

Sử dụng mạng nơ ron để phân loại, dự báo nguy cơ vỡ nợ các NHTM cổ phần Việt Nam

ĐẶNG HUY NGÂN*

Cảnh báo sớm rủi ro vỡ nợ ở các ngân hàng thương mại sẽ góp phần quan trọng ngăn chặn nguy cơ đổ vỡ của các ngân hàng, giảm thiểu tổn thất cho người gửi tiền, ngân hàng, các tổ chức bảo hiểm tiền gửi và nền kinh tế. Nghiên cứu sử dụng mô hình mạng nơ ron để phân loại, dự báo nguy cơ vỡ nợ cho các ngân hàng thương mại cổ phần Việt Nam. Kết quả nghiên cứu cho thấy, mô hình mạng nơ ron có hiệu suất phân loại cao với độ chính xác lên tới 91.2%.

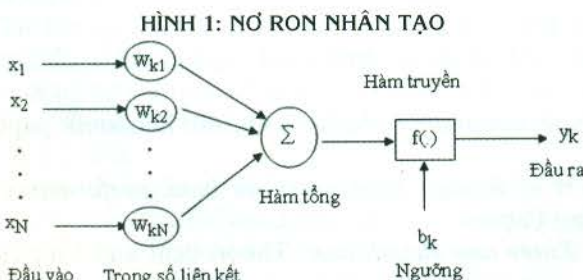
CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Vào cuối những năm 1980, mạng nơ ron bắt đầu xuất hiện và đến năm 1990 trở thành một lý thuyết cơ bản được sử dụng trong các nghiên cứu vỡ nợ. Mạng nơ ron nhân tạo là một mô phỏng quá trình xử lý thông tin, được nghiên cứu dựa vào hệ thống thần kinh của sinh vật, giống như bộ não để xử lý thông tin. Odom và Sharda (1993) là những người đầu tiên nghiên cứu dự báo phá sản sử dụng mạng nơ ron. Nghiên cứu đã sử dụng các tỷ lệ tài chính tương tự như các tỷ lệ sử dụng bởi Altman (1968) và áp dụng với một mẫu của 65 công ty vỡ nợ và 64 công ty không vỡ nợ. Các mẫu đào tạo bao gồm 38 công ty thất bại và 36 công ty không thất bại. Một mạng nơ ron với ba lớp, chứa 5 nút ẩn đã được tạo ra. Mô hình của họ xác định chính xác tất cả các công ty thất bại và không thất bại trong mẫu đào tạo, so với độ chính xác 86.8% bởi mô hình phân tích phân biệt. Năm 1992, Tam và Kiang đã áp dụng mạng nơ ron trong nghiên cứu dự báo vỡ nợ của các ngân hàng bang Texas (Mỹ) và đã chỉ ra rằng, mạng nơ ron thành công hơn các mô hình thống kê, như: hồi quy Logit, phân tích phân biệt. Các biến đầu vào mà Tam và Kiang sử dụng căn cứ vào các tiêu chuẩn CAMELS.

Các tác giả Salchenberger, Cinar, và Lash (1992) sử dụng mạng nơ ron và mô hình Logit phân tích sự

vỡ nợ của các tổ chức tiết kiệm và cho vay, kết quả cho thấy, mạng nơ ron vượt trội so với mô hình Logit qua các lần dẫn khác nhau. Ravi và Pramodh (2008) đã sử dụng mạng nơ ron để dự báo vỡ nợ cho các ngân hàng Thổ Nhĩ Kỳ và Tây Ban Nha, trong đó có sử dụng 9 nhân tố tài chính cho các ngân hàng Thổ Nhĩ Kỳ và 12 nhân tố tài chính cho các ngân hàng Tây Ban Nha. Mức độ chính xác của mô hình xây dựng là 96.6% cho tập số liệu của Tây Ban Nha và 100% cho tập số liệu của Thổ Nhĩ Kỳ.

