

Tác động của Thông tư 200 đến mô hình xếp hạng tín dụng sử dụng phương pháp trí tuệ nhân tạo

Phạm Quốc Hải*, Tăng Mỹ Hà, Trần Anh Tùng
Trường Đại học Kinh tế - Tài chính Thành phố Hồ Chí Minh

TỪ KHÓA

Mô hình xếp hạng tín dụng,
Rủi ro tín dụng,
Thông tư 200,
Trí tuệ nhân tạo,
Mạng thần kinh nhân tạo.

TÓM TẮT

Nghiên cứu điều tra tác động của thông tư 200 đến mô hình xếp hạng tín dụng đối với các doanh nghiệp nhỏ, vừa và lớn tại Việt Nam giai đoạn 2008-2018 với phương pháp Mạng nơ-ron nhân tạo ANN. Nghiên cứu so sánh mô hình xếp hạng tín dụng trước và sau khi thực hiện thông tư 200 giữa giai đoạn 2008 – 2014 và giai đoạn 2015 – 2018 với dữ liệu nghiên cứu từ 39.162 doanh nghiệp tại Việt Nam trong cơ sở dữ liệu Orbis. Kết quả chỉ ra rằng NITA, ROE, khả năng thanh toán và hệ số thanh toán hiện hành là những biến độc lập quan trọng và có một số khác biệt đáng kể trong các mô hình xếp hạng tín dụng trước và sau khi thực hiện Thông tư 200. Phương pháp nghiên cứu hữu ích cho các nhà đầu tư trong việc phân tích rủi ro đầu tư để đưa ra quyết định đầu tư tốt nhất. Các NHTM Việt Nam có thể áp dụng mô hình để xác định một số vấn đề cụ thể về xếp hạng tín dụng đối với người vay, cho phép họ đưa ra chính sách tín dụng phù hợp và thiết lập các mức lãi suất khác nhau cho các khách hàng khác nhau dựa trên mức độ rủi ro. Một số hướng nghiên cứu tương lai gồm: (1) cải thiện dữ liệu và biến số, (2) cải tiến phương pháp phân tích dữ liệu và (3) cải thiện thước đo hiệu suất.

1. Giới thiệu

Các tổ chức tài chính, đặc biệt là ngân hàng thương mại, đóng vai trò quan trọng trong việc kết nối nguồn tài chính từ người cho vay đến người vay, góp phần quan trọng trong phát triển kinh tế nhất là các nền kinh tế mới nổi, nơi mà tiếp cận thị trường vốn thay thế có thể bị hạn chế (Barth & cộng sự, 2004). Theo các nghiên cứu trước, có ba nhóm rủi ro chính mà các tổ chức tài chính phải đối mặt, bao gồm rủi ro tín dụng, rủi ro thị trường và rủi ro hoạt động, với rủi ro tín dụng là quan trọng nhất. Do đó, việc quản lý rủi ro tín dụng

hiệu quả để thúc đẩy sự tăng trưởng và ổn định trong hệ thống tài chính đóng vai trò quan trọng (Hao & Wong, 2021).

Từ tổng quan tài liệu cho thấy độ chính xác của các mô hình xếp hạng tín dụng thay đổi đáng kể dựa trên quốc gia và khoảng thời gian (Altman & cộng sự, 2017; Jones & cộng sự, 2017). Hệ thống kế toán Việt Nam đã phát triển đáng kể trong giai đoạn từ 1986 đến 2016 khi Việt Nam gia nhập ASEAN và Tổ chức Thương mại Thế giới (WTO) làm ảnh hưởng đáng kể đến các chỉ số tài chính và mô hình xếp hạng tín dụng (Phan & cộng sự, 2018). Do đó, nghiên cứu các hệ

* Tác giả liên hệ. Email: haipq@uef.edu.vn (Phạm Quốc Hải)

<https://doi.org/10.61602/jdi.2024.75.04>

Ngày nhận: 08/12/2023; Ngày chỉnh sửa: 24/01/2024; Duyệt đăng: 31/01/2024

ISSN (print): 1859-428X, ISSN (online): 2815-6234

thống xếp hạng tín dụng đáng tin cậy, đặc biệt là trong bối cảnh tăng các doanh nghiệp phá sản, và khám phá ảnh hưởng của các quy định kế toán, đặc biệt là Thông tư 200/2014/TT-BTC, đối với các mô hình xếp hạng tín dụng cho doanh nghiệp nhỏ, vừa và lớn tại Việt Nam trong giai đoạn 2008-2018 là cần thiết. Nghiên cứu nhằm mục đích đóng góp vào việc hiểu rõ ảnh hưởng cụ thể của các quy định kế toán địa phương đối với các mô hình xếp hạng tín dụng, mang lại thông tin hữu ích cho các tổ chức tài chính, nhà đầu tư và các bên liên quan khác trong việc đưa ra quyết định cho vay hoặc đầu tư.

2. Cơ sở lý thuyết

Phần này trình bày tổng quan các nghiên cứu trước có liên quan đến xếp hạng tín dụng, tác động của hệ thống kế toán địa phương đến mô hình xếp hạng tín dụng và phương pháp ANN. Từ đó, nhóm tác giả rút kết được các biến cho mô hình và xây dựng mô hình nghiên cứu.

2.1. Lý thuyết về xếp hạng tín dụng

Xếp hạng tín dụng là một mô hình phân tích sử dụng thông tin hiện tại và quá khứ về khách hàng tín dụng để đánh giá khả năng trả nợ. Các mô hình xếp hạng đã phát triển từ phương pháp MDA (điểm Z) của Altman (1968) đến các mô hình logit và các mô hình mới như của Wu, Gaunt và Grey (2010), Psillaki và cộng sự (2010), Giordani và cộng sự (2014). Sự không chắc chắn trong thông tin đóng một vai trò quan trọng trong việc phát triển một mô hình đánh giá tín dụng mạnh mẽ. Để vượt qua vấn đề không chắc chắn này, nguyên tắc mờ (fuzzy logic) đã được áp dụng trong quá trình phát triển một mô hình đánh giá tín dụng (Ubarhande & Chandani, 2021). Mạng Nơ-ron Mờ (Fuzzy Neural Networks), đặc biệt là trong việc hiểu các mối quan hệ phi tuyến tính trong hệ thống, có thể giáo dục thông qua Mạng Nơ-ron Nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANN) và đem lại độ chính xác tối đa trong việc xác định mức tín dụng (Ubarhande & Chandani, 2021). Ngoài ANN, phương pháp Máy Hỗ Trợ (Support Vector Machines - SVM) cũng được sử dụng rộng rãi để xác định mức tín dụng của các doanh nghiệp.

