

XÂY DỰNG MÔ HÌNH CẢNH BÁO NGUY CƠ VỠ NỢ CHO CÁC NGÂN HÀNG THƯƠNG MẠI CỔ PHẦN VIỆT NAM

Đặng Huy Ngân

*Khoa Toán Kinh tế, Trường Đại học Kinh tế quốc dân
Email: ngandh@neu.edu.vn, danghuyngan@gmail.com*

Ngày nhận: 01/8/2016
Ngày nhận bản sửa: 5/9/2016
Ngày duyệt đăng: 15/9/2016

Tóm tắt:

Nghiên cứu này nhằm xây dựng mô hình cảnh báo nguy cơ vỡ nợ cho các ngân hàng thương mại cổ phần (NHTMCP) Việt Nam. Nghiên cứu sử dụng mô hình Logit với dữ liệu mảng và mô hình mạng nơron. Với bộ dữ liệu của các NHTMCP Việt Nam giai đoạn 2010 - 2014, nghiên cứu xác định được các nhân tố tác động tới nguy cơ vỡ nợ của các NHTMCP Việt Nam, từ đó đề xuất một số giải pháp và gợi ý chính sách cho các ngân hàng và các cơ quan quản lý.

Từ khóa: Mô hình cảnh báo vỡ nợ, ngân hàng thương mại, nhân tố ảnh hưởng, nợ xấu.

Developing risk insolvency warning model for the Vietnam Joint-stock Commercial Bank

Abstract:

This research aims to develop risk insolvency warning model for the Vietnam Joint-stock Commercial Bank. The study used the Logit model with array data and models of neural networks. Data of the Vietnam Joint Stock Commercial Bank in the period 2010 – 2014 are also used in the study. The paper identified the factors that affect the risk of insolvency of the bank in Vietnam, providing a number of solutions and policy suggestions for the banks and the regulators.

Keywords: Default warning model; commercial bank; affecting factors, non-performing loan.

1. Giới thiệu

Ở Việt Nam hệ thống các ngân hàng thương mại cổ phần mới bắt đầu xuất hiện trong những năm đầu thập niên 80 của thế kỷ XX và phát triển mạnh trong giai đoạn 1991 - 1996, tiếp theo là giai đoạn 2006 - 2010. Sự phát triển mạnh mẽ về mọi mặt của các NHTMCP đã góp phần quan trọng vào sự phát triển kinh tế đất nước. Bên cạnh những thành tựu đạt được thì hệ thống ngân hàng thương mại cổ phần cũng bộc lộ nhiều hạn chế, yếu kém, nhiều NHTMCP đã thực sự lâm vào tình trạng phá sản về mặt kỹ thuật vào cuối năm 2011. Đó là lý do chính cho sự ra đời của Đề án Cơ cấu lại hệ thống tổ chức tín dụng (TCTD) giai đoạn 2011 - 2015. Để tái cơ cấu hệ thống ngân hàng thành công thì việc quan trọng đầu tiên cần làm

là phân loại, nhận diện chính xác các ngân hàng yếu kém có nguy cơ vỡ nợ cao.

Nghiên cứu cảnh báo vỡ nợ ngân hàng là một chủ đề quan trọng, được quan tâm rộng rãi, được nhiều tổ chức xếp hạng nghiên cứu. Tác giả Martin (1977) đã sử dụng mô hình Logit và phân tích sự phân biệt trong dự báo vỡ nợ của các ngân hàng trong giai đoạn 1975 - 1976 và cả hai mô hình đã cho kết quả phân lớp phù hợp với thực tế. Tác giả West (1985) đã sử dụng mô hình Logit kết hợp với phân tích nhân tố để đo lường, mô tả đặc điểm tài chính và đánh giá hoạt động của các ngân hàng. Kết quả cho thấy việc kết hợp giữa phân tích nhân tố và mô hình Logit rất hữu ích khi đánh giá hoạt động của ngân hàng.

Tác giả Duclaux & Soupmo Badjio (2009) đã sử dụng mô hình Logit dự báo những ngân hàng gặp khó khăn cho các ngân hàng thuộc 6 nước khu vực Trung Phi. Biến giải thích là một hỗn hợp của các chỉ số tài chính, các yếu tố thể chế và văn hóa liên quan đến bối cảnh các nước này. Trong số 12 biến sử dụng thì có 3 biến số có ý nghĩa thống kê.

Tam & Kiang (1992) trong nghiên cứu dự báo vỡ nợ của các ngân hàng bang Texas đã chỉ ra rằng mạng nơron (ANN) thành công hơn các mô hình phân tích phân biệt và mô hình Logit. Tác giả Ravi & Pramodh (2008) đã sử dụng mạng nơron 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.

Mặc dù có nhiều mô hình đã được xây dựng nhằm giải thích nguyên nhân cũng như đề ra các biện pháp dự báo, ngăn ngừa vỡ nợ, khủng hoảng, tuy nhiên trên thực tế vẫn xảy ra các vụ vỡ nợ các ngân hàng, các tổ chức tài chính với quy mô và ảnh hưởng ngày càng lớn mà người ta không dự báo được, điều đó cho thấy việc xây dựng các mô hình cảnh báo vỡ nợ vẫn luôn cần được quan tâm bổ sung, hoàn thiện.

