

CÁC NHÂN TỐ ẢNH HƯỞNG ĐẾN KHẢ NĂNG TRẢ NỢ CỦA DOANH NGHIỆP NIÊM YẾT TRÊN THỊ TRƯỜNG CHỨNG KHOÁN VIỆT NAM

Đỗ Năng Thắng¹, Nguyễn Văn Huân²

Tóm tắt

Rủi ro tín dụng là loại rủi ro mà mọi ngân hàng thương mại luôn phải đối mặt, đặc biệt trong bối cảnh cạnh tranh khốc liệt ở lĩnh vực kinh doanh tiền tệ như ngày nay. Chính vì vậy, việc xây dựng một công cụ hữu hiệu, hỗ trợ ngân hàng thương mại trong quá trình cho vay nhằm hạn chế rủi ro là rất cần thiết. Xuất phát từ tính cấp thiết đó của tình hình thực tế, bài báo đề xuất mô hình cảnh báo sớm rủi ro tín dụng dựa trên sự phân tích các hệ số tài chính. Phương pháp phân tích hồi quy logistic đã được sử dụng để phân tích các hệ số tài chính với 152 mẫu quan sát.

Từ khóa: Mô hình cảnh báo; Rủi ro tín dụng; Mô hình hồi quy; Mô hình xếp hạng; Hệ số phi tài chính; Hệ số tài chính; Hồi quy nhị phân.

ASSESSMENT OF FACTORS AFFECTING LOAN REPAYMENT CAPABILITY OF ENTERPRISES LISTED ON VIETNAM STOCK MARKET

Abstract

Credit risk is a type of risks that commercial banks always face, especially in the context of increasing fierce competition in monetary business sector today. Therefore, it is essential to build an effective tool to support banks to limit risks in commercial lending. Based on the urgency of the actual situation, the paper proposes a model that warns credit risk early based on the analysis of financial ratios. The logistic regression analysis method was used to analyze financial ratios with 152 observations.

Keywords: Warning model; Credit risk; Logistic model; Ranking model; Financial ratios; Binary regression.

JEL classification: G, G01, G32

1. Giới thiệu

Tín dụng là một hoạt động chiếm tỷ trọng lớn nhất trong các hoạt động kinh doanh của ngân hàng, là mảng hoạt động mang lại những nguồn thu lớn nhất cho bất kỳ ngân hàng thương mại nào. Tuy nhiên, rủi ro từ hoạt động này mang lại cũng là loại rủi ro lớn nhất mà các Ngân hàng thương mại phải đối mặt, đặc biệt trong bối cảnh cạnh tranh khốc liệt trong lĩnh vực kinh doanh tiền tệ như ngày nay. Có nhiều nguyên nhân dẫn đến rủi ro tín dụng, trong đó chủ yếu xuất phát từ phía khách hàng vay. Thế giới hiện có khá nhiều các công trình nghiên cứu liên quan đến mảng nghiên cứu này, trong đó tiêu biểu là Mô hình Merton (1974) có vai trò mang tính khai sáng trong quản trị rủi ro tín dụng, mô hình này xác định khả năng trả nợ của một công ty dựa trên việc tính toán giá trị tài sản của công ty tại một thời điểm nào đó và so sánh nó với khoản nợ của công ty với giả thiết công ty có một khoản nợ duy nhất và phải trả tại một thời điểm duy nhất^[1]. Mô hình điểm số Z của Altman (1977) tính toán khả năng trả nợ của khách hàng dựa trên số liệu lịch sử của các yếu tố có ảnh hưởng đến khả năng trả nợ của khách hàng. Mô hình điểm số Z đã sử dụng phương pháp phân tích khác biệt đa nhân tố để lượng hóa xác suất vỡ nợ của người vay đã khắc phục được các nhược điểm của mô hình định tính, do đó góp phần tích cực trong việc kiểm soát rủi ro tín dụng tại các Ngân hàng thương mại^[2]. Mô hình

CreditMetrics được JP Morgan giới thiệu vào năm 1997 là một mô hình được sử dụng phổ biến trong thực tiễn. Mô hình này có thể xem là có nguồn gốc từ mô hình Merton, tuy nhiên có một điểm khác biệt cơ bản giữa mô hình CreditMetrics với Merton là ngưỡng phá sản trong mô hình CreditMetrics được xác định từ xếp hạng tín dụng chứ không phải từ các khoản nợ. Do đó, mô hình này cho phép xác định cả xác suất vỡ nợ và xác suất suy giảm tín dụng^[3]. Hay công trình nghiên cứu của Meyer, Douglas W (1996) đã sử dụng các phương pháp định lượng để hỗ trợ quản lý rủi ro tín dụng^[4].

