UEH UNIVERSITY

UEH Digital Repository

Book Chapter

2021

Ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo trong dịch vụ tài chính tại thị trường tài chính Việt Nam

TS. Ngô Minh Vũ TS. Nguyễn Hữu Huân

UEH University

Citation:

TS. Ngô Minh V. and TS. Nguyễn Hữu H. (2021), "Ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo trong dịch vụ tài chính tại thị trường tài chính Việt Nam", Thông tin và Truyền thông

Available at https://digital.lib.ueh.edu.vn/handle/UEH/62540

This item is protected by copyright and made available here for research and educational purposes. The author(s) retains copyright ownership of this item. Permission to reuse, publish, or reproduce the object beyond the bounds of Vietnam Intellectual Property Law (2005, 2009 and 2022) or other exemptions to the law must be obtained from the author(s).

ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG DỊCH VỤ TÀI CHÍNH TẠI THỊ TRƯỜNG TÀI CHÍNH VIỆT NAM

TS. Ngô Minh Vũ
Khoa Ngân Hàng, Trường đại học Kinh Tế Hồ Chí Minh

TS. Nguyễn Hữu Huân
Khoa Ngân Hàng, Trường đại học Kinh Tế Hồ Chí Minh

TÓM TẮT

Công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) đang ngày càng được ứng dụng rộng rãi trên toàn cầu và thực sự mang đến những thay đổi cốt lõi trong một số ngành công nghiệp. Đặc biệt, lĩnh vực Tài chính-Ngân hàng ở Việt Nam đang trải qua cuộc cách mạng với sự ra đời của ngành công nghệ tài chính, trong đó, công nghệ AI được xem là trọng tâm. Tuy nhiên, ở Việt Nam, việc ứng dụng công nghệ AI vào các lĩnh vực dịch vụ quản lý tài sản, quản lý rủi ro và tư vấn tài chính hiện tại còn rất hạn chế. Do vậy, bài nghiên cứu mong muốn cung cấp các giải pháp cụ thể về cách thức ứng dụng công nghệ AI trong ngành tài chính bao gồm: giải pháp ứng dụng AI trong việc xây dựng và quản lý danh mục đầu tư, giải pháp ứng dụng AI trong quản lý rủi ro và giải pháp ứng dụng AI trong tư vấn tài chính bằng cố vấn robot. Thông qua bài nghiên cứu, các lợi ích, thách thức và cơ hội trong việc ứng dụng công nghệ AI vào ngành Tài chính - Ngân Hàng ở Việt Nam cũng được thảo luận để đưa ra các kiến nghị chính sách nhằm phát triển công nghệ AI, lĩnh vực công nghệ thuộc diện ưu tiền hàng đầu của Chính Phủ định hướng đến năm 2030.

Từ khóa: *công nghệ trí tuệ nhân tạo, học máy, quản lý danh mục đầu tư, quản trị rủi ro, tư vấn tài chính*

1. GIỚI THIỆU

Theo quyết định số 130/QĐ-TTg của Thủ tướng Chính phủ về "Ban hành Chương trình quốc gia phát triển công nghệ cao đến năm 2030", Việt Nam quyết tâm phát triển và làm chủ được 20 công nghệ cao thuộc Danh mục công nghệ cao được ưu tiên đầu tư phát triển (theo quyết định số 38/2020/QĐ-TTg) đạt trình độ tiên tiến trong khu vực, ứng dụng có hiệu

quả vào hoạt động sản xuất sản phẩm công nghệ cao, cung ứng dịch vụ công nghệ cao của doanh nghiệp. Cũng theo Quyết định số 38/2020/QĐ-TTg, công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) xếp hạng đầu tiên và sẽ là nhóm công nghệ được ưu tiên hàng đầu để phát triển nền kinh tế số ở Việt Nam. Trí tuệ nhân tạo (AI) là một trong những chủ đề nóng nhất của thời đại hiện nay vì nó đã thay đổi hầu hết các ngành công nghiệp trong những năm gần đây, và lĩnh vực dịch vụ tài chính không phải là ngoại lệ. Với sự ra đời của ngành công nghệ tài chính (Fintech), đặc biệt chú trọng vào ứng dụng AI, lĩnh vực tài chính đã trải qua một cuộc cách mạng trong một số hoạt động cốt lõi của nó. Vì vậy, việc nghiên cứu các giải pháp ứng dụng công nghệ AI vào trong ngành tài chính là một yêu cầu cấp bách và phù hợp với định hướng phát triển nền kinh tế số của Chính phủ Việt Nam cũng như xu thế phát triển chung của thị trường toàn cầu. Bài nghiên cứu này sẽ góp phần vào giải quyết nhu cầu cấp bách này bằng các giải pháp cụ thể về cách thức ứng dụng các công nghệ AI khác nhau vào lĩnh vực tài chính-ngân hàng, từ đó đưa ra các kiến chị chính sách để ứng dụng thực tiễn AI trong lĩnh vực tài chính ở thị trường Việt Nam.

Lĩnh vực tài chính chịu ảnh hưởng nhiều nhất là quản lý tài sản và đầu tư tài chính, dự kiến số lượng việc làm bị cắt giảm và thay thế bởi AI là nhiều nhất trong tương lai gần (Buchanan, 2019). Một tỷ lệ khá lớn các công ty quản lý tài sản và các quỹ đầu tư hiện đang sử dụng AI và các mô hình thống kê để thực hiện giao dịch và đầu tư trên phạm vi toàn cầu. Việc tăng cường sử dụng AI trong một loạt các hoạt động cốt lõi cho việc quản lý tài sản và đầu tư tài chính đòi hỏi làm rõ hơn cách thức ứng dụng và kết hợp các công nghệ AI khác nhau, cũng như làm rõ những cơ hội và thách thức đồng thời mà chúng mang lại cho ngành tài chính. Nghiên cứu này cung cấp một cái nhìn tổng quan toàn diện về một loạt các giải pháp để ứng dụng AI trong quản lý tài sản tài chính, quản trị rủi ro và tư vấn tài chính. Dựa vào đó, bài viết cũng đề xuất các kiến nghị về chính sách liên quan đến việc ứng dụng AI trong lĩnh vực tài chính.

Bài nghiên cứu tập trung vào ba lĩnh vực chính: quản lý danh mục đầu tư, quản lý rủi ro và tư vấn tài chính bằng công nghệ robot tự động hóa. Quản lý danh mục đầu tư đòi hỏi phải thực hiện quyết định phân bổ tài sản để xây dựng một danh mục đầu tư với các đặc trưng và ràng buộc về rủi ro và lợi tức cụ thể. Bài nghiên cứu trình bày các kỹ thuật AI có thể đóng góp vào quá trình này bằng khả năng phân tích các yếu tố cơ bản của doanh nghiệp thông qua khai phá dữ liệu (data mining) hoặc dữ liệu dạng văn bản

(text mining) và tạo ra các chiến lược đầu tư mới. Các kỹ thuật AI cũng có thể giúp cải thiện những thiếu sót của kỹ thuật xây dựng danh mục đầu tư cổ điển. Đặc biệt, các nghiên cứu học thuật đã cho thấy AI có thể tạo ra các ước tính rủi ro và lợi tức sinh lời của tài sản tốt hơn và giải quyết các vấn đề tối ưu hóa danh mục đầu tư với các ràng buộc phức tạp, mang lại danh mục đầu tư tốt hơn với hiệu suất kiểm định (out-of-sample performance) cao hơn so với các cách tiếp cận truyền thống.

AI cũng được ứng dụng rất rộng rãi đối với việc quản lý rủi ro danh mục đầu tư. Kể từ khi khủng hoảng tài chính toàn cầu 2008, quản lý rủi ro và bảo đảm tuân thủ theo các chuẩn mực và quy định tài chính đã trở thành vấn đề hàng đầu trong thực tiễn quản lý tài sản. Với các đặc trưng phức tạp của tài sản tài chính và thị trường toàn cầu ngày càng trở nên khó đoán, các mô hình rủi ro truyền thống có thể không còn phù hợp để phân tích rủi ro. Đồng thời, các kỹ thuật AI với khả năng tự học và tiến hóa bằng cách sử dụng dữ liệu lớn (big data) có thể cung cấp các công cụ bổ sung để theo dõi rủi ro. Cụ thể hơn, AI hỗ trợ các nhà quản lý rủi ro trong việc xác thực và phản hồi các mô hình rủi ro. Các kỹ thuật AI cũng có thể trích xuất thông tin đa dạng hơn từ các nguồn dữ liệu có cấu trúc hoặc phi cấu trúc khác nhau và tạo ra các dự báo chính xác hơn về phá sản và rủi ro tín dụng, biến động thị trường, xu hướng kinh tế vĩ mô, khủng hoảng tài chính, v.v. so với các kỹ thuật truyền thống.

Cuối cùng, tư vấn tài chính bằng robot đã nhận được sự quan tâm đáng kể của công chúng trong những năm gần đây. Cố vấn robot (robot-advisors) là các chương trình máy tính cung cấp lời khuyên đầu tư tài chính kỹ thuật số dựa trên các quy tắc toán học hoặc thuật toán phù hợp với nhu cầu và sở thích của nhà đầu tư. Sự phổ biến của cố vấn robot trong đầu tư tài chính bắt nguồn từ chi phí vận hành và sự dễ tiếp cận đối với các nhà đầu tư cá nhân không chuyên. Robot-advisors đặc biệt hấp dẫn đối với các nhà đầu tư trẻ và hiểu biết về công nghệ, chẳng hạn như Thế hệ Y (millennials). AI là xương sống của các thuật toán tư vấn robot điển hình, dựa nhiều vào việc ứng dụng AI trên tất cả các khía cạnh của quản lý tài sản.

Bài nghiên cứu cũng thảo luận về một số nhược điểm có thể xảy ra khi sử dụng AI trong quản lý tài sản. Các mô hình AI thường không rõ ràng và phức tạp, khiến các nhà quản lý khó theo dõi một cách tường tận. Sự phụ thuộc và nhạy cảm của các mô hình đối với dữ liệu có thể tạo ra một nguồn rủi ro đáng kể. Các mô hình AI có thể được đào tạo không đúng cách do sử dụng dữ liệu kém chất lượng hoặc thiếu khoa học. Sự giám sát thiếu chặt

chẽ của con người có thể dẫn đến sự cố có hệ thống, không có khả năng xác định lỗi suy luận và sự thiếu hiểu biết về thực tiễn đầu tư và phân bổ hiệu suất của các nhà đầu tư. Cuối cùng, liệu những lợi ích liên quan đến AI có thể bù đắp và vượt lên trên mức chi phí triển khai và phát triển rất tốn kém của nó hay không vẫn cần được trả lời.

Phần còn lại của bài nghiên cứu được tổ chức như sau. Phần 2 cung cấp tổng quan về các xu hướng trong AI và các kỹ thuật AI phổ biến nhất được sử dụng trong quản lý tài sản, quản trị rủi ro và tư vấn tài chính. Các giải pháp về ứng dụng AI trong quản lý danh mục đầu tư, quản lý rủi ro đầu tư và tư vấn tài chính bằng robot lần lượt được thảo luận trong Phần 3. Phần 4 thảo luận về một số rủi ro và mối quan tâm liên quan đến AI. Phần 5 cung cấp một ví dụ mô phỏng áp dụng kỹ thuật học máy trong việc lựa chọn cổ phiếu cho danh mục đầu tư và kiến nghị chính sách cho việc sử dụng AI trong lĩnh vực tài chính. Cuối cùng, kết luận được cung cấp ở phần cuối cùng.

2. XU HƯỚNG VÀ THỰC TRẠNG ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TẠI VIỆT NAM

2.1. Xu hướng về trí tuệ nhân tạo

Mặc dù AI là một lĩnh vực rộng lớn đòi hỏi nhiều phương pháp tiếp cận được phát triển theo thời gian, mối quan tâm gần đây về AI gần như hoàn toàn tập trung vào các kỹ thuật học máy (ML), đây là cách tiếp cận AI phổ biến nhất cho đến nay. Học máy - ML quan tâm đến việc sử dụng dữ liệu để từng bước điều chỉnh các tham số của mô hình thống kê, xác suất và các mô hình tính toán khác. Về cơ bản, nó tự động hóa một hoặc một số giai đoạn xử lý thông tin để đưa ra mô hình cuối cùng cho việc dự báo hoặc phân loại. Mặc dù có rất nhiều các kỹ thuật ML có thể thực hiện việc tự động hóa này, hầu hết các ứng dụng ML trong quản lý tài sản, và thậm chí trong quản lý nói chung, dựa trên một số kỹ thuật chính (Bảng 1). Chúng bao gồm mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neuron Network-ANN), phân tích cluster, rừng ngẫu nhiên (random forest), thuật toán tiến hóa (Evolutionary algorithm), thuật toán hỗ trợ máy Vector (SVM), thuật toán LASSO và xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP). Mối quan tâm của nghiên cứu học thuật đối với các kỹ thuật AI cụ thể đã tăng đều đặn trong hai thập kỷ qua. Một số kỹ thuật, chẳng hạn như thuật toán tiến hóa hoặc mạng nơ-ron, là những chủ đề nghiên cứu được ra đời từ rất lâu trước khi ML trở nên phổ biến. Mặt khác, thuật toán hỗ trợ máy Vector (SVM) và xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) đang dần được quan tâm nhiều hơn trong thời gian gần đây.

