

FACTORS AFFECTING CREDIT RISK OF INDIVIDUAL CUSTOMERS AT MILITARY COMMERCIAL JOINT STOCK BANK - DISTRICT 5 BRANCH

ABSTRACT

The purpose of the study is to find factors affecting credit risk of individual customers at Military Commercial Joint Stock Bank (MB) - District 5 branch. Research data was collected from 164 individual customers have a credit relationship with MB - District 5 branch in the period of 2021 - 2023. Using the Binary Logistic regression model, the study has shown factors including age, income, occupation, purpose loans, credit history, and educational level all affect individual customer credit risk at MB - District 5 branch.

Keywords: *Binary Logistic, repay loans on time, credit risk*

Các nhân tố ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại Ngân hàng Thương mại Cổ phần Quân Đội – Chi nhánh Quận 5

TÓM TẮT

Mục đích của nghiên cứu nhằm tìm ra các nhân tố ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại Ngân hàng Thương mại Cổ phần Quân đội (MB) - Chi nhánh Quận 5. Dữ liệu nghiên cứu được thu thập từ 164 khách hàng cá nhân có quan hệ tín dụng với MB - chi nhánh Quận 5 giai đoạn 2021 - 2023. Bằng mô hình hồi quy Binary Logistic, nghiên cứu đã chỉ ra các nhân tố bao gồm độ tuổi, thu nhập, nghề nghiệp, mục đích vay, lịch sử tín dụng, trình độ học vấn đều có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại MB - chi nhánh Quận 5.

Từ khóa: Binary Logistic, trả nợ đúng hạn, rủi ro tín dụng

1. GIỚI THIỆU

Rủi ro tín dụng là việc người đi vay không thanh toán nợ đúng hạn vì bất cứ một lý do gì¹. Do đó, công tác thẩm định tín dụng đầu vào rất quan trọng, các ngân hàng phải đánh giá đúng mức tín dụng của khách hàng vay thì từ đó công tác quản trị rủi ro tín dụng mới được nâng cao.²

Thực tế tại Việt Nam cho thấy, sự cạnh tranh gay gắt giữa các ngân hàng thương mại khiến các ngân hàng phải chạy đua để giành lấy thị phần. Do đó, rủi ro tín dụng ngày càng cao khiến đây trở thành một bài toán cho các nhà quản trị nhằm cân bằng rủi ro và lợi nhuận, đảm bảo tăng trưởng kinh doanh an toàn, hiệu quả và thúc đẩy xây dựng, duy trì sự ổn định bền vững của hệ thống ngân hàng.

Ngân hàng Thương mại Cổ phần Quân Đội (MB) đang cố gắng xây dựng thành một doanh nghiệp tài chính vững mạnh phục vụ nhu cầu cho nhóm khách hàng cá nhân và nhóm khách hàng doanh nghiệp. Trong đó, nhóm khách hàng cá nhân đang được triển khai một loạt các gói cấp tín dụng hấp dẫn. Tại MB – Chi nhánh Quận 5, tổng dư nợ cho vay khách hàng cá nhân năm 2023 đạt hơn 580 tỉ đồng, trong đó nợ quá hạn cho vay khách hàng cá nhân chiếm gần 10 tỉ đồng tương đương 1,72% và nợ xấu chiếm 5,6 tỉ đồng tương đương 0,9%. Mặc dù, tỉ lệ nợ xấu và nợ quá hạn nằm trong mức được chấp nhận nhưng xét về tốc độ tăng trưởng thì cần phải xem xét lại. Năm 2022, dư nợ xấu cho vay khách hàng cá nhân chỉ ở mức hơn 3,3 tỉ đồng, tức năm 2023 tăng hơn 70,8%. Cũng trong năm 2022, nợ quá hạn ở mức 6,8 tỉ đồng, tức năm 2023 tăng hơn 47%. Từ đó mới thấy, rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân ngày càng có dấu hiệu đáng báo động. Việc tìm hiểu các nhân tố có ảnh hưởng đến

rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại MB – Chi nhánh Quận 5 là hết sức cấp thiết với mục đích là cơ sở để hoàn thiện hơn chính sách quản trị rủi ro tại ngân hàng.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Cơ sở lý thuyết và tổng quan nghiên cứu

Rủi ro tín dụng xảy ra khi người đi vay không thể thực hiện nghĩa vụ hoàn trả vốn và lãi khi đến hạn.³ Vì vậy, mục tiêu của quản trị rủi ro tín dụng là tìm cách hạn chế tối đa người vay hoặc người sử dụng vốn ngân hàng không thanh toán đúng hạn.⁴ Do đó, trong nghiên cứu này, tác giả xem xét vấn đề rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân dựa trên khả năng trả nợ đúng hạn của khách hàng hay số ngày trả nợ trễ hạn được căn cứ qua phân loại nhóm nợ xấu.