Trên thực tế, các mô hình thẩm định tín dụng được áp dụng và phát triển bởi nhiều nhà nghiên cứu và tổ chức đánh giá tín dụng (CRAs) theo thời gian. Các phương pháp phân tích, các biến và cả kết quả dự báo

được tạo ra được cho là phù hợp tùy vào các định nghĩa khác nhau và phụ thuộc vào môi trường tài chính và cơ sở hạ tầng (Ubarhande & Chandani, 2021). Trong quá khứ, để gán mức tín dụng, các kỹ thuật cơ bản như trung bình có trọng số hoặc chuỗi Markov được sử dụng, nhưng hiện nay các kỹ thuật tiên tiến như trí tuệ nhân tạo (AI) và máy học (ML) trở nên phổ biến. Trong tương lai, các mô hình dựa trên các kỹ thuật truyền thống sẽ được thay thế bằng các mô hình được phát triển bằng cách sử dụng các kỹ thuật tiên tiến, vì khái niệm về đánh giá tín dụng là rất linh hoạt và thay đổi thường xuyên (Ubarhande & Chandani, 2021). Ví dụ, trong giai đoạn suy thoái tài chính trong đại dịch COVID-19, các nhà cho vay đã hạn chế mở rộng các dịch vụ tín dụng. Điều này ngụ ý rằng một mô hình đánh giá tín dụng nên linh hoạt đủ để tạo ra điểm tín dụng hoặc mức tín dụng phù hợp với môi trường tài chính hiện tại. Như vậy, tóm lại, có hai cách chính giúp tăng độ chính xác của các mô hình xếp hạng tín dụng gồm (1) tăng cường các biến số độc lập, được chia thành bốn nhóm: chỉ số tài chính, chỉ số thị trường, chỉ số cụ thể của công ty và chỉ số kinh tế vĩ mô và (2) là cải tiến các phương pháp dự báo dựa trên tiến bộ công nghệ.

2.2. Lý thuyết về các biến ảnh hưởng đến mô hình xếp hạng tín dụng

2.2.1. Chỉ số vĩ mô (Macroeconomic Indicators)

Ba yếu tố vĩ mô quan trọng nhất, bao gồm tốc độ tăng trưởng GDP hàng năm, lãi suất thực hàng năm, và tỷ lệ lạm phát, đóng vai trò quyết định mức độ thất bại trung bình của công ty. Điều này ảnh hưởng đến giá trị trung bình của phân bố rủi ro vỡ nợ theo thời gian. Giả sử ngân hàng trung ương giảm lãi suất thực tế để kích thích vay vốn cho doanh nghiệp, nền kinh tế có thể phát triển nhanh chóng, đồng nghĩa với tăng trưởng nhanh của GDP. Điều này giúp doanh nghiệp cải thiện lợi nhuận và khả năng trả nợ, dẫn đến giảm dần rủi ro vỡ nợ. Ngược lại, trong thời kỳ suy thoái, khi tốc độ tăng trưởng GDP giảm, công ty trở nên kém sinh lời và rủi ro vỡ nợ tăng lên. Lãi suất thực có tương quan thuận với xếp hạng tín dụng, trong khi tốc độ tăng trưởng GDP có tương quan nghịch (Pham & cộng sự, 2018 và Ubarhande & Chandani, 2021).

Một yếu tố khác ảnh hưởng đến chất lượng xếp hạng tín dụng là tỷ lệ lạm phát hàng năm. Tăng tỷ lệ lạm phát có thể đi đôi với tăng trưởng GDP và tăng cường tổng cầu trong giai đoạn tăng trưởng, có ảnh

hưởng tích cực đến xếp hạng tín dụng. Chi phí lãi suất và dự báo tỷ lệ lạm phát, cũng đóng vai trò quan trọng trong mối quan hệ này. Một số nghiên cứu cho thấy mối tương quan giữa xếp hạng tín dụng và tỷ lệ lạm phát, trong khi có nghiên cứu lại cho rằng tỷ lệ lạm phát không ảnh hưởng đến xếp hạng tín dụng nếu công ty có thể dự đoán và lập kế hoạch cho nó (Pham & cộng sự, 2018). Do đó, chỉ số vĩ mô gồm tốc độ tăng trưởng GDP, lãi suất thực, và tỷ lệ lạm phát có tác động tích cực đến xếp hạng tín dụng (H1).

2.2.2. Chỉ số thị trường (Market Indicators)

Các nghiên cứu trước đây thường tập trung vào sử dụng ba biến độc lập chính để đánh giá chỉ số thị trường gồm: TLMTA (Total Liabilities to the Market value of Total Assets - Tổng Nợ phải trả so với Giá trị Thị trường của Tổng Tài sản) được đánh giá cao như một thước đo đòn bẩy dựa trên thị trường. Theo Wu, Gaunt và Gray (2010), tỷ lệ giá trị sổ sách trên đòn bẩy truyền thống không hiệu quả bằng thước đo đòn bẩy dựa trên thị trường, nếu một công ty có một mức nợ lớn so với giá trị thị trường của tất cả các tài sản, làm tăng khả năng trả nợ và cải thiện xếp hạng tín dụng của công ty. Do đó, TLMTA được coi là hữu ích trong việc đánh giá xếp hạng tín dụng của doanh nghiệp.