Ở Việt Nam, những nghiên cứu về phương pháp phân loại, các mô hình cảnh báo vỡ nợ mới chỉ được quan tâm và đề cập đến từ sau cuộc khủng hoảng tài chính châu Á năm 1997. Các nghiên cứu tiêu biểu, như: Nghiên cứu của Công ty Chứng khoán Tân Việt, tính toán và cung cấp chỉ số Z của các công ty cổ phần niêm yết cho nhà đầu tư. Nghiên cứu của tác giả Đào Thị Thanh Bình (2011) nhằm xếp hạng tín dụng cho các công ty sản xuất. Nghiên cứu nguy cơ phá sản của các công ty cổ phần xây dựng niêm yết ở Việt Nam của tác giả Phan Hồng Mai (2012). Tác giả Nguyễn Thị Lương (2014) ứng dụng mô hình Merton-KMV để đo lường rủi ro vỡ nợ của 380 doanh nghiệp niêm yết ở Việt Nam... Tuy nhiên, các nghiên cứu trước ở Việt Nam chưa đề cập đến mức nguy cơ vỡ nợ, mô hình cảnh báo nguy cơ vỡ nợ cho các ngân hàng thương mại cổ phần.



* NCS., Trường Đại học Kinh tế Quốc dân | Email: ngandh@neu.edu.vn

MÔ HÌNH NGHIÊN CỨU

Mạng nơ ron nhân tạo (ANNs) là mô hình tính toán mô phỏng các chức năng mạng sinh học thần kinh, não của con người. Một nơ ron là một đơn vị xử lý thông tin và là thành phần cơ bản của một mạng nơ ron. Cấu trúc của một nơ ron được mô tả như Hình 1.

Các thành phần cơ bản của một nơ ron nhân tạo bao gồm:

Tập các đầu vào: Là các tín hiệu vào (input signals) của nơ ron, các tín hiệu này thường được đưa vào dưới dạng một vector N chiều.

Tập các liên kết: Mỗi liên kết được thể hiện bởi một trọng số (gọi là trọng số liên kết - Synaptic weight). Trọng số liên kết giữa tín hiệu vào thứ j với nơ ron k thường được kí hiệu là w_{kj} . Thông thường, các trọng số này được khởi tạo một cách ngẫu nhiên ở thời điểm khởi tạo mạng và được cập nhật liên tục trong quá trình học mạng.

Bộ tổng (Summing function): Thường dùng để tính tổng của tích các đầu vào với trọng số liên kết của nó.

Ngưỡng (còn gọi là một độ lệch - bias): Ngưỡng này thường được đưa vào như một thành phần của hàm truyền.

Hàm truyền (Transfer function): Hàm này được dùng để giới hạn phạm vi đầu ra của mỗi nơ ron. Nó nhận đầu vào là kết quả của hàm tổng và ngưỡng đã cho. Thông thường, phạm vi đầu ra của mỗi nơ ron được giới hạn trong đoạn $[0, 1]$ hoặc $[-1, 1]$. Các hàm truyền rất đa dạng, có thể là các hàm tuyến tính hoặc phi tuyến. Việc lựa chọn hàm truyền nào là tùy thuộc vào từng bài toán và kinh nghiệm của người thiết kế mạng.

Đầu ra: Là tín hiệu đầu ra của một nơ ron, với mỗi nơ ron sẽ có tối đa là một đầu ra. Xét về mặt toán học, cấu trúc của một nơ ron k, được mô tả bằng cặp biểu thức sau:

$$y_k = \sum_{i=1}^p w_{ki} \cdot x_i$$

Trong đó: x_1, x_2, \dots, x_p : là các tín hiệu vào;

$(w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp})$ là các trọng số liên kết của nơ ron thứ k;

u_k là hàm tổng; b_k là một ngưỡng;

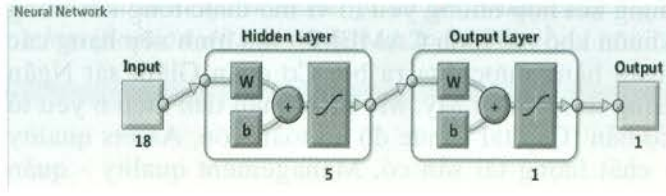
f là hàm truyền và y_k là tín hiệu đầu ra của nơ ron.

