



Nghiên cứu ứng dụng AI khả diễn trong FinTech: Tối ưu hóa đầu tư bền vững dựa trên tiêu chí ESG tại Việt Nam

HOÀNG ANH ^{*}, LÊ VŨ UYÊN PHƯƠNG ^a, NGUYỄN MINH MÃN ^a, VÕ HUỲNH YẾN NHI ^a

^a Đại học Kinh tế Thành phố Hồ Chí Minh

THÔNG TIN	TÓM TẮT
Ngày nhận: 26/02/2025 Ngày nhận lại: 09/04/2025 Duyệt đăng: 09/04/2025 Mã phân loại JEL: A13; C52; D40; G32; Q56; M14. Từ khóa: XAI; Fintech; Đầu tư bền vững; ESG. Keywords: XAI; Fintech; Sustainable Investment; ESG.	Nghiên cứu này khám phá vai trò của AI khả diễn (XAI) ứng dụng thúc đẩy chiến lược đầu tư bền vững trong lĩnh vực công nghệ tài chính (FinTech) tại Việt Nam. Trong khi các mô hình AI góp phần nâng cao hiệu quả trong quá trình ra quyết định đầu tư, thì những hạn chế về tính minh bạch đang là rào cản đáng kể đối với việc tích hợp các tiêu chí Môi trường, Xã hội và Quản trị (ESG). XAI được xem là giải pháp tiềm năng để giải quyết vấn đề này bằng việc tăng cường tính minh bạch, cải thiện khả năng diễn giải, và có trách nhiệm giải trình nhằm củng cố niềm tin của nhà đầu tư trong quá trình ra quyết định. Trong bối cảnh Việt Nam đang có sự thay đổi mạnh mẽ về AI và Dữ liệu lớn, cùng với tiềm năng tăng trưởng cao của công nghệ và ứng dụng FinTech: Nghiên cứu này dựa trên phân tích dữ liệu thứ cấp từ các báo cáo tài chính và ESG, đồng thời ứng dụng các mô hình AI tiên tiến kết hợp nền tảng toán học SHAP nhằm làm rõ cách thức XAI được sử dụng để nâng cao hiệu quả phân bổ nguồn lực, quản lý rủi ro và thúc đẩy phát triển bền vững trong dài hạn. Abstract This study explores the role of eXplainable AI (XAI) in driving sustainable investment strategies within the financial technology (FinTech) sector in Vietnam. While AI models contribute to improving the efficiency of investment decision-making, transparency constraints are a significant barrier to the integration of Environmental, Social, and Governance (ESG) criteria. XAI is seen as a potential solution to address

^{*} Tác giả liên hệ.

Biên tập viên: Nguyễn Thị Hồng Cẩm.

Email: anhh@ueh.edu.vn (Hoàng Anh), phuongle.31231025809@st.ueh.edu.vn (Lê Vũ Uyên Phương), mannguyen.31231023376@st.ueh.edu.vn (Nguyễn Minh Mẫn), nhivo.31231022772@st.ueh.edu.vn (Võ Huỳnh Yến Nhi).

Trích dẫn bài viết: Hoàng Anh, Lê Vũ Uyên Phương, Nguyễn Minh Mẫn, & Võ Huỳnh Yến Nhi. (2025). Nghiên cứu ứng dụng AI khả diễn trong FinTech: Tối ưu hóa đầu tư bền vững dựa trên tiêu chí ESG tại Việt Nam. *Tạp chí Nghiên cứu Kinh tế và Kinh doanh Châu Á*, 36(2), 43-58.

this issue by enhancing transparency, improving explainability, and ensuring accountability to strengthen investor confidence in the decision-making process. In the context of Vietnam's evolving landscape of AI and Big Data, along with the high growth potential of FinTech technology and applications: this study conducts a secondary data analysis of financial and ESG reports and applies advanced AI models combined with the SHAP mathematical framework to demonstrate how XAI can enhance resource allocation efficiency, risk management, and long-term sustainable development.

1. Giới thiệu

Trong bối cảnh kinh tế toàn cầu chịu áp lực từ biến đổi khí hậu, xung đột địa chính trị và khủng hoảng tài chính, đầu tư bền vững đang dần trở thành lựa chọn chiến lược nhằm đảm bảo ổn định và tăng trưởng dài hạn (Alam và cộng sự, 2024; Leung và cộng sự, 2025). Theo Bloomberg Intelligence (2024), giá trị tài sản đầu tư theo tiêu chí Môi trường, Xã hội và Quản trị (ESG) dự kiến đạt 40 nghìn tỷ USD vào năm 2030, phản ánh sự dịch chuyển mạnh mẽ của dòng vốn toàn cầu. Tuy nhiên, tính đa chiều và phức tạp của ESG đòi hỏi công cụ phân tích dữ liệu tiên tiến, có khả năng minh bạch hóa quyết định thuật toán nhằm tăng niềm tin và khả năng triển khai thực tế (Doshi-Velez & Kim, 2017).

Tại Việt Nam, IMF dự báo tăng trưởng GDP đạt 6,1% vào năm 2025 – một con số ấn tượng trong khu vực. Song như nhiều nền kinh tế mới nổi, Việt Nam đối diện nguy cơ đánh đổi tăng trưởng và môi trường (Grossman & Krueger, 1995). Đáp lại, quốc gia này đã thể chế hóa ESG thông qua “Chiến lược quốc gia về tăng trưởng xanh giai đoạn 2021-2030” (Quyết định 1658/QĐ-TTg), với mục tiêu giảm 15% phát thải khí nhà kính trên đơn vị GDP vào năm 2030 và đạt Net Zero vào năm 2050 (Huỳnh Diệu Ngân, 2024). Tuy nhiên, khoảng cách giữa cam kết và thực thi vẫn rất lớn, theo PwC (2022), 70% doanh nghiệp chưa công bố hoặc công bố rất ít thông tin ESG, chỉ 15% có báo cáo đầy đủ. ESG hiện vẫn bị xem là yếu tố tuân thủ, chưa trở thành động lực chiến lược. Điều này đặt ra câu hỏi: Việt Nam đang chủ động kiến tạo một nền tài chính bền vững hay chỉ đang phản ứng trước áp lực bên ngoài? Nếu không nội địa hóa ESG thành lợi thế cạnh tranh, quá trình chuyển đổi sẽ mang tính hình thức (Trần Ngọc Hùng, 2023).

Sự nổi lên của AI trong tài chính Việt Nam đang hỗ trợ dự báo xu hướng và tối ưu hóa đầu tư (Trương Đình Hải Thụy & Nguyễn Thị Trần Lộc, 2025). Tuy nhiên, các mô hình AI truyền thống hoạt động như “hộp đen”, thiếu cơ chế giải thích minh bạch – yếu tố sống còn trong đánh giá ESG (Adadi & Berrada, 2018). Trí tuệ nhân tạo khả diễn (XAI) xuất hiện như một giải pháp đầy tiềm năng, giúp tăng tính minh bạch, củng cố lòng tin và đảm bảo trách nhiệm xã hội. Khi thị trường tài chính ngày càng yêu cầu mức độ giải trình cao, khả năng diễn giải trở thành điều kiện tiên quyết cho sự bền vững, đặc biệt ở các nền kinh tế mới nổi (Bussmann và cộng sự, 2020).