Các kỹ thuật mạng nơ-ron, rừng ngẫu nhiên và NLP đã có sự gia tăng mạnh mẽ nhất về lượng đề cập của chúng trong các bài báo khoa học cũng như các ứng dụng thực tiễn trong những năm qua. Các phần sau đây thảo luận về các kỹ thuật này và các ứng dụng của chúng trong lĩnh vực quản lý tài sản tài chính, quản trị rủi ro và tư vấn tài chính.

Bảng 1: Các đặc tính chính của các kỹ thuật học máy phổ biến sử dụng trong lĩnh vực tài chính.

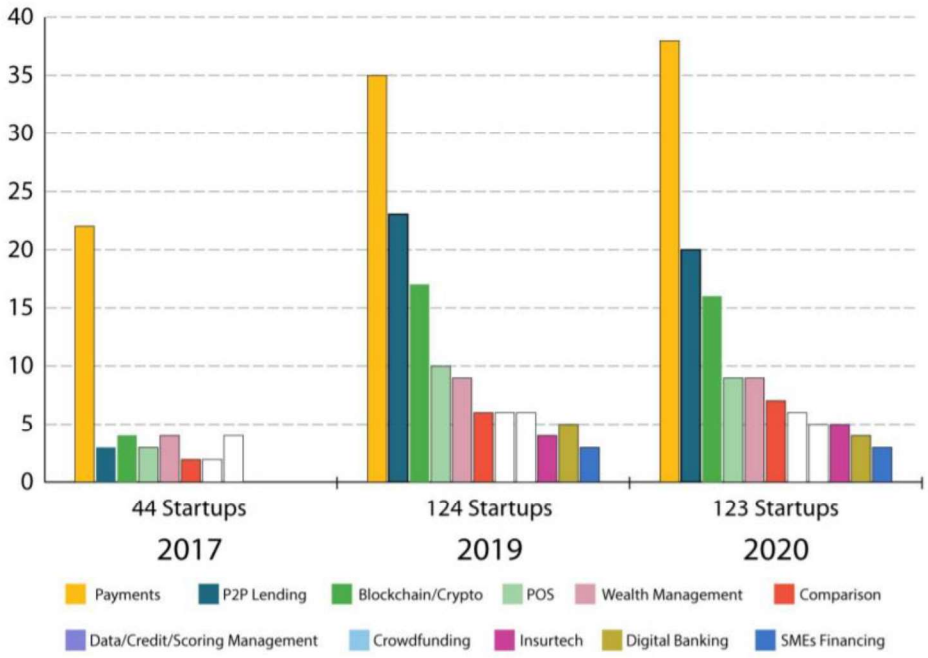
Mạng nơ-ron nhân tạo (Artifical Neural Network)	- Mô hình phi tuyến - Mạng kết nối các điểm thông tin (nodes) mô phỏng mạng lưới nơ-ron trong não bộ con người - Nhận dữ liệu huấn luyện gồm các cặp đầu vào và đầu ra và có khả năng học và tạo ra mối liên kết giữa chúng - Ứng dụng phổ biến: Dự báo lợi tức/rủi ro
Rừng ngẫu nhiên (random forest)	- Sử dụng mô hình cây quyết định (decision tree) dựa trên các đặc tính đầu vào (features) đi từ rễ tới ngọn để đưa ra lớp phân loại cuối cùng (quyết định cuối cùng). - Xây dựng tự động dựa vào các dữ liệu tập huấn (training set) đầu vào và đầu ra và quy tắc giảm tính ngẫu nhiên của thông tin - Quyết định cuối cùng được đưa ra bằng cách lấy trung bình các quyết định cuối cùng của từng cây quyết định trong một rừng các cây quyết định - Ứng dụng phổ biến: Phân loại tài sản và dự báo lợi tức/rủi ro
Thuật toán hỗ trợ máy Vector (Support Vector Machine)	- Có thể sử dụng để hồi quy hoặc phân loại - Có thể xử lý các mối liên hệ phi tuyến tính giữa biến đầu ra và đầu vào bằng cách chuyển đổi dữ liệu lên các miền không gian đa chiều hơn - Tốc độ nhanh hơn việc huấn luyện thuật toán ở mô hình mạng nơ-ron nhân tạo - Ứng dụng phổ biến: dự báo lợi tức lợi tức/rủi ro
Phân tích cụm (Cluster Analysis)	- Phân dữ liệu thành các nhóm với các đặc tính tương tự nhau cho các phần tử trong 1 nhóm - Số nhóm có thể được quyết định bởi người dùng

	hoặc thuật toán tự quyết định - Ứng dụng phổ biến: Phân nhóm tài sản đầu tư
Thuật toán tiến hóa (Evolutionary algorithm)	- Kỹ thuật tối ưu hóa dựa vào khả năng đưa ra các mô hình thông qua việc tìm kiếm các mối quan hệ phi tuyến, phức tạp và đưa ra phương án thích hợp nhất - Quá trình mô phỏng quá trình tiến hóa của tự nhiên - Ứng dụng phổ biến: Các bài toán tối ưu hóa danh mục đầu tư không thể giải quyết bởi các thuật toán tối ưu hóa thông thường
Thuật toán LASSO (least absolute shrinkage and selection operator)	- Hồi quy thông thường có phần tử kiểm soát để đảm bảo lựa chọn tập hợp các yếu tố đầu vào ít nhất nhưng cần thiết - Giảm đi các ước lượng không cần thiết và nâng cao hiệu quả của việc dự báo ngoài mẫu (out-of-sample) của các mô hình hồi quy - Ứng dụng phổ biến: Dự báo lợi tức/rủi ro
Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing)	- Một nhóm các kỹ thuật dùng để xử lý các dữ liệu ngôn ngữ tự nhiên (chữ viết, âm thanh) - Rất hữu dụng trong việc trích xuất thông tin từ các nền tảng media (mạng xã hội, website, báo chí) - Ứng dụng phổ biến: Tự động cập nhật thông tin doanh nghiệp từ báo cáo thường niên và báo chí

Nguồn: Tác giả

2.2. Thực trạng ứng dụng công nghệ AI trong lĩnh vực tài chính ở Việt Nam

Mặc dù các công nghệ đã và đang được ứng dụng rất rộng rãi trong tất cả các lĩnh vực trong ngành tài chính mà biểu hiện là ngày càng nhiều doanh nghiệp FinTech ra đời ở Việt Nam. Có 39 công ty khởi nghiệp trong lĩnh vực Fintech Việt Nam trong năm 2015. Và năm 2017 là 44 công ty khởi nghiệp. Hầu hết các doanh nghiệp Fintech (23 vào năm 2015), giống như ngày nay, thuộc về phân khúc thanh toán trực tuyến. Sau đó, có sự tăng trưởng rất mạnh các doanh nghiệp Fintech trong những năm tiếp theo. Số lượng công ty Fintech tại thị trường Việt Nam gần như tăng gấp ba lần từ 44 lên 124 công ty khởi nghiệp trong 2 năm từ 2017 đến 2019, với sự gia tăng đáng chú ý nằm ở lĩnh vực cho vay P2P, từ 3 lên 23 công ty (Hình 1).

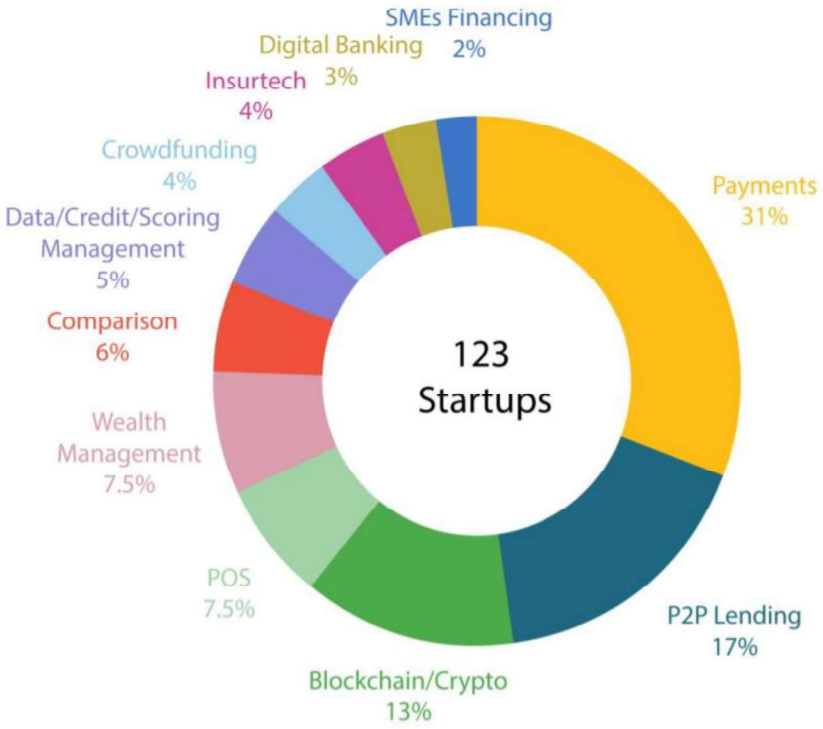


Hình 1: Số lượng doanh nghiệp khởi nghiệp Fintech theo lĩnh vực từ năm 2017-2020.

Nguồn: fintechnews.sg

Sự gia tăng đáng kể các doanh nghiệp Fintech chứng tỏ tiềm năng của việc ứng dụng công nghệ vào việc giải quyết những bài toán và vấn đề trong lĩnh vực tài chính. Tuy nhiên, sự tăng trưởng của các công ty Fintech trong giai đoạn 2015-2020 cho thấy sự tăng trưởng chủ yếu tập trung vào một số ít lĩnh vực (thanh toán, cho vay) và bỏ quên một số lĩnh vực rất tiềm năng và quan trọng trong ngành tài chính (đầu tư, quản lý tài sản, quản trị rủi ro). Theo báo cáo do Fintechnews.sg thực thiện về lĩnh vực Fintech ở Việt Nam, lĩnh vực thanh toán, cho vay và blockchain chiếm hơn 60% số doanh nghiệp Fintech. Trong khi đó, số doanh nghiệp Fintech trong lĩnh vực quản lý tài sản, đánh giá/xếp hạng tín dụng chỉ chiếm chưa đến 13% (Hình 2). Một phần lý do có thể nằm ở việc công nghệ cốt lõi đòi hỏi ở các lĩnh vực quản lý tài sản, quản lý rủi ro hay đầu tư tài chính cần những công nghệ phức tạp và đòi hỏi nhiều chi phí về cả nhân lực và vật lực để phát triển hơn là các công nghệ ở các lĩnh vực thanh toán hay cho vay P2P. Trong đó, công nghệ AI được xem là công nghệ cốt lõi trong các lĩnh vực về quản lý tài sản, đầu tư và tư vấn tài chính. Để có thể phát triển một cách bền vững hơn lĩnh vực tài chính, đặc biệt là Fintech, việc ứng dụng công nghệ vào các lĩnh vực tài chính khác nhau cần phải phát triển đồng đều hơn.

Do vậy, bài nghiên cứu sẽ cung cấp các giải pháp cụ thể về cách thức ứng dụng và kết hợp các công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) để giải quyết các bài toán trong các lĩnh vực về quản lý tài sản, quản lý rủi ro và tư vấn đầu tư tài chính.



Hình 2: Phân bố các doanh nghiệp Fintech theo lĩnh vực năm 2020 ở Việt Nam.

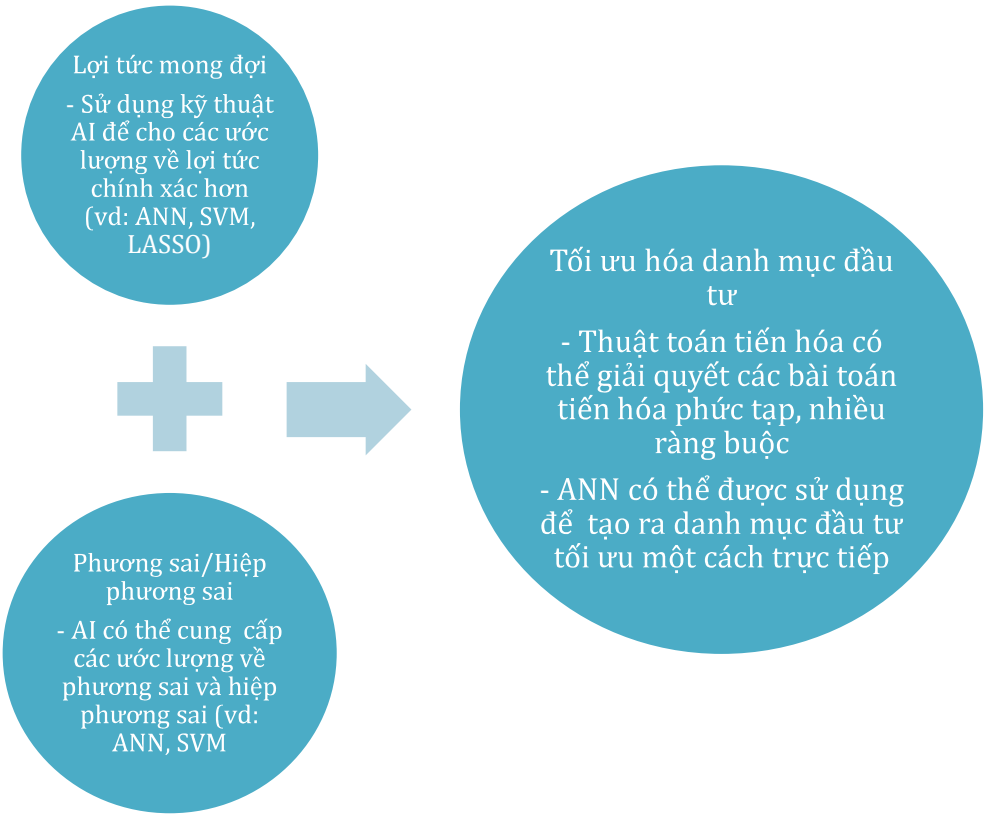
Nguồn: fintechnews.sg

3. CÁC GIẢI PHÁP ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ AI TRONG LĨNH VỰC DỊCH VỤ TÀI CHÍNH Ở VIỆT NAM

3.1. Giải pháp ứng dụng công nghệ AI vào quản lý danh mục đầu tư

Các kỹ thuật AI có thể được sử dụng để thực hiện các phân tích cơ bản (fundamental analysis) đòi hỏi sự kết hợp của nhiều nguồn thông tin, bao gồm cả việc sử dụng phân tích văn bản và để tối ưu hóa việc phân bổ tài sản trong các danh mục đầu tư tài chính. So với các phương pháp tối ưu hóa danh mục đầu tư thông thường, các kỹ thuật AI thường cung cấp các ước tính tốt hơn về lợi nhuận và phương sai. Sau đó, những ước tính này có thể được sử dụng để tối ưu hóa danh mục đầu tư truyền thống. Hơn nữa, AI có thể được sử dụng trực tiếp cho các quyết định phân bổ tài sản để xây

dựng danh mục đầu tư đáp ứng mục tiêu hiệu suất chặt chẽ hơn danh mục đầu tư được tạo bằng phương pháp truyền thống (Hình 3).