Ở Việt Nam những nghiên cứu về mô hình cảnh báo vỡ nợ, khủng hoảng mới chỉ được quan tâm và đề cập đến từ sau cuộc khủng hoảng tài chính châu Á năm 1997. Ví dụ như nghiên cứu của tác giả Nguyễn Trọng Hòa (2009) đã dựa trên mô hình phân tích phân biệt và mô hình Logit để tiến hành tính xác suất vỡ nợ và xếp hạng tín dụng cho các doanh nghiệp niêm yết ở Việt Nam. Nghiên cứu của Nguyễn Quang Dong (2009) xây dựng mô hình Z-Score cho các ngân hàng và các tổ chức tài chính Việt Nam, nghiên cứu sử dụng số liệu một năm của 37 ngân hàng. Tác giả cho rằng phương pháp phân tích phân biệt phù hợp với các nước mà cơ sở dữ liệu còn chưa phong phú, chuỗi thời gian chưa dài. Phương pháp có thể áp dụng trong điều kiện nền kinh tế chuyển đổi. Phan Hồng Mai (2012) đã nghiên cứu và kiểm chứng tác động của 4 nhân tố (năng lực quản lý tài sản, cơ cấu vốn, quy mô doanh nghiệp và cơ chế quản lý của Nhà nước) tới nguy cơ phá sản của các doanh nghiệp xây dựng niêm yết trên thị trường chứng khoán Việt Nam. Kết quả nghiên cứu xác định nguyên nhân làm gia tăng nguy cơ phá

sản của các công ty cổ phần xây dựng là năng lực quản lý tài sản yếu kém. Tác giả Nguyễn Thị Lương (2014) đã ứng dụng mô hình Merton-KMV để đo lường rủi ro vỡ nợ của 380 doanh nghiệp niêm yết ở Việt Nam. Tác giả Lê Khương Ninh (2015) đã tổng kết các nguyên nhân dẫn đến phá sản của các ngân hàng thương mại. Theo đó có 4 loại nguyên nhân trên các phương diện vĩ mô, vi mô, sự can thiệp của Chính phủ vào các ngân hàng do Chính phủ sở hữu và sự thay đổi trong cơ chế chính sách.

Qua nghiên cứu tổng quan tài liệu cho thấy vỡ nợ của các ngân hàng thương mại cổ phần Việt Nam đã được nghiên cứu nhưng chưa đầy đủ, chưa theo dõi diễn biến nợ xấu của các ngân hàng trong một thời kỳ nhất định. Các nghiên cứu trước đã xác định các nhân tố tác động đến nguy cơ vỡ nợ qua từng nghiên cứu, nhưng chúng có phải là nguyên nhân dẫn đến nợ xấu trong một thời kỳ nào đó hay không? Hơn nữa các ngân hàng có những đặc trưng riêng có ảnh hưởng tới khả năng vỡ nợ thì hiện nay chưa có nghiên cứu thực nghiệm nào đo lường yếu tố này. Xuất phát từ các lý do trên, nghiên cứu này xây dựng mô hình cảnh báo nguy cơ vỡ nợ cho các NHTMCP Việt Nam với số liệu mảng, mô hình Logit. Nghiên cứu cũng thử nghiệm áp dụng mô hình mạng nơron vào phân loại, dự báo nguy cơ vỡ nợ cho các NHTMCP Việt Nam. Nghiên cứu trả lời các câu hỏi: (i) Các nhân tố, các chỉ tiêu nào ảnh hưởng và ảnh hưởng như thế nào tới nguy cơ vỡ nợ của các NHTMCP? (ii) Các ngân hàng có các đặc thù riêng ảnh hưởng đến khả năng vỡ nợ, sự khác biệt này giữa các ngân hàng được xác định như thế nào? (iii) Phương pháp, mô hình cảnh báo vỡ nợ nào nên đề xuất áp dụng cho các NHTMCP Việt Nam? (iv) Các kiến nghị nhằm giảm nguy cơ vỡ nợ cho các ngân hàng rút ra từ phân tích mô hình.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Mô hình nghiên cứu

2.1.1. Mô hình Logit với số liệu mảng

Số liệu mảng là tập số liệu thu thập được trên cùng một tập hợp các cá thể (hộ gia đình, doanh nghiệp, tỉnh, v.v..) theo thời gian tại các mốc thời điểm cách đều nhau. Số liệu mảng chứa thông tin theo chiều ngang giữa các đối tượng tại cùng một thời điểm và thông tin theo thời gian của từng đối tượng.