Tuy vậy, phần lớn nghiên cứu hiện nay mới chỉ tập trung vào việc ứng dụng XAI trong dự báo tài chính, chưa khai thác đầy đủ vai trò của nó trong nâng cao hiệu quả quản trị ESG, đặc biệt trong bối cảnh các nền kinh tế đang phát triển như Việt Nam. Nghiên cứu này đề xuất một phương pháp tích hợp các mô hình học máy tiên tiến và XAI, nhằm xây dựng khung đánh giá ESG minh bạch, khả thi

và phù hợp với đặc thù thị trường. Những phát hiện không chỉ có giá trị ứng dụng tại Việt Nam, mà còn tạo tiền đề học thuật cho các nghiên cứu trong khu vực và trên thế giới.

2. Cơ sở lý thuyết và các nghiên cứu liên quan

2.1. Nghiên cứu về XAI

Trong kỷ nguyên số, khi dữ liệu trở thành nguồn lực chiến lược và công nghệ định hình lại cấu trúc kinh tế - xã hội, AI và Machine Learning, đặc biệt là Deep Learning, đạt được hiệu suất cao nhưng cũng trở nên khó hiểu hơn. Câu hỏi chính không còn là độ chính xác của AI mà là lý do và độ tin cậy của các quyết định do AI đưa ra (Angelov và cộng sự, 2021). Sự chuyển dịch từ tối ưu hóa hiệu suất sang yêu cầu minh bạch và giải thích đã dẫn đến sự ra đời của XAI, một bước ngoặt trong đạo đức và quản trị kỷ nguyên số (Angelov và cộng sự, 2021; Floridi và cộng sự, 2018).

XAI không chỉ phân tích hành vi của hệ thống máy móc mà còn kết nối sức mạnh tính toán của máy với trí tuệ con người, giúp khám phá các cấu trúc ẩn trong không gian đa chiều (Holzinger, 2018). Nhờ đó, quyết định từ AI trở nên rõ ràng và dễ tiếp cận, tăng cường sự tin tưởng và chấp nhận xã hội. XAI được coi là “AI vì con người”, đảm bảo công nghệ được triển khai một cách đạo đức và đáng tin cậy (Angelov & Soares, 2020).

Trong lĩnh vực tài chính, XAI cách mạng hóa hoạt động bằng cách ưu tiên tính minh bạch và khả năng truy xuất nguồn gốc, đáp ứng yêu cầu pháp lý nghiêm ngặt. XAI cung cấp lý giải chi tiết về quyết định, từ điểm tín dụng (Demajo và cộng sự, 2020) đến quản lý rủi ro (Bussmann và cộng sự, 2020), giúp các tổ chức tuân thủ quy định và giảm thiểu rủi ro pháp lý. Khả năng giải thích của XAI giúp đảm bảo tính công bằng, không thiên vị trong các hệ thống AI tài chính, từ đó củng cố niềm tin vào độ tin cậy của các quyết định tài chính (Černevičienė & Kabašinskas, 2024).

Tuy nhiên, tích hợp XAI vào các mô hình tài chính phức tạp đòi hỏi cân bằng giữa minh bạch và độ chính xác. Các mô hình Deep Learning hiệu suất cao thường khó giải thích, trong khi mô hình dễ hiểu lại kém chính xác hơn. Dù vậy, nghiên cứu cho thấy XAI có thể nâng cao hiệu suất mà không hy sinh hoàn toàn tính minh bạch, chẳng hạn trong tối ưu hóa danh mục đầu tư, XAI vừa cung cấp giải thích rõ ràng vừa tăng niềm tin của nhà đầu tư (Biecek và cộng sự, 2021).

2.2. Các nghiên cứu về Fintech và đầu tư bền vững

Fintech đang cách mạng hóa hệ thống tài chính toàn cầu bằng cách kết hợp công nghệ hiện đại với tư duy đổi mới, xóa nhòa ranh giới giữa tổ chức tài chính truyền thống và nền tảng công nghệ mới. Được thúc đẩy bởi AI, Blockchain và Machine Learning, Fintech không chỉ hiện đại hóa cấu trúc tài chính mà còn tái định hình thị trường và thói quen tiêu dùng (Bussmann và cộng sự, 2020; Černevičienė & Kabašinskas, 2024; Mention, 2019). Sự tăng trưởng mạnh mẽ của Fintech tạo ra hiệu ứng kép: kích thích tổng cầu và đầu tư, đồng thời làm xáo trộn mô hình dịch vụ truyền thống và cấu trúc quyền lực tài chính. Tuy nhiên, sự chậm trễ của khung pháp lý trong việc theo kịp đổi mới đã gia tăng khoảng trống quản trị và rủi ro tiềm ẩn (Mention, 2019).

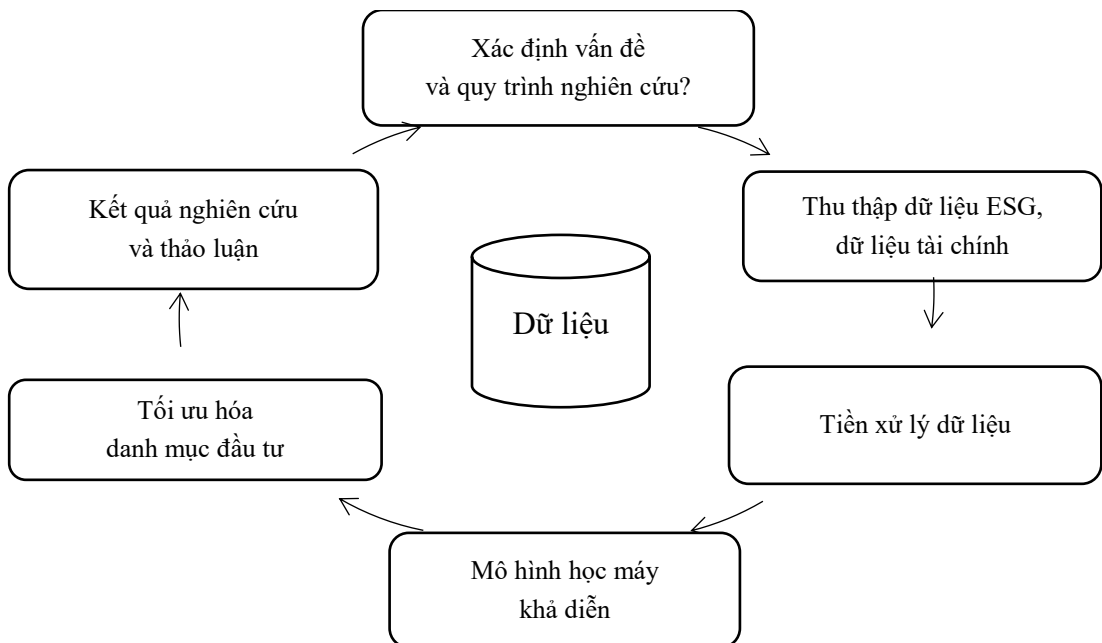
Mặc dù AI đang tái cấu trúc mạnh mẽ hệ thống tài chính, từ giao dịch tần suất cao đến quản trị rủi ro và cá nhân hóa dịch vụ, nhưng vẫn còn hạn chế những phân tích sâu về tác động tiêu cực tiềm ẩn của sự phụ thuộc vào các thuật toán phức tạp. Mặc dù khả năng khai thác dữ liệu lớn và phân tích phi

tuyến tính giúp tối ưu hóa hiệu suất giao dịch và dự báo thị trường (Acemoglu và cộng sự, 2015), nhưng chính sự phụ thuộc này lại làm gia tăng rủi ro hệ thống (Anderson và cộng sự, 2019), điều này đòi hỏi phải có các chiến lược quản trị rủi ro toàn diện hơn. Do đó, nghiên cứu về sự cân bằng giữa đổi mới công nghệ và quản lý rủi ro vẫn còn nhiều khoảng trống cần được khai thác.