Như vậy, tương tự như nơ ron sinh học, nơ ron nhân tạo cũng nhận các tín hiệu đầu vào, xử lý (nhân các tín hiệu

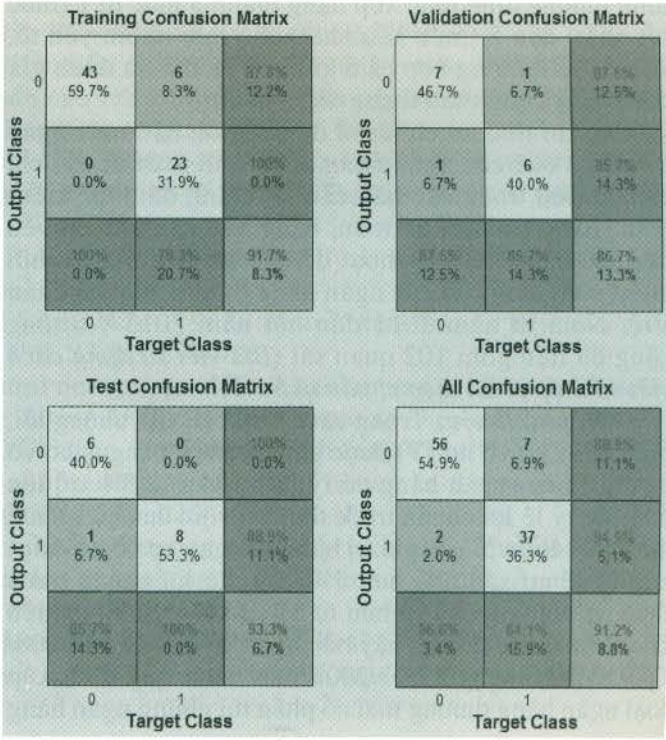
BẢNG: CÁC BIẾN SỐ

| Biến | Nội dung biến |
|------|---|
| x1 | Hệ số an toàn vốn |
| x2 | Hệ số đòn bẩy |
| x3 | Vốn chủ sở hữu/Tổng tài sản |
| x4 | Các khoản cho vay khách hàng/Tổng tài sản |
| x5 | Các khoản cho vay khách/Tiền gửi của khách hàng |
| x6 | Tỷ lệ tiền gửi huy động/Tổng tài sản |
| x7 | Chi phí dự phòng và chi phí hoạt động/Tổng thu nhập |
| x8 | ROA |
| x9 | ROE |
| x10 | NIM |
| x11 | NOM |
| x12 | Tổng thu nhập/Tiền gửi khách hàng |
| x13 | Tổng thu nhập/Tổng tài sản |
| x14 | Thu nhập sau thuế/Tài sản sinh lời |
| x15 | Lợi nhuận trước thuế và dự phòng/Tổng tài sản |
| x16 | Tài sản thanh khoản/Tổng tài sản |
| x17 | Tài sản thanh khoản/Tổng tiền gửi huy động |
| x18 | $\sqrt{\ln(TA)}$ |

SƠ ĐỒ: MẠNG NƠ RON VỚI 5 NÚT ẨN



HÌNH 2: KẾT QUẢ PHÂN NHÓM





Nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng thương mại vẫn ở mức cao

này với trọng số liên kết, tính tổng các tích thu được rồi gửi kết quả tới hàm truyền) và cho một tín hiệu đầu ra (là kết quả của hàm truyền).

PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Khi nghiên cứu về vỡ nợ ngân hàng, các nghiên cứu thực nghiệm áp dụng cho các nước phát triển đã sử dụng kết hợp những yếu tố vi mô được tổng kết trong khuôn khổ mô hình CAMELS - mô hình xếp hạng các ngân hàng được đưa ra bởi Cơ quan Giám sát Ngân hàng trung ương Mỹ. Mô hình phân tích theo 6 yếu tố cơ bản (Capital - mức độ an toàn vốn, Assets quality - chất lượng tài sản có, Management quality - quản lý, Earnings - lợi nhuận, Liquidity - thanh khoản và Senitivity - mức độ nhạy cảm với rủi ro thị trường). Mô hình thường định mức xếp hạng thành 5 mức từ 1 (mức tốt nhất) đến 5 (mức xấu nhất) cho mỗi nhóm yếu tố, sau đó sẽ lại tổng hợp cả 6 kết quả để đưa ra đánh giá cuối cùng cũng theo thang điểm như trên.

Các chỉ tiêu tài chính sử dụng để dự báo mức nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng được tính toán từ các chỉ số, chỉ tiêu trong các báo cáo tài chính đã được kiểm toán (bảng cân đối kế toán, bảng báo cáo lưu chuyển tiền tệ, bảng kết quả hoạt động kinh doanh) tại thời điểm cuối năm của các ngân hàng thương mại cổ phần Việt Nam từ năm 2011 đến hết năm 2013 với tổng cộng dữ liệu gồm 102 quan sát (*Bài viết sử dụng cách viết số thập phân theo chuẩn quốc tế*).