Hình 3: Kỹ thuật AI trong việc tối ưu hóa danh mục đầu tư.

Nguồn: Tác giả

3.1.1. Xây dựng danh mục đầu tư

Phân tích cơ bản có thể được coi là nền tảng của quản lý danh mục đầu tư và có thể được AI hỗ trợ đáng kể. Ứng dụng quan trọng nhất của AI trong phân tích cơ bản trong tương lai có lẽ là phân tích văn bản (Fisher, Garnsey và Hughes, 2016).Các phương pháp tiếp cận NLP có khả năng trích xuất thông tin có ý nghĩa kinh tế từ nhiều nguồn văn bản khác nhau, chẳng hạn như báo cáo thường niên của công ty, các bài báo tin tức và các bài đăng trên Twitter. Không giống như các kỹ thuật phân tích văn bản truyền thống, chẳng hạn như các phương pháp dựa trên từ điển chỉ trích xuất thông tin từ các từ riêng lẻ trong văn bản, các phương pháp AI cũng có thể giải thích ngữ cảnh và cấu trúc câu.

Hồi quy LASSO cũng có thể tự động chọn các yếu tố có sức mạnh giải thích cao nhất cho lợi nhuận trong tương lai từ một tập hợp lớn các tín hiệu đầu vào dùng để dự báo (Freyberger, Neuhierl và Weber, 2018). Mô hình LASSO cũng có thể được sử dụng để xác định mối quan hệ dẫn đầu - theo sau giữa các nhóm tài sản hoặc thị trường. Ví dụ: có thể điều tra xem ngành hoặc thị trường trong nước nào là yếu tố dự báo lợi nhuận quan trọng nhất trong số tất cả các thị trường hoặc ngành khác. Ngoài ra, các mô hình AI có thể được sử dụng để xác định các cổ phiếu có khả năng đạt lợi tức vượt trội so với thị trường, bằng cách sử dụng một loạt các biến kinh tế vĩ mô hoặc các biến liên quan trực tiếp đến tình hình kinh doanh của doanh nghiệp. Sau đó, kết quả của những phân tích này có thể được kết hợp vào quá trình tối ưu hóa danh mục đầu tư và phân bổ nhiều hơn (ít hơn) trọng lượng cho các tài sản có chỉ số hiệu suất lợi tức/rủi ro cao (thấp). Ngoài việc sử dụng dữ liệu lịch sử là các biến kinh tế và tài chính, việc đào tạo AI bằng cách sử dụng dữ liệu đầu vào là các khuyến nghị mua hoặc bán cổ phiếu của các chuyên gia thực tế (Bew và cộng sự, 2019) cũng cho thấy sự thành công nhất định.

Giữa các kỹ thuật AI, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được cho là phương pháp tốt nhất so với các phương pháp hồi quy bình phương nhỏ nhất, hồi quy LASSO, rừng ngẫu nhiên và cây hồi quy tăng cường (gradient boosted regression trees) (Gu và cộng sự, 2020). Trên thực tế, các dự đoán ngoài mẫu (out-of-sample) của một ANN (với 3 lớp ẩn) chính xác hơn 30% so với các dự đoán được tạo ra bởi cây hồi quy tăng cường, kỹ thuật tốt thứ hai trong số sáu phương pháp. Sự vượt trội của mạng nơ-ron trong trường hợp này phần lớn là do khả năng nắm bắt được các mối quan hệ phi tuyến phức tạp giữa các biến đầu vào. Ngoài ra, các mô hình ANN còn nổi bật bởi vì tính linh hoạt và đa dạng cấu trúc chức năng cho phép mạng nơ-ron học hỏi và trích xuất thông tin từ dữ liệu một cách hiệu quả hơn các kỹ thuật khác. Do đó, mạng nơ-ron là một trong những kỹ thuật AI phổ biến nhất để dự báo lợi tức cổ phiếu, các yếu tố cơ bản của công ty và lợi tức của các loại tài sản khác như trái phiếu (Bianchi, Büchner và Tamoni, 2019). Tuy nhiên, cũng có bằng chứng cho thấy SVM có thể dự đoán trong ngắn hạn (lợi tức của tài sản trong 2 kỳ tiếp theo) tốt hơn so với ANN (Arrieta- ibarra và Lobato, 2015). Do đó, một cách ứng dụng thực tiễn các kỹ thuật AI là sử dụng dự đoán trung bình trên các kỹ thuật AI khác nhau. Phương pháp "tổng hợp" này đã được chứng minh là tạo ra các dự đoán tốt hơn bất kỳ kỹ thuật AI riêng lẻ nào (Rasekhschaffe, Christian và Jones 2019). Các kết quả gần đây chỉ ra rằng các tín hiệu AI tạo ra lợi nhuận vượt trội đáng kể ở cả vị

thế ngắn hạn và dài hạn (lợi nhuận vượt trội 0,78% mỗi tháng đối với danh mục đầu tư dài hạn, có trọng số) và những lợi nhuận vượt trội này vẫn có ý nghĩa về mặt thống kê và kinh tế ngay cả trong giai đoạn sau năm 2001, giai đoạn suy giảm kinh tế toàn cầu (Avramov, Cheng và Metzker, 2019).

Mô hình hóa và dự đoán giá tài sản trở thành một bài tập đặc biệt khó khăn khi các công cụ phái sinh tham gia. Do đó, việc xây dựng các danh mục đầu tư tối ưu bao gồm các công cụ phái sinh là rất khó khăn, vì giá và khoản thanh toán của chúng không được xác định rõ ràng và phụ thuộc vào các tài sản khác. Hầu hết các phương pháp định giá phái sinh thông thường chủ yếu dựa vào các mô hình lý thuyết, chẳng hạn như Black – Scholes, dựa trên các giả định. Đây, một lần nữa, là một lĩnh vực mà AI có thể đóng một vai trò nào đó. Ví dụ: ANN có thể được sử dụng để định giá và bảo hiểm rủi ro bằng cách sử dụng khung định giá quyền chọn phi tham số được cho là hoạt động tốt hơn mô hình Black – Scholes về hedging và dự báo giá quyền chọn tương lai (Yao, Li, và Tan, 2000).

Cuối cùng, AI có thể được sử dụng để cải thiện ước tính của ma trận phương sai-hiệp phương sai trong lý thuyết về đường cong Markowitz. Để minh họa, phân tích cluster phân cấp (hierrachical cluster) có thể thay thế cấu trúc hiệp phương sai của lợi tức tài sản bằng cấu trúc cây (de Prado, 2016). Cách tiếp cận này sử dụng tất cả thông tin có trong ma trận hiệp phương sai nhưng yêu cầu ít ước tính hơn và do đó dẫn đến trọng số danh mục đầu tư ổn định và ý nghĩa hơn. Bằng chứng thực nghiệm sử dụng các quan sát lợi nhuận mô phỏng cho thấy rằng danh mục phương sai tối thiểu theo cách tiếp cận này có tỷ lệ Sharpe cao hơn 31,3% so với theo khuôn khổ Markowitz (1952) cổ điển.

Nhìn chung, câu hỏi vẫn chưa được trả lời triệt để rằng việc sử dụng các kỹ thuật AI có ưu việt hơn các phương pháp truyền thống trong việc lựa chọn cổ phiếu hoặc phân bổ tài sản hay không. Sẽ cần có nhiều bằng chứng hơn để chứng minh rằng lợi ích của các mô hình AI lớn hơn chi phí và các vấn đề về dữ liệu tiềm ẩn. Các nghiên cứu bổ sung càng quan trọng hơn vì nhiều quỹ đầu tư, doanh nghiệp quản lý tài sản tài chính gần đây đã bắt đầu sử dụng AI nhằm tạo ra khả năng đạt được hiệu suất vượt trội. Ngoài ra, có lý do khác để thận trọng khi sử dụng AI. Ví dụ, việc sử dụng AI đòi hỏi việc lựa chọn các biến đầu vào có liên quan từ dữ liệu thô và chuyển đổi chúng thành các định dạng thích hợp để các mô hình AI có thể sử dụng là

vấn đề thiết yếu và tiêu tốn rất nhiều thời gian và nguồn lực (Rasekhschaffe và cộng sự, 2019).

3.1.2. Tối ưu hóa danh mục đầu tư

Quyết định của người quản lý danh mục đầu tư đòi hỏi phải phân bổ vốn giữa một tập hợp nhiều loại tài sản tài chính sao cho danh mục đầu tư đạt được mục tiêu (ví dụ: tối đa hóa tỷ số Sharpe), với những ràng buộc nhất định. Lý thuyết danh mục đầu tư hiệu quả dựa vào lợi nhuận kỳ vọng và phương sai Markowitz thường là nền tảng lý thuyết. Tuy nhiên, có hai thách thức chính nảy sinh trong thực tế. Thứ nhất, trọng số phân bổ tài sản tối ưu rất nhạy cảm với các ước tính về lợi nhuận kỳ vọng. Trên thực tế, độ nhiễu trong ước lượng lợi nhuận kỳ vọng có thể làm mất đi b lợi ích của sự đa dạng hóa. Ví dụ, DeMiguel, Garlappi, và Uppal (2009) chỉ ra rằng một danh mục có trọng số chia đều giữa các tài sản thì có tỷ số Sharpe cao hơn so với doanh mục hiệu quả Markowitz khi sử dụng cho dữ liệu ngoài mẫu (out-of-sample).

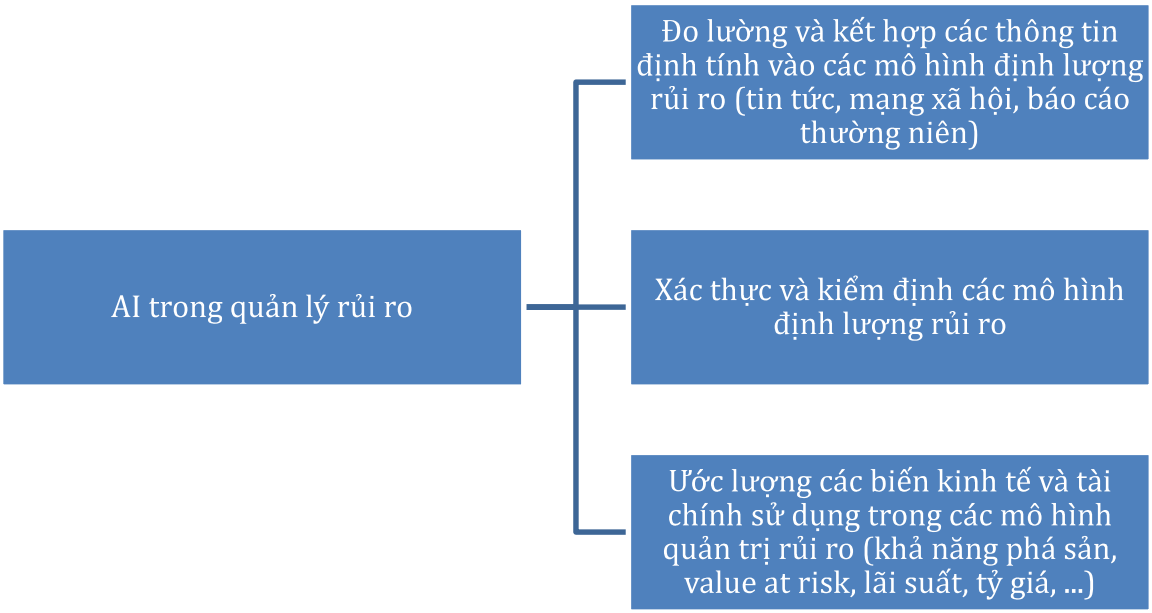
Thứ hai, ước tính ma trận phương sai - hiệp phương sai, trung tâm của lý thuyết Markowitz, đòi hỏi một cơ sở dữ liệu chuỗi thời gian lớn và giả định về mối tương quan ổn định giữa lợi nhuận tài sản. Hơn nữa, ma trận trở nên không ổn định khi tương quan tài sản tăng lên, điều này xảy ra vào những thời điểm mà sự đa dạng hóa là quan trọng nhất (de Prado, 2016).