Ta ký hiệu biến phụ thuộc Y và các giá trị cụ thể của nó là Y_{it} với $i = 1, n$ là các nhóm; $t = 1, T_1$ là

chỉ số theo thời gian trong nhóm i .

$$y_{it} = \begin{cases} 1 & \text{Nếu ngân hàng thứ } i \text{ ở năm } t \text{ có nguy cơ vỡ nợ cao} \\ 0 & \text{Nếu ngân hàng thứ } i \text{ ở năm } t \text{ có nguy cơ vỡ nợ thấp} \end{cases}$$

x_{it} là véc tơ biến giải thích, thể hiện các nhân tố ảnh hưởng đến nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng; β là véc tơ các tham số (các véc tơ viết dưới dạng cột).

Xét mô hình Logit

$$P(y_{it} = 1 | x_{it}) = F(\alpha_i + x'_{it} \beta) = \frac{\exp(\alpha_i + x'_{it} \beta)}{1 + \exp(\alpha_i + x'_{it} \beta)}$$

Trong mô hình này ta giả thiết tồn tại các yếu tố không quan sát được α_i và α_i có tương quan với các biến giải thích trong mô hình. Tuy nhiên việc ước lượng với cùng lúc nhiều tham số trong mô hình là điều khó khăn. Các tác giả Hosmer & cộng sự (2013) đã trình bày một lý thuyết ước lượng tham số β mà không cần phải có ước lượng của các tham số α_i . Phương pháp ước lượng này là phương pháp ước lượng hợp lý cực đại dựa trên xác suất có điều kiện:

$$P\left((y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i}) \mid \sum_{t=1}^{T_i} y_{it} = k_{i1} \right) = \frac{\exp\left(\sum_{t=1}^{T_i} y_{it} x'_{it} \beta\right)}{\sum_{d_{it} \in S_i} \exp\left(\sum_{t=1}^{T_i} d_{it} x'_{it} \beta\right)}$$

d_{it} bằng 0 hoặc 1 với $\sum_{t=1}^{T_i} d_{it} = k_{i1}$ và S_i là tập tất cả các kết hợp của k_{i1} và $k_{2i} = T_i - k_{i1}$.

Một cách tổng quát ta có thể xét đến các điều kiện:

$$\sum_{t=1}^T y_{it} = 1, \sum_{t=1}^T y_{it} = 2, \dots, \sum_{t=1}^T y_{it} = T - 1$$

Ước lượng β từ điều kiện cực đại hàm hợp lý

$$\ln L = \sum_{t=1}^n \left\{ \sum_{t=1}^{T_i} y_{it} x'_{it} \beta - \log \sum_{d_{it} \in S_i} \exp\left(\sum_{t=1}^{T_i} d_{it} x'_{it} \beta\right) \right\}$$

Sau khi đã có kết quả ước lượng $\hat{\beta}$ của β , trong trường hợp T_i nhỏ, ta xác định các α_i từ điều kiện: $\sum_{t=1}^{T_i} (y_{it} - p_{it}) = 0$ trong đó

$$p_{it} = \frac{\exp(\alpha_i + x'_{it} \hat{\beta})}{1 + \exp(\alpha_i + x'_{it} \hat{\beta})}$$

Ta có:

$$\bar{y}_i = \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} \frac{e^{\alpha_i} \cdot e^{x'_{it} \hat{\beta}}}{1 + e^{\alpha_i} \cdot e^{x'_{it} \hat{\beta}}} = \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} \frac{e^{x'_{it} \hat{\beta}}}{\mu_i + e^{x'_{it} \hat{\beta}}} = \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} \frac{c_{it}}{\mu_i + c_{it}}$$

Với

$$\mu_i = \frac{1}{e^{\alpha_i}}; c_{it} = \exp(x'_{it} \hat{\beta})$$

Tính toán μ_i và suy ra $\alpha_i = -\log \mu_i$

Lựa chọn mô hình và kiểm định

Để đưa ra quyết định lựa chọn giữa mô hình tác động cố định - FE và mô hình tác động ngẫu nhiên - RE, kiểm định Hausman đã được sử dụng. Ý tưởng của kiểm định Hausman: nếu α_i không tương quan với các biến giải thích thì cả hai phương pháp ước lượng RE, FE đều cho kết quả ước lượng vững, do đó kỳ vọng các hệ số ước lượng thu được từ hai phương pháp là khá gần nhau. Nếu α_i tương quan với các biến giải thích thì ước lượng từ mô hình tác động cố định là ước lượng vững, trong khi đó ước lượng từ phương pháp ngẫu nhiên lại không vững, do đó các ước lượng từ hai phương pháp sẽ rất khác nhau. Kiểm định Hausman dựa trên sự khác biệt giữa các hệ số ước lượng bởi hai phương pháp để đưa ra sự lựa chọn mô hình.

Thông kê kiểm định là:

$$\chi^2_{qs} = (\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE})' (V_{FE} - V_{RE})^{-1} (\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE})$$

2.1.2. Mô hình mạng nơron

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

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

+ Tập các đầu vào: là các tín hiệu vào của nơron, các tín hiệu này thường được đưa vào dưới dạng một véc tơ N chiều.