Nhật ký giá cổ phiếu cuối năm trước đó được coi là biến số thứ hai có mối quan hệ tích cực với quy mô công ty (LogPL). Điều này nghĩa là giá cổ phiếu của một công ty được công nhận nhiều hơn thì cao hơn, và ngược lại. Mối liên kết tích cực giữa giá cổ phiếu và thanh khoản được nhấn mạnh, với việc doanh nghiệp có giá cổ phiếu thấp thường có tính thanh khoản trung bình thấp, làm tăng khả năng khó khăn trong việc trả nợ và đặt doanh nghiệp vào tình trạng nguy hiểm. Do đó, LogPL có ảnh hưởng tích cực đến xếp hạng tín dụng của công ty (Wu & cộng sự, 2010)

Tỷ lệ tổng tài sản trên giá trị thị trường so với giá trị sổ sách (MBTA - the market-to-book total assets ratio), một chỉ số kết hợp giữa đánh giá sai thị trường và tiềm năng phát triển trong tương lai. Tỷ lệ này sẽ tăng lên khi mức độ nghiêm trọng mặc định kỳ hạn của tỷ lệ tài sản giá trị thị trường so với giá trị sổ sách tăng lên, thường do ảnh hưởng của việc đánh giá sai thị trường. Kết quả cho thấy rằng, trong hầu hết các khoảng thời gian dự báo, cường độ dự kiến trong tương lai của tỷ lệ tài sản giá trị thị trường so với giá trị sổ sách phản ánh sự mở rộng kiểm soát của một hiệp phương sai bổ sung (Wu và cộng sự 2010). Khi MBTA cao hơn cho thấy tài sản của công ty được đánh giá cao hơn,

giúp công ty trả nợ nhanh chóng và duy trì xếp hạng tín dụng cao. Do đó, chỉ số thị trường gồm TLMTA, MBTA và LogPL có ảnh hưởng tích cực đến xếp hạng tín dụng (H2).

2.2.3. Chỉ số tài chính (Financial Indicators)

Qua nhiều nghiên cứu về xếp hạng tín dụng, một số yếu tố tài chính được xem xét là các chỉ số tiềm năng và hữu ích cho việc xếp hạng tín dụng hoặc dự báo phá sản. Nghiên cứu này sử dụng ba loại tỷ lệ tài chính phổ biến nhất trong nghiên cứu trước bao gồm lợi nhuận, thanh khoản và đòn bẩy (Wu & cộng sự, 2010; Jones & cộng sự, 2017; Pham & cộng sự, 2018 và Ubarhande & Chandani, 2021). Như vậy, chỉ số tài chính có ảnh hưởng tích cực đến xếp hạng tín dụng (H3).

2.2.4. Đặc điểm doanh nghiệp

Jones và cộng sự (2017), Pham và cộng sự (2018) đã chỉ ra rằng hai biến kiểm soát quan trọng đối với doanh nghiệp là quy mô doanh nghiệp và tuổi của doanh nghiệp. Các doanh nghiệp lớn hơn thường có khả năng vượt qua những thời kỳ khó khăn hơn và ít có khả năng vỡ nợ do các doanh nghiệp lớn hơn có sự đa dạng hóa cao hơn, có hệ thống quản lý tốt hơn và có cấu trúc tổ chức và tài chính tốt hơn, nên họ có xu hướng ít thất bại hơn so với doanh nghiệp nhỏ hơn.

Psillaki và cộng sự (2010) đo lường “tài sản thế chấp” bằng tỷ lệ giữa tài sản hữu hình và tổng tài sản hoặc giữa tài sản hữu hình và vốn chủ sở hữu của công ty. Mối quan hệ giữa tài sản thế chấp và xếp hạng tín dụng là âm, chỉ ra rằng công ty có tài sản thế chấp mạnh mẽ ít có khả năng vỡ nợ. Ngân hàng thường yêu cầu tài sản thế chấp nhiều hơn cho những khách hàng có rủi ro cao. Tuy nhiên, công ty lớn và có uy tín thường ít cam kết tài sản thế chấp do có vốn chủ sở hữu mạnh mẽ và dòng tiền ổn định. Tài sản thế chấp có thể làm giảm độ chính xác của quá trình đánh giá của ngân hàng, khiến cho việc xếp hạng tín dụng trở nên không chính xác. Trong khi đó, các khoản vay có tài sản thế chấp thường có xếp hạng tín dụng cao hơn, và mối quan hệ gắn kết giữa ngân hàng và khách hàng còn có thể thúc đẩy nguyện vọng đảm nhận rủi ro.

Ngược lại với tài sản hữu hình, tài sản vô hình có thể coi là tiềm năng tăng trưởng và giá trị gia tăng của một công ty, nhưng không thể sử dụng làm tài sản thế chấp (Psillaki & cộng sự, 2010). Nếu những công ty vay mượn có cơ hội tăng trưởng nhiều hơn, nhưng những cơ hội này đến từ các đầu tư có rủi ro cao, ngân

Bảng 1. Biến độc lập tác động đến xếp hạng tín dụng doanh nghiệp

Danh mục	Biến	Giải thích
Chi số tài chính (Financial Ratios)	EBITTA	Thu nhập trước lãi và thuế/ Tổng tài sản
	NITA	Thu nhập ròng/Tổng tài sản
	ORTA	Doanh thu hoạt động/Tổng tài sản
	ProMar	Lợi nhuận biên
	Khả năng sinh lời ROE	ROE sử dụng LNTT
	ROCE	ROCE sử dụng LNTT
	LogEBITDATA	Log (1 – Thu nhập trước lãi và thuế và khấu hao/ Tổng tài sản)
	LogRETS	Log (1 – Lợi nhuận giữ lại/Tổng tài sản)
	LogEBITDAIE	Log (Thu nhập trước lãi và thuế và khấu hao /Chi phí lãi vay)
	WCTA	Vốn lưu động/Tổng tài sản
	WCSE	Vốn lưu động/Vốn cổ đông
	CurrentR	Tỉ lệ thanh toán hiện tại
	SolvencyR	Tỷ lệ khả năng thanh toán
	ORSE	Doanh thu hoạt động/Vốn cổ đông
Khả năng thanh khoản	CLCA	Nợ ngắn hạn/Tài sản hiện tại
	TRDTL	(Tổng doanh thu – Khấu hao) /Tổng nợ phải trả
Đòn bẩy tài chính	TLTS	Tổng nợ phải trả/Tổng tài sản
	TLSE	Tổng nợ/Vốn cổ đông
	RETA	Lợi nhuận giữ lại/Tổng tài sản
Chi số vĩ mô (Macroeconomics Indicators)	GDPG	Tốc độ tăng trưởng GDP trong năm
	INF	Tỷ lệ lạm phát trong năm
	RIR	Lãi suất thực tế trong năm
Chi số thị trường (Market Indicators)	LogPL	Log (Giá đóng cửa cuối năm ngoại)
	TLMTA	Tổng nợ phải trả/ Giá trị thị trường của tổng tài sản
	MBTA	Tổng tài sản thị trường/sổ sách
Đặc điểm doanh nghiệp (Firm Characteristics)	SIZEOS	Log10 (Doanh thu hoạt động)
	SIZENE	Log10 (Số lượng nhân viên)
	InTaATS	Tài sản vô hình/Tổng tài sản
	InTaATE	Tài sản vô hình/Tổng vốn chủ sở hữu