Đầu tư ESG đang khẳng định vai trò tiên phong bằng cách kết hợp yếu tố môi trường, xã hội và quản trị để tối ưu hóa cấu trúc rủi ro - lợi nhuận. Tích hợp ESG kết nối yếu tố phi tài chính với mô hình định giá truyền thống, giúp nhà đầu tư ứng phó với cú sốc kinh tế và thúc đẩy bền vững (Giese và cộng sự, 2019). Đầu tư dựa trên giá trị và đầu tư tác động thể hiện sự chuyển đổi trong tư duy đầu tư, khi lợi nhuận đi đôi với giá trị đạo đức và tác động tích cực đến cộng đồng (Friede và cộng sự, 2015; Giese và cộng sự, 2019). Mặc dù nghiên cứu có sự tương quan giữa xếp hạng ESG cao và định giá doanh nghiệp cao, vấn đề liệu ESG là nguyên nhân hay kết quả của sự thay đổi này vẫn chưa được làm rõ. Việc kiểm định nhân quả thực nghiệm trong bối cảnh này gặp phải khó khăn lớn, do sự phức tạp của việc xác định các yếu tố tác động và những ảnh hưởng ngược chiều. Điều này mở ra một khoảng trống quan trọng trong nghiên cứu, đòi hỏi các phương pháp kiểm tra nhân quả và phân tích sâu hơn để làm rõ mối quan hệ giữa ESG và giá trị doanh nghiệp.

3. Phương pháp nghiên cứu

Quy trình nghiên cứu gồm 6 bước cơ bản được đề xuất như sau (Hình 1): Dựa trên phương pháp luận, quy trình chuẩn liên ngành cho khai thác dữ liệu.



Hình 1. Quy trình thực hiện nghiên cứu

3.1. Thu thập dữ liệu

Dữ liệu được thu thập từ nhóm chỉ số ESG và nhóm chỉ số tài chính của 394 doanh nghiệp được niêm yết trên hai sàn chứng khoán HSX và HNX trong 2 năm 2022–2023. Bộ dữ liệu bao gồm 11 đặc trưng được phân loại chi tiết như sau:

Nhóm chỉ số ESG: Môi trường, xã hội, và quản trị. Dữ liệu ESG được thu thập thủ công từ các báo cáo quản trị¹, báo cáo thường niên² và báo cáo phát triển bền vững³ do các doanh nghiệp công bố. Dữ liệu được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau cần được đảm bảo chất lượng dựa trên các khía cạnh như: tính chính xác, tính hoàn thiện, tính nhất quán, tính kịp thời, độ tin cậy, và khả năng diễn giải, trong bối cảnh chuẩn mực công bố các chỉ số ESG chưa được quy định cụ thể tại Việt Nam.

Nhóm chỉ số tài chính: Gồm 5 chỉ số được trích xuất từ nền tảng FiinPro-X. Việc lựa chọn các chỉ số tài chính này cung cấp bức tranh toàn diện về hiệu quả kinh doanh và tình hình tài chính của doanh nghiệp, phù hợp với các tiêu chuẩn phân tích tài chính được sử dụng trong thực tiễn.

Sự tích hợp của hai nhóm chỉ số này cho phép nghiên cứu phân tích mối liên hệ giữa các yếu tố ESG và hiệu quả tài chính, một vấn đề ngày càng được chú trọng trong bối cảnh đầu tư bền vững và thực tiễn trách nhiệm xã hội của doanh nghiệp (Albuquerque và cộng sự, 2019; Friede và cộng sự, 2015).

3.2. Tiền xử lý dữ liệu

- *Xử lý dữ liệu thiếu:* Trong quá trình thu thập dữ liệu, một số giá trị bị thiếu do doanh nghiệp không công bố đầy đủ. Nghiên cứu quyết định giữ nguyên các giá trị thiếu thay vì áp dụng phương pháp điền khuyết, do đặc thù của tập dữ liệu bao gồm nhiều doanh nghiệp thuộc các ngành nghề và quy mô khác nhau.

- *Kết hợp dữ liệu:* Dữ liệu thu thập từ năm 2022–2023 được hợp nhất thành một tập dữ liệu duy nhất nhằm tăng cường tính đồng nhất và toàn diện cho mô hình phân tích. Đồng thời, loại bỏ các biến không mang ý nghĩa trong xây dựng mô hình như: Mã công ty và tên công ty, việc loại bỏ các biến này giúp giảm thiểu nhiễu dữ liệu.

- *Chuẩn hóa dữ liệu:* Chuẩn hóa dữ liệu là quá trình chuyển đổi các biến số có phân phối và thang đo khác nhau về không gian vector chung, nhằm tối ưu hóa tính hội tụ và độ ổn định của mô hình. Trong bối cảnh phân tích ESG - Tài chính, nơi các chỉ số phi tài chính và tài chính có đơn vị đo và độ lớn chênh lệch, việc chuẩn hóa trở thành điều kiện tiên quyết để đảm bảo tính khách quan của trọng số mô hình. Các chỉ số biểu diễn dưới dạng phần trăm (%) được chuyển đổi về dạng số thập phân. Đồng thời, các cột dữ liệu có định dạng kiểu đối tượng được chuyển đổi sang kiểu số.

Trong tập dữ liệu đã hợp nhất, tồn tại các phân phối lệch chuẩn và giá trị ngoại lai. Để giải quyết vấn đề này, nhóm nghiên cứu áp dụng phương pháp chuẩn hóa RobustScaler:

$$x_{Robust} = \frac{x - Median(X)}{IQR(X)}$$

Sau khi áp dụng RobustScaler, các biến số vẫn tồn tại sự khác biệt về thang đo. Để khắc phục điều này, MinMaxScaler được sử dụng nhằm đưa toàn bộ dữ liệu vào khoảng [0, 1], đảm bảo tính đồng

¹ <https://www.vinamilk.com.vn/vi/quan-he-co-dong/bao-cai-quan-tri-cong-ty>

² <https://www.vinamilk.com.vn/vi/bao-cai-thuong-nien>

³ <https://www.vinamilk.com.vn/vi/phet-trien-ben-vung>

nhất về quy mô giữa các biến và tạo điều kiện thuận lợi cho quá trình huấn luyện, vốn nhạy cảm với phạm vi giá trị của dữ liệu.

$$x_{MinMax} = \frac{x - Min(X)}{Max(X) - Min(X)}$$

Xây dựng chỉ số tổng hợp: Dựa trên lý thuyết của Nardo và cộng sự (2005), chỉ số tổng hợp được xây dựng bằng cách kết hợp các chỉ số thành phần với trọng số, phản ánh tầm quan trọng của từng yếu tố. Phương pháp này được khẳng định qua nghiên cứu của Friede và cộng sự (2015), Khan và cộng sự (2016), không chỉ hợp nhất các khía cạnh đa chiều về hiệu quả doanh nghiệp mà còn đáp ứng yêu cầu đánh giá bền vững toàn cầu. Việc gán 60% trọng số cho nhóm ESG và 40% cho nhóm tài chính thể hiện xu hướng ưu tiên yếu tố bền vững, đồng thời chứng minh tính linh hoạt và chính xác của chỉ số khi áp dụng tại Việt Nam.

$$ESG\ Index = \omega_1 X_1 + \omega_2 X_2 + \dots + \omega_n X_n$$

$$Fin\ Index = v_1 Y_1 + v_2 Y_2 + \dots + v_m Y_m$$

$$Composite\ Index = \alpha * ESG\ Index + \beta * Fin\ Index$$

Trong đó, α và β tương ứng là trọng số của chỉ số ESG và chỉ số tài chính trong chỉ số tổng hợp; ω_i và v_i tương ứng là trọng số thành phần của chỉ số ESG và chỉ số tài chính cụ thể.