Ở Việt Nam hiện nay các Ngân hàng thương mại, đặc biệt là ngân hàng thương mại cổ phần tư nhân việc xây dựng và ứng dụng các mô hình toán học vào quản trị rủi ro tín dụng còn hạn chế, họ chủ yếu dựa vào xếp hạng tín dụng để ra quyết định cho vay. Xuất phát từ thực tế đó, bài báo đề xuất mô hình Cảnh báo rủi ro tín dụng nhằm hỗ trợ các ngân hàng thương mại hạn chế được rủi ro khi ra quyết định cho vay đối với khách hàng là các doanh nghiệp.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Phương pháp khảo sát và thu thập dữ liệu

Dữ liệu là các báo cáo tài chính của doanh nghiệp được thu thập trong giai đoạn 2013-2019 để phân tích và chạy thử, sau đó lựa chọn bộ số liệu được lấy tại thời điểm 31/12/2019 làm số liệu

chính thức trong nghiên cứu. Mẫu nghiên cứu gồm 152 doanh nghiệp, được chia thành 2 nhóm:

- Nhóm 1: Các doanh nghiệp có lãi (76 doanh nghiệp).

- Nhóm 2: Các doanh nghiệp không có lãi (76 doanh nghiệp).

Bài báo sử dụng dấu hiệu phá sản “Vốn lưu động ròng bị âm” theo định nghĩa vỡ nợ của Basel 2 để phân loại các doanh nghiệp.

Bảng 1: Thông tin về loại hình doanh nghiệp khảo sát

Lĩnh vực	Số lượng	Tỷ trọng (%)
Sản xuất	75	49,34
Xây dựng và bất động sản	40	26,32
Vận tải và kho bãi	14	9,21
Khác	23	15,13

Nguồn: Tác giả khảo sát và tổng hợp

2.2. Phương pháp xác định biến cho mô hình

2.2.1. Biến độc lập

Dựa vào các công trình nghiên cứu từ trước như nghiên cứu của Altman (1968), Ohlson (1980),...ban đầu tác giả lựa chọn 34 biến là 34 chỉ số tài chính được phân thành 6 nhóm (Nhóm đòn bẩy tài chính, nhóm dòng tiền hoạt động, nhóm khả năng thanh toán, nhóm khả năng sinh lời,

Nhóm hiệu quả hoạt độ và nhóm chỉ số thị trường) có thể ảnh hưởng đến khả năng trả nợ của doanh nghiệp. Tác giả sử dụng kích cỡ mẫu gồm 152 doanh nghiệp. Sau đó, bằng phương pháp loại trừ dần (sử dụng kiểm định Wald), có 2 mô hình đáp ứng đủ điều kiện:

Mô hình 1 (Mô hình 5 biến)

Bảng 2: Thông tin các biến độc lập mô hình 1

TT	Tên biến	Giá thuyết hướng tác động	Kí hiệu
1	Hệ số nợ	-	X ₁
2	Dòng tiền từ hoạt động kinh doanh trên tổng tài sản	-	X ₄
3	Dòng tiền từ hoạt động kinh doanh trên Doanh thu	-	X ₆
4	Dòng tiền từ hoạt động kinh doanh trên tổng nợ	+	X ₇
5	Tài sản ngắn hạn trên tổng tài sản	+	X ₈

Nguồn: Tác giả tổng hợp và quy ước

Bảng 3: Mô hình 2 (Mô hình 4 biến) - Thông tin các biến độc lập mô hình 2

TT	Tên biến	Giá thuyết hướng tác động	Kí hiệu
1	Hệ số nợ	-	X ₁
2	Tài sản ngắn hạn trên Tổng tài sản	+	X ₈
3	Tài sản khả dụng ngắn hạn trên Tổng tài sản	+	X ₁₀
4	Tài sản khả dụng ngắn hạn trên Nợ ngắn hạn	+	X ₁₁

Nguồn: Tác giả tổng hợp và quy ước

2.2.2. Biến phụ thuộc

Mục tiêu của bài báo đi xác định khả năng trả nợ vay của doanh nghiệp (xác suất trả được nợ của doanh nghiệp là bao nhiêu phần trăm) nên tác giả lựa chọn mô hình hồi quy Binary logistic do Maddala công bố năm 1983 để xây dựng mô hình [5]. Biến phụ thuộc chỉ nhận hai giá trị có hoặc không có khả năng trả nợ.