Theo Hiệp ước Basel II thì khách hàng thuộc nợ nhóm 3,4,5 (tức quá hạn trên 90 ngày) là nhóm khách hàng được đánh giá rủi ro và không có khả năng thanh toán nợ. Song song đó, theo Thông tư 11/2021/TT-NHNN⁵ thì nợ nhóm 2 (tức quá hạn từ 10 đến 90 ngày) là các khoản nợ mà khách hàng có những dấu hiệu suy giảm khả năng trả nợ. Mặc dù, các khách hàng nợ nhóm 2 chỉ mang tính chất suy yếu trước mắt nhưng nó vẫn tiềm ẩn nhiều rủi ro trước biến động kinh tế như hiện nay, cũng như tỉ lệ gia tăng nợ xấu và nợ quá hạn tại chi nhánh. Vì vậy, trong nghiên cứu này tác giả phân loại các khách hàng thuộc nợ nhóm 2,3,4,5 vào nhóm không có khả năng trả nợ và khách hàng thuộc nhóm 1 vào nhóm có khả năng trả nợ. Hay nói cách khác, các khách hàng trả nợ trễ hạn cho MB không quá 10 ngày thuộc nhóm khách hàng có khả năng trả nợ và khách hàng trả nợ trễ hạn cho MB

từ 10 ngày trở lên thuộc nhóm khách hàng không có khả năng trả nợ.

Để giảm thiểu rủi ro tín dụng thì phải xác định được các yếu tố có ảnh hưởng đến nó. Tuy nhiên, tùy vào mỗi hệ thống ngân hàng ở các quốc gia, khu vực khác nhau, những yếu tố này có thể khác nhau.⁶

Nghiên cứu của Mohameda và cộng sự⁷ đã phân tích một số nhân tố có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. Tác giả đã sử dụng thông tin của 614 khách hàng tại một chi nhánh ngân hàng tại Ai Cập. Thông qua mô hình hồi quy Logistic, kết quả cho thấy mức thu nhập, thời hạn vay, số tiền vay, đã kết hôn, sở hữu bất động sản có tương quan cùng chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân; ngược lại giới tính, trạng thái khoản vay (số tháng còn lại phải thanh toán khoản vay), tình trạng tín dụng (có đang vay ở bên tổ chức tín dụng khác) thì có tương quan ngược chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Nghiên cứu của Fallah và cộng sự⁸ đã thống kê 399 khách hàng cá nhân từ năm 2011 – 2019 tại một ngân hàng ở Iran. Thông qua mô hình hồi quy Logit đa thức thì giới tính, độ tuổi, lịch sử tín dụng có tác động cùng chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. Ngược lại, các biến như mức lương trung bình trong 6 tháng, đã kết hôn, số năm làm việc, sở hữu nhà ở có mối tương quan ngược chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Nghiên cứu của Motedayen và cộng sự⁹ đã xác định và đánh giá những yếu tố có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân thông qua mô hình hồi quy Binary Logistic. Nghiên cứu này sử dụng bộ dữ liệu là hồ sơ vay của 7.330 khách hàng tại chi nhánh của Ngân hàng Mellat (Iran) tại 6 tỉnh. Kết quả cho thấy rằng nữ giới, độ tuổi, giá trị khoản vay, lịch sử tín dụng (khách hàng đã có lịch sử vay tại một tổ chức tín dụng và tất toán đúng hạn) có mối tương quan cùng chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. Ngược lại, số tháng trả góp, tài sản thế chấp, số dư tài khoản lại có tương quan ngược chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Nghiên cứu của Gutu và cộng sự¹⁰ đã nghiên cứu các yếu tố có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân của nữ giới tại một tổ chức tài chính hàng đầu tại Ethiopia. Tác giả đã sử dụng bộ dữ liệu gồm 182 khoản vay, bao gồm 97 khoản nợ khó đòi và 85 khoản nợ đúng hạn. Kết quả cho thấy độ tuổi, trình độ học vấn của người đi vay, vay vốn để kinh doanh, có hộ khẩu thường trú tại nơi ngân hàng đặt trụ sở có ảnh hưởng tích cực tới rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. Ngược lại, số lượng thành viên trong gia đình có ảnh hưởng tiêu cực tới rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Nghiên cứu của Tất Duyên Thu và cộng sự¹¹ đã xác định các nhân tố ảnh hưởng đến khả năng trả nợ đúng hạn của khách hàng cá nhân tại Ngân hàng Thương mại Cổ phần Kiên Long – Chi nhánh Cần Thơ. Thông qua bộ dữ liệu 150 khách hàng cá nhân trong đó có 119 khách hàng trả nợ đúng hạn và 31 khách hàng trả nợ không đúng hạn, bằng mô hình hồi quy nhị phân Binary Logistic. Kết quả cho thấy, mức thu nhập, nghề nghiệp ổn định, thời hạn vay và trình độ học vấn (từ cao đẳng trở lên) có tương quan cùng chiều với khả năng trả nợ. Ngược lại, số tiền vay, mục đích sử dụng vốn vay cho kinh doanh lại có tương quan ngược chiều với khả năng trả nợ đúng hạn.