AI giải quyết những thách thức này theo hai cách. Đầu tiên, nó có thể tạo ra các ước tính lợi nhuận và rủi ro chính xác hơn so với các ước tính được tạo ra bằng các phương pháp khác và có thể được sử dụng trong phương pháp xây dựng danh mục đầu tư truyền thống. Thứ hai, các kỹ thuật AI có thể cung cấp các phương pháp tiếp cận xây dựng danh mục đầu tư thay thế để tạo ra trọng số danh mục đầu tư chính xác hơn và tạo ra các danh mục đầu tư được tối ưu hóa với hiệu suất ngoài mẫu tốt hơn so với các danh mục được tạo bằng kỹ thuật tuyến tính truyền thống.

Đặc biệt, kỹ thuật mạng nơ-ron ANN có thể được đào tạo để đưa ra các quyết định phân bổ tài sản dưới những ràng buộc phức tạp thường không dễ dàng để tích hợp vào lợi tức kỳ vọng-phương sai. Ví dụ, một mạng nơ-ron có thể chọn danh mục đầu tư theo tiêu chí nhằm tối đa hóa lợi nhuận theo các ràng buộc về giá trị rủi ro. ANN cũng có thể giải quyết các vấn đề tối ưu hóa đa mục tiêu phức tạp. Để minh họa, phương pháp luận dựa trên mạng nơ-ron có thể xây dựng danh mục đầu tư tối ưu một cách nhanh chóng và khoa học.

3.2. Quản trị rủi ro tài chính

Các kỹ thuật AI cũng có các ứng dụng trong quản lý rủi ro, liên quan đến cả rủi ro thị trường và rủi ro tín dụng. Rủi ro thị trường đề cập đến khả năng mất mát do ảnh hưởng của thị trường chung và rủi ro tín dụng (hoặc đối tác) là rủi ro của việc một bên đối tác không thực hiện đầy đủ các nghĩa vụ theo hợp đồng của mình (Hình 4). Mặc dù AI có ứng dụng rộng rãi hơn trong quản lý rủi ro, nhưng hai loại rủi ro này có thể xem là quan trọng nhất trong quản lý rủi ro tài sản.



Hình 4: Kỹ thuật AI và các ứng dụng trong quản trị rủi ro danh mục đầu tư.

Nguồn: Tác giả

3.2.1. Rủi ro thị trường

Phân tích rủi ro thị trường liên quan đến việc lập mô hình, đánh giá và dự báo các yếu tố rủi ro ảnh hưởng đến danh mục đầu tư. AI có thể đóng góp vào quá trình này theo ba cách: (1) biến đổi và sử dụng dữ liệu định tính vào các mô hình định lượng rủi ro, (2) xác thực và kiểm định các mô hình rủi ro, và (3) đưa ra dự báo chính xác hơn về các biến số tài chính hoặc kinh tế.

Một ứng dụng của AI trong quản lý rủi ro thị trường liên quan đến việc trích xuất thông tin từ các nguồn dữ liệu định tính dạng văn bản hoặc hình ảnh. Các nguồn dữ liệu văn bản, bao gồm các bài báo, bài đăng trực

tuyến, hợp đồng tài chính, biên bản và báo cáo của ngân hàng trung ương, và phương tiện truyền thông xã hội, có thể chứa thông tin có giá trị để quản lý rủi ro thị trường (Groth và Muntermann, 2011). Hình ảnh vệ tinh được phân tích để dự đoán doanh số bán hàng tại siêu thị hoặc vụ thu hoạch trong tương lai (Katona, Painter, Patatoukas và Zeng, 2018). Trong nhiều trường hợp, thông tin được cung cấp bởi các nguồn này không được các biến định lượng thông thường xem xét. Ví dụ: các phương pháp AI sử dụng thông tin dạng văn bản đã được chứng minh là tạo ra các dự đoán tốt hơn về sự sụp đổ của thị trường, lãi suất và các kết quả kinh tế vĩ mô khác (Cong, Liang, và Zhang, 2019) so với những người sử dụng thông tin được thu thập bởi các nguồn dữ liệu khác. Các cách tiếp cận này cũng có thể trích xuất thông tin từ các công bố báo chí của công ty với mục đích tạo lập hồ sơ rủi ro (risk profile) có hệ thống của doanh nghiệp. Các ứng dụng tiềm năng này của AI đã kích thích sự quan tâm của các ngân hàng trung ương trong việc kết hợp các phương pháp khai thác văn bản dựa trên AI vào các phân tích dự báo kinh tế vĩ mô (Bholat, Hansen, Santos và Schonhardt-Bailey, 2015).

AI cũng có thể giúp các nhà quản lý rủi ro xác thực và kiểm định lại các mô hình rủi ro (Financial Stability Board, 2017). Các cơ quan quản lý và các tổ chức giám sát tài chính đặc biệt quan tâm đến sự chính xác và tính tin cậy của việc quản lý rủi ro theo mô hình (Federal Reserve System, 2011). Các phương pháp AI không giám sát (unsupervised AI) có thể được sử dụng để phát hiện sự bất thường trong kết quả dự báo đầu ra của mô hình rủi ro bằng cách đánh giá tất cả các dự báo do mô hình tạo ra và tự động xác định bất kỳ điểm bất thường nào. Các nhà quản lý rủi ro cũng có thể sử dụng các kỹ thuật AI được giám sát (supervised AI) để tạo ra các chuẩn dự báo (benchmark forecasts) để xác thực mô hình. So sánh kết quả mô hình và các chuẩn dự báo sẽ cho biết liệu mô hình rủi ro có đang tạo ra những dự đoán khác biệt đáng kể so với những dự đoán do AI tạo ra hay không. Một sự không thống nhất đáng kể giữa dự báo sử dụng AI và kết quả của mô hình rủi ro tiêu chuẩn có thể làm lộ các vấn đề rủi ro tiềm ẩn và kích hoạt một cuộc điều tra kỹ lưỡng hơn về các yếu tố rủi ro liên quan.

Tùy thuộc vào mức độ nhạy cảm của các tài sản trong danh mục đầu tư với các yếu tố trong môi trường kinh doanh, các biến số tài chính hoặc kinh tế khác nhau có thể ảnh hưởng mạnh/yếu đến hiệu quả đầu tư. Vì vậy, việc mô hình hóa và dự báo xu hướng tương lai của các yếu tố này, đặc biệt là các biến số kinh tế vĩ mô, là rất quan trọng, và ANN đặc biệt hữu dụng trong trường hợp này. Ví dụ, bằng chứng thực nghiệm cho thấy rằng các mô

hình khác nhau của ANN hoạt động tốt hơn đáng kể so với phương pháp tự hồi quy tuyến tính trong việc dự báo 47 biến số kinh tế vĩ mô hàng tháng của các nền kinh tế G7 (Teräsvirta, van Dijk và Medeiros, 2005). Tuy nhiên, việc sử dụng ANN cho dự báo dài hạn vẫn chưa đạt được mức độ tin tưởng cần có.

ANN cũng có thể được sử dụng để phát hiện các yếu tố rủi ro có hệ thống. Các mô hình ANN có thể đưa vào mô hình các mối liên hệ phi tuyến tính và tương tác của các biến có tương quan, bao gồm các đặc điểm hoạt động của doanh nghiệp và các biến số kinh tế vĩ mô (Gu, Kelly và Xiu, 2019). Sử dụng các ước lượng này từ ANN có thể giải thích tốt hơn phần bù rủi ro và phân biệt giữa rủi ro không thể đa dạng hóa và rủi ro có thể đa dạng. Hồi quy LASSO cũng có thể hữu ích trong việc xác định các nhân tố của rủi ro hệ thống. Mô hình này có thể chọn các yếu tố rủi ro có hệ thống phù hợp nhất từ một tập hợp con các yếu tố hoặc chỉ số thị trường (Giamouridis, 2017).

Các kỹ thuật AI cũng có thể dự đoán sự biến động của thị trường và khủng hoảng tài chính, đặc biệt là ANN và SVM, có khả năng nắm bắt các quan hệ phi tuyến mang lại cho chúng lợi thế so với các mô hình tự hồi quy với phương sai thay đổi có điều kiện (GARCH). ANN có thể dự đoán trực tiếp sự biến động của thị trường hoặc kết hợp với mô hình GARCH. Tuy nhiên, một số nhà nghiên cứu nhận thấy SVM vượt trội hơn ANN trong trường hợp này (Chen, Hardle và Jeong, 2009). Ngoài mô hình dự báo biến động, ANN và SVM còn được sử dụng để dự đoán các cuộc khủng hoảng tài chính. Các mô hình thực hiện nhiệm vụ dự báo này thường được gọi là hệ thống cảnh báo sớm. Hầu hết tất cả các tổ chức tài chính đều sử dụng một hình thức hệ thống cảnh báo sớm để theo dõi rủi ro hệ thống. ANN và SVM đã được chứng minh là có thể dự đoán các cuộc khủng hoảng tiền tệ, khủng hoảng ngân hàng, và suy thoái nói chung (Gogas, Papadimitriou, Matthaiou, và Chrysanthidou, 2015) với độ chính xác hợp lý. Tuy nhiên, khủng hoảng là những sự kiện tài chính hiếm gặp, vì vậy, với số lượng mẫu hạn chế cho đến hiện nay, các nhà nghiên cứu vẫn đặt câu hỏi về khả năng dự đoán chính xác các cuộc khủng hoảng trong tương lai của các mô hình AI (Gogas và cộng sự, 2015).

3.2.2. Rủi ro tín dụng

Mục tiêu của quản lý rủi ro tín dụng là đảm bảo rằng khi có bất kỳ đối tác nào không đáp ứng được nghĩa vụ của mình thì sẽ không gây ảnh hưởng

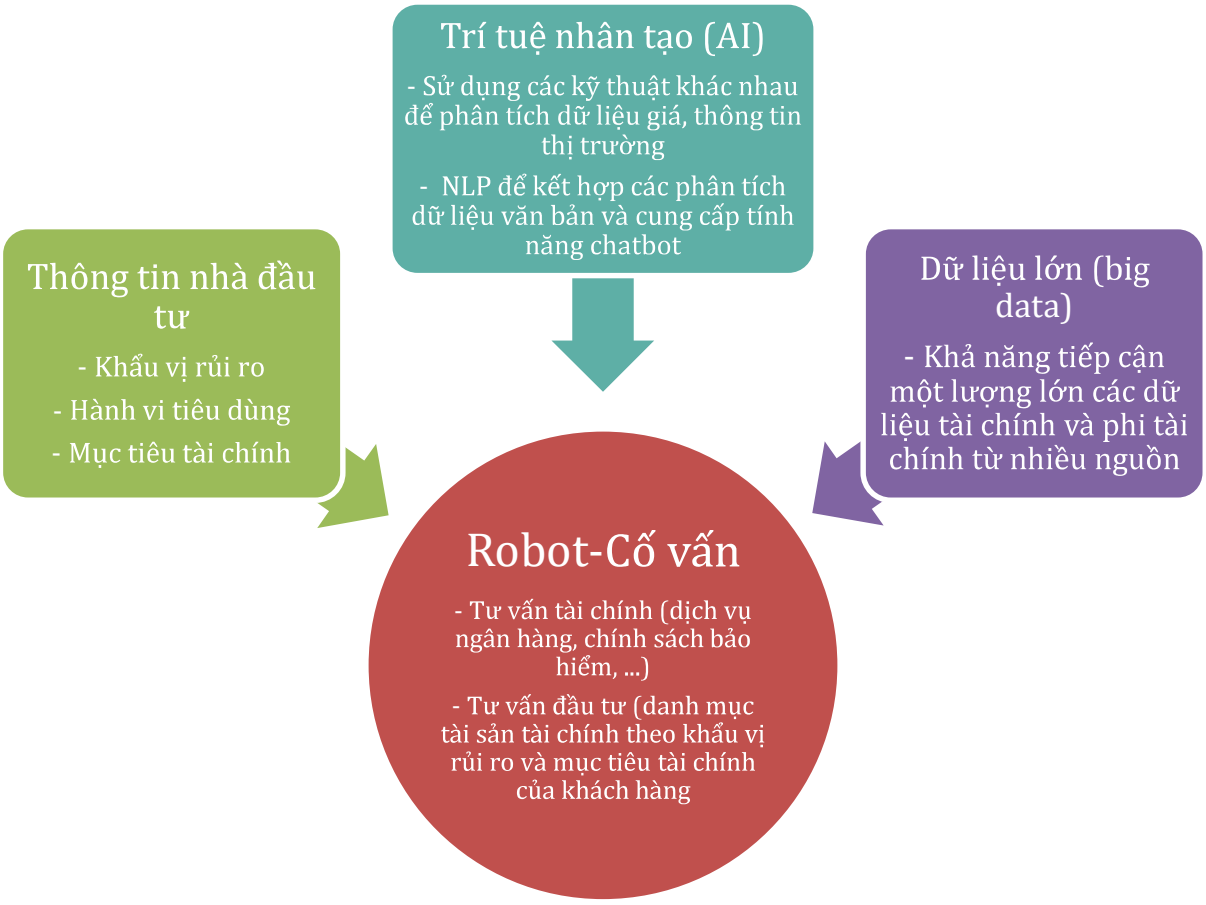
tiêu cực đến hiệu quả của danh mục đầu tư vượt một quá giới hạn cụ thể nào đó. Người quản lý tài sản cần theo dõi rủi ro tín dụng của toàn bộ danh mục đầu tư cũng như của các vị thế và giao dịch riêng lẻ. Công việc này liên quan đến việc mô hình hóa rủi ro khả năng thanh toán liên quan đến các tổ chức phát hành các sản phẩm tài chính, bao gồm cổ phiếu, trái phiếu, hoán đổi và quyền chọn. Có rất nhiều phương pháp tiếp cận để lập mô hình khả năng thanh toán hoặc rủi ro phá sản. Phân tích đa biến, mô hình logit và probit là một trong những phương pháp truyền thống phổ biến nhất được sử dụng.

