triển, Deepseek chỉ được huấn luyện trên một số lượng nhỏ chip máy tính chuyên dụng khi so sánh với mô hình GPT của OpenAI và Google. Tuy nhiên, mô hình này đã thể hiện được những khả năng sánh ngang với mô hình GPT hiện tại (Metz & Tobin, 2025). Bên cạnh đó, chi phí của Deepseek cũng được báo cáo là khoảng \$6 triệu, thấp hơn gấp nhiều lần so với mô hình Llama 3.1 405B của Meta với \$60 triệu (Gibney, 2025).

References

Abdulhafidh Dael, F., Çağrı Yavuz, Ö. & Yavuz, U. (2023). "Stock Market Prediction Using Generative Adversarial Networks (GANs): Hybrid Intelligent Model", *Computer Systems Science and Engineering*, Vol. 47 No. 1, pp. 19–35.

Adebayo, F. A., Sivasamy, R. & Shangodoyin, D. K. (2014). "Forecasting stock market series with ARIMA model", *Journal of Statistical and Econometric Methods*, Vol. 3 No. 3, pp. 65–77.

Agrawal, M., Shukla, P. K., Nair, R., Nayyar, A. & Masud, M. (2022). "Stock prediction based on technical indicators using deep learning model", *Computers, Materials & Continua*, Vol. 70 No. 1.

Bai, X., Zhuang, S., Xie, H. & Guo, L. (2024). "Leveraging Generative Artificial Intelligence for Financial Market Trading Data Management and Prediction", Available at: <https://doi.org/10.20944/preprints202407.0084.v1>

Chen, W., Zhang, H., Mehlawat, M. K. & Jia, L. (2021). "Mean–variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction", *Applied Soft Computing*, Vol. 100, p. 106943.

Coletta, A., Prata, M., Conti, M., Mercanti, E., Bartolini, N., Moulin, A., Vyetenko, S. & Balch, T. (2021). "Towards realistic market simulations: a generative adversarial networks approach", *Proceedings of the Second ACM International Conference on AI in Finance*, pp. 1–9.

Dahal, S. B. (no date). "Utilizing Generative AI for Real-Time Financial Market Analysis Opportunities and Challenges", *Advances in Intelligent Information Systems*, Vol. 8.

Flaig, S. & Junike, G. (2022). "Scenario generation for market risk models using generative neural networks", *Risks*, Vol. 10 No. 11, pp. 199.

Haroon, S., Corien, P. & Erik, S. (2023). "Mission AI: The new system technology".

Jiang, W. (2012). "Using the GARCH model to analyse and predict the different stock markets", *Uppsala University*, pp. 2–24.

Kurani, A., Doshi, P., Vakharia, A. & Shah, M. (2023). "A comprehensive comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machines (SVM) on stock forecasting", *Annals of Data Science*, Vol. 10 No. 1, pp. 183–208.

Li, S. & Xu, S. (2024). "Enhancing stock price prediction using GANs and transformer-based attention mechanisms.", *Empirical Economics*. Available at: <https://doi.org/10.1007/s00181-024-02644-6>

Liberati, A., Altman, D. G., Tetzlaff, J., Mulrow, C., Gøtzsche, P. C., Ioannidis, J. P. A., Clarke, M., Devereaux, P. J., Kleijnen, J. & Moher, D. (2009). "The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration.", *Annals of Internal Medicine*, Vol. 151 No. 4, p. 65.

Lopez-Lira, A. & Tang, Y. (2023). "Can chatgpt forecast stock price movements? Return predictability and large language models", Available at: *ArXiv Preprint ArXiv:2304.07619*.

Mehtab, S., Sen, J. & Dutta, A. (2021). "Stock price prediction using machine learning and LSTM-based deep learning models", *Machine Learning and Metaheuristics Algorithms, and Applications: Second Symposium, SoMMA 2020, Chennai, India, October 14–17, 2020, Revised Selected Papers*, Vol. 2, pp. 88–106.