Nghiên cứu của Nguyễn Hồng Hà¹² phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại khu vực Đồng bằng sông Cửu Long. Tác giả sử dụng dữ liệu 300 đơn xin vay vốn của khách hàng cá nhân thu thập Ngân hàng Nông nghiệp và Phát triển Nông thôn Việt Nam – Chi nhánh Trà Vinh. Tác giả sử dụng mô hình logit đa thức để ước lượng, kết quả cho thấy số người phụ thuộc, lịch sử tín dụng (khách hàng đã có lịch sử vay tại một tổ chức tín dụng và tất toán đúng hạn), số tiền vay/ giá trị tài sản có tương quan cùng chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân; các biến bao gồm vốn tự có/ vốn vay, nghề nghiệp, kinh nghiệm của nhân viên nhân hàng có tương quan ngược chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Nghiên cứu của Trần Huy Hoàng và cộng sự¹³ đã đánh giá các yếu tố có ảnh hưởng đến khả năng trả nợ đúng hạn của khách hàng cá nhân tại Ngân hàng Nông nghiệp và Phát triển Nông thôn Việt Nam – Chi nhánh Vũng Liêm. Thông qua hồi quy Logit đa thức với dữ liệu là 600 khách hàng. Kết quả cho thấy, độ tuổi và tính đầy đủ thông tin khách hàng có tương quan cùng chiều với khả năng trả nợ đúng hạn. Các yếu tố bao gồm thời hạn vay, loại tài sản đảm bảo và rủi ro nghề nghiệp có tương quan ngược chiều với biến phụ thuộc.

Thông qua một số nghiên cứu trên thế giới và tại Việt Nam, nhận thấy việc đánh giá rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân thường được ước lượng bằng các mô hình như Probit hoặc Binary Logistic. Các nghiên cứu tập trung nghiên cứu chủ yếu ở nhóm thông tin cơ bản của khách hàng và thông tin khoản vay. Đây cũng là những cơ sở để tác giả lựa chọn các biến số thích hợp cho mô hình.

2.2. Mô hình nghiên cứu

Trên cơ sở lý thuyết và tổng quan các nghiên cứu trước đó, tác giả đưa ra đề xuất mô hình nghiên cứu như sau:

$$\log_e \left[\frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} \right] = \beta_o + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6$$

Chú thích:

Y được xác định dựa trên rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân thông qua khả năng trả nợ của khách hàng tại MB – Chi nhánh Quận 5. Y là biến phụ thuộc có giá trị 0 hoặc 1. Với Y = 1 tức là có khả năng trả nợ (khách hàng trả nợ trễ hạn không quá

10 ngày), Y = 0 tức là không có khả năng trả nợ (khách hàng trả nợ trễ hạn từ 10 ngày trở lên).

X_i ($i = 1 - 6$) là biến độc lập là các nhân tố ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. (xem chi tiết tại bảng 1)

β_k ($k = 1 - 6$) là hệ số hồi quy của các biến giải thích thứ k trong mô hình.

β_o là hệ số chặn.

Bảng 1. Các biến độc lập được sử dụng trong nghiên cứu

Kí hiệu	Mô tả biến	Thang đo	Nguồn nghiên cứu	Ghi chú
X ₁	Độ tuổi	Năm	Fallah và cộng sự ⁸ , Trần Huy Hoàng và cộng sự ¹³	Biến liên tục
X ₂	Thu nhập	Triệu đồng/tháng	Mohamed và cộng sự ⁷ , Tất Duyên Thư và cộng sự ¹¹	Biến liên tục
X ₃	Nghề nghiệp	Bằng 1 nếu công việc của khách hàng có kí kết hợp đồng lao động; bằng 0 nếu khách hàng làm việc tự do.	Tất Duyên Thư và cộng sự ¹¹ , Nguyễn Hồng Hà ¹² , Trần Huy Hoàng và cộng sự ¹³	Biến giả
X ₄	Mục đích vay	Bằng 1 nếu vay vì mục đích kinh doanh; bằng 0 nếu vay vì mục đích khác.	Gutu và cộng sự ¹⁰ , Tất Duyên Thư và cộng sự ¹¹	Biến giả
X ₅	Lịch sử tín dụng	Bằng 1 nếu khách hàng từng có quan hệ tín dụng với tổ chức tín dụng khác và không ghi nhận nợ xấu tại thời điểm phê duyệt khoản vay; bằng 0 nếu khách hàng chưa từng có quan hệ tín dụng với tổ chức tín dụng nào.	Fallah và cộng sự ⁸ , Nguyễn Hồng Hà ¹²	Biến giả
X ₆	Trình độ học vấn	Bằng 1 nếu khách hàng có trình độ từ trung học phổ thông trở lên; bằng 0 nếu khách hàng có trình độ dưới trung học phổ thông.	Gutu và cộng sự ¹⁰ , Tất Duyên Thư và cộng sự ¹¹	Biến giả

Nguồn: Tổng hợp của tác giả, năm 2024

Dự kiến dấu của hệ số β của các biến độc lập và lập luận của tác giả như sau:

β_1 sẽ mang dấu âm, do biến X_1 có tương quan ngược chiều với biến phụ thuộc Y. Khách hàng càng lớn tuổi, càng có khả năng mất dần lao động từ đó mất khả năng chi trả các khoản vay.

β_2 sẽ mang dấu dương, do biến X_2 (có tương quan cùng chiều với biến phụ thuộc Y. Các khách hàng có mức lương cao thì khả năng chi trả đúng hạn cũng cao hơn.

β_3 sẽ mang dấu dương, do biến X_3 có tương quan cùng chiều với biến phụ thuộc Y. Những khách hàng được kí kết hợp đồng lao động tức các

khách hàng có mức lương ổn định hơn các khách hàng làm các công việc tự do. Do đó, khả năng chi trả cũng cao hơn.

β_4 sẽ mang dấu âm, do biến X_4 có tương quan ngược chiều với biến phụ thuộc Y. Những khách hàng sử dụng vốn vay để kinh doanh sẽ có khả năng trả nợ thấp hơn do có nhiều rủi ro trong kinh doanh.

β_5 sẽ mang dấu dương, do biến X_5 có tương quan cùng chiều với biến phụ thuộc Y. Các khách hàng có lịch sử tín dụng tốt thì khả năng trả nợ cũng tốt hơn.

β_6 sẽ mang dấu dương, do biến X_6 có tương quan cùng chiều với biến phụ thuộc Y . Các khách hàng có trình độ học vấn càng cao được kì vọng là sẽ có khả năng trả nợ đúng hạn càng cao.

2.3. Phương pháp nghiên cứu

2.3.1. Phương pháp chọn mẫu

Xác định cỡ mẫu đối với phân tích hồi quy đa biến, cỡ mẫu tối thiểu được tính theo công thức $n = 50 + 8 \cdot m$ (m : số biến độc lập) (Tabachnick và cộng sự)¹⁴. Trong nghiên cứu này, có 6 biến độc lập, do đó cỡ mẫu tối thiểu là 98 quan sát. Để thực hiện nghiên cứu, tác giả sử dụng 164 quan sát nhằm đảm bảo cao hơn so với cỡ mẫu cần thiết.

Dữ liệu được thu thập từ hệ thống tín dụng nội bộ của MB – chi nhánh Quận 5. Tác giả sử dụng dữ liệu thứ cấp của 164 khách hàng cá nhân có dư nợ tín dụng giai đoạn 2021 - 2023 với MB – chi nhánh Quận 5 và các phòng giao dịch trực thuộc, số lượng các quan sát được phân chia như sau: Chi nhánh Quận 5 (33 quan sát), phòng giao dịch Quận 6 (33 quan sát), phòng giao dịch Quận 8 (32 quan sát), phòng giao dịch Lê Đại Hành (33 quan sát) và phòng giao dịch Nguyễn Tri Phương (33 quan sát).

Nguyên tắc chọn mẫu như sau: **Tại thời điểm phê duyệt khoản vay khách hàng phải đảm bảo 2 tiêu chí sau: Độ tuổi từ 21-55 tuổi; Không có nợ xấu trên hệ thống tín dụng quốc gia. Ngoài ra các khách hàng được chọn có dư nợ tín dụng tại MB – Chi nhánh Quận 5 từ 2021 – 2023.**

2.3.2. Quy trình nghiên cứu

Tác giả sử dụng các phần mềm SPSS Statistic 25.0 để thực hiện lập mô hình nghiên cứu.

Bước 1: Xử lý dữ liệu, làm sạch dữ liệu. Các dữ liệu được cung cấp bởi ngân hàng sẽ được xử lý nhằm mã hóa các biến giả, điều chỉnh lại đơn vị các biến độc lập và mã hóa giá trị cho biến phụ thuộc.

Bước 2: Chạy mô hình. Tác giả tiến hành nhập dữ liệu là phần mềm SPSS Statistic 25.0 và chạy hồi quy Binary Logistic. Tại bảng kết quả, tiến hành xem xét ý nghĩa thống kê của các biến. Tác giả kết luận được mô hình nghiên cứu dự kiến.

Bước 3: Kiểm định tính phù hợp của mô hình. Tác giả sử dụng lần lượt những kiểm định sau:

Kiểm định Omnibus (Althouse)¹⁵: Kiểm định sự phù hợp tổng quát của mô hình hồi quy với giả thiết H_0 là tác động của các biến giải thích đến biến phụ thuộc là bằng 0. Nếu $\text{sig.} < \alpha$ thì H_0 bị bác bỏ hay mô hình là phù hợp một cách tổng quát.

Kiểm định Hosmer và Lemershow (Hosmer & Lemershow)¹⁶: Kiểm định giả thuyết H_0 là các giá trị dự báo phù hợp với giá trị quan sát. Nếu $\text{sig.} > \alpha$ thì chấp nhận H_0 hay giá trị dự báo là phù hợp.

Kiểm tra giá trị Cox và Snell R bình phương (Cox & Snell)¹⁷ và giá trị Nagelkerke R bình phương (Nagelkerke)¹⁸: Giá trị -2LL càng nhỏ càng tốt, giá trị Cox và Snell R bình phương và giá trị Nagelkerke R bình phương càng lớn càng tốt.

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

3.1. Thống kê mô tả

Cơ cấu quy mô theo nghề nghiệp: Đối với các khách hàng làm việc tự do có tổng cộng 80 người chiếm tỉ lệ 48,8%; các khách hàng có kí kết hợp đồng lao động có tổng cộng 84 người chiếm tỉ lệ 51,2%.

Cơ cấu quy mô theo mục đích vay: Đối với các khách hàng vay vì mục đích kinh doanh có tổng cộng 57 người chiếm tỉ lệ 34,8%; các khách hàng vay vì mục đích khác có tổng cộng 107 người chiếm tỉ lệ 65,2%.

Cơ cấu quy mô theo lịch sử tín dụng: Có 70 khách hàng chưa từng có quan hệ tín dụng với bất cứ tổ chức tín dụng nào chiếm tỉ lệ 42,7%; có 94 khách hàng từng có quan hệ tín dụng tổ chức tín dụng chiếm tỉ lệ 57,3%.

Cơ cấu quy mô theo trình độ học vấn: Khách hàng có trình độ tốt nghiệp trung học phổ thông trở lên có tổng cộng 87 người chiếm tỉ lệ 53%; khách hàng chưa tốt nghiệp trung học phổ thông có tổng cộng 77 người chiếm tỉ lệ 47%.

Đối với biến độ tuổi: Giá trị trung bình là 35,7561; độ lệch chuẩn 9,318576; giá trị nhỏ nhất là 21; giá trị lớn nhất là 54.

Đối với biến thu nhập: Giá trị trung bình là 12,2622; độ lệch chuẩn 3,09435; giá trị nhỏ nhất là 7,5; giá trị lớn nhất là 24.

Đối với biến phụ thuộc: Giá trị $Y = 1$ (tức là khách hàng có khả năng trả nợ đúng hạn) 42 quan sát (chiếm 25,6%); giá trị $Y = 0$ (tức là khách hàng không có khả năng trả nợ) 122 quan sát (chiếm 74,4%).

3.2. Kết quả mô hình

Mô hình nghiên cứu với các biến giải thích là các nhân tố được đánh giá có tác động đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân được cụ thể bằng 6 biến độc lập đã được đề cập ở phần trên. Kết quả xây dựng thông qua mô hình hồi quy Binary Logistic được cụ thể ở dưới bảng 2.

Bảng 2. Kết quả chạy mô hình hồi quy

Biến	Hệ số ước lượng	Sai số chuẩn	Wald	Bậc tự do	Mức ý nghĩa	Exp(B)
X ₁	-0,350	0,101	12,034	1	0,001	0,704
X ₂	1,147	0,312	13,558	1	0,000	3,149
X ₃	1,964	0,906	4,696	1	0,030	7,129
X ₄	-2,909	1,059	7,547	1	0,006	0,055
X ₅	2,272	1,054	4,644	1	0,031	9,695
X ₆	2,695	1,095	6,060	1	0,014	14,799
Hằng số	-6,777	3,684	3,384	1	0,046	0,001

Nguồn: Kết quả của tác giả, năm 2024

Kết quả: Mô hình này được lựa chọn do giá trị mức ý nghĩa của kiểm định Wald của các biến đều < 0,05.

Bảng 3. Kết quả kiểm định Omnibus

	Chi-bình phương	Bậc tự do	Mức ý nghĩa
Step	145,960	6	0,000
Block	145,960	6	0,000
Model	145,960	6	0,000

Nguồn: Kết quả của tác giả, 2024

Bảng 4. Kết quả kiểm định Hosmer và Lemeshow

Chi-bình phương	Bậc tự do	Mức ý nghĩa
0,417	8	1,000

Nguồn: Kết quả của tác giả, 2024

Tại bảng 3, kết quả kiểm định Omnibus có mức ý nghĩa < 0,05. Do đó, chúng ta kết luận là có khác

Bảng 6. Khả năng dự đoán của mô hình

Quan sát		Dự đoán	
		Biến phụ thuộc	Phần trăm chính xác
Biến phụ thuộc	0	120	98,4
	1	6	85,7
Tỉ lệ chung			95,1

Nguồn: Kết quả của tác giả, 2024

Về khả năng dự đoán của mô hình, kết quả tại bảng 6 cho thấy, trường hợp khách hàng không có khả năng trả nợ gồm 122 khách hàng, mô hình dự đoán chính xác 120 khách hàng, đạt tỉ lệ 98,4%. Trường

biệt giữa mô hình trống và mô hình đề xuất một cách có ý nghĩa thống kê, vậy mô hình hồi quy là phù hợp.

Kết quả phân tích ở bảng 4. cho thấy mức ý nghĩa của kiểm định Hosmer và Lemeshow là 1,000 > 0,05 nên kết luận mô hình phân nhóm mẫu theo các biến nêu trên là phù hợp ở mức tin cậy 5%.

Bảng 5. Kết quả kiểm định Cox và Snell R bình phương và Nagelkerke R bình phương

-2 Log likelihood	Cox & Snell R bình phương	Nagelkerke R bình phương
40,650	0,589	0,867

Nguồn: Kết quả của tác giả, 2024

Kết quả tại bảng 5. cho thấy giá trị -2 log likelihood bằng 40.650 < 186,611 (giá trị -2LL của mô hình hồi quy trống) thể hiện đây là một mô hình tổng thể phù hợp. Mức độ phù hợp cũng được thể hiện qua hai giá trị Cox và Snell R bình phương đạt 58,9% và giá trị Nagelkerke R bình phương đạt 86,7%. Điều này càng chứng minh thêm đây là một mô hình tốt.

hợp khách hàng có khả năng trả nợ gồm 42 khách hàng, mô hình dự đoán chính xác 36 khách hàng, đạt tỉ lệ 85,7%. Xét về tổng thể, mô hình dự đoán

chính xác 156 trên tổng số 164 khách hàng, đạt tỉ lệ dự đoán đúng toàn bộ mô hình là 95,1%.

Như vậy, thông qua một loạt các kiểm định độ phù hợp thì mô hình nghiên cứu được kết luận như sau:

$$\log_e \left[\frac{P(Y=1)}{P(Y=0)} \right] = -6,777 - 0,35X_