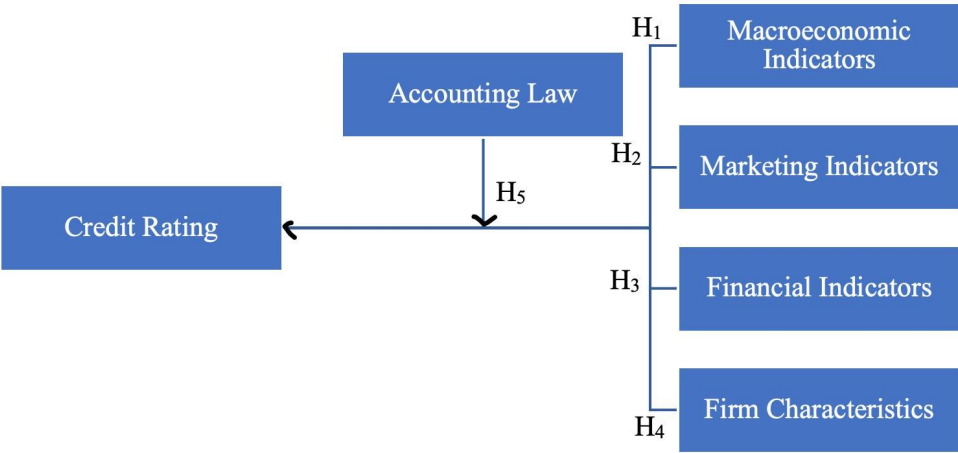
Nguồn: Tổng hợp từ nghiên cứu của Wu và cs., 2010; Jones và cs., 2017; Phạm và cs., 2018

hàng thương mại thường kết luận rằng, tổng cộng, các công ty có nhiều cơ hội tăng trưởng có thể được xem xét có rủi ro tín dụng cao hơn (Psillaki & cộng sự, 2010). Do đó, Đặc điểm doanh nghiệp có ảnh hưởng tích cực đến xếp hạng tín dụng (H4).

2.2.5. Tổng quan về hệ thống kế toán mới và ảnh hưởng của nó đến mô hình xếp hạng tín dụng

Nghiên cứu về ảnh hưởng của việc thực hiện Chuẩn mực báo cáo tài chính quốc tế đối với các chỉ số tài chính tại Phần Lan cho thấy việc áp dụng chuẩn mực này ảnh hưởng đáng kể đến các tỷ số tài chính cơ bản, ví dụ như tăng lợi nhuận ròng, tăng tỷ lệ sinh lời, và

giảm tỷ lệ PE. Nghiên cứu về tác động của IFRS 16 đối với tỷ lệ đòn bẩy và khả năng thanh toán tại các công ty châu Âu, và kết quả chỉ ra sự tác động đáng kể từ việc triển khai IFRS 16. Nghiên cứu tại Việt Nam cũng xác định rằng ROE, QMD, và CLK ảnh hưởng đáng kể đến việc áp dụng Chuẩn mực BCTC quốc tế, trong khi TLN và NYN không có ảnh hưởng đáng kể. Florou và cộng sự (2017) sử dụng dữ liệu từ 17 quốc gia để chỉ ra rằng việc thực hiện IFRS có thể thay đổi đáng kể mô hình xếp hạng tín dụng. Tất cả những nghiên cứu này đều nhấn mạnh sự ảnh hưởng quan trọng của các biện pháp kế toán quốc tế đối với các chỉ số tài chính và xếp hạng tín dụng của các doanh nghiệp. Do đó, Việc áp dụng Thông Tư 200/2014/TT-BTC dẫn đến



Hình 1. Mô hình nghiên cứu đề xuất

Nguồn: Đề xuất của Nhóm tác giả

sự thay đổi đáng kể trong mô hình xếp hạng tín dụng (H5).

2.3. Mô hình nghiên cứu (Hình 1)

3. Phương pháp nghiên cứu

Trong nghiên cứu này, cơ sở dữ liệu Orbis đã được sử dụng để thu thập 39.162 doanh nghiệp tại Việt Nam trong giai đoạn 2015-2018 (Hình 1). Mô hình thu thập 30 biến độc lập (bảng 1) chia làm 4 nhóm gồm: chỉ số tài chính, thị trường, kinh tế vĩ mô và đặc điểm doanh nghiệp. Nghiên cứu so sánh mô hình xếp hạng tín dụng trước và sau Thông tư 200 (giai đoạn 2008-2014 và 2015-2018 với 39.162 doanh nghiệp trong cơ sở dữ liệu Orbis), đồng thời so sánh hiệu suất của ANN giữa 2 giai đoạn này để đánh giá ảnh hưởng của luật kế toán trong nước đến xếp hạng tín dụng. ANN được sử dụng để cực đại hóa dự đoán xếp hạng tín dụng và phân tích tác động của luật kế toán địa phương lên mô hình xếp hạng tín dụng. Quy tắc liên phân tư cho các giá trị ngoại lệ nhân phạm vi liên phân tư (IQR) với

số 1,5. Các giá trị bị thiếu là một vấn đề quan trọng khác trong nghiên cứu xếp hạng tín dụng trong đó tập dữ liệu chứa dữ liệu không đầy đủ hoặc bị thiếu dữ liệu hoàn toàn. Do đó, nếu một công ty có các biến số bị thiếu trên 10% trong một năm cụ thể, thì điểm dữ liệu hàng năm này sẽ bị xóa. Nghiên cứu này chỉ chọn các công ty vừa, nhỏ và lớn đáp ứng định nghĩa về DNVVN tại Việt Nam trong Nghị định 80/2021/NĐ-CP năm 2021. Cuối cùng, thuật toán huấn luyện mạng nơ ron trong MATLAB R2019a được sử dụng để giải quyết bài toán khớp dữ liệu. Thuật toán này giúp ánh xạ tập dữ liệu đầu vào thành tập dữ liệu đầu ra, đồng thời thực hiện việc chọn dữ liệu, tạo, huấn luyện, và đánh giá hiệu suất của mạng dựa trên MSE và phân tích hồi quy.