Quy ước

Y: Khả năng trả nợ và Y nhận hai giá trị 1 hoặc 0

Y = 1: Nếu khách hàng có khả năng trả nợ

Y = 0: Nếu khách hàng không có khả năng trả nợ

2.3. Phương pháp đánh giá chất lượng mô hình

Tác giả đã sử dụng phương pháp MCC để đánh giá chất lượng mô hình.

Hệ số tương quan Mathews là hệ số đánh giá độ chất lượng của hệ thống phân loại nhị phân (quality of binary calassifications - MCC) được xây dựng bởi Brian W. Mathews vào năm 1975. Hệ số MCC được coi là một trong các đại lượng tốt nhất, không chỉ đánh giá được hệ thống phân loại nhị phân mà còn có thể dùng cho hệ thống phân loại khác nhau. Công thức MCC như sau:

MCC=

$$\frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP+FP) \times (TP+FN) \times (TN+FP) \times (TN+FN)}}$$

Trong đó:

- TP (True positive): Dương tính thực
- TN (True negative): Âm tính thực
- FP (False positive): Dương tính giả

- FN (False negative): Âm tính giả
- Giá trị MCC nằm trong khoảng từ -1 đến 1; giá trị MCC càng gần với 1 thì mô hình càng tốt.
- + MCC=1: mô hình dự đoán hoàn hảo
- + MCC=0: mô hình dự đoán ngẫu nhiên
- + MCC=-1: mô hình dự đoán sai ngược với thực tế.

* Tính MCC cho mô hình logit thứ nhất

Bảng 4: Kết quả tính MCC của mô hình 1

Quan sát		Dự đoán		Tỷ lệ % chính xác
		Khả năng trả nợ		
		Không có khả năng trả nợ	Có khả năng trả nợ	
Khả năng trả nợ	Không có khả năng trả nợ	69	7	90,8
	Có khả năng trả nợ	4	72	94,7
% tổng thể				92,8
MCC		0,855930001		

Nguồn: Tính toán của tác giả

Bảng 5: Kết quả tính MCC của mô hình 2

Quan sát		Dự đoán		
		Khả năng trả nợ		Tỷ lệ % chính xác
		Không có khả năng trả nợ	Có khả năng trả nợ	
Khả năng trả nợ	Không có khả năng trả nợ	73	3	96,1
	Có khả năng trả nợ	1	75	98,7
% tổng thể				97,4
MCC			0,947697	

Nguồn: Tính toán của tác giả

* Tính MCC cho mô hình logit thứ hai
Kết quả từ Bảng 3 và Bảng 4 cho thấy, việc áp dụng MCC để kiểm tra mô hình logit 1 và 2 cho kết quả khá cao chứng tỏ khả năng cảnh báo rủi ro

tín dụng của cả 2 mô hình tương đối tốt. Tuy nhiên, mô hình 2 cho kết quả MCC lớn hơn mô hình 1 nên được đánh giá có chất lượng tốt hơn.

Bảng 6: Kết quả các biến sau chạy mô hình

Tên biến	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp (B)
Hệ số nợ	-10,959	4,307	6,474	1	0,011	0,000
Tài sản ngắn hạn trên Tổng tài sản	32,653	13,837	5,569	1	0,018	1,517E+14
Tài sản khả dụng ngắn hạn trên Tổng tài sản	-57,742	23,450	6,063	1	0,008	0,000
Tài sản khả dụng ngắn hạn trên Nợ ngắn hạn	34,366	12,981	7,009	1	0,020	8,417E+14
Constant	-11,234	4,824	5,423	1	0,065	0,000

Nguồn: Tính toán của tác giả

2.4. Phương pháp Kiểm định mô hình

2.4.1. Kiểm định Wald

Từ kết quả phân tích hồi quy Logistics trên, ta thấy giá trị mức ý nghĩa sig của các biến độc lập đều có giá trị <0.05, nên các biến độc lập trong mô

hình hồi quy Binary logistics có mối tương quan với biến phụ thuộc là biến Khả năng trả nợ. Mức ý nghĩa thống kê của các hệ số hồi quy trên đều có độ tin cậy trên 95%, dấu của các hệ số hồi quy phù hợp với giả thiết đưa ra ban đầu.