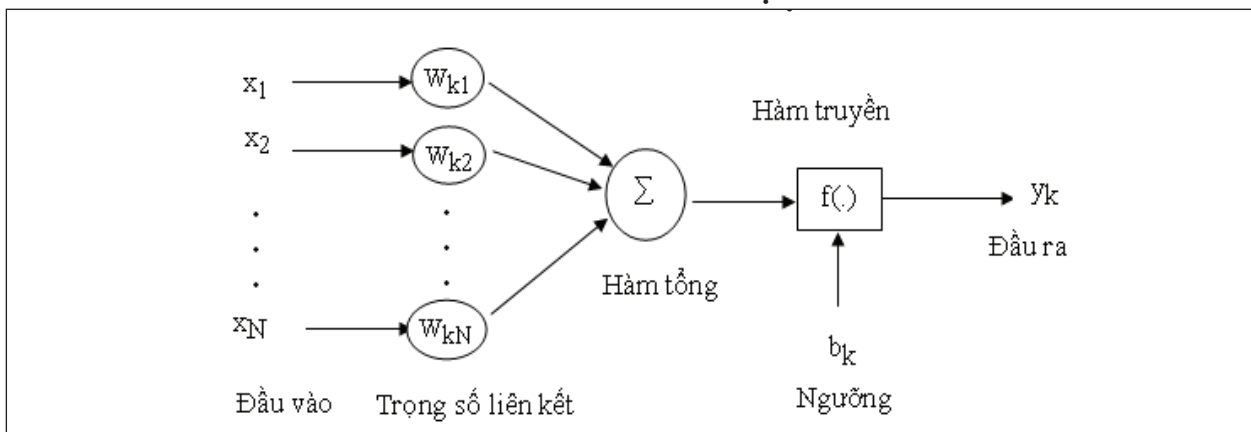
+ Tập các liên kết: mỗi liên kết được thể hiện bởi một trọng số (gọi là trọng số liên kết). Trọng số liên kết giữa tín hiệu vào thứ j với nơron k thường được kí hiệu là w_{kj} . Thông thường, các trọng số này được khởi tạo một cách ngẫu nhiên ở thời điểm khởi tạo mạng và được cập nhật liên tục trong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

+ Bộ tổng: thường dùng để tính tổng của tích các đầu vào với trọng số liên kết của nó.

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

+ Hàm truyền: được dùng để giới hạn phạm vi

Hình 1: Nơon nhân tạo



đầu ra của mỗi nơon. Nó nhận đầu vào là kết quả của hàm tổng và ngưỡng đã cho. Thông thường, phạm vi đầu ra của mỗi nơon 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 nơon, với mỗi nơon sẽ có tối đa là một đầu ra.

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

Mặc dù mỗi nơon đơn lẻ có thể thực hiện những chức năng xử lý thông tin nhất định, sức mạnh của tính toán nơon chủ yếu có được nhờ sự kết hợp các nơon trong một kiến trúc thống nhất. Một mạng nơon là một mô hình tính toán được xác định qua các tham số: kiểu nơon (như là các nút nếu ta coi cả mạng nơon là một đồ thị), kiến trúc kết nối (sự tổ chức kết nối giữa các nơon) và thuật toán học (thuật toán dùng để học cho mạng). Có ba phương pháp học phổ biến là học có giám sát, học không giám sát và học tăng cường.

Với nghiên cứu này tập các đầu vào của mạng nơon là các quan sát với các thuộc tính là các biến giải thích, đầu ra là các kết quả phân lớp $Y = 1$ (nguy cơ vỡ nợ cao); $Y = 0$ (nguy cơ vỡ nợ thấp).

2.2. Dữ liệu và biến số

Các ngân hàng trong nghiên cứu bao gồm các ngân hàng thương mại cổ phần Việt Nam, danh sách các ngân hàng này được ngân hàng nhà nước (NHNN) thông báo hàng năm trên website và được

mã hoá trong nghiên cứu. Các chỉ tiêu tài chính sử dụng để dự báo nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng được tính toán từ các chỉ số, chỉ tiêu trong các báo cáo tài chính công khai 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 2010 đến hết năm 2014 tổng cộng gồm có 162 quan sát.

Các biến trong nghiên cứu gồm:

Biến phụ thuộc

Trong cách tiếp cận của nghiên cứu biến nguy cơ vỡ nợ (Y) được gán giá trị bằng 1 (nguy cơ vỡ nợ cao) nếu ngân hàng có tỷ lệ nợ xấu từ 3% trở lên. Biến Y gán giá trị bằng 0 (nguy cơ vỡ nợ thấp) nếu tỷ lệ nợ xấu nhỏ hơn 3%.

Việc lựa chọn thang đo như vậy dựa trên các luận cứ sau:

+ Định nghĩa nợ xấu của Việt Nam theo Quyết định số 493/2005/QĐ-NHNN và Quyết định 18/2007/QĐ-NHNN. Theo các quyết định này thì các tổ chức tín dụng phân loại nợ thành 5 nhóm và tổng các khoản nợ xấu là tổng các khoản nợ thuộc nhóm 3; nhóm 4; nhóm 5. Tỷ lệ nợ xấu là tỷ lệ giữa tổng các khoản nợ xấu so với tổng dư nợ.