4. Phân tích dữ liệu và kết quả nghiên cứu

4.1. Thống kê mẫu nghiên cứu

Tổng số điểm dữ liệu hàng năm trong tập dữ liệu 2015–2018 là 77.228, tương ứng là 29,9% (2015),

Bảng 2. Phân phối dữ liệu 2015–2018

	Tính thường xuyên	Phần trăm	Phần trăm hợp lệ	Tỷ lệ tích lũy
2015	23105	29,9	29,9	29,9
2016	26199	33,9	33,9	63,8
2017	27134	35,1	35,1	99,0
2018	790	1,0	1,0	100,0
Tổng cộng	77228	100,0	100,0	

Nguồn: Tính toán từ dữ liệu thu thập

Bảng 3. Biến phụ thuộc có các chữ viết tắt

Xếp hạng tín dụng	Lớp	Mã số	Mô tả
Công ty an toàn	AAA	1	Công ty vững chắc để đáp ứng các cam kết tài chính của mình.
	AA	2	Công ty mong muốn đáp ứng các cam kết tài chính của mình.
	A	3	Công ty có khả năng thanh khoản tốt.
Các công ty cân bằng	BBB	4	Cơ cấu vốn và trạng thái cân bằng kinh tế của công ty được coi là tương xứng.
	BB	5	Các hoạt động của công ty là tương xứng trong lĩnh vực của nó và quốc gia.
Các công ty có rủi ro	B	6	Công ty đưa ra các tín hiệu yếu liên quan đến các nguyên tắc tài chính cơ bản của nó.
	CCC	7	Công ty cho thấy sự mất cân bằng rủi ro trong cấu trúc vốn và các báo cáo tài chính của mình.
Các công ty rủi ro	CC	8	Công ty cho thấy các tín hiệu về khả năng có rủi ro cao.
	C	9	Công ty cho thấy những tình huống rủi ro đáng kể.
	D	10	Công ty không có đủ năng lực để đáp ứng các nghĩa vụ tài chính.

Nguồn: Phỏng theo mô hình Đánh giá Xếp hạng Đa mục tiêu (MORE) – ModeFinance

Bảng 4. Công thức biến độc lập

Mã số	Giải trình	Công thức
EBITTA	Thu nhập trước lãi vay và thuế / Tổng tài sản	= EBIT/TA
NITA	Tỷ suất sinh lời của tài sản (ROA)	= NI/TA
ORTA	Doanh thu hoạt động / Tổng tài sản	= OR/TA
PM	Tỷ suất lợi nhuận	= EBT/OR
ROE	Lợi tức vốn chủ sở hữu sử dụng Thu nhập trước thuế (ROE sử dụng LNTT)	= EBT/ Tổng Vốn cổ phần
ORLG10	Quy mô của công ty đo lường bằng doanh thu	= Log10 of OR
CR	Tỉ lệ thanh toán hiện tại	= Tài sản cố định hiện tại/Nợ phải trả hiện tại Tài sản cố định hiện tại = Cổ phiếu + Nợ + Tài sản lưu động khác
SolvencyR	Hệ số khả năng thanh toán dựa trên tài sản	= Vốn cổ đông/Tổng tài sản Vốn cổ đông = Vốn + Vốn cổ đông khác
ORSE	Doanh thu hoạt động / Vốn chủ sở hữu cổ phần	= OR/SE
GDPG	Tăng trưởng GDP hàng năm của Việt Nam	
INF	Tỷ lệ lạm phát hàng năm của Việt Nam	
RIR	Lãi suất thực hàng năm của Việt Nam	
SIZELNNE	Quy mô của công ty được đo bằng số lượng nhân viên	Ln of số lượng nhân viên

Nguồn: Đề xuất của nhóm tác giả

33,9% (2016), 35,1% (2017) và 1% (2018). Dữ liệu được thu thập từ cơ sở dữ liệu Orbis vào tháng 12 năm 2021. Các biến phụ thuộc (DV) là ScoreG10 đại diện cho xếp hạng tín dụng DV ở 10 loại, bao gồm AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, CC, C và D (Bảng 3.). ScoreG10 được sử dụng làm DV cho các mục đích xếp hạng tín dụng.

Công thức và giải thích của các biến độc lập được cung cấp trong Bảng 4.

Sau khi xóa dữ liệu bị thiếu, tập dữ liệu 2015–2018 đưa ra một số vấn đề với phân phối dữ liệu có độ lệch cao và các giá trị cực trị (giá trị ngoại lai) (Bảng 5). Để

minh họa, có các IV có độ lệch dương cao (độ lệch > 1) bao gồm ORSE (độ lệch 55,97), ORTA (độ lệch 16,47), CR (độ lệch 6,91), EBITTA (độ lệch 5,89), NITA (độ lệch 5,47) và SIZELNNE (độ lệch 1,34) trong khi các phân phối có độ lệch âm cao bao gồm ROE (độ lệch -5,82), PM (độ lệch -2,67) và GDP G (độ lệch -1,49). Ngoài ra còn có một số biến hơi lệch (-1 < độ lệch < 1), SolvencyR (độ lệch 0,56), INF (độ lệch -0,84), ORLG10 (độ lệch -0,32) và RIR (độ lệch -0,25). Kurtosis của IV đại diện cho các phân phối theo đuôi nặng ngoại trừ SolvencyR. ORSE, ORTA, ROE, NITA và EBITTA hiển thị các phân phối có tỷ