Trọng số chuyên môn được hợp nhất từ các nghiên cứu uy tín (Bảng 1) và được tính toán qua quy trình định lượng chặt chẽ, nhằm đảm bảo phản ánh chính xác tầm quan trọng của từng yếu tố.

Bảng 1.

Bảng phân chia trọng số chuyên môn

Nhóm	Tiêu chí		Trọng số riêng	Trọng số chung	Nguồn
ESG	Môi trường	Tỷ lệ phát thải CO2	11,7%	60%	MSCI (2024), Friede và cộng sự (2015).
		Tổng mức tiêu thụ năng lượng sơ cấp	11,7%		
		Tổng lượng nước tiêu thụ	11,7%		
	Xã hội	Tỷ lệ nhân viên nữ	15%		
		Chi tiêu cho hoạt động cộng đồng	15%		
	Quản trị	Tỷ lệ thành viên hội đồng quản trị độc lập	35%		
Tài chính	Tỷ số lợi nhuận ròng trên vốn chủ sở hữu		40%	40%	Khan và cộng sự (2016), Friede và cộng sự (2015).
	Tỷ lệ nợ trên vốn chủ sở hữu		20%		
	Tỷ lệ giữa giá thị trường của cổ phiếu và thu nhập trên mỗi cổ phiếu		15%		

Nhóm	Tiêu chí	Trọng số riêng	Trọng số chung	Nguồn
	Giá trị doanh nghiệp	15%		
	Tổng tài sản	10%		

Sau khi tiến hành quy chuẩn và biến đổi các chỉ số thành phần, chỉ số tổng hợp của doanh nghiệp j được xác định dựa trên công thức tổng hợp một phần (Nardo và cộng sự, 2005).

$$CI_j = \frac{\sum_{i \in D_j} w_i x_{ij}^*}{\sum_{i \in D_j} w_i}$$

Trong đó, D_j : Tập hợp các chỉ số có giá trị khả dụng tại doanh nghiệp j ; w_i : Trọng số tương ứng của chỉ số x_{ij}^* . Ngoài ra, để đảm bảo tính ổn định và độ tin cậy của chỉ số tổng hợp CI_j , nghiên cứu tiến hành phân tích độ nhạy theo hai hướng:

Phân tích độ nhạy: Trong bước này, các trọng số w_i được thay đổi theo biên $\pm 5\%$ để tính lại CI_j . Qua đó, mức độ biến động của chỉ số được đánh giá. Kết quả cho thấy, dù có điều chỉnh nhỏ trong trọng số, CI_j chỉ biến động rất ít, từ đó xác nhận tính ổn định của phương pháp xây dựng chỉ số. Phân tích này cung cấp bằng chứng thực nghiệm rằng hệ thống được xây dựng có khả năng duy trì tính nhất quán trước các biến động nhỏ của dữ liệu đầu vào.

Phân tích độ nhạy dựa trên phương sai (Sobol): Sử dụng phương pháp Sobol, nghiên cứu định lượng mức độ ảnh hưởng của từng chỉ số đến phương sai của CI_j . Cụ thể: Chỉ số Sobol thứ nhất (SI) đo lường ảnh hưởng trực tiếp của từng yếu tố đến phương sai của CI_j ; chỉ số tổng bao gồm (ST) cả ảnh hưởng trực tiếp và tương tác phi tuyến giữa các chỉ số.

Nếu mô hình là tuyến tính, thì hai chỉ số trên sẽ gần như tương đương. Tuy nhiên, chênh lệch giữa chúng sẽ cho thấy sự tồn tại của các hiệu ứng tương tác phi tuyến giữa các chỉ số. Điều này không chỉ giúp hiểu rõ hơn về cơ chế hoạt động của mô hình mà còn cung cấp cơ sở để điều chỉnh và cải thiện phương pháp tính toán chỉ số tổng hợp.

3.3. Mô hình học máy khả diễn

Mục tiêu của việc xây dựng và sử dụng các giải pháp học máy không dừng lại ở việc đạt được độ chính xác cao trong dự báo mà còn chú trọng đến khả năng giải thích một cách sâu sắc cơ chế tác động của từng đặc trưng. Qua đó, hệ thống không những cung cấp nền tảng định lượng vững chắc cho các quyết định đầu tư chiến lược và bền vững, mà còn góp phần nâng cao hiệu quả quản trị rủi ro trong môi trường tài chính hiện đại. Nghiên cứu này thực nghiệm 3 mô hình học máy sau:

Thuật toán EBM (Explainable Boosting Regressor) được triển khai nhằm tối ưu hóa tính giải thích trong dự báo, nâng cao tính minh bạch của hệ thống ra quyết định. Là mô hình hộp gương (Glass-Box), EBM không chỉ cung cấp cái nhìn tổng quan về mối quan hệ giữa các đặc trưng và giá trị dự báo mà còn phân tích chi tiết ở cấp độ cục bộ, giúp xác định rõ các yếu tố ảnh hưởng đến kết quả. Điều này đặc biệt hữu ích cho các nhà quản lý danh mục, giúp họ hiểu rõ cơ chế vận hành của mô hình để điều chỉnh chiến lược đầu tư linh hoạt. Nghiên cứu của Caruana và cộng sự (2015) khẳng định EBM duy trì tính giải thích mà vẫn đảm bảo hiệu quả dự báo cao, củng cố niềm tin vào hệ thống dữ liệu và hỗ trợ quyết định đầu tư trong bối cảnh thị trường tài chính phức tạp và biến động.

Thuật toán Random Forest Regressor (RF) được ứng dụng như một mô hình hợp nhất dự báo, tận dụng sức mạnh của “học tổng hợp” qua việc xây dựng nhiều cây quyết định. Với khả năng giảm thiểu ảnh hưởng của nhiễu loạn và xử lý các mối quan hệ phi tuyến phức tạp trong dữ liệu, mô hình này mang lại sự ổn định cho các dự báo. Hơn nữa, việc tích hợp các kỹ thuật giải thích như SHAP cho phép định lượng và trực quan hóa tầm quan trọng của từng đặc trưng, đồng thời làm sáng tỏ các tương tác giữa các biến số theo cách thức mà Lundberg và Lee (2017) đã trình bày, từ đó cung cấp một cái nhìn toàn diện và chi tiết về cấu trúc dự báo.

Thuật toán XGBoost được lựa chọn nhờ khả năng tự động xử lý các giá trị thiếu và tối ưu hóa quá trình học thông qua phương pháp học tăng cường. XGBoost không chỉ đạt được độ chính xác cao trong dự báo mà còn chứng tỏ hiệu quả tính toán vượt trội khi làm việc với các tập dữ liệu lớn, góp phần quan trọng vào việc nắm bắt kịp thời các xu hướng biến động của thị trường (Chen & Guestrin, 2016).