+ Theo Điều 21, Thông tư 19 của NHNN ban hành ngày 6/9/2013, xác định tỷ lệ nợ xấu từ 3% trở lên sẽ gây mất an toàn cho các tổ chức tín dụng và NHNN buộc phải có các biện pháp can thiệp hành chính nhằm đảm bảo đưa tỷ lệ nợ xấu của các tổ chức tín dụng về mức an toàn.

Kết quả phân nhóm ngân hàng: trong bộ dữ liệu mảng 162 quan sát có 38 quan sát thuộc nhóm nguy

Bảng 1: Các biến số

Tên biến	Nội dung	Dấu kỳ vọng
Nhóm 1 - Khả năng sinh lời		
e1	ROA	-
e2	ROE	-
e3	Chi phí dự phòng nợ khó đòi + Giảm giá đầu tư chứng khoán/Thu nhập lãi thuần	+
e4	(Lãi thuần - Chi phí hoạt động)/Chi phí hoạt động	-
e5	Lợi nhuận sau thuế/Thu nhập lãi thuần	-
e6	Tổng thu nhập/Tổng tài sản có	-
e7	Tốc độ tăng trưởng thu nhập lãi thuần	-
e8	Tốc độ tăng trưởng lợi nhuận sau thuế	-
e9	Chi phí dự phòng nợ khó đòi/Tổng thu nhập trước dự phòng và thuế	+
e10	Thu nhập từ phí dịch vụ/Tổng thu nhập hoạt động	-
e11	Lãi cận biên thuần	-
Nhóm 2 - Các chỉ số thâm hụt		
d1	Tổng nợ/Tài sản có	+
d2	Tổng nợ/Vốn chủ sở hữu	+
d3	Nợ quá hạn/Tổng nợ	+
Nhóm 3 - Hiệu quả quản lý tài sản		
m1	Thu nhập lãi thuần/Tài sản cố định	-
m2	(Lợi nhuận trước thuế + Dự phòng)/Chi phí hoạt động	-
m3	Thu nhập lãi thuần/Tổng tài sản có	-
m4	(Lợi nhuận trước thuế + Dự phòng)/Tổng tài sản có	-
Nhóm 4 - Chất lượng tài sản		
a1	Dự phòng nợ khó đòi/Nợ khó đòi	+
a2	Dự phòng nợ khó đòi/Dư nợ cho vay	+
a3	Nợ khó đòi/(Vốn chủ sở hữu + Dự phòng nợ khó đòi)	+
a4	Tỷ lệ cho vay/Tài sản sinh lời	+/-
a5	Gửi và cho vay tiền thị trường liên ngân hàng/Tài sản sinh lời	-
a6	Chứng khoán đầu tư và chứng khoán kinh doanh/Tài sản sinh lời	+
a7	Đầu tư góp vốn dài hạn/Tài sản sinh lời	+
Nhóm 5 - Mức độ an toàn		
c1	Tăng trưởng vốn chủ sở hữu	-
c2	CAR-Tỷ lệ an toàn vốn	-
c3	Vốn chủ sở hữu/Tổng huy động vốn tiền gửi	-
c4	Vốn chủ sở hữu/Tài sản có	-
Nhóm 6 - Các chỉ số về tăng trưởng bền vững		
s1	Tốc độ tăng trưởng thu nhập lãi	-
s2	Ln (Tài sản cố định)	+/-
s3	Tốc độ tăng trưởng tài sản (Total asset growth)	+/-
s4	Lợi nhuận chưa phân phối/Lợi nhuận sau thuế	-
s5	Lợi nhuận chưa phân phối/Tổng tài sản	-
Nhóm 7 - Tính thanh khoản		
l1	Tốc độ tăng trưởng tiền gửi	-
l2	Tốc độ tăng trưởng các khoản cho vay	+
l3	Các khoản cho vay thuần/Tiền gửi của khách	+
l4	Huy động từ tổ chức kinh tế và dân cư/Tổng huy động	-
l5	Huy động trên thị trường liên ngân hàng/Tổng huy động	+
l6	Tỷ lệ tài sản lỏng/Tổng tài sản có	-

cơ vỡ nợ cao và 124 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 CAMEL và những gợi ý từ các công trình nghiên cứu trước, cũng như từ thực tế

hoạt động của các ngân hàng thương mại, nghiên cứu đã xây dựng, lựa chọn 40 biến số (Bảng 1).