Mô hình rủi ro tín dụng là một trong những lĩnh vực đầu tiên cần xem xét việc áp dụng các kỹ thuật AI. Hai kỹ thuật được sử dụng rộng rãi nhất là ANN và SVM. Trên thực tế, ANN đã trở thành kỹ thuật lập mô hình phá sản chính thống từ đầu những năm 1990. Sự phổ biến của ANN phần lớn bắt nguồn từ mức độ chính xác cao hơn của chúng trong việc dự báo phá sản và xác định xếp hạng tín dụng so với các kỹ thuật truyền thống (Tsai và Wu, 2008). Tuy nhiên, các nghiên cứu gần đây lại ủng hộ việc sử dụng SVM (Ribeiro, Silva, Chen, Vieira và das Neves, 2012) vì chúng mang lại dự báo phá sản chính xác hơn một chút so với ANN. Hơn nữa, SVM ít có khả năng phải đối mặt với một số vấn đề phổ biến với ANN, chẳng hạn như khớp quá mức giữa model và mẫu huấn luyện (overfitting). ANN và SVM cũng hoạt động đặc biệt tốt khi ước tính tổn thất khi vỡ nợ (được định nghĩa là tổn thất kinh tế khi xảy ra vỡ nợ), mà Hiệp định Basel II yêu cầu các tổ chức tài chính phải mô hình hóa ngoài xác suất mặc định cho mục đích giám sát vốn. Bởi vì mỗi kỹ thuật mô hình đều có những ưu và nhược điểm riêng, sử dụng nhiều kỹ thuật AI khác nhau và sau đó tổng hợp lại trung bình các kết quả dự đoán nên được sử dụng để đạt được hiệu suất tốt nhất (Verikas, Kalsyte, Bacauskiene và Gelzinis, 2010).

3.3. Robot-cố vấn tài chính

Robot-cố vấn là các chương trình máy tính cung cấp lời khuyên tài chính để hỗ trợ các nhà đầu tư cá nhân trong các hoạt động đầu tư. Robot-cố vấn đang thu hút được sự chú ý đáng kể gần đây vì thành công của chúng trong việc giảm bớt các rào cản gia nhập đối với các nhà đầu tư không chuyên. Mối quan tâm của giới học thuật trong việc nghiên cứu cách tăng cường hiệu quả của các robot-cố vấn bằng cách sử dụng AI đang ngày càng tăng (Hình 5). Trọng tâm chính là phát triển các thuật toán để tạo ra các khuyến nghị về danh mục đầu tư tối ưu đáp ứng nhu cầu lợi tức/rủi ro đặc trưng của các nhà đầu tư. Hơn nữa, tư vấn bằng robot có thể tích hợp tất

cả các loại ứng dụng AI vào quản lý danh mục đầu tư, giao dịch và quản lý rủi ro danh mục đầu tư. Bằng cách tiếp thu sự thành công của AI trong những lĩnh vực này, robot-cố vấn không chỉ có thể tạo ra danh mục đầu tư với hiệu suất ngoài mẫu (out-of-sample) tốt hơn cho các nhà đầu tư mà còn có thể tự động tái cân bằng danh mục đầu tư, tự động quản lý rủi ro của danh mục đầu tư và giảm thiểu chi phí giao dịch. Vì tư vấn bằng robot ít tốn kém hơn làm việc với cố vấn là con người và có thể được thực hiện thông qua một giao diện đơn giản hóa, đầu tư thông qua cố vấn robot vừa có lợi hơn về chi phí và vừa dễ tiếp cận hơn cho các nhà đầu tư cá nhân không chuyên.



Hình 5: Robot-Cố vấn tự động với các ứng dụng của AI.

Nguồn: Tác giả

Cố vấn robot giảm thiểu tối đa những khuynh hướng thiên lệch về hành vi (behavioral bias), sai lầm và các nguy cơ về những hành vi bất hợp pháp. Trên thực tế, tư vấn bằng robot đã được chứng minh là rất hấp dẫn đối với hầu hết các nhà đầu cá nhân luôn có nỗi sợ trở thành nạn nhân của

gian lận đầu tư (Brenner và Meyll, 2020). Các nhà đầu tư tổ chức cũng có thể hưởng lợi từ khả năng của các cố vấn robot trong việc xử lý một loạt các dữ liệu tài chính. Mặc dù việc giảm các khuynh hướng thiên lệch về hành vi khi đưa ra quyết định đầu tư là có lợi cho tất cả các loại nhà đầu tư (D'Acunto, Prabhala và Rossi, 2017), nhưng các nhà đầu tư không chuyên lại đặc biệt hưởng lợi từ tư vấn robot về mặt nâng cao hiệu suất danh mục đầu tư, tăng sự đa dạng hóa và giảm thiểu rủi ro.

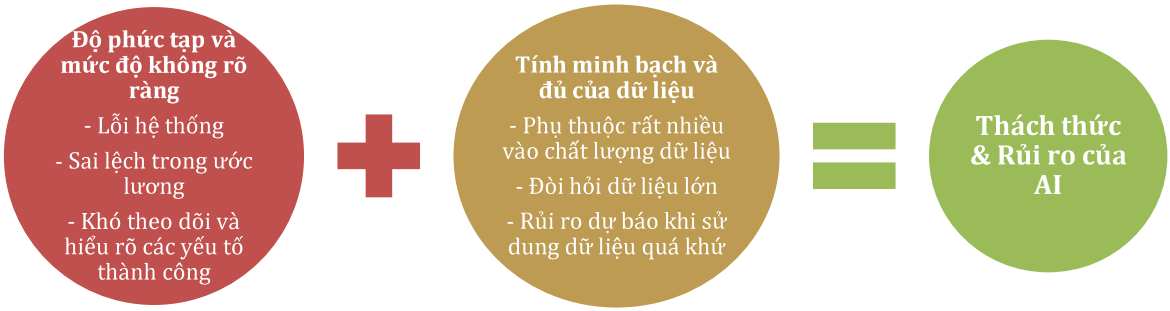
Không phải tất cả các cố vấn robot đều nhất thiết phải sử dụng các phương pháp mới, phức tạp. Phân tích 219 cố vấn robot cho thấy lý thuyết danh mục đầu tư của Markowitz là cách tiếp cận phổ biến nhất (Beketov, Lehmann và Wittke, 2018). Tuy nhiên, các cố vấn robot thành công nhất dựa rất nhiều vào AI để thực hiện các phân tích đầu tư và giao dịch (Sabharwal, 2018). Xét cho cùng, tư vấn robot và công nghệ thông tin nói chung thành công nhờ việc thu thập và phân tích dữ liệu, và AI là một phần không thể thiếu của quá trình này (Dhar và Stein, 2017).

3.4. Những Rủi ro và Thách thức về Trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực Tài chính

Mặc dù nhiều nghiên cứu về AI trong quản trị và tài chính nêu bật những ưu điểm và lợi ích của công nghệ này đối với các ứng dụng khác nhau, người dùng AI cũng nên nhận thức được một số rủi ro và nhược điểm của nó đối với việc quản lý tài sản tài chính. Những vấn đề tiêu cực tiềm ẩn này thường liên quan đến độ phức tạp, độ mờ và sự phụ thuộc vào tính toàn vẹn của dữ liệu (Hình 6).

Việc hiểu và giải thích các suy luận được thực hiện bởi hầu hết các mô hình AI là rất khó, nếu không muốn nói là không thể. Khi mức độ phức tạp của nhiệm vụ hoặc thuật toán ngày càng tăng, độ mờ này có thể khiến sự giám sát của con người trở nên kém hiệu quả, do đó trở thành một vấn đề quan trọng hơn. Vấn đề này có thể gây ra hậu quả cho người quản lý tài sản theo ba cách. Đầu tiên, khó khăn trong việc dự đoán cách các mô hình AI sẽ phản ứng với những bất ngờ lớn hoặc các sự kiện "thiên nga đen" như dịch bệnh Covid-19 có thể dẫn đến sự cố có hệ thống. Ngay cả khi không có các sự kiện lớn bất thường, các thuật toán AI có thể mắc cùng một lúc các lỗi giống nhau, dẫn đến nguy cơ sụp đổ thị trường. Thật vậy, chi phí đáng kể

cho việc sản xuất các thuật toán AI đã khiến hầu hết các công ty quản lý tài sản sử dụng các công cụ và thuật toán giống nhau. Do đó, các sự cố do AI có thể xảy ra nhiều hơn so với việc sử dụng những thuật toán truyền thống trước đây. Điều khiến AI trở nên rủi ro là độ phức tạp và tính không rõ ràng của nó làm người dùng rất khó khăn để ngăn những rủi ro như vậy.



Hình 6: Những thách thức và rủi ro của việc sử dụng AI trong tài chính.

Nguồn: Tác giả

Thứ hai, AI có thể đưa ra các quyết định sai lầm dựa trên các ước lượng không chính xác khi dữ liệu xuất hiện hiện tượng nhiễu hoặc có các mẫu hình không liên quan trong dữ liệu. Ví dụ: ANN được đào tạo để chọn cổ phiếu có lợi nhuận kỳ vọng cao có thể chọn nhầm phải các cổ phiếu kém thanh khoản (Avramov và cộng sự, 2019). Thứ ba, việc hiểu rõ những yếu tố quyết định đến hiệu suất đầu tư trở nên khó xác định hơn khi sử dụng các mô hình AI. Ví dụ: Mô hình phân tích nhân tố rủi ro Barra dựa trên các mô hình nhân tố tuyến tính đơn giản nhưng lại không phù hợp với các chiến lược dựa trên AI đòi hỏi xem xét mối quan hệ phi tuyến giữa các đặc điểm kinh doanh và lợi nhuận. Do đó, trong những trường hợp quỹ đầu tư hoạt động kém hiệu quả, việc giải thích cho nhà đầu tư về cách thức và lý do chiến lược đầu tư thất bại có thể khó khăn, điều này có thể làm suy giảm lòng tin của nhà đầu tư đối với quỹ hoặc thậm chí vào ngành. Hơn nữa, đặc

điểm "hộp đen" (black box) của nhiều hệ thống AI đặt ra vấn đề về trách nhiệm và khiến các vấn đề về pháp lý và tuân thủ trở nên khó khăn hơn.

Chất lượng dữ liệu cũng là một rủi ro đáng kể khi sử dụng AI trong lĩnh vực tài chính. Giống như các mô hình thực nghiệm khác, các mô hình AI dựa trên tính chính xác và đầy đủ của dữ liệu. Chất lượng dữ liệu kém có thể dễ dàng tạo ra những tín hiệu sai lệch như một thuật ngữ được sử dụng rất phổ biến miêu tả về hiện tượng này "rác vào, rác ra" ("garbage in, garbage out"). Chất lượng dữ liệu và tính hiệu quả trở nên đặc biệt quan trọng vì kết quả đầu ra của AI thường là kết quả được sử dụng ngay vào các nghiệp vụ kinh doanh tài chính mà không phải qua các bước xem xét tiếp theo. Hơn nữa, các mô hình AI yêu cầu lượng lớn dữ liệu trong giai đoạn học tập/huấn luyện (training data set), thường nhiều hơn số lượng có sẵn. Việc thiếu dữ liệu này có thể dẫn đến việc chuẩn hóa dữ liệu không phù hợp do tỷ lệ tín hiệu/nhiễu thấp (signal-to-noise) của dữ liệu đầu vào, đặc biệt là trong trường hợp dữ liệu tài chính tần suất thấp với nhiều quan sát bị thiếu. Thay thế dữ liệu (imputation), một bước tiền xử lý trong đó các giá trị thống kê được sử dụng để thay thế cho các quan sát bị thiếu, có thể hữu ích, nhưng rõ ràng là chỉ ở một mức độ nhất định.

Ngoài ra, một số nhà nghiên cứu cho rằng dữ liệu quá khứ nói chung có thể không đại diện đầy đủ cho những hiện tượng có thể xảy ra trong tương lai. Thiếu sót này có thể trở nên nghiêm trọng khi chuỗi dữ liệu tài chính bỏ lỡ một số sự kiện cực đoan quan trọng trong quá khứ, làm tăng khả năng các mô hình AI sẽ thất bại trong dự báo khi các sự kiện cực đoan xảy ra, vd: khủng hoảng tài chính hoặc dịch bệnh (Patel và Lincoln 2019). Ở một khía cạnh khác, sự hiện diện ngày càng tăng của AI trong ngành đầu tư tài chính và sự phụ thuộc của các nhà quản lý tài sản vào AI cho các nhiệm vụ hàng ngày có thể làm tăng thêm rủi ro an ninh mạng của các nhà quản lý tài sản.