Bảng 7: Kiểm định sự phù hợp của mô hình

	Chi-square	df	Sig.
Step	188,837	4	0,000
Block	188,837	4	0,000
Model	188,837	4	0,000

Nguồn: Tính toán của tác giả

2.4.2. Kiểm định mức độ phù hợp của mô hình (Kiểm định Omnibus)

Dựa vào kết quả kiểm định mức độ phù hợp của mô hình, ta có $\text{sig} < 0.05$ như vậy mô hình tổng

quát cho thấy mối tương quan giữa biến phụ thuộc và các biến độc lập trong mô hình có ý nghĩa thống kê với khoảng tin cậy trên 99%.

Bảng 8: Kiểm định mức độ giải thích của mô hình

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	21,880	0,711	0,948

Nguồn: Tính toán của tác giả

2.4.3. Kiểm định mức độ giải thích của mô hình

Hệ số mức độ giải thích của mô hình: $R^2 = 0,948$. Điều này có nghĩa là 94,8% sự thay đổi của

biến phụ thuộc được giải thích bởi 4 biến độc lập trong mô hình, còn lại là do các yếu tố khác.

Bảng 9: Kiểm định mức độ dự báo tính chính xác của mô hình

Quan sát		Dự đoán		
		Khả năng trả nợ		Tỷ lệ % chính xác
		Không có khả năng trả nợ	Có khả năng trả nợ	
Khả năng trả nợ	Không có khả năng trả nợ	73	3	96,1
	Có khả năng trả nợ	1	75	98,7
	% tổng thể			97,4

Nguồn: Tính toán của tác giả

2.4.4. Kiểm định mức độ dự báo tính chính xác của mô hình

- Trong 76 trả lời các cá nhân không có khả năng trả nợ, mô hình dự báo chính xác là 73, vậy tỷ lệ đúng là 96,1%.

- Trong 76 trả lời các cá nhân có khả năng trả được nợ, mô hình dự báo chính xác là 75, vậy tỷ lệ đúng là 98,7%.

Tỷ lệ dự báo đúng của toàn bộ mô hình là 97,4%.

2.4.5. Kiểm định hiện tượng đa cộng tuyến

Bài báo dựa vào Hệ số phóng đại phương sai VIF để phát hiện Đa cộng tuyến.

Bảng 10: Kiểm định hiện tượng đa cộng tuyến

Mô hình	Hệ số chưa chuẩn hóa		Hệ số đã chuẩn hóa	Thống kê t	Thống kê Sig	Thống kê đa cộng tuyến	
	B	Độ lệch chuẩn	Beta			Tolerance	VIF
(Hằng số)	0,167	0,079		2,118	0,036		
Hệ số nợ	-0,019	0,010	-0,121	-1,856	0,065	0,903	1,108
Tài sản ngắn hạn trên Tổng tài sản	0,622	0,187	0,331	3,326	0,001	0,387	2,586
Tài sản khả dụng ngắn hạn trên Tổng tài sản	-0,772	0,257	-0,320	-3,007	0,003	0,340	2,944
Tài sản khả dụng ngắn hạn trên Nợ ngắn hạn	0,340	0,038	0,640	8,912	0,000	0,746	1,341

Nguồn: Tính toán của tác giả

Nhìn vào bảng ta thấy Hệ số phóng đại phương sai VIF của các biến đều < 3 nên không có hiện tượng đa cộng tuyến xảy ra.

3. Kết quả

Mô hình đề xuất: Xuất phát từ dạng tổng quát của mô hình hồi quy binary logistic:

$$\ln(\text{odds}) = B_0 + B_1X_1 + B_2X_8 + B_3X_{10} + B_4X_{11}$$

Từ kết quả phân tích hồi quy logistic bảng 6 ta viết được phương trình tương quan Logistic theo hướng kinh tế như sau:

$$\text{Log}_e \left[\frac{P_i}{1-P_i} \right] = -11,234 - 10,959 X_1 + 32,653 X_8 - 57,742 X_{10} + 34,366 X_{11}$$

Xác suất để $Y = 1$ hay xác suất có khả năng trả nợ vay của doanh nghiệp được xác định theo công thức sau:

$$P_i = E(Y=1/X) = \frac{e^{(-11,234 - 10,959X_1 + 32,653X_8 - 57,742X_{10} + 34,366X_{11})}}{1 + e^{(-11,234 - 10,959X_1 + 32,653X_8 - 57,742X_{10} + 34,366X_{11})}}$$