Bảng 5. Thống kê mô tả cho tập dữ liệu 2015–2018

	ScoreG10	Inactiven	EBITTA	NITA	ORTA	PM	ROE	ORLG10	CR	SolvencyR	ORSE	GDPG	INF	RIR	SIZELNNE
Valid	77228	77228	77228	77228	77223	73740	75361	74725	74199	77052	77150	77228	77228	77228	69401
N	77228	0	0	0	5	3488	1867	2503	3029	176	78	0	0	0	7827
Mean	0	1,00	0,0058	0,0044	1,4398	−0,0001	0,0198	3,1805	3,1315	0,3838	9,4689	0,0651	0,0263	0,0520	3,4066
Std. Error of Mean	0	0,000	0,0001	0,0001	0,0090	0,0003	0,0009	0,0028	,02996	0,0010	0,4288	0,0001	0,0000	0,0001	0,0044
Median	5,60	1,00	0,0030	0,0024	0,8962	0,0033	0,0110	3,2068	1,2100	0,3154	2,8489	0,0623	0,0324	0,0579	2,9957
Mode	0,0040	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0006	0,0000	0,0000	1,0300	1,0000	0,0000	0,0901	0,0352	0,0286	2,3026
Std. Deviation	6,0000	0,027	0,0180	0,0159	2,5028	0,0886	0,2351	0,7662	8,1603	0,2892	119,0961	0,0213	0,0115	0,0184	1,1489
Variance	6	0,001	0,0000	0,0000	6,2640	0,0080	0,0550	0,5870	66,5910	0,0840	14183,8860	0,0000	0,0000	0,0000	1,3200
Skewness	1,1750	37,433	5,8920	5,4680	16,4720	−2,6650	−5,8160	−0,3180	6,9140	0,5570	55,9710	−0,0290	−0,8440	−0,2510	1,3400
Kurtosis	1,3810	1399,237	133,544	148,77	613,4580	44,8440	473,711	1,271	56,3510	−0,3170	6541,6460	−1,4920	−1,2410	−1,5610	2,4360

Nguồn: Tính toán của nhóm tác giả

Bảng 6. Tương quan của các biến độc lập đối với các doanh nghiệp Việt Nam - Giai đoạn 2015–2018

Correlation	EBITTA	NITA	ORTA	PM	ROE	ORLG10	CR	SolvencyR	ORSE	GDPG	INF	RIR
EBITTA												
NITA	.984											
ORTA	.096	.087										
PM	.352	.362	.010									
ROE	.307	.314	.038	.093								
ORLG10	.307	.291	.347	.209	.081							
CR	-.119	-.118	-.051	-.080	-.033	-.185						
SolvencyR	-.305	-.307	-.185	-.214	-.134	-.354	.347					
ORSE	.031	.032	.181	.026	.109	.103	-.012	-.107				
GDPG	.021	.021	-.029	.007	.006	.066	-.013	-.030	-.002			
INF	.014	.015	-.024	.008	.004	.056	-.007	-.025	-.004	.891		
RIR	.001	.000	.029	.002	-.001	-.055	.013	.033	.001	-.989	-.824	
SIZELNNE	.159	.143	-.096	.040	.034	.283	-.044	.045	-.032	.042	.031	-.028

Nguồn: Tính toán từ phần mềm

trọng cao. Kết quả là, các biến giải thích của tập dữ liệu không được phân phối chuẩn.

4.2. Ma trận tương quan

4.3. Kết quả mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) – Giai đoạn 2015-2018

Nghiên cứu này đã xây dựng 33 mô hình kiểm định nhằm xây dựng mô hình xếp hạng tín dụng cho doanh nghiệp Việt Nam giai đoạn 2015–2018. Bộ dữ liệu 2015–2018 đại diện cho môi trường kinh doanh gần nhất sau khi áp dụng thông tư 200 của luật kế toán Việt Nam. Phần này phân tích hiệu suất mô hình xếp hạng tín dụng của các doanh nghiệp Việt Nam trong bộ dữ liệu 2015–2018. Các đặc điểm tóm tắt của mô hình được đưa ra dưới đây:

- Tập dữ liệu: giai đoạn 2015–2018 = 77.228 quan sát.

- Tập dữ liệu huấn luyện: 70% tập dữ liệu = 54.060 quan sát.

- Tập dữ liệu kiểm định: 15% tập dữ liệu = 11.584 quan sát.

- Tập dữ liệu thử nghiệm: 15% tập dữ liệu = 11.584 quan sát.

- Số lớp ẩn: 30.

- Đầu ra: ScoreG10.

- Đầu vào: NITA, ROE, tỷ lệ khả năng thanh toán (solvency ratio), tỷ lệ thanh toán hiện hành (current ratio) và GDPG.

- Thuật toán huấn luyện: Bayesian Regularisation.

Hình 2 trình bày kết quả tóm tắt của mô hình ANN cho tập dữ liệu 2015–2018. MSE cho tập dữ liệu huấn luyện là 0,36334, trong khi MSE cho tập dữ liệu thử nghiệm là 0,35601. Chỉ số R cho tập dữ liệu huấn luyện là 84,50%, trong chỉ số R cho tập dữ liệu thử nghiệm là 84,28%. So sánh kết quả cho mô hình cuối cùng này bằng cách sử dụng thuật toán đào tạo Bayesian

Results			
	Samples	MSE	R
Training:	54060	3.63338e-1	8.44992e-1
Validation:	11584	0.00000e-0	0.00000e-0
Testing:	11584	3.54601e-1	8.42784e-1

Hình 2. Kết quả giai đoạn 2015 - 2018 theo mô hình xếp hạng tín dụng ANN

Nguồn: Tính toán từ phần mềm

Results			
	Samples	MSE	R
Training:	14878	2.26832e-1	9.12454e-1
Validation:	3188	0.00000e-0	0.00000e-0
Testing:	3188	2.59663e-1	8.93878e-1

Hình 3. Kết quả mô hình ANN giai đoạn 2008–2014

Nguồn: Tính toán từ phần mềm

Regularisation với mô hình thử nghiệm 25 bằng LMA, hiệu suất ANN cải thiện đôi chút (MSE giảm và giá trị của chỉ số R tăng).

Mô hình ANN cuối cùng sử dụng năm biến phụ thuộc quan trọng bao gồm: NITA (ROA), ROE sử dụng EBT, tỷ lệ thanh toán hiện hành (current ratio), tỷ lệ khả năng thanh toán (solvency ratio) và GDPG. Đầu ra là Điểm G10.