4. THẢO LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ CHÍNH SÁCH

4.1. Ví dụ về sử dụng AI lựa chọn cổ phiếu cho danh mục đầu tư

Trong ví dụ mô phỏng này, báo cáo tài chính theo quý của các doanh nghiệp trên thị trường chứng khoán Việt Nam từ giai đoạn 2008-2019 sẽ được sử dụng là dữ liệu đầu vào. Mục tiêu cuối cùng của ví dụ mô phỏng là lựa chọn ra được các cổ phiếu cho danh mục đầu tư có tỷ suất sinh lợi trong năm tài chính tiếp theo cao hơn thị trường là 5%. Tổng cộng có khoảng hơn 400 doanh nghiệp từ các sàn giao dịch chứng

khoán HOSE, HNX và UPCOM được lựa chọn để thu thập dữ liệu báo cáo tài chính. Các dữ liệu thô từ báo cáo kết quả hoạt động kinh doanh, bảng cân đối kế toán và báo cáo lưu chuyển tiền tệ được trích xuất, xử lý và kết hợp với nhau để tạo thành 57 chỉ số tài chính và tổng cộng có trung bình 21547 quan sát được sử dụng cho quá trình học máy. Bảng 2 miêu tả về các thông số thống kê mô tả của các chỉ số tài chính đầu vào được sử dụng.

Bảng 2: Thống kê mô tả các chỉ số tài chính cơ bản sử dụng trong lựa chọn cổ phiếu.

Chỉ số tài chính	n	mean	sd	skew	kurtosis
outperform	22734	1.7	31.3	3.8	46.1
outperform_p	21751	1.6	30.8	3.7	46.1
Stock price_c	22766	12.7	15.7	4.7	35.6
VNINDEX	22766	664.0	224.6	0.5	-0.8
VNindex_c	22734	3.0	16.4	0.6	4.1
p_change	22734	4.7	33.7	3.6	38.0
beta	22766	0.7	0.5	0.4	1.0
beta_c	21782	-10.5	1797.6	-56.4	7733.8
TotalRevenue	21620	9829.9	5729.7	0.0	-1.2
CostofRevenue	21260	9824.9	5706.9	0.0	-1.2
SGAExpense	21742	38.9	1565.5	116.9	15000.0
InterestExpense	20563	10236.9	5931.6	0.0	-1.2
TotalOperatingExpense	21756	524.0	74755.7	146.9	21645.6
OperatingIncome	21766	725.3	68227.4	104.3	11355.4
NetIncome	21750	77.6	12155.5	57.8	5649.9
BasicWeightedAverageShares	21739	5.7	92.2	58.5	4887.7
BasicNormalizedEPS	21735	31.4	13465.6	36.2	5565.9

NormalizedEBIT	21457	10700.6	6178.6	0.0	-1.2
ChangesinWC	21258	10545.3	6069.7	0.0	-1.2
CashfromOperatingActivities	21289	10572.7	6086.3	0.0	-1.2
CashfromFinancingActivities	19868	9257.2	5462.5	0.0	-1.2
NetChangeinCash	21287	-158.1	23041.1	-92.0	12041.2
NetCashBeginningBalance	21281	4062.0	1478.7	0.1	1.6
NetCashEndingBalance	21284	127.1	2445.1	69.0	6037.7
FOCFExDividends	21253	10558.6	6109.4	0.0	-1.2
CashandShortTermInvestments	21162	83.2	1503.7	75.4	7145.4
Cash	20443	10147.5	5865.1	0.0	-1.2
AccountsReceivable	20967	9606.2	5532.1	0.0	-1.2
TotalInventory	19979	8803.9	5067.0	0.0	-1.2
TotalCurrentAssets	21158	6.3	86.9	63.0	5019.4
PropertyTotalGross	21077	5743.1	3283.6	0.4	-0.9
TotalAssets	21452	4.2	35.5	28.5	1298.1
AccountsPayable	20599	9668.7	5587.4	0.0	-1.2
AccruedExpenses	20649	10043.8	5784.2	0.0	-1.2
RetainedEarnings	21330	32.4	1920.0	74.2	9002.0
OtherEquity	20407	30.6	3041.7	96.0	13389.1
TotalEquity	21456	-2.8	1320.4	-94.9	14594.2
TotalLiabilitiesAndEquity	21456	4.2	35.5	28.5	1298.2
SharesOutstanding	21450	1.9	20.0	33.9	1825.8
operating_margin	21521	1565.3	154788.6	80.6	6983.4
profit_margin	21516	505.0	62806.7	66.3	6070.4

ROE	21428	100.8	34780.7	61.0	8186.9
current_ratio	21155	8.3	149.4	77.3	8167.4
inventory_turnover	19783	9820.2	5707.4	0.0	-1.2
receivable_turnover	20738	10360.8	5986.2	0.0	-1.2
Debt_ratio	18009	8543.3	5112.6	0.0	-1.2
Book_Value	20435	-1.0	258.4	-127.7	17518.1
EBIT	20639	-99.5	15240.4	-74.1	8473.2
TIE	20517	12766.8	3632146.8	130.4	18304.5
Volume	21782	4858.6	332652.9	130.5	17914.2
EPS_growth	21675	-1399.5	189378.7	-131.0	18577.0
Rev_growth	21515	10750.0	6210.9	0.0	-1.2
MarketCap	21450	7.3	77.3	94.1	11763.0
P_E	21727	136.5	20215.9	58.5	7804.7
PEG	21671	-21049.0	1834871.5	-64.4	6620.9
P_sale	21524	121.9	5878.2	119.4	15670.1
P_bookvalue	20433	10.2	874.2	142.1	20270.4

Nguồn: Tác giả

Sau khi xử lý, tập dữ liệu sẽ được xáo trộn ngẫu nhiên và phân tách thành 3 tập con sử dụng cho quá trình học máy: tập dữ liệu huấn luyện (70% dữ liệu), tập dữ liệu xác minh (10%) và tập dữ liệu đánh giá (20% dữ liệu). Trong ví dụ mô phỏng này, các quan sát có mức tỷ suất lợi nhuận

vượt trội so với chỉ số chung thị trường (VN-INDEX) từ 10% trở lên ở năm tài chính kế tiếp sẽ có biến giả nhận giá trị 1 và ngược lại là 0. Biến giả này đóng vai trò là biến phân loại (biến phụ thuộc) để phân biệt các quan sát là mục tiêu cần được phân loại trong quá trình học máy có giám sát. Trong ví dụ này, 4 kỹ thuật học máy là hàm phân loại logistic, thuật toán hỗ trợ máy vector, rừng ngẫu nhiên và mạng nơ-ron nhân tạo sẽ được sử dụng. Bảng 3 trình bày kết quả về accuracy score và precision score của các hàm phân loại và thống kê về kết quả giao dịch danh mục chứng khoán được lựa chọn (giả định theo chiến lược mua và nắm giữ trong 1 năm tài chính) so với chỉ số thị trường VN-INDEX. Ngoài ra, để tăng độ mức độ tin cậy cho các quá trình học máy, các quá trình học sẽ được lập lại 100 lần cho mỗi kỹ thuật học máy và kết quả trung bình cho 100 lần chạy này sẽ được trình bày ở Bảng 3.

Bảng 3: So sánh kết quả của các kỹ thuật học máy trong việc lựa chọn cổ phiếu dựa vào các chỉ số tài chính cơ bản.

	Accuracy score	**Precision score**	**% lợi tức cổ phiếu**	**% lợi tức chỉ số VN_INDEX**	**% Vượt trội**
Logistic Classifier	0.6793	0.6601	44.506	2.9131	41.593
SMV	0.6869	0.6252	36.239	-11.94	48.175
Random Forest	0.7389	0.6276	33.484	-2.507	35.991
Neuron Network	0.6710	0.6651	16.398	-1.92	18.319

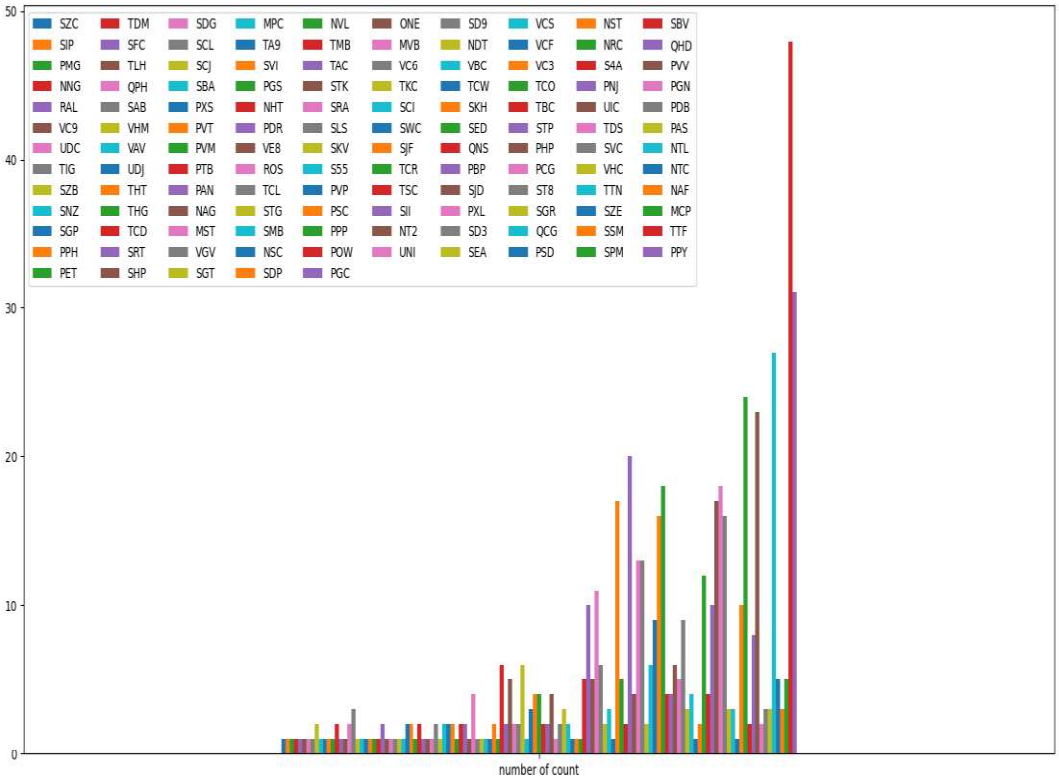
Ghi chú: Accuracy score = số dự đoán chính xác/Tổng số dự đoán; Precision score = số dự đoán "dương" chính xác/ (số dự đoán dương chính xác + số dự đoán "dương" không chính xác). % lợi tức cổ phiếu và % lợi tức chỉ số VN_INDEX được dựa trên % chênh lệch giá chứng khoán và điểm của chỉ số VN_INDEX tại cuối quý tiếp theo so với cuối quý hiện tại.

Nguồn: Tác giả

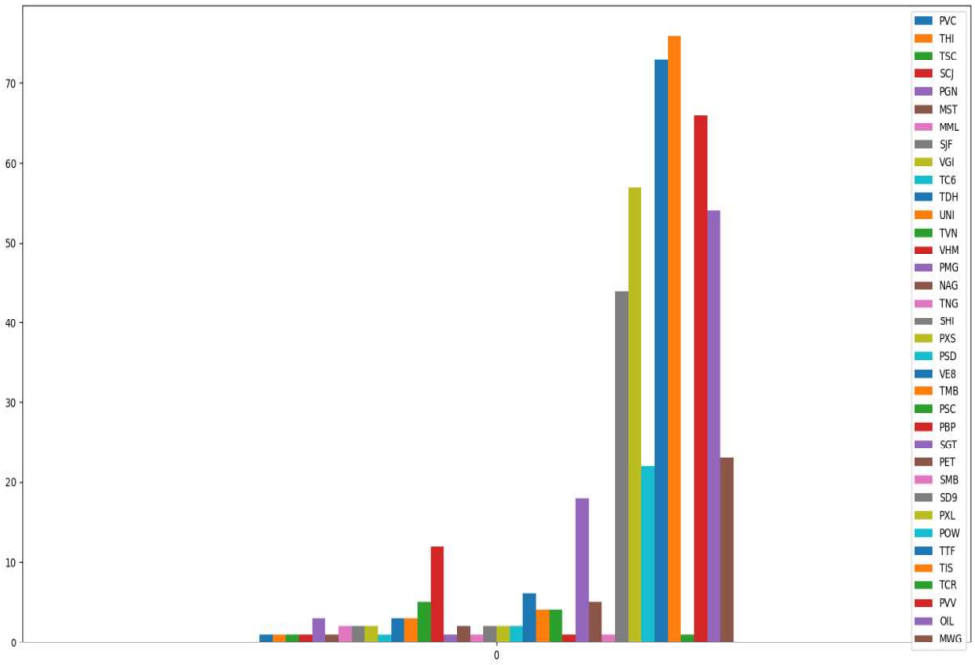
Bảng 3 cung cấp các chỉ tiêu đánh giá mức độ hiệu quả và chính xác của các kỹ thuật học máy trong việc lựa chọn chứng khoán đầu tư ở thị trường chứng khoán Việt Nam. Với chỉ tiêu lợi tức vượt trội 10% so với chỉ số VN_INDEX trong ví dụ mô phỏng này, có thể thấy, kỹ thuật Rừng ngẫu nhiên (random forest) hoạt động hiệu quả nhất với mức độ chính xác (accuracy score) trung bình là 73%; tiếp theo đó là kỹ thuật học máy hỗ trợ

vector (support vector machine). Đặc biệt, ở thị trường chứng khoán Việt Nam, kỹ thuật phức tạp nhất trong số 4 kỹ thuật là mạng nơ-ron lại không phải là kỹ thuật hiệu quả nhất với mức độ chính xác chỉ xếp thứ 3, chỉ xếp trên hàm phân loại đơn giản nhất là hàm logistic. Ngoài ra, có thể thấy tất cả các hàm phân loại đều đưa ra các lựa chọn mã chứng khoán khá chính xác với lợi tức vượt trội so với thị trường từ 18% đến 48%.