Biến phụ thuộc: Trong cách tiếp cận của chúng tôi, biến nguy cơ vỡ nợ (Y) được gán trị bằng 1 (nguy cơ vỡ nợ cao) nếu ngân hàng có tỷ lệ nợ xấu từ 3% trở lên hoặc có tỷ lệ lợi nhuận trước thuế so với vốn chủ sở hữu dưới 5%. Biến Y gán giá trị bằng 0 (nguy cơ vỡ nợ thấp) nếu tỷ lệ nợ xấu nhỏ hơn 3% và tỷ lệ lợi nhuận trước thuế so với vốn chủ sở hữu từ 5% trở lên. Sở dĩ nghiên cứu chọn thang đo như vậy bởi theo Quyết định 06/2008/QĐ-NHNN, ngày 12/03/2008 ban hành quy định xếp loại ngân hàng thương mại cổ phần thì những ngân hàng

có tỷ lệ nợ xấu trên 3% sẽ bị trừ 13 điểm, nếu tỷ lệ nợ xấu trên 5% sẽ bị trừ 19 điểm trên tổng số 35 điểm dành cho chỉ tiêu chất lượng tài sản, điều đó có nghĩa là ngân hàng sẽ bị xếp loại C và Ngân hàng Nhà nước phải có biện pháp quản lý, giám sát. Cũng theo Quyết định số 06/2008, thì nếu chỉ tiêu lợi nhuận trước thuế so với vốn chủ sở hữu đạt dưới 5% thì ngân hàng bị trừ đi 10 điểm trên tổng số 20 điểm của chỉ tiêu về kết quả hoạt động kinh doanh và như thế ngân hàng cũng sẽ bị xếp loại C. Kết quả bộ dữ liệu mảng 102 quan sát có 44 quan sát thuộc nhóm nguy cơ vỡ nợ cao và 58 quan sát thuộc nhóm có nguy cơ vỡ nợ thấp.

Biến độc lập: Dựa trên nguồn số liệu hiện có, dựa trên các chỉ tiêu trong mô hình CAMELS và những gợi ý từ các công trình nghiên cứu trước, cũng như từ thực tế hoạt động của các ngân hàng thương mại bài viết đã xây dựng, lựa chọn hệ thống các biến số như trong Bảng.

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Các quan sát khi đưa vào mạng nơ ron sẽ được chia thành 3 mẫu con một cách ngẫu nhiên, đó là:

(i) Mẫu huấn luyện dùng cho quá trình huấn luyện (điều chỉnh các trọng số liên kết) gồm 72 quan sát.

(ii) Mẫu thứ hai gọi là mẫu dữ liệu chứng thực gồm 15 quan sát dùng để đo năng lực khái quát hóa của mạng và dừng thủ tục học khi năng lực mạng không được cải thiện.

(iii) Mẫu thứ ba dùng để kiểm tra gồm 15 quan sát. Phần mẫu này không tác động đến chương trình học và nó cung cấp độ đo độc lập đo hiệu suất của mạng trong suốt quá trình cũng như sau khi học.

Tiếp theo, chúng ta cần xác định số nơ ron trong nút ẩn, để xác định số lượng nơ ron tối ưu ta sử dụng chương trình của Yao, Tan và Poh (1999), đây là một chương trình lập xem xét số lượng nơ ron cho đến khi tìm được lỗi trung bình bình phương (MSE) nhỏ nhất. Theo kết quả đó, chúng tôi sử dụng mạng nơ ron với 5 nút ẩn (Số ẩn).

Thiết kế mạng của chúng tôi bao gồm 18 nút đầu vào, 5 nút tầng ẩn và 1 nút đầu ra. Quá trình huấn luyện mạng tiến hành qua nhiều lần, kết quả phân nhóm được biểu diễn ở Hình 2.

Các bảng lần lượt là kết quả phân nhóm ở mẫu huấn luyện, mẫu chứng thực, mẫu kiểm tra. Ở bảng cuối số quan sát thuộc nhóm 1 được phân nhóm đúng trong tổng ba mẫu là chiếm 84.1%. Số quan sát thuộc nhóm 0 được phân nhóm đúng là chiếm 96.6%. Kết quả tổng hợp tỷ lệ phân nhóm đúng là 91.2%. Các thông số của mạng nơ ron xây dựng ở Hình 3.