Mumtaz, U. & Mumtaz, S. (2023). "Potential of ChatGPT in predicting stock market trends based on Twitter Sentiment Analysis.", Available at: *ArXiv Preprint ArXiv:2311.06273*.

Nguyễn Thanh Bình. (2023). "Kết hợp phân tích kỹ thuật và phân tích cơ bản để dự báo xu hướng thị trường chứng khoán niêm yết ở Việt Nam."

Oehler, A. & Horn, M. (2024). "Does ChatGPT provide better advice than robo-advisors?", *Finance Research Letters*, Vol. 60, pp. 104898.

Panwar, B., Dhuriya, G., Johri, P., Yadav, S. S. & Gaur, N. (2021). "Stock market prediction using linear regression and SVM.", *2021 International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)*, pp. 629–631.

PGS. TS. BÙI KIM YẾN, N. T. S. (2014). "Sự phát triển của thị trường chứng khoán Việt Nam dưới ảnh hưởng của các nhân tố kinh tế vĩ mô."

Polamuri, S. R., Srinivas, D. K. & Krishna Mohan, D. A. (2022). "Multi-Model Generative Adversarial Network Hybrid Prediction Algorithm (MMGAN-HPA) for stock market prices prediction." *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Vol. 34 No. 9, pp. 7433–7444.

Svoboda, A. (2024). "The Impact of Artificial Intelligence (AI) on Portfolio Optimization." *Economics and Finance*, Vol. 12 No. 3, pp. 21–26.

Theodorou, T. I., Zamichos, A., Skoumperdis, M., Kougioumtzidou, A., Tsolaki, K., Papadopoulos, D., Patsios, T., Papanikolaou, G., Konstantinidis, A., Drosou, A. & Tzovaras, D. (2021). "An AI-enabled stock prediction platform combining news and social sensing with financial statements", *Future Internet*, Vol. 13 No. 6.

Vijh, M., Chandola, D., Tikkiwal, V. A. & Kumar, A. (2020). "Stock Closing Price Prediction Using Machine Learning Techniques", *Procedia Computer Science*, Vol. 167, pp. 599–606.

Zhou, Y., Lin, Y., Hu, Z., Song, B. & Tang, J. (2024). "WITHDRAWN: Stock Price Prediction Based on Generative Adversarial Network".

Zhu, E. & Yen, J. (2024). "Enhancing Portfolio Optimization with Transformer-GAN Integration: A Novel Approach in the Black-Litterman Framework", *ArXiv Preprint ArXiv:2404.02029*.

Coletta, A., Prata, M., Conti, M., Mercanti, E., Bartolini, N., Moulin, A. & Balch, T. (2021). "Towards Realistic Market Simulations", Available at: <https://doi.org/10.1145/3490354.3494411>

Stężycki, P. (2023). "Using AI in Finance? Consider These Four Ethical Challenges", *Netguru*. Available at: <https://www.netguru.com/blog/ai-in-finance-ethical-challenges>

Wharton. (2024). "The Regulatory Challenges of AI in Finance", *Knowledge at Wharton*. Available at: <https://knowledge.wharton.upenn.edu/article/the-regulatory-challenges-of-ai-in-finance/>

Rane, N., Choudhary, S. & Rane, J. (2023). "Explainable Artificial Intelligence (XAI) Approaches for Transparency and Accountability in Financial Decision-Making", *SSRN Electronic Journal*.

Zhang, B. (2024). "GPT in Finance Forecasting", *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, Vol. 99 No. 1, pp. 73–80.

Metz, C. & Tobin, M. (2025). "How Chinese A.I. Start-Up DeepSeek Is Competing With OpenAI and Google", *The New York Times*. Available at: <https://www.nytimes.com/2025/01/23/technology/deepseek-china-ai-chips.html?smid=fb-nytimes&smtyp=cur>

Gibney, E. (2025). "China's Cheap, Open AI Model DeepSeek Thrills Scientists", *Nature.com*. Available at: <https://doi.org/10.1038/d41586-025-00229-6>