4.4. Kết quả mô hình mạng nơ ron nhân tạo (ANN) – Giai đoạn 2008-2014

Nghiên cứu này xây dựng mô hình ANN cho bộ dữ liệu 2008–2014 bao gồm 19 mô hình kiểm định để xây dựng mô hình xếp hạng tín dụng doanh nghiệp Việt Nam. Mô hình ANN cuối cùng cho tập dữ liệu 2008–2014 được xây dựng bằng quy trình tương tự như mô hình ANN cho giai đoạn 2015–2018. Tóm tắt các đặc điểm của mô hình được đưa ra dưới đây:

- Bộ dữ liệu: 2008–2014 = 21.254 quan sát.
- Tập dữ liệu huấn luyện: 70% tập dữ liệu = 14.878 quan sát.
- Kiểm định tập dữ liệu: 15% tập dữ liệu = 3.188 quan sát.
- Tập dữ liệu thử nghiệm: 15% tập dữ liệu = 3.188

- quan sát.
- Số lớp ẩn: 30.
 - Đầu ra: ScoreG10.
 - Đầu vào: NITA, ROE, tỷ lệ khả năng thanh toán (solvency ratio), tỷ lệ thanh toán hiện hành (current ratio) và SIZELNNE.

- Thuật toán đào tạo: Bayesian Regularisation.

Hình 3 cho thấy MSE cho tập dữ liệu huấn luyện là 0,226832, trong khi MSE cho tập dữ liệu thử nghiệm là 0,259663. Chỉ số R cho tập dữ liệu huấn luyện là 91,25%, trong khi Chỉ số R cho tập dữ liệu thử nghiệm là 89,39%. So sánh kết quả cho mô hình cuối cùng này bằng cách sử dụng thuật toán đào tạo Bayesian Regularisation với mô hình thử nghiệm 19 bằng LMA, rõ ràng là hiệu suất ANN cải thiện đôi chút (MSE giảm và giá trị của chỉ số R tăng).

4.5. Kết quả so sánh mô hình ANN giai đoạn 2008-2014 và 2015-2018

Bảng 7 thể hiện kết quả so sánh giữa mô hình ANN trên tập dữ liệu 2008–2014 và 2015–2018, sử dụng điểm xếp hạng tín dụng ScoreG10 làm biến phụ thuộc. Cả hai mô hình đều sử dụng bốn đầu vào chính giống nhau, bao gồm NITA, ROE, tỷ lệ khả năng thanh toán

Bảng 7. So sánh kết quả mô hình ANN 2008–2014 và 2015–2018

	2008–2014	2015–2018
Đầu ra	ScoreG10	ScoreG10
Đầu vào 1	NITA (ROA)	NITA (ROA)
Đầu vào 2	ROE sử dụng EBT	ROE sử dụng EBT
Đầu vào 3	Solvency Ratio	Solvency Ratio
Đầu vào 4	Current Ratio	Current Ratio
Đầu vào 5	Quy mô doanh nghiệp	GDPG
Trung bình MSE	0,233	0,362
Trung bình chỉ số R	90,94%	84,45%
Chỉ số Weight và Bias	Phụ lục 1	Phụ lục 2

Nguồn: Tính toán từ phần mềm

(solvency ratio), và tỷ lệ thanh toán hiện tại (current ratio). Tuy nhiên, quy mô doanh nghiệp (SIZELNNE) quan trọng trong mô hình 2008–2014 nhưng không ảnh hưởng đến mô hình 2015–2018. Ngược lại, tốc độ tăng trưởng GDP (GDPG) trở thành đầu vào quan trọng trong mô hình 2015–2018, nhưng không quan trọng trong mô hình 2008–2014.

Kết quả quan trọng khác là mô hình ANN của giai đoạn 2008–2014 có khả năng dự đoán tốt hơn so với mô hình của giai đoạn 2015–2018. MSE trung bình của mô hình 2008–2014 thấp hơn (0,233) so với MSE trung bình của mô hình 2015–2018 (0,362). Chỉ số R cho giai đoạn 2008–2014 là 90,94%, cao hơn so với chỉ số R của giai đoạn 2015–2018 (84,45%). Các giá trị chính xác của Weight và bias từ cả hai mô hình là hoàn toàn khác nhau.

Tóm lại, trước khi thông tư 200 được triển khai, mô hình xếp hạng tín dụng có hiệu suất mạnh mẽ và chịu ảnh hưởng từ NITA, ROE, tỷ lệ khả năng chi trả, tỷ lệ thanh toán hiện hành, và quy mô doanh nghiệp. Tuy nhiên, sau khi thực hiện Thông tư 200, mô hình trở nên kém hiệu quả hơn. Dựa trên kết luận này, đối với bối cảnh kinh doanh hiện tại (2015–2018), tốc độ tăng trưởng GDP hàng năm trong nước trở thành yếu tố dự báo quan trọng, trong khi quy mô của công ty không ảnh hưởng đến mô hình xếp hạng tín dụng.

5. Kết luận và hàm ý quản trị

Tóm lại, nghiên cứu này tập trung vào ảnh hưởng của Luật Kế toán Việt Nam, đặc biệt là Thông tư 200, đến xếp hạng tín dụng của doanh nghiệp trong giai đoạn 2008–2018, sử dụng mô hình Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Kết quả so sánh giữa hai giai đoạn này cho thấy bốn đầu vào chính của mô hình giữ nguyên, nhưng có sự khác biệt đáng kể trong mô hình xếp hạng tín dụng trước và sau khi áp dụng Thông tư 200.

Mô hình xếp hạng tín dụng mạnh mẽ hơn và chịu ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố khác nhau trước khi Thông tư 200 được thực hiện. Những phát hiện này mang lại cái nhìn quan trọng cho cả thị trường tài chính và các Ngân hàng Thương mại.

5.1. Hàm ý quản trị

Việc sử dụng mô hình xếp hạng tín dụng đáng tin cậy đóng vai trò quan trọng trong thị trường tài chính và hệ thống Ngân hàng Thương mại (NHTM) tại Việt Nam, đặc biệt là trong lĩnh vực thị trường trái phiếu. Mô hình này không chỉ là công cụ phân tích rủi ro cho

nhà đầu tư mà còn giúp giải quyết các vấn đề thông tin khác nhau giữa người cho vay và người đi vay.