HÌNH 3: CÁC THÔNG SỐ CỦA MẠNG NƠ RON

| Results | | | |
|-------------|---------|------------|-------------|
| | Samples | MSE | %E |
| Training: | 72 | 7.94231e-2 | 9.72222e-0 |
| Validation: | 15 | 1.13743e-1 | 13.33333e-0 |
| Testing: | 15 | 9.57385e-2 | 6.66666e-0 |

Plot Confusion Plot ROC

Nguồn: Tính toán của tác giả

KẾT LUẬN

Nghiên cứu là một thử nghiệm áp dụng mô hình mạng nơ ron để phân loại, dự báo nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng thương mại cổ phần Việt Nam. Các biến sử dụng trong mô hình được tính toán từ các biến trong mô hình CAMEL, như: hệ số an toàn vốn, hệ số đòn bẩy, vốn chủ sở hữu/tổng tài sản, ROA, ROE, NIM, NOM... Hiệu suất phân loại của mạng nơ ron trong nghiên cứu là khá cao (91.2%). Như vậy, với mỗi quan sát ngoài mẫu để xác định mức nguy cơ vỡ nợ, tác giả sẽ tiến hành tính toán giá trị của 18 biến số đã nêu và nhập vào mạng, mạng sẽ cho ra kết quả phân nhóm mức nguy cơ vỡ nợ của quan sát. Áp dụng mô hình mạng nơ ron đã xây dựng với bộ dữ liệu năm

2014, tác giả nhận thấy nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng thương mại vẫn ở mức cao, đặc biệt có nguy cơ vỡ nợ cao trong những năm trước. Điều này cho thấy, việc giải quyết các vấn đề nội tại của các ngân hàng thương mại cũng cần khoảng thời gian nhất định. □

Abstract:

If default risk in commercial banks is early warned, it will contribute significantly to the prevention of their collapse, minimize the loss of depositors, banks, deposit insurance organizations and the whole economy. This research uses neural network model to classify and predict default risk for Vietnam's commercial banks. The result shows that neural network model gives performance of high classification with accuracy up to 91.2%.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Ngân hàng Nhà nước Việt Nam (2011, 2012, 2013). Báo cáo thường niên năm 2011, năm 2012, năm 2013
2. Ngô Văn Thứ (2011). Thống kê toán, Nxb Khoa học và Kỹ thuật, Hà Nội
3. Đào Thị Thanh Bình (2011). Mô hình chấm điểm tín dụng cho các công ty sản xuất ở Việt Nam
4. Phan Hồng Mai (2012). Nguy cơ phá sản của các công ty cổ phần xây dựng niêm yết ở Việt Nam, Đề tài khoa học cấp cơ sở Trường Đại học Kinh tế Quốc dân
5. Nguyễn Thị Lương (2014). Ứng dụng mô hình Merton-KMV để đo lường rủi ro vỡ nợ của các doanh nghiệp niêm yết ở Việt Nam, Luận văn thạc sỹ kinh tế, Trường Đại học Kinh tế Quốc dân, Hà Nội
6. Altman, Edward I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, pp. 189-209
7. Salchenberger, L.M., Cinar, E.M. and Lash, N.A. (1992). *Neural networks: a new tool for predicting thrift failures*, Decision Sciences, Vol. 23, pp. 899-916
8. Odom, M. and R. Sharda (1993). A neural network model for bankruptcy prediction, *Article in Neural networks in Finance and Investing: Using Artificial Intelligence to improve Real- World Performance*, R. Trippi and E. Turban (eds.). Chicago, IL: Probus Publishing Co
9. Tam and M. Kiang (1992). Managerial applications of neural networks-the case of bank failure predictions, *Management Science*, Vol. 38(7), pp. 926-947
10. Ravi, V. and C. Pramodh (2008). Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: application to bankruptcy prediction in banks, *Applied Soft Computing*, Vol. 8 (4), pp.1539-1548
11. JingTao Yao, Chew Lim Tan, and Hean-Lee Poh (1999). Neural networks for technical analysis: a study on KLCI, *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, Vol. 02, No.02, pp. 221-241