Từ góc nhìn khác, sự kết hợp của ba mô hình EBM, Random Forest, và XGBoost tạo thành một hệ thống dự báo chỉ số tổng hợp đa chiều. Mỗi mô hình mang lại một góc nhìn khác nhau: EBM mở ra khả năng giải thích chi tiết, Random Forest đảm bảo tính ổn định và khả năng định lượng tương tác giữa các biến, trong khi XGBoost cung cấp độ chính xác cao và khả năng mở rộng mạnh mẽ. Sự tích hợp này ngoài việc giúp phát hiện các mối quan hệ phi tuyến và tương tác phức tạp giữa các đặc trưng mà còn hỗ trợ các quyết định đầu tư dựa trên nền tảng dữ liệu tin cậy, đáp ứng nhu cầu quản lý rủi ro và tối ưu hóa danh mục trong bối cảnh toàn cầu hiện nay.

3.3.1. Xây dựng và đánh giá mô hình

Dữ liệu được chia theo tỷ lệ 80/20 (huấn luyện/kiểm tra), nhằm đảm bảo tính khách quan và giảm nguy cơ quá khớp, như khuyến nghị của James và cộng sự (2013). Phương pháp này cho phép mô hình được huấn luyện và kiểm định khả năng khái quát hóa, từ đó đánh giá tính ổn định của dự báo.

Hiệu năng mô hình được đánh giá thông qua các chỉ số RMSE và R^2 . RMSE đo lường sai số trung bình giữa dự báo và giá trị thực, trong khi R^2 cho biết phần trăm biến thiên của dữ liệu được mô hình giải thích. Theo Chai và Draxler (2014) các chỉ số này rất quan trọng để so sánh và đánh giá hiệu quả dự báo, đặc biệt với dữ liệu nhiễu cao. Kết quả RMSE thấp và R^2 cao của các mô hình như EBM và XGBoost phản ánh khả năng nắm bắt hiệu quả các mối quan hệ phi tuyến giữa đặc trưng và chỉ số tổng hợp.

3.3.2. Diễn giải kết quả

- Tính toàn cục: Sử dụng biểu đồ phụ thuộc một phần (Partial Dependence Plots –PDP) và biểu đồ tầm quan trọng của đặc trưng giúp hiển thị mối quan hệ trung bình giữa các biến đầu vào và giá trị dự báo. Theo Molnar (2022) đã trình bày chi tiết về cách thức PDP cung cấp cái nhìn trực quan về tác động của từng biến, từ đó cho phép các nhà phân tích xác định các yếu tố chủ chốt dẫn đến kết quả dự báo.

- Tính cục bộ: Các giá trị SHAP được sử dụng để đánh giá ảnh hưởng của từng biến đối với từng mục tiêu dự đoán cụ thể. Lundberg và Lee (2017) đã đưa ra khung thống nhất dựa trên lý thuyết trò chơi để phân bổ “đóng góp” của mỗi biến trong mô hình, giúp minh bạch hóa quá trình ra quyết định của mô hình ngay cả khi có sự tương tác phi tuyến giữa các đặc trưng. Ngoài ra, nghiên cứu của Molnar (2022) cũng cho thấy SHAP cung cấp nền tảng toán học vững chắc, là công cụ mạnh mẽ trong việc giải thích các mô hình phức tạp, góp phần tăng cường tính minh bạch và khả năng kiểm chứng của các hệ thống dự báo.

3.4. Tối ưu hóa danh mục đầu tư

Giả định rằng mỗi doanh nghiệp i có chỉ số bền vững s_i (được tính từ CI_i) và chúng ta muốn tối đa hóa mức độ bền vững của danh mục đầu tư. Mô hình tối ưu hóa được xây dựng với các thành phần sau:

Hàm mục tiêu: $Maximize = \sum_{i=1}^n s_i w_i$

Trong đó, w_i là tỷ trọng đầu tư vào doanh nghiệp i . Hàm mục tiêu này được xây dựng ngoài mục đích tối đa hóa lợi nhuận, còn nhằm tích hợp một cách chặt chẽ các yếu tố bền vững, phản ánh xu thế toàn cầu trong lĩnh vực đầu tư hiện đại khi mà các tiêu chí ESG và các chỉ số bền vững ngày càng trở nên trọng yếu. Việc thay thế lợi nhuận kỳ vọng s_i đánh dấu một bước tiến mở rộng và làm sâu sắc nguyên lý tối ưu hóa danh mục đầu tư được đề xuất bởi Elton và Gruber (1997), Fabozzi và cộng sự (2008), qua đó không chỉ hướng đến việc gia tăng lợi nhuận mà còn tối ưu hóa các giá trị bền vững, tạo nền tảng cho một hệ thống đầu tư vĩ mô và toàn diện.

Các ràng buộc:

Tổng tỷ trọng đầu tư bằng 1: $\sum_{i=1}^n w_i = 1$

Ràng buộc này đảm bảo rằng toàn bộ số vốn được phân bổ hoàn toàn cho các doanh nghiệp trong danh mục. Đây là một giả định cơ bản trong mọi bài toán tối ưu hóa danh mục đầu tư, giúp duy trì tính toàn vẹn của nguồn lực đầu tư.

Không cho phép đầu tư âm: $w_i \geq 0, \forall i$

Việc không cho phép đầu tư âm có nghĩa là không sử dụng đòn bẩy hay các chiến lược bán khống trong bối cảnh mô hình này. Chính sách này đảm bảo rằng mọi khoản đầu tư đều có giá trị thực tiễn, đồng thời giảm thiểu các rủi ro hệ thống có thể lan tỏa, từ đó củng cố niềm tin của nhà đầu tư và thúc đẩy sự bền vững trong bối cảnh kinh tế toàn cầu đầy biến động.

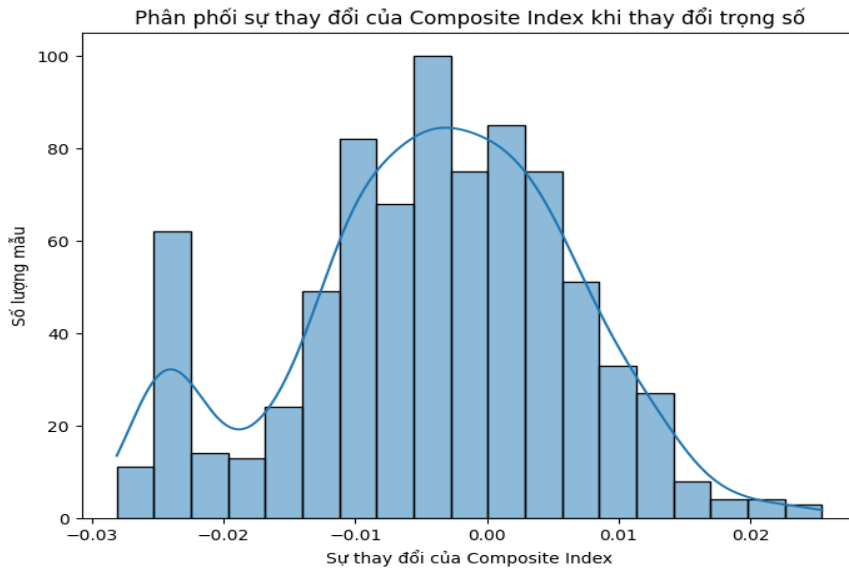
Ràng buộc đa dạng hóa: $w_i \leq 0,2, \forall i$

Giới hạn mỗi doanh nghiệp không được chiếm quá 20% tổng vốn đầu tư nhằm giảm thiểu rủi ro tập trung. Elton và Gruber (1997) đã chỉ ra rằng đa dạng hóa không những giúp giảm rủi ro mà còn cải thiện hiệu quả danh mục đầu tư, từ đó khẳng định tính khả thi của ràng buộc này.

4. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

4.1. Kết quả kiểm định chỉ số tổng hợp

Biểu đồ phân phối thay đổi của chỉ số kiểm định tổng hợp (Hình 2) cho thấy sự điều chỉnh trọng số của CI chỉ gây ra biến động nhỏ (Sự khác biệt trung bình = 0,0041 và Độ lệch chuẩn = 0,0105), phản ánh cơ chế tự cân bằng nội tại. Phân phối tập trung quanh điểm 0 khẳng định tính ổn định và khả năng hấp thụ tác động ngoài mong đợi mà vẫn duy trì tính nhất quán của chỉ số. Điều này củng cố niềm tin của các bên liên quan, từ nhà đầu tư đến cơ quan quản lý, đồng thời biến chỉ số thành công cụ đánh giá đáng tin cậy, thuận lợi cho việc so sánh giữa các doanh nghiệp. Tuy nhiên, sự ổn định cần đi đôi với khả năng phản ứng linh hoạt trước các biến động bất thường.

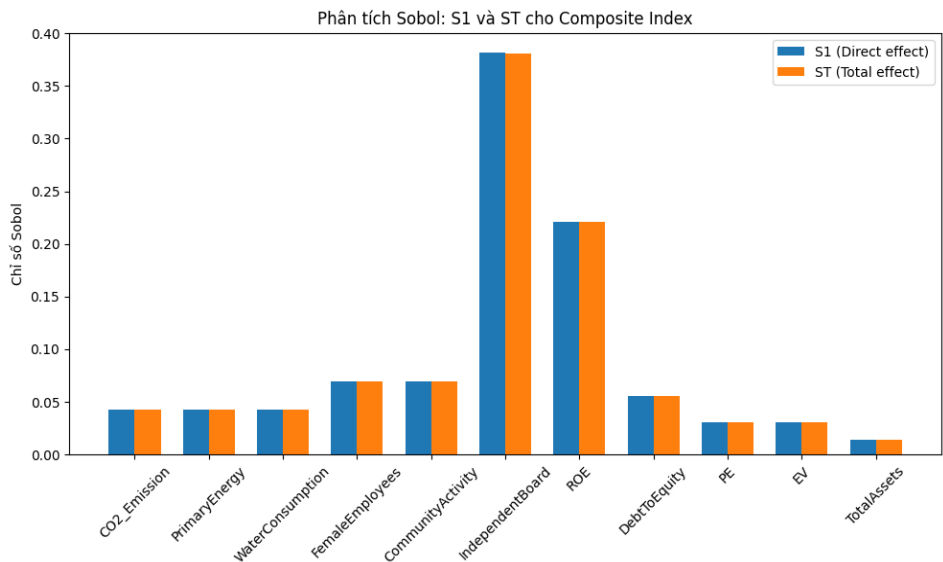


Hình 2. Phân phối sự thay đổi của chỉ số tổng hợp

Phân bố đuôi cho thấy các trường hợp ngoại lệ với biến động vượt xa trung tâm, đặt ra thách thức trong việc nhận diện và hạn chế chúng để đảm bảo tính ổn định của chỉ số tổng hợp. Điều này yêu cầu xây dựng và cập nhật phương pháp gán trọng số, cũng như kiểm định và tinh chỉnh liên tục quy trình tính toán. Nếu không có cơ chế giám sát trọng số chặt chẽ, tính đại diện của chỉ số có thể bị tổn hại, đặc biệt trong bối cảnh yêu cầu cao về minh bạch và trách nhiệm giải trình. Ngược lại, khi duy trì biên độ dao động tối thiểu, chỉ số không chỉ là công cụ hướng dẫn đầu tư bền vững mà còn củng cố niềm tin của cộng đồng tài chính.

4.2. Phân tích độ nhạy dựa trên phương sai

Kết quả phân tích Sobol cho thấy hội đồng quản trị độc lập tiếp tục là yếu tố chi phối mạnh nhất đối với chỉ số tổng hợp, với giá trị tác động trực tiếp (SI) và tổng tác động (ST) đều xấp xỉ 0,38 cao hơn đáng kể so với các biến còn lại. Như vậy, trong bối cảnh hiện tại, tính minh bạch và độc lập trong quản trị có sức ảnh hưởng vượt trội đến việc định hình mức độ bền vững của doanh nghiệp. Xu hướng này phản ánh một sự chuyển mình trong nhận thức của các tổ chức và thị trường tài chính, khi trách nhiệm giải trình được xem là nền tảng không thể thay thế, giúp doanh nghiệp xây dựng niềm tin và thu hút đầu tư. Chỉ số ROE ($\approx 0,22$) chiếm vị trí thứ hai cho thấy sức mạnh của lợi nhuận và có khoảng cách đáng kể so với hội đồng quản trị độc lập. Điều này khẳng định hiệu quả đầu tư bền vững không chỉ gói gọn trong con số lợi nhuận, mà cơ cấu quản trị độc lập và tính minh bạch đã trở thành yếu tố chủ chốt.



Hình 3. Kết quả phân tích Sobol

Các chỉ số môi trường và xã hội có giá trị Sobol thấp (~0,04 đến ~0,07), có thể do doanh nghiệp chưa phân hóa rõ trong quản lý phát thải và hoạt động cộng đồng, khiến dữ liệu “phẳng” và ít ảnh hưởng đến chỉ số tổng hợp. Điều này đặt ra câu hỏi liệu thị trường đã thực sự coi trọng yếu tố môi trường - xã hội hay vẫn ưu tiên quản trị và lợi nhuận tài chính.

Thực tế, nhiều doanh nghiệp tại Việt Nam và các thị trường mới nổi thiếu chuẩn mực thống nhất về báo cáo ESG, dẫn đến dữ liệu thiếu hoặc không nhất quán. Điều này khiến các biến môi trường - xã hội không được phản ánh đầy đủ, làm giảm độ nhạy của chỉ số tổng hợp trước sự khác biệt thực tế trong quản lý rủi ro môi trường và trách nhiệm xã hội. Do đó, mô hình Sobol không thể phản ánh trọn vẹn tác động của các yếu tố ESG.

4.3. Kết quả từ các mô hình học máy

Kết quả từ ba mô hình dự báo EBM, RF và XGBoost (Bảng 2) cho thấy hiệu suất ấn tượng trong việc định lượng chỉ số bền vững. EBM đạt hiệu quả tốt nhất với RMSE = 0,0151 và R² = 0,972, thể hiện khả năng khái quát hóa và giải thích biến động dữ liệu vượt trội. Random Forest và XGBoost cũng đạt kết quả khả quan (RMSE lần lượt là 0,0251 và 0,0209; R² là 0,9229 và 0,9465), nhưng tính ổn định và độ tin cậy của chúng không bằng EBM. Kết quả này khẳng định vai trò quan trọng của các mô hình học máy tiên tiến trong việc định lượng hiệu quả bền vững doanh nghiệp và cung cấp công cụ dự báo chính xác trên quy mô lớn.