Ngoài ra, sử dụng dữ liệu từ quý 4/2020 làm dữ liệu ngoài mẫu (out-of-sample), bài nghiên cứu cũng cung cấp các dự đoán về mã chứng khoán được lựa chọn cho danh mục đầu tư từ các kỹ thuật học máy cho quý 1/2021. Hình 7 cung cấp các đồ thị phân bố (histogram) về số lần xuất hiện của các mã chứng khoán được lựa chọn bởi các kỹ thuật học máy mạng nơ-ron và rừng ngẫu nhiên qua 100 lần mô phỏng. Qua ví dụ này, các công ty chứng khoán và các quỹ đầu tư ở Việt Nam có thể áp dụng các kỹ thuật học máy như là một công cụ hỗ trợ hiệu quả cho việc thiết lập danh mục đầu tư cho các sản phẩm tài chính.



Hình 7a. *Kỹ thuật mạng nơ-ron*



Hình 7b. *Kỹ thuật rừng ngẫu nhiên*

Hình 7: Danh sách cổ phiếu đề suất bởi kỹ thuật học máy mạng nơ-ron và rừng ngẫu nhiên theo số lần xuất hiện trong 100 lần mô phỏng.

Nguồn: Tác giả

4.2. Kiến nghị chính sách

4.2.1. Định hướng chính sách

Qua các ứng dụng cụ thể của các công nghệ AI trong lĩnh vực quản lý danh mục đầu tư và đầu tư tài chính được trình bày trong bài nghiên cứu này, có thể thấy được tiềm năng và lợi ích rất lớn của việc ứng dụng công nghệ AI đối với lĩnh vực tài chính nói riêng và với nền kinh tế Việt Nam nói chung. Thông qua bài nghiên cứu này, một vài kiến nghị về mặt chính sách phát triển, ứng dụng công nghệ AI trong lĩnh vực tài chính cũng được đưa ra thảo luận nhằm thúc đẩy sự phát triển của nền kinh tế số ở Việt Nam.

Đầu tiên, Chính Phủ Việt Nam đã rất kịp thời khi đưa ra các chính sách mang tính mở đường khai phá và tạo điều kiện cho sự phát triển của công nghệ AI trong hiện tại và tương lai. Đặc biệt, AI là ngành công nghệ cao được chính phủ ưu tiên hàng đầu theo quyết định số 130/QĐ-TTg của Thủ Tướng Chính Phủ về "Ban Hành Chương trình quốc gia phát triển công nghệ cao đến năm 2030". Tuy nhiên, khung thể chế và khung pháp lý để

triển khai quyết định này cần phải được ban hành sớm và kịp thời hơn. Đặc biệt, khung pháp lý về triển khai cơ chế quản lý thử nghiệm dịch vụ tài chính-ngân hàng trên nền tảng công nghệ (regulatory sandbox) nên được triển khai nhanh nhất có thể để đáp ứng được nhu cầu sáng tạo và đổi mới sử dụng các công nghệ AI trong lĩnh vực dịch vụ tài chính. Ngân hàng nhà nước có thể tham khảo kinh nghiệm ở các nước trong khu vực có nền tài chính phát triển và đã thực hiện thành công cơ chế quản lý Sandbox như Singapore và Hongkong để có thể học tập và đẩy nhanh quá trình áp dụng.

Thứ hai, mặc dù công nghệ AI đang rất phát triển và dần trở nên phổ biến, việc ứng dụng AI trong phân tích dữ liệu tài chính ở Việt Nam còn rất hạn chế. Lý do lớn nhất cho sự hạn chế này có thể kể đến việc chất lượng dữ liệu cả về chất và lượng ở Việt Nam về lĩnh vực tài chính vẫn còn chưa đảm bảo. Để có thể thúc đẩy việc ứng dụng AI rộng rãi hơn trong lĩnh vực tài chính, việc chuẩn hóa các báo cáo tài chính và thúc đẩy việc công bố các thông tin tài chính và hoạt động kinh doanh của doanh nghiệp là việc cần phải được triển khai trước khi có thể nghĩ đến việc ứng dụng các công nghệ AI. Ngoài ra, các cơ quan kiểm soát nhà nước về dịch vụ tài chính như Ngân hàng Nhà nước hoặc Ủy ban chứng khoán nhà nước có thể nghĩ đến việc triển khai việc cung cấp các dịch vụ về dữ liệu lớn cho các dự án nghiên cứu hoặc các doanh nghiệp Fintech được cấp phép triển khai việc sử dụng công nghệ AI. Sử dụng lợi thế về vai trò giám sát, các cơ quan nhà nước có thể dễ dàng đảm bảo chất lượng và số lượng dữ liệu lớn để triển khai công nghệ AI vào thực tiễn.

Thứ ba, công nghệ AI đang đóng vai trò rất lớn và chứng tỏ được tính hữu hiệu của mình trong vấn đề dự báo khi có nguồn dữ liệu chính xác và đầy đủ. Vì thế, với lợi thế về dữ liệu của mình, các cơ quan nhà nước về hoạch định chính sách có thể từng bước triển khai việc áp dụng AI để dự báo và phân tích các dữ liệu về kinh tế vĩ mô và ngành tài chính liên quan. Đặc biệt, có thể sử dụng AI như là một công cụ cảnh báo các biến động mạnh trong nền kinh tế vĩ mô để có thể kịp thời ban hành các chính sách đối phó thích hợp. Tuy nhiên, vì tính quan trọng của việc ban hành chính sách kinh tế vĩ mô, việc sử dụng AI trong giai đoạn đầu có thể chỉ là một đầu vào cho quá trình ra quyết định bên cạnh các yếu tố và đầu vào khác. Trong tương lai gần, khi mà việc sử dụng các công nghệ AI đã hoàn chỉnh hơn và dữ liệu được thu thập chính xác, đầy đủ hơn, các dự báo của công nghệ AI cho việc hoạch định chính sách có thể được nâng tầm lên.

Thứ tư, sử dụng công nghệ AI đảm bảo việc tuân thủ các quy định của ngành và các quy định của pháp luật, hay còn gọi là Regulatory Technology (RegTech) cũng cần được quan tâm và phổ biến rộng rãi trong ngành tài chính và các ngành liên quan. Trong lĩnh vực tài chính ngân hàng, nhất là sau cuộc khủng hoảng tài chính 2007-08 và cuộc cải tổ hệ thống ngân hàng hiện nay, lòng tin vào các định chế tài chính đã sụt giảm đáng kể ở Việt Nam. Vì thế, các định chế tài chính cần phải thực sự quan tâm vào vấn đề tuân thủ, nhất là các chuẩn mực quốc tế như Basel II. Việc ứng dụng AI vào việc kiểm soát rủi ro danh mục đầu tư, kiểm soát các giao dịch bất thường, giảm thiểu khả năng vi phạm các quy định khi giao dịch tài sản tài chính. Ngoài ra, việc định giá tài sản dựa vào mô hình thực nghiệm sẽ làm cho hệ thống tài chính lành mạnh và minh bạch hơn, góp phần thúc đẩy sự phát triển bền vững của ngành tài chính.

Cuối cùng, vì là một nền kinh tế mới nổi, việc sử dụng công nghệ AI sẽ gặp một rào cản lớn về mặt tâm lý của người sử dụng. Việc người sử dụng hoặc khách hàng nghi ngờ các kết quả dự báo, phân tích của AI trong thị trường tài chính Việt Nam là dễ hiểu. Vì thế, vai trò đầu tàu của các doanh nghiệp lớn trong ngành tài chính, đặc biệt là các định chế tài chính lớn ở Việt Nam, phải là người tiên phong trong việc đổi mới về công nghệ và ứng dụng AI vào nhiều hơn các sản phẩm/dịch vụ của mình. Các Ngân Hàng có lợi thế rất lớn về mặt dữ liệu người dùng và cũng đã làm quen với hệ thống Core Banking điện tử sẽ là một điểm cộng rất lớn để có thể ứng dụng AI dễ dàng hơn trong dịch vụ của mình. Chi phí phát triển và nguồn nhân lực sẽ là rào cản chính trong việc sử dụng AI. Vì thế, không chỉ các định chế tài chính mà phải có sự hỗ trợ và hợp tác từ nhiều phía như trường Đại Học, các viện nghiên cứu, các cơ quan nhà nước và cả người dùng trong việc ứng dụng AI rộng rãi hơn.

4.2.2. Chính sách phát triển nguồn nhân lực và cơ sở hạ tầng kỹ thuật

Thứ nhất, khan hiếm chuyên gia công nghệ am hiểu về các lĩnh vực đầu tư tài chính ngân hàng đang là thách thức lớn nhất để phát triển việc sử dụng công nghệ AI trong lĩnh vực đầu tư ở Việt Nam. Chi phí để một doanh nghiệp tuyển dụng và đào tạo chuyên viên về phân tích dữ liệu lớn và AI là rất cao trong thời điểm hiện tại và chi phí về thời gian đào tạo tại doanh nghiệp là rất đáng kể. Đây là một cản trở rất lớn ở các nước đang phát triển trong việc tiếp cận với công nghệ cao. Vì thế, để có thể xây dựng vững chắc nền tảng cho việc phát triển lĩnh vực kinh tế số cho Việt Nam trong tương lai và lâu dài, việc thay đổi tư duy đào tạo tại các cơ sở giáo dục đại học và

sau đại học là rất quan trọng. Không chỉ nằm ở việc hợp tác với các tổ chức kinh tế và các định chế tài chính để tạo ra nguồn nhân lực tức thời đáp ứng nhu cầu khan hiếm tạm thời, các trường đại học ở các lĩnh vực khác nhau (khoa học tự nhiên, khoa học xã hội) cần liên kết với nhau nhằm tạo ra các chương trình đào tạo kết hợp các kiến thức và kỹ năng cần thiết cho nguồn nhân lực chuyên biệt cho lĩnh vực kinh tế số ở Việt Nam. Để có thể hiện thực hóa chính sách này, vai trò lãnh đạo của Bộ giáo dục đào tạo, cơ quan đầu não định hướng chính sách đào tạo về mặt vĩ mô, cần phải được thể hiện. Tính cấp thiết và tầm quan trọng của chiến lược đào tạo nhân lực cho ngành kinh tế số đòi hỏi các cơ quan chính sách và các cơ sở đào tạo cần phải hành động trong thời gian sớm nhất để tạo ra nền tảng vững chắc, lâu dài cho khu vực kinh tế số ở Việt Nam.

Thứ hai, ngoài việc phát triển nguồn nhân lực, để đảm bảo tính đồng bộ và tạo ra sự cộng hưởng trong việc ứng dụng AI trong lĩnh vực đầu tư tài chính, việc hợp tác giữa các định chế tài chính-ngân hàng là người sử dụng đầu ra cuối cùng và các doanh nghiệp chuyên biệt cung cấp các cơ sở hạ tầng kỹ thuật và dịch vụ công nghệ cao cần được đẩy mạnh. Không chỉ dừng lại ở việc hợp tác mà việc tạo ra một hệ sinh thái các doanh nghiệp chuyên cung cấp các dịch vụ và công nghệ trong lĩnh vực AI là điều rất cần thiết. Sự thành công trong việc ứng dụng công nghệ vào lĩnh vực thanh toán qua sự hợp tác giữa các doanh nghiệp chuyên về công nghệ thanh toán và các định chế tài chính như ngân hàng là một ví dụ điển hình và nên được khai thác để học hỏi các bài học thành công và thất bại. Có thể thấy, các doanh nghiệp về công nghệ thanh toán như MoMo, VNPay được phát triển dựa chủ yếu trên nguồn lực tự huy động của các doanh nghiệp trước khi xu hướng thanh toán công nghệ thúc đẩy các định chế tài chính tìm đến và hợp tác với các doanh nghiệp đi đầu này. Quá trình ứng dụng công nghệ này đòi hỏi thời gian phát triển dài và chờ đợi sự chấp nhận của thị trường người tiêu dùng. Ứng dụng bài học này vào việc ứng dụng công nghệ AI vào các lĩnh vực đầu tư, các định chế tài chính, công ty chứng khoán, ngân hàng có thể chủ động tìm kiếm và hỗ trợ các doanh nghiệp về lĩnh vực AI ngay từ bây giờ để rút ngắn lại các giai đoạn phát triển và phổ biến rộng rãi hơn các ứng dụng AI này đến với nhà đầu tư. Các định chế tài chính có thể thực hiện chiến lược này bằng 2 cách: (1) sát nhập và mua lại các doanh nghiệp về lĩnh vực AI nhỏ lẻ (có thể là trong nước hoặc nước ngoài) để nâng cao khả năng đổi mới, sáng tạo từ nội lực; (2) hợp tác và hỗ trợ bằng quan hệ đối tác với các doanh nghiệp trong lĩnh vực AI để định hướng phát triển sản phẩm dịch vụ chuyên biệt cho mảng đầu tư tài chính.