3. Kết quả và thảo luận

3.1. Kết quả áp dụng mô hình Logit với dữ liệu mảng

Bảng 2: Các biến có khả năng phân biệt các mức nguy cơ

Tên biến	Nội dung
e1	ROA
e2	ROE
e4	(Lãi thuần - Chi phí hoạt động)/Chi phí hoạt động
e7	Tốc độ tăng trưởng thu nhập lãi thuần
e9	Chi phí dự phòng nợ khó đòi/Tổng thu nhập trước dự phòng và thuế
e10	Thu nhập từ phí dịch vụ/Tổng thu nhập hoạt động
e11	Lãi cận biên thuần
d3	Nợ quá hạn/Tổng nợ phải trả
m2	(Lợi nhuận trước thuế + Dự phòng)/Chi phí hoạt động
m3	Thu nhập lãi thuần/Tổng tài sản
a3	Nợ khó đòi/(Vốn chủ sở hữu + Dự phòng nợ khó đòi)
a4	Tỷ lệ cho vay/Tài sản sinh lời
a5	Gửi và cho vay tiền thị trường liên ngân hàng/Tài sản sinh lời
a6	Chứng khoán đầu tư và chứng khoán kinh doanh/Tài sản sinh lời
s3	Tốc độ tăng trưởng tài sản (Total asset growth)
l1	Tốc độ tăng trưởng tiền gửi
l4	Huy động từ tổ chức kinh tế và dân cư/Tổng huy động
l5	Huy động trên thị trường liên ngân hàng/Tổng huy động

Nguồn: Thiết kế của tác giả

Từ 40 biến số thuộc 7 nhóm đã được tính toán, tác giả tiến hành phân tích phương sai để xác định các biến trong các nhóm có khả năng phân biệt các mức nguy cơ. Cụ thể còn lại 18 biến trong Bảng 2.

Từ tập các biến rút gọn này, nghiên cứu sử dụng mô hình hồi quy Logit dữ liệu mảng với mô hình ảnh hưởng ngẫu nhiên và mô hình ảnh hưởng cố định. Để xác định phương pháp hồi quy nào là phù hợp trong hai phương pháp trên, nghiên cứu sử dụng kiểm định Hausman (1978). Bảng 3 trình bày kết quả hồi quy và kết quả kiểm định của mô hình

Kết quả kiểm định Hausman $\chi^2(4) = 25,04$; $p =$

0,000 cho thấy mô hình tác động cố định là phù hợp.

Mỗi ngân hàng còn có đặc trưng riêng thể hiện bằng α_i . Với bộ dữ liệu trong khoảng thời gian 5 năm 2010 - 2014, việc tính toán các α_i dẫn tới giải phương trình bậc 5, bậc 4, bậc 3 tùy thuộc bao nhiêu năm có số liệu cho từng ngân hàng. Sử dụng Matlab để giải quyết công việc này, các kết quả thu được ở Bảng 5.

Kết quả mô hình:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha_i + 2,37e_9 + 102,9006d_3 - 3,8522e_4 + 8,7537l_5$$

Bảng 3: Kết quả hồi quy

Hồi quy Logistic với tác động cố định		Số quan sát = 108				
		Số nhóm = 24				
		LR $\chi^2(4) = 52,66$				
Log likelihood = -16,369485		Prob > $\chi^2 = 0,0000$				
y	B	Std. Err.	z	P > z	[95% Conf. Interval]	
e9	2,370096	1,369055	1,73	0,083	-,3132023	5,053395
d3	102,9006	30,12938	3,42	0,001	43,84811	161,9531
e4	-3,852218	1,506492	-2,56	0,011	-6,804889	-,8995477
l5	8,753741	3,782008	2,31	0,021	1,341142	16,16634

Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng 4: Thống kê mô tả các biến trong mô hình

Biến	Trung bình	Độ lệch chuẩn	Nhỏ nhất	Lớn nhất
e9	0,3327028	0,267076	-0,971832	0,974423
d3	0,0365124	0,0299139	0,0025906	0,1756114
e4	0,6600885	0,5973063	-1,403136	2,855319
15	0,2647831	0,1474483	0,000045	0,794132

Trong đó p là xác suất để quan sát thuộc nhóm nguy cơ vỡ nợ cao và ta ký hiệu tỷ số $odds = \frac{p}{1-p}$.

Tính xác suất vỡ nợ và đo hiệu suất của mô hình, kết quả với dữ liệu 5 năm 2010 - 2014 hiệu suất là 85,185%.

Phân tích các kết quả của mô hình:

- Biến e4 = (Lãi thuần - Chi phí hoạt động)/Chi phí hoạt động thuộc vào nhóm biến số thể hiện khả năng sinh lời của ngân hàng. Tỷ số này càng lớn thì nguy cơ trả nợ quá hạn, nguy cơ nợ xấu sẽ giảm. Kết quả ước lượng hệ số của biến e4 có dấu âm đúng như kỳ vọng.

- Biến d3 = Nợ quá hạn/Tổng nợ phải trả phản ánh chất lượng tài sản của ngân hàng. Chỉ số này càng lớn càng khiến ngân hàng có nguy cơ mất an toàn cao. Khả năng vỡ nợ chịu ảnh hưởng dương của tỷ số này.

- Biến e9 = Chi phí dự phòng nợ khó đòi/Tổng thu nhập trước dự phòng và thuế. Chi phí dự phòng nợ khó đòi là một loại chi phí đặc thù của ngân hàng, trong quá trình cho vay xuất hiện các khoản nợ xấu

khi đó buộc các ngân hàng phải trích lập dự phòng cho các khoản nợ này theo quy định. Chi phí dự phòng càng lớn càng khiến ngân hàng tăng tổng chi phí, đồng thời mất nguồn lực. Chỉ số này ảnh hưởng dương đến nguy cơ vỡ nợ.