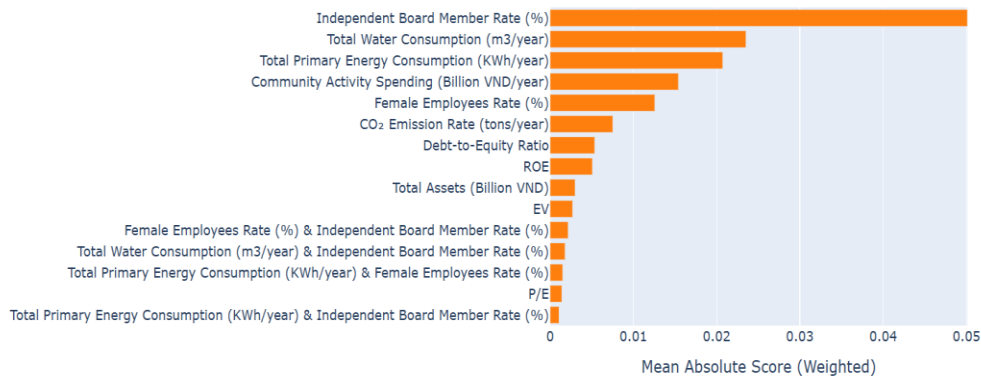
Bảng 2.

Kết quả đánh giá RMSE và R² các mô hình học máy

Mô hình học máy \ Đánh giá	RMSE	R ²
EBM	0,0151	0,9720
Random Forest	0,0251	0,9229
XGBoost Regressor	0,0209	0,9465

Kết quả thực nghiệm từ mô hình EBM (Hình 4) một lần nữa chỉ rõ ưu thế vượt trội của chỉ số tỷ lệ thành viên hội đồng quản trị độc lập so với các biến số khác, khẳng định vai trò quyết định của quản trị độc lập trong việc định hình hiệu quả bền vững của doanh nghiệp. Đồng thời, các chỉ số môi trường như tổng lượng nước tiêu thụ và tổng mức tiêu thụ năng lượng sơ cấp cũng đạt mức đóng góp đáng kể, minh họa cho xu hướng thị trường ngày càng ưu tiên các yếu tố liên quan đến rủi ro và cơ hội từ môi trường. Ngược lại, các chỉ số xã hội có mức tác động tương đối thấp, điều này có thể phản ánh sự thiếu đồng bộ trong dữ liệu hoặc mức độ ưu tiên chưa cao của các hoạt động xã hội trong báo cáo ESG hiện nay.

Global Term/Feature Importances

**Hình 4.** Kết quả từ mô hình EBM

4.4. Thảo luận kết quả

Nghiên cứu này khẳng định các chỉ số ESG, đặc biệt là tỷ lệ thành viên hội đồng quản trị độc lập, đóng vai trò quyết định trong nâng cao hiệu quả đầu tư bền vững. Phát hiện này phù hợp với nghiên cứu của Friede và cộng sự (2015) và Eccles và cộng sự (2014) chỉ ra doanh nghiệp có quản trị độc lập vượt trội thường đạt kết quả kinh doanh ấn tượng dài hạn. Ngoài ra, Ioannou và Serafeim (2010) chứng minh mối liên hệ giữa chiến lược ESG hiệu quả và giảm thiểu rủi ro tài chính, củng cố giá trị cổ đông, trong khi nghiên cứu của Albuquerque và cộng sự (2019) cho thấy hiệu suất ESG cao giúp giảm rủi ro hệ thống.

Nghiên cứu khẳng định tỷ lệ thành viên hội đồng quản trị độc lập là trụ cột trong nâng cao hiệu quả đầu tư bền vững tại Việt Nam, nhất quán với nghiên cứu của Friede và cộng sự (2015) nhưng mở rộng góc nhìn cho thị trường mới nổi với thách thức minh bạch dữ liệu ESG. Ứng dụng XAI (EBM, Random Forest, XGBoost, SHAP) không chỉ định lượng tác động ESG mà còn nâng cao khả năng diễn giải mô hình, mở rộng phạm vi XAI từ quản lý rủi ro FinTech (Bussmann và cộng sự, 2020) sang tối ưu hóa chiến lược đầu tư, một bước tiến so với các nghiên cứu thiên về hiệu suất (Adadi & Berrada, 2018). Mô hình Sobol xác nhận vai trò của quản trị độc lập trong giảm thiểu rủi ro hệ thống và củng cố niềm tin nhà đầu tư, phù hợp với nghiên cứu của Eccles và cộng sự (2014).

Nghiên cứu tái định nghĩa tối ưu danh mục đầu tư ESG, vượt ngoài lợi nhuận truyền thống (Elton & Gruber, 1997) để tích hợp các yếu tố bền vững, với tổng lượng nước tiêu thụ nổi bật như một chỉ số chiến lược, phản ánh xu hướng toàn cầu (Giese và cộng sự, 2019). Ngược lại, sự suy yếu của các chỉ số xã hội (Tỷ lệ nhân viên nữ, chỉ tiêu cho hoạt động cộng đồng) cho thấy mức độ ưu tiên ESG chưa đồng đều tại Việt Nam (Trần Ngọc Hùng, 2023). Hạn chế chính đến từ dữ liệu thứ cấp chưa chuẩn hóa và phạm vi 394 doanh nghiệp niêm yết (Biecek và cộng sự, 2021), mở ra nhu cầu nghiên cứu trên dữ liệu thời gian thực và phạm vi rộng hơn. Kết quả đóng góp một khung XAI, không chỉ giúp tối ưu hóa ESG trong FinTech, mà còn nâng cao minh bạch tài chính, định vị Việt Nam như một thị trường bền vững có khả năng cạnh tranh toàn cầu.

Ngoài ra, các phương pháp và công cụ được áp dụng trong nghiên cứu này có thể dễ dàng được chuyển giao và áp dụng tại các quốc gia khác, đặc biệt là các nền kinh tế mới nổi, nơi mà vấn đề minh bạch dữ liệu ESG đang là thách thức chung. Việc sử dụng XAI trong quản trị ESG không chỉ tạo ra lợi thế cạnh tranh cho các nhà đầu tư, mà còn góp phần thúc đẩy sự chuyển đổi sang nền kinh tế bền vững, mở ra cơ hội nghiên cứu và ứng dụng toàn cầu.

5. Kết luận và hướng phát triển

Nghiên cứu này được thực hiện trong bối cảnh kinh tế vĩ mô biến động mạnh và nhu cầu cấp thiết về đầu tư bền vững, với mục tiêu tái cấu trúc các tiêu chuẩn đánh giá và quản trị rủi ro trong lĩnh vực tài chính hiện đại. Bằng cách khai thác mối liên hệ giữa các tiêu chí ESG, chỉ số tài chính và khả năng giải thích của hệ thống XAI, nghiên cứu đề xuất một khung phân tích định lượng toàn diện, đáp ứng yêu cầu minh bạch và hỗ trợ quyết định đầu tư trong bối cảnh hội nhập toàn cầu.

Quy trình nghiên cứu được triển khai chặt chẽ, từ tổng hợp lý thuyết liên ngành đến xây dựng chỉ số tổng hợp kết hợp ESG và tài chính, nhằm tạo ra tiêu chuẩn đánh giá khách quan và chính xác. Các mô hình học máy tiên tiến như EBM, Random Forest và XGBoost được áp dụng để đánh giá hiệu năng dự báo, với kết quả thể hiện độ chính xác cao và khả năng giải thích rõ ràng. Phân tích độ nhạy thông qua phương pháp Sobol khẳng định tính ổn định của mô hình trước các biến động dữ liệu.