4. Kết luận và kiến nghị

Rủi ro tín dụng mang lại hậu quả rất lớn cho các ngân hàng. Tuy nhiên việc đối mặt với nó là tất yếu đối với mọi ngân hàng đặc biệt trong bối cảnh cạnh tranh khốc liệt như ngày nay. Kết quả của bài báo có thể giúp các nhà quản lý ngân hàng có thêm một công cụ để phân tích và nhận biết những khách hàng có nguy cơ mất khả năng trả nợ, đồng thời cho biết những yếu tố ảnh hưởng mạnh đến rủi ro tín dụng để các nhà quản lý có chính sách tập trung phù hợp. Tuy nhiên việc áp dụng mô hình cảnh báo sớm rủi ro tín dụng cần lưu ý một số vấn đề sau:

Một là, Mô hình được xây dựng dựa trên phương pháp phân tích hồi quy nhị phân để lượng hóa xác suất vỡ nợ của người vay đã khắc phục được các nhược điểm của mô hình định tính, do

đó góp phần tích cực trong việc kiểm soát rủi ro tín dụng tại các Ngân hàng thương mại. Tuy nhiên mô hình lệ thuộc hoàn toàn vào chất lượng của dữ liệu. Do đó, các ngân hàng thương mại cần phải đảm bảo tính đúng đắn của các thông tin trên báo cáo tài chính do doanh nghiệp cung cấp

Hai là, khi áp dụng mô hình, các ngân hàng cần phải xác định một giá trị ngưỡng t (thông thường chọn $t=0,5$). Tuy nhiên việc lựa chọn giá trị t có thể thấp hơn hoặc cao hơn 0,5 điều này còn tùy thuộc vào tình hình thị trường, giá trị của các yếu tố định tính và nhất là khẩu vị rủi ro của mỗi ngân hàng.

Ba là, khi phân tích 4 chỉ tiêu X_1, X_8, X_{10}, X_{11} nếu có phát hiện bất thường ta cần tìm hiểu rõ lý do để biết được nguyên nhân dẫn đến sự tăng hay giảm của các chỉ tiêu đó.

Bốn là, Các ngân hàng thương mại khi áp dụng mô hình cần tính toán lại xác suất trả nợ của người vay qua từng năm để nắm bắt được sự thay đổi tình hình tài chính của công ty từ đó có biện pháp xử lý kịp thời.

Năm là, khi xác suất trả nợ của người vay rơi vào khoảng chưa chắc chắn, các ngân hàng cần xem xét thêm đến các yếu tố phi tài chính như: Lịch sử tín dụng, Quy mô quản lý, Trình độ quản lý, Số năm thành lập... để ra quyết định một cách an toàn nhất.

Bài báo là sản phẩm của đề tài khoa học và công nghệ cấp cơ sở năm 2020, mã số T2020-07-08, được tài trợ bởi kinh phí của Trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Merton, Robert C. (1972). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates, *Journal of Finance*, v. 29, 449-470.
- [2]. Altman, Edward I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction Of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4): 589-609.
- [3]. J.P.Morgan. (1997). *Introduction to CreditMetrics*, United States.
- [4]. Meyer, Douglas W. "Using Quantitative Methods to Support Credit-Risk Management" *Commercial Lending Review*, Vol. 11 No. 1, (Winter 1995-96), pp. 54-70.
- [5]. Maddala, GS. (1983). *Limited dependent and qualitative variables ineconometrics*. Cambridge University Press.
- [6]. S&P (2018), *S&P Global Rating Definitions*, https://www.standardandpoors.com/en_US/web/guest/article//view/sourceId/504352, truy cập ngày 17/02/2019.

Thông tin tác giả:

1. Đỗ Năng Thắng

- Đơn vị công tác: Khoa HTTT Kinh tế, Trường Đại học CNTT&TT, Đại học Thái Nguyên
- Địa chỉ email: dnthang@ictu.edu.vn

2. Nguyễn Văn Huân

- Đơn vị công tác: Khoa HTTT Kinh tế, Trường Đại học CNTT&TT, Đại học Thái Nguyên

Ngày nhận bài: 23/08/2020

Ngày nhận bản sửa: 26/09/2020

Ngày duyệt đăng: 30/09/2020