Thứ ba, có thể nói các cơ quan quản lý nhà nước về lĩnh vực tài chính ngân hàng đóng vai trò cực kỳ quan trọng trong việc tạo ra môi trường mang tính hỗ trợ cho việc phát triển các công nghệ AI trong lĩnh vực đầu tư. Hiện tại, chưa có bất kỳ một cơ quan chính phủ nào về lĩnh vực tài chính đi đầu trong việc ứng dụng công nghệ AI vào việc quản lý chính sách và điều hành kinh tế vĩ mô. Trong khi các cơ quan nhà nước là nơi có đầy đủ nguồn lực nhất trong việc phát triển cơ sở hạ tầng và công nghệ AI. Điều này tạo ra một lỗ hổng lớn trong việc phổ biến và tạo ra tiền lệ tốt về việc ứng dụng và sử dụng công nghệ AI cho khu vực tư nhân cũng như tạo niềm tiên cho người tiêu dùng. Và xu hướng hiện nay, các cơ quan nhà nước ở các nước phát triển cũng đã và đang xem xét việc ứng dụng công nghệ AI sâu rộng hơn trong các lĩnh vực quản lý nhà nước của mình. Các cơ quan chính quyền địa phương cũng đã bắt đầu chú ý hơn đến việc ứng dụng công nghệ AI trong quản lý nhưng tính chất đầu tư vẫn còn tự phát và nhỏ lẻ. Mặc dù xu hướng xã hội hóa và tận dụng nguồn lực sáng tạo ở khu vực tư nhân đang phát triển rất tốt ở Việt Nam, vì các đặc điểm về thể chế và chính trị, việc đi đầu trong sử dụng công nghệ AI, đặc biệt là trong các lĩnh vực nhạy cảm như tài chính là điều các cơ quan quản lý nhà nước ở Việt Nam nên xem xét đầu tư trong thời gian sớm nhất. Một chiến lược đầu tư bài bản với nguồn lực dồi dào từ các cơ quan nhà nước sẽ tạo một cú hích trong việc phát triển cơ sở hạ tầng kỹ thuật và sự phổ biến của lĩnh vực AI nói chung và trong lĩnh vực đầu tư tài chính nói riêng.

Cuối cùng, ví dụ ở phần 5.1 về một ứng dụng AI đơn giản trong đầu tư chứng khoán là điển hình về bước đầu sử dụng công nghệ này trong lĩnh vực tài chính. Tuy rằng là một ví dụ đơn giản và cần thêm nhiều nguồn lực để tạo ra một hệ thống dự báo hoàn thiện nhất, đây có thể là sự tham khảo về độ khả thi của việc ứng dụng các kỹ thuật học máy vào lĩnh vực đầu tư tài chính. Qua ví dụ trên, có thể thấy để phát triển một ứng dụng AI hữu ích không nhất thiết phải đòi hỏi quá nhiều nguồn lực về tài chính và hệ thống kỹ thuật công nghệ. Một hệ thống kỹ thuật công nghệ ở mức phổ biến hiện nay cùng với việc các ngôn ngữ lập trình hiện nay đã có những mã nguồn mở cho các ứng dụng học máy và cộng đồng các lập trình viên phát triển các ứng dụng AI hiện nay rất tích cực, việc tiếp cận các kỹ thuật học máy hiện nay không còn nằm quá tầm tay của các doanh nghiệp và cá nhân ở Việt Nam. Khó khăn lớn nhất nằm ở việc thu thập và xử lý dữ liệu tài chính ở Việt Nam vì dữ liệu đang được lưu trữ chưa đồng bộ và chất lượng dữ liệu (tính đầy đủ toàn ven) chưa được đảm bảo tối ưu nhất. Tuy nhiên, mức hiệu quả trên trung bình của các kỹ thuật học máy đơn giản này nói lên tiềm năng rất lớn của việc ứng dụng AI vào lĩnh vực đầu tư tài chính ngay trong hiện tại và tương lai gần.

5. KẾT LUẬN

Việc sử dụng AI trong quản lý tài sản và đầu tư tài chính là một lĩnh vực mới nổi được cả giới học thuật và các nhà quản lý tài chính quan tâm. AI có các ứng dụng rộng lớn để quản lý danh mục đầu tư, quản lý rủi ro danh mục đầu tư và tư vấn tài chính và cho phép ngành dịch vụ tài chính trở nên khoa học và tuân thủ hơn. Nó cũng đóng vai trò trọng tâm của các hoạt động và thực tiễn mới, chẳng hạn như giao dịch theo thuật toán và tư vấn tự động sử dụng robot. Tuy nhiên, AI vẫn còn rất lâu mới thay thế được con người hoàn toàn. Thật vậy, hầu hết các hoạt động của nó trong lĩnh vực quản lý tài sản đều được điều khiển và kiểm soát bởi một số hình thức giám sát của con người.

Tóm lại, sự phát triển và phổ biến của AI trong quản lý và đầu tư tài sản tài chính thể hiện ở ba điểm chính. Đầu tiên, các mô hình AI là khách quan, có tính khoa học cao trong việc thực hiện các tác vụ lặp đi lặp lại và có thể xác định các mẫu hình tồn tại trong các không gian đa chiều của dữ liệu mà con người có thể không nhận thức được. AI cũng có thể phân tích dữ liệu với các giả định tối thiểu về cấu trúc của dữ liệu hoặc mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra, bao gồm cả quan hệ phi tuyến. Tính năng này đặc biệt hữu ích để dự báo, mang lại ước tính chính xác hơn vì AI không dựa trên các giả định hạn chế vốn có trong các phương pháp truyền thống hơn. Thứ hai, AI có thể trích xuất thông tin từ các nguồn dữ liệu phi cấu trúc, chẳng hạn như các bài báo, bài đăng trực tuyến, báo cáo tài chính, báo cáo thường niên và hình ảnh. Do đó, một lượng lớn thông tin có thể được đưa vào phân tích tài chính mà không cần xử lý và can thiệp thủ công. Thứ ba, các thuật toán của AI, không giống như các kỹ thuật thống kê khác, thường được thiết kế để tự cải thiện và tự học bằng cách điều chỉnh và cập nhật liên tục cho phù hợp với dữ liệu đầu vào mới. Khả năng này của AI có nghĩa là người sử dụng không cần thiết phải cấu hình lại thủ công hoặc ước tính lại thông số như với các mô hình truyền thống.

Cuối cùng, lợi thế lớn nhất của AI - khả năng xử lý dữ liệu tự động khi cần rất ít các giả định và quan hệ lý thuyết giữa các biến - cũng có thể là điểm yếu lớn nhất của nó. Thật vậy, AI sẽ luôn tạo ra một kết quả và chất lượng của các dự báo hoặc ước tính này đôi khi lại không thể kiểm soát. Sử dụng AI có thể tạo ra các vấn đề lớn khi chất lượng dữ liệu kém, khi tác vụ được thực hiện quá phức tạp để con người có thể theo dõi hoặc hiểu được và khi các lỗi hệ thống có thể xảy ra do một số thuật toán AI cùng lúc tương tác và kết hợp với nhau.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Arrieta-ibarra, I., & Lobato, I. N. (2015). Testing for predictability in financial returns using statistical learning procedures. Journal of Time Series Analysis, 36(5), 672-686. https://doi.org/10.1111/jtsa.12120
2. Avramov, D., Cheng, S., & Metzker, L. (2020). Machine learning versus economic restrictions: Evidence from stock return predictability. Available at SSRN 3450322. https://ssrn.com/abstract=3450322
3. Beketov, M., Lehmann, K., & Wittke, M. (2018). Robo Advisors: quantitative methods inside the robots. Journal of Asset Management, 19(6), 363-370. http://doi.org/10.1057/s41260-018-0092-9.
4. Bew, D., Harvey, C. R., Ledford, A., Radnor, S., & Sinclair, A. (2019). Modeling analysts' recommendations via Bayesian machine learning. The Journal of Financial Data Science, 1(1), 75-98.
5. Bholat, D., Hansen, S., Santos, P., & Schonhardt-Bailey, C. (2015). Text mining for central banks. Available at SSRN 2624811. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2624811.
6. Bianchi, D., Büchner, M., & Tamoni, A. (2020). Bond risk premia with machine learning. WBS Finance Group Research Paper, (252). https://doi.org/10.2139/ssrn.3400941.
7. Board of Governors of the Federal Reserve System (2011). Supervisory Guidance on Model Risk Management. Office of the Comptroller of the References Currency. https://www.occ.treas.gov/news-issuances/bulletins/2011/ bulletin-2011-12a.pdf
8. Brenner, L., & Meyll, T. (2020). Robo-advisors: A substitute for human financial advice?. Journal of Behavioral and Experimental Finance, 25, 100275.
9. Buchanan, Bonnie G. (2019). Artifcial Intelligence in Finance. http://doi.org/10.5281/zenodo.2612537.
10. Chen, S., Härdle, W. K., & Jeong, K. (2010). Forecasting volatility with support vector machine based GARCH model. Journal of Forecasting, 29(4), 406-433.
11. Cong, L. W., Liang, T., & Zhang, X. (2019). Textual factors: A scalable, interpretable, and data-driven approach to analyzing unstructured information. Interpretable, and Data-driven Approach to Analyzing Unstructured Information (September 1, 2019). https://ssrn.com/abstract=3307057.

12. D'Acunto, F., Prabhala, N., & Rossi, A. G. (2019). The promises and pitfalls of robo-advising. The Review of Financial Studies, 32(5), 1983-2020. https://ssrn.com/abstract=3122577
13. DeMiguel, V., Garlappi, L., & Uppal, R. (2009). How inefficient are simple asset allocation strategies. Review of Financial Studies, 22(5), 1915-1953. https://doi.org/10.1093/rfs/ hhm075
14. Dhar, V., & Stein, R. M. (2017). FinTech platforms and strategy. Communications of the ACM, 60(10), 32-35.
15. Financial Stability Board (2017). Artifcial Intelligence and Machine Learning in Financial Services. http://www.fsb.org/2017/11/artifcial-intelligence-andmachine-learning-in-fnancial-service.
16. Fintech Singapore (2020). Vietnam Fintech Report 2020. https://fintechnews.sg/wp-content/uploads/2020/11/Vietnam-Fintech-Report-2020.pdf
17. Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural language processing in accounting, auditing and finance: A synthesis of the literature with a roadmap for future research. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 23(3), 157-214. https://doi.org/10.1002/ isaf.1386.
18. Freyberger, J., Neuhierl, A., & Weber, M. (2020). Dissecting characteristics nonparametrically. The Review of Financial Studies, 33(5), 2326-2377. https://ssrn.com/abstract=3223630.
19. Giamouridis, D. (2017). Systematic Investment Strategies. Financial Analysts Journal 73 (4): 10–14. https://doi.org/10.2469/faj.v73.n4.10.
20. Gogas, P., Papadimitriou, T., Matthaiou, M., & Chrysanthidou, E. (2015). Yield curve and recession forecasting in a machine learning framework. Computational Economics, 45(4), 635-645. https://doi.org/10.1007/s10614-014-9432-0
21. Groth, S. S., & Muntermann, J. (2011). An intraday market risk management approach based on textual analysis. Decision Support Systems, 50(4), 680-691. https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.019
22. Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. The Review of Financial Studies, 33(5), 2223-2273.
23. Katona, Z., Painter, M., Patatoukas, P. N., & Zeng, J. (2018, July). On the capital market consequences of alternative data: Evidence from outer space. In 9th Miami Behavioral Finance Conference. https://ssrn.com/abstract=3222741

24. De Prado, M. L. (2016). Building diversified portfolios that outperform out of sample. The Journal of Portfolio Management, 42(4), 59-69. https://doi.org/10.3905/jpm.2016.42.4.059.
25. Markowitz, Harry. 1952. “Portfolio Selection.” Journal of Finance 7 (1): 77–91.
26. Patel, K., & Lincoln, M. (2019). It’s not magic: Weighing the risks of AI in financial services. London: Centre for the Study of Financial Innovation. http://www.csf.org/s/Magic_10-19_v12_Proof.pdf.
27. Rasekhschaffe, K. C., & Jones, R. C. (2019). Machine learning for stock selection. Financial Analysts Journal, 75(3), 70-88. https://doi.org/10.1080/0015198X.2019.1596678.
28. Ribeiro, B., Silva, C., Chen, N., Vieira, A., & das Neves, J. C. (2012). Enhanced default risk models with SVM+. Expert Systems with Applications, 39(11), 10140-10152. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.142.
29. Sabharwal, C. L. (2018). The rise of machine learning and robo-advisors in banking. IDRBT Journal of Banking Technology, 28. https://www.idrbt.ac.in/assets/publications/Journals/Volume_02/No_02/Chapter_02.pdf.
30. Teräsvirta, T., Van Dijk, D., & Medeiros, M. C. (2005). Linear models, smooth transition autoregressions, and neural networks for forecasting macroeconomic time series: A re-examination. International Journal of Forecasting, 21(4), 755-774. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2005.04.010.
31. Tsai, C. F., & Wu, J. W. (2008). Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring. Expert systems with applications, 34(4), 2639-2649. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.05.019.
32. Verikas, A., Kalsyte, Z., Bacauskiene, M., & Gelzinis, A. (2010). Hybrid and ensemble-based soft computing techniques in bankruptcy prediction: a survey. Soft Computing, 14(9), 995-1010. https://doi.org/10.1007/s00500-009-0490-5.
33. Yao, J., Li, Y., & Tan, C. L. (2000). Option price forecasting using neural networks. Omega, 28(4), 455-466. https://doi.org/10.1016/S0305-0483(99)00066-3.