- Biến 15 = Huy động trên thị trường liên ngân hàng/Tổng huy động phản ánh tính thanh khoản của ngân hàng. Huy động trên thị trường liên ngân hàng có lãi suất cao hơn vay từ các nguồn khác. Phải vay trên thị trường liên ngân hàng cho thấy ngân hàng đang gặp vấn đề về thanh khoản, nguy cơ vỡ nợ đã tăng lên.

- Căn cứ vào độ lớn của các hệ số ước lượng ta có thể nhận thấy:

+ Nếu biến e9 tăng 1% trong khi các biến khác không đổi thì odds tăng 1,02 lần;

+ Nếu biến d3 tăng 1% trong khi các biến khác không đổi thì odds tăng 2,798 lần;

+ Nếu biến e4 giảm 1% trong khi các biến khác không đổi thì odds tăng 1,039 lần;

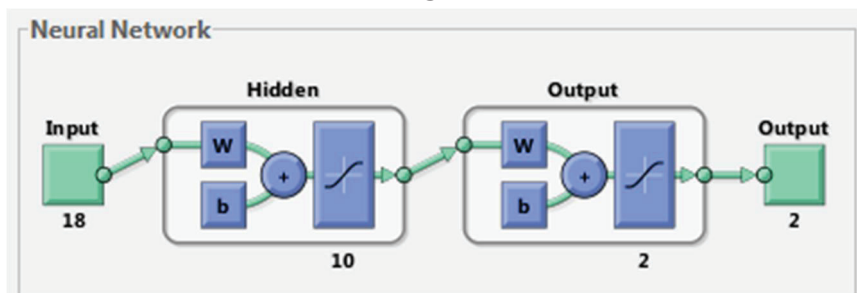
+ Nếu biến 15 tăng 1% trong khi các biến khác

Bảng 5: Hệ số chặn của các ngân hàng

Mã ngân hàng	Hệ số chặn α_i	Mã ngân hàng	Hệ số chặn α
19	-0,91544	29	-6,29531
36	-2,2532	24	-6,3439
27	-4,04496	17	-6,58494
7	-4,61202	5	-7,14016
3	-4,98536	18	-7,36653
28	-5,07466	33	-7,42071
2	-5,14823	10	-7,99743
8	-5,50893	20	-8,32382
4	-5,77624	21	-8,64892
32	-5,85495	25	-8,79116
1	-6,19742	6	-10,5505
26	-6,25359	14	-11,3074

Nguồn: Tính toán của tác giả

Hình 2: Mạng nơron với 10 nút ẩn



Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng 6: Các thông số của mạng nơron

Các mẫu	Số lượng quan sát	MSE
Mẫu huấn luyện	114	0,0493
Mẫu chứng thực	24	0,0478
Mẫu kiểm tra	24	0,0463

Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng 7: Hiệu suất phân nhóm của mạng nơron

Mẫu	Mẫu huấn luyện	Mẫu chứng thực	Mẫu kiểm tra
Hiệu suất	95,07%	95,22%	95,37%

Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng 8: Hiệu suất phân nhóm của các mô hình

Mô hình	Logit	Mạng nơron
Hiệu suất	85,185%	89,81%

không đổi thì odds tăng lên 1,09 lần.

- Bảng 5 chỉ ra các hệ số chặn riêng thể hiện tính đặc thù của các ngân hàng ảnh hưởng đến khả năng vỡ nợ, tính đặc thù này có thể gây bởi lĩnh vực hoạt động, cấu trúc vốn, công nghệ, nhân sự,... của từng ngân hàng. Theo đó các ngân hàng với mã 19, 36 có nguy cơ vỡ nợ cao hơn so với các ngân hàng khác.

Ngân hàng có mã 19 là ngân hàng năm 2014 có vốn chủ sở hữu âm. NHNN quyết định mua ngân hàng này với giá 0 đồng vào ngày 6/5/2015. Ngân hàng có mã 36, năm 2010 - 2011 gặp khó khăn lớn về thanh khoản, năm 2011 bị đưa vào nhóm 9 ngân hàng yếu kém. Theo báo cáo gửi đại hội cổ đông ngày 3/4/2013 của ngân hàng này thì giá trị nợ quá hạn của ngân hàng năm 2011 là 3.333 tỷ đồng, chiếm 37,6% tổng dư nợ. Ngày 16/9/2013, NHNN quyết định cho hợp nhất ngân hàng này với một công ty tài chính khác.

3.2. Kết quả áp dụng mạng nơron

Cũng với dữ liệu được sử dụng trong mô hình Logit ở trên, dữ liệu sử dụng trong mô hình mạng nơron gồm 162 quan sát. Các quan sát được chia thành 3 mẫu con, đó là:

(i) Mẫu huấn luyện dùng cho quá trình huấn luyện (điều chỉnh các trọng số liên kết) gồm 114 quan sát.