Phương pháp xếp hạng tín dụng trong nghiên cứu mang lại lợi ích cho các nhà đầu tư, giúp họ đưa ra quyết định đầu tư thông minh dựa trên xếp hạng tín dụng của doanh nghiệp. Xếp hạng tín dụng cao cũng có thể nâng cao thương hiệu và uy tín của công ty, mở ra cơ hội nhận được khoản vay với lãi suất thấp và thuận lợi hơn trong việc huy động vốn.

Mô hình xếp hạng tín dụng còn có tiềm năng đóng vai trò điều tiết trên thị trường tài chính, giúp giảm khoảng cách thông tin giữa doanh nghiệp và nhà đầu tư. Điều này có thể thúc đẩy tiến bộ kinh tế của quốc gia. Các NHTM Việt Nam có thể áp dụng mô hình xếp hạng tín dụng này để đưa ra chính sách tín dụng phù hợp, đồng thời giảm sai sót chủ quan trong quá trình đánh giá khách hàng. Điều này giúp cung cấp thông tin đánh giá tín dụng toàn diện, đặc biệt là với các doanh nghiệp có mối quan hệ mạnh mẽ với NHTM.

5.2. Hạn chế của đề tài

Những hạn chế này đặt ra khi áp dụng kết quả của nghiên cứu cho thực tế kinh doanh ở Việt Nam của đề tài gồm: (1) Áp dụng của kế toán giá trị hợp lý là một hạn chế quan trọng. Việc này liên quan đến tính chất phức tạp và tranh cãi của nó, và đã thu hút sự quan tâm lớn từ cộng đồng nghiên cứu và chính trị gia; (2) Mặc dù Việt Nam đã thông qua Luật Kế toán 2015 để thúc đẩy việc áp dụng chuẩn mực quốc tế, nhưng vấn đề giữa giá trị gốc và giá trị hợp lý vẫn gây khó khăn và đòi hỏi sự chú ý đặc biệt; (3) Sự khác biệt giữa Luật Kế toán 2003 và 2015, đặc biệt về việc đánh giá lại giá trị tài sản, tạo ra một thách thức thực tế và gây khó khăn trong việc duy trì sự nhất quán; (4) Việc sử dụng dữ liệu từ Orbis Database có thể tạo ra sự chệch thông tin, đặc biệt khi áp dụng cho nhiều ngành nghề.

5.3. Kết luận

Dựa trên những hạn chế của nghiên cứu hiện tại, nhóm tác giả đề xuất ba hướng nghiên cứu chính tương lai bao gồm: (1) cải thiện dữ liệu và biến số, (2) cải tiến phương pháp phân tích dữ liệu và (3) cải thiện thước đo hiệu suất. Trong đó, dữ liệu và biến đầu vào là lĩnh vực đầu tiên để cải thiện ở các nghiên cứu trong tương lai. Cụ thể, các mô hình xếp hạng tín dụng là một ví dụ về cách xử lý khối lượng dữ liệu lớn và cách phân tích các tương tác phức tạp giữa các biến độc lập. Ngoài ra, các thuật toán xếp hạng tín dụng có thể xem xét các

trường hợp khác nhau và xác định chính xác các hành động và lựa chọn của chủ nợ cũng như người đi vay.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdzowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131–171.
- Barth, J. R., Caprio Jr, G., & Levine, R. (2004). Bank regulation and supervision: what works best?. *Journal of Financial Intermediation*, 13(2), 205–248.
- Florou, A., Kosi, U., & Pope, P. F. (2017). Are international accounting standards more credit relevant than domestic standards? *Accounting and Business Research*, 47(1), 1–29. DOI: <https://doi.org/10.1080/00014788.2016.1224968>
- Giordani, P., Jacobson, T., Schedvin, E. von, & Villani, M. (2014). Taking the Twists into Account: Predicting Firm Bankruptcy Risk with Splines of Financial Ratios. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 49(4), 1071–1099. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0022109014000623>
- Hao, N. T. N., & Wong, W.-K. (2021). Does Bank Liquidity Risk Lead to Bank's Operational Efficiency? A Study in Vietnam. *Advances in Decision Sciences*, 25(4), 1–43.
- Jones, S., Johnstone, D., & Wilson, R. (2017). Predicting Corporate Bankruptcy: An Evaluation of Alternative Statistical Frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, 44(1–2), 3–34. DOI: <https://doi.org/10.1111/jbfa.12218>
- Pham, V. N. B., Do, T. T., & Vo, H. D. (2018). Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in Vietnam. *Economic Systems*, 42(4), 616–624. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2018.05.002>
- Phan, D., Joshi, M., & Tran-Nam, B. (2018). The history of accounting standard setting in an emerging transition economy: The case of Vietnam. *Accounting History*, 23(3), 379–406. DOI: <https://doi.org/10.1177/1032373217745672>
- Psillaki, M., Tsolas, I. E., & Margaritis, D. (2010). Evaluation of credit risk based on firm performance. *European Journal of Operational Research*, 201(3), 873–881. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.03.032>
- Ubarhande, P., & Chandani, A. (2021). Elements of credit rating: a hybrid review and future research Agenda. *Cogent Business & Management*, 8(1), 1878977.
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34–45. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.04.002>

Impact of Circular 200 on credit rating models using artificial intelligence methods

Pham Quoc Hai, Tang My Ha, Tran Anh Tung
Ho Chi Minh City University of Economics and Finance

Abstract

The study investigates the impact of Circular 200 on the credit rating model for small, medium, and large enterprises in Vietnam during the period 2008-2018, using Artificial Neural Network (ANN) methodology. The research compares credit rating models before and after the implementation of Circular 200 between 2008-2014 and 2015-2018, using data from 39,162 businesses in Vietnam obtained from the Orbis database. Results indicate that NITA, ROE, liquidity, and current payment ratio are important independent variables with significant differences in credit rating models before and after Circular 200. The research method proves useful for investors in analyzing investment risks for informed investment decisions. Vietnamese financial institutions can apply the model to identify specific credit rating issues for borrowers, enabling them to formulate appropriate credit policies and set different interest rates for varying risk levels. Future research directions include (1) enhancing data and variables, (2) improving data analysis methods, and (3) enhancing performance metrics.

Keywords: Local accounting law, Vietnamese accounting system, credit classification, credit rating, Artificial Intelligence (AI), Artificial Neural Networks (ANN), firms in Vietnam.