Kết quả nghiên cứu làm nổi bật vai trò của các chỉ số như tỷ lệ thành viên hội đồng quản trị độc lập trong quản trị doanh nghiệp, đồng thời chỉ ra hạn chế trong thu thập và chuẩn hóa dữ liệu ESG. Nghiên cứu mở ra hướng đi mới trong tối ưu hóa danh mục đầu tư, kết hợp hài hòa lợi nhuận kinh tế và tiêu chí bền vững, góp phần định hình hệ thống đầu tư chống chịu hiệu quả trước biến động thị trường.

Từ góc độ học thuật, nghiên cứu thể hiện sự kết hợp sâu sắc giữa lý thuyết và thực tiễn, đánh dấu bước tiến quan trọng trong ứng dụng XAI vào đầu tư bền vững. Kết quả nghiên cứu không chỉ củng cố nền tảng lý thuyết mà còn cung cấp khuyến nghị chiến lược giá trị cho các nhà hoạch định chính sách và doanh nghiệp, góp phần thúc đẩy nền kinh tế xanh và bền vững trong kỷ nguyên số.

Tài liệu tham khảo

- Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2015). Systemic risk and stability in financial networks. *American Economic Review*, 105(2), 564-608.
- Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on explainable artificial intelligence (XAI). *IEEE Access*, 6, 52138-52160.
- Anderson, H., Paddrik, M., & Wang, J. J. (2019). Bank networks and systemic risk: Evidence from the National Banking Acts. *American Economic Review*, 109(9), 3125-3161.
- Alam, A., Banna, H., Alam, A. W., Bhuiyan, M. B. U., & Mokhtar, N. B. (2024). Climate change and geopolitical conflicts: The role of ESG readiness. *Journal of Environmental Management*, 353, 120284.
- Albuquerque, R., Koskinen, Y., & Zhang, C. (2019). Corporate social responsibility and firm risk: Theory and empirical evidence. *Management Science*, 65(10), 4451-4469.
- Angelov, P., & Soares, E. (2020). Towards explainable deep neural networks (xDNN). *Neural Networks*, 130, 185-194.
- Angelov, P. P., Soares, E. A., Jiang, R., Arnold, N. I., & Atkinson, P. M. (2021). Explainable artificial intelligence: An analytical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(5), e1424.
- Bloomberg Intelligence. (2024). *Global ESG assets predicted to hit \$40 trillion by 2030, despite challenging environment, forecasts Bloomberg Intelligence*. <https://www.bloomberg.com/company/press/global-esg-assets-predicted-to-hit-40-trillion-by-2030-despite-challenging-environment-forecasts-bloomberg-intelligence/>
- Bussmann, N., Giudici, P., Marinelli, D., & Papenbrock, J. (2020). Explainable AI in fintech risk management. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.00026>
- Caruana, R., Lou, Y., Gehrke, J., Koch, P., Sturm, M., & Elhadad, N. (2015). *Intelligible models for healthcare: Predicting pneumonia risk and hospital 30-day readmission*. Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 1721-1730).
- Černevičienė, J., & Kabašinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 57(8), 216.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247-1250.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGboost: A scalable tree boosting system*. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining.
- Biecek, P., Chlebus, M., Gajda, J., Gosiewska, A., Kozak, A., Ogonowski, D.,... Wojewnik, P. (2021). *Enabling machine learning algorithms for credit scoring -- Explainable artificial intelligence (XAI) methods for clear understanding complex predictive models*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.06735>

- Demajo, L. M., Vella, V., & Dingli, A. (2020). *Explainable ai for interpretable credit scoring*. <https://doi.org/10.5121/csit.2020.101516>
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). *Towards a rigorous science of interpretable machine learning*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
- Eccles, R. G., Ioannou, I., & Serafeim, G. (2014). The impact of corporate sustainability on organizational processes and performance. *Management Science*, 60(11), 2835-2857.
- Elton, E. J., & Gruber, M. J. (1997). Modern portfolio theory, 1950 to date. *Journal of Banking & Finance*, 21(11-12), 1743-1759.
- Fabozzi, F. J., Markowitz, H. M., & Gupta, F. (2008). Portfolio selection. In *Handbook of Finance* (Vol. 2, pp. 3-13). <https://doi.org/10.1002/9780470404324.hof002001>
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., . . . Rossi, F. (2018). AI4People – An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28, 689-707.
- Friede, G., Busch, T., & Bassen, A. (2015). ESG and financial performance: Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 5(4), 210-233.
- Giese, G., Lee, L. E., Melas, D., Nagy, Z., & Nishikawa, L. (2019). Foundations of ESG investing: How ESG affects equity valuation, risk, and performance. *Journal of Portfolio Management*, 45(5), 69-83.
- Grossman, G. M., & Krueger, A. B. (1995). Economic growth and the environment. *The Quarterly Journal of Economics*, 110(2), 353-377.
- Holzinger, A. (2018). *From machine learning to explainable AI*. 2018 World Symposium on Digital Intelligence for Systems and Machines (DISA), Košice, Slovakia, 2018, pp. 55-66.
- Huỳnh Diệu Ngân. (2024). *Hành trình ESG của Việt Nam: Thực trạng và giải pháp*. <https://kinhtevadubao.vn/hanh-trinh-esg-cua-viet-nam-thuc-trang-va-giai-phap-28995.html>
- Ioannou, I., & Serafeim, G. (2010). The impact of corporate social responsibility on investment recommendations. *Academy of Management Proceedings*, 2010(1). <https://doi.org/10.5465/ambpp.2010.54493509>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning* (1st ed.). Springer.
- Khan, M., Serafeim, G., & Yoon, A. (2016). Corporate sustainability: First evidence on materiality. *The Accounting Review*, 91(6), 1697-1724.
- Leung, C. K., Ko, J., & Chen, X. (2025). Economic crises and the erosion of sustainability: A global analysis of ESG performance in 100 countries (1990–2019). *Innovation and Green Development*, 4(2), 100226. <https://doi.org/10.1016/j.igd.2025.100226>
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). *A unified approach to interpreting model predictions*. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (pp. 4768-4777).
- Mention, A.-L. (2019). The future of fintech. *Research-Technology Management*, 62(4), 59-63. <https://doi.org/10.1080/08956308.2019.1613123>

- Molnar, C. (2022). *Interpretable Machine Learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Independently Published.
- MSCI. (2024). *MSCI ESG ratings methodology*. Retrieved from <https://www.msci.com/documents/1296102/34424357/MSCI+ESG+Ratings+Methodology.pdf>
- Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffman, A., & Giovannini, E. (2005). *Handbook on constructing composite indicators: methodology and user guide* (OECD Statistics Working Papers No. 2005/03). Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/533411815016>
- PwC. (2022). *Báo cáo về Mức độ sẵn sàng thực hành ESG tại Việt Nam năm 2022*. <https://www.pwc.com/vn/vn/publications/vietnam-publications/esg-readiness-2022.html>
- Trần Ngọc Hùng. (2023). ESG Trong môi trường bất định COVID-19: Nghiên cứu thực nghiệm tại các doanh nghiệp Việt Nam. *Tạp Chí Kinh tế & Phát triển*, 311(2), 44-53.
- Trương Đình Hải Thụy, & Nguyễn Thị Trần Lộc. (2025). *Tăng cường ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong phát triển kinh tế Việt Nam*. <https://kinhtevadubao.vn/tang-cuong-ung-dung-tri-tue-nhan-cao-ai-trong-phat-trien-kinh-te-viet-nam-31289.html>