(ii) Mẫu thứ hai gọi là mẫu dữ liệu chứng thực gồm 24 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 24 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 nơron trong nút ẩn, để xác định số lượng nơron tối ưu ta sử dụng quá trình lặp xem xét số lượng nơron cho đến khi tìm

được lỗi trung bình bình phương (MSE) nhỏ nhất. Theo kết quả đó, chúng tôi sử dụng mạng nơron với 10 nút ẩn (Hình 2).

Thiết kế mạng của nghiên cứu bao gồm 18 nút đầu vào, 10 nút tầng ẩn và 2 nút đầu ra. Quá trình huấn luyện mạng tiến hành qua nhiều lần và dừng khi ta đạt được hiệu suất như kỳ vọng. Các thông số của mạng nơron biểu diễn ở Bảng 6.

Hiệu suất phân nhóm của mạng nơron được biểu diễn ở Bảng 7.

Kiểm tra hiệu suất phân nhóm của mô hình mạng nơron và mô hình Logit trên cùng bộ dữ liệu 108 quan sát (bộ dữ liệu đã sử dụng để ước lượng mô hình Logit) được thống kê trong Bảng 8.

Như vậy mạng nơron giúp nâng cao hiệu suất phân nhóm.

4. Kết luận

Nghiên cứu thiết kế, áp dụng 2 mô hình (mô hình

Logit, mô hình mạng nơron) trong nghiên cứu cảnh báo vỡ nợ các NHTMCP Việt Nam. Các mô hình này đưa ra các kết quả phù hợp về mặt kinh tế, đảm bảo các tiêu chuẩn của một mô hình tốt. Nghiên cứu cũng cho thấy mô hình Logit với dữ liệu mảng có những ưu điểm nổi bật còn mô hình mạng nơron sẽ giúp tăng hiệu suất phân nhóm.

Xác định được 4 nhân tố ảnh hưởng đến khả năng vỡ nợ của các NHTMCP. Các nhân tố này là: (Lãi thuần - Chi phí hoạt động)/Chi phí hoạt động; Nợ quá hạn/Tổng nợ phải trả; Chi phí dự phòng nợ khó đòi/Tổng thu nhập trước dự phòng và thuế; Huy động trên thị trường liên ngân hàng/Tổng huy động.

Lượng hóa được tính đặc thù của từng ngân hàng ảnh hưởng khả năng vỡ nợ.

Từ các nhân tố tìm ra có thể đưa ra các giải pháp để cải thiện từng nhân tố (theo hướng tác động của nhân tố đó) để giảm nguy cơ vỡ nợ của các ngân hàng.

Tài liệu tham khảo

- Duclaux & Soupmo Badjio (2009), *A warning model for bank default in CEMAC countries*.
- Hausman, J.A. (1978), 'Specification tests in econometrics', *Econometrica*, 46, 1251-1271.
- Lê Khương Ninh (2015), 'Nguyên nhân phá sản của các ngân hàng thương mại: Lý thuyết và bài học kinh nghiệm từ thực tiễn', *Tạp chí Ngân hàng*, số 20, trang 47.
- Martin, D. (1977), 'Early warning of bank failures: A logit regression approach', *Journal of Banking and Finance*, 1: 249-276.
- Ngân hàng nhà nước (2008), *Quyết định số 18/2007/QĐ-NHNN về việc sửa đổi, bổ sung một số điều của quy định về phân loại nợ, trích lập và sử dụng dự phòng để xử lý rủi ro tín dụng trong hoạt động ngân hàng của các tổ chức tín dụng ban hành theo quyết định số 493/2005/QĐ-NHNN*, ban hành ngày 25 tháng 4 năm 2007.
- Ngân hàng nhà nước (2013), *Thông tư số 19/2013/TT-NHNN quy định về việc mua, bán và xử lý nợ xấu của công ty quản lý tài sản*, ban hành ngày 06 tháng 9 năm 2013.
- Nguyễn Quang Dong (2009), 'Xếp hạng tín dụng các ngân hàng, các tổ chức tài chính Việt nam bằng phương pháp phân tích phân biệt', đề tài khoa học cấp bộ.
- 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 sĩ, Đại học Kinh tế Quốc dân.
- Nguyễn Trọng Hòa (2009), 'Xây dựng mô hình xếp hạng tín dụng đối với các doanh nghiệp Việt Nam trong nền kinh tế chuyển đổi', luận án tiến sĩ, Đại học Kinh tế Quốc dân.
- 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, Đại học Kinh tế Quốc dân.
- Ravi, V. & C. Pramodh (2008), 'Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: application to bankruptcy prediction in banks', *Applied Soft Computing*, 8 (4), 1539-1548.
- Tam & M. Kiang (1992), 'Managerial applications of neural networks-the case of bank failure predictions', *Management Science*, 38(7), 926-947.
- W. Hosmer, Jr., Stanley Lemeshow & Rodney X. Sturdivant (2013), *Applied Logistic Regression, Third Edition*.
- West, R.C. (1985), 'A factor analytic approach to bank condition', *Journal of Banking and Finance*, 9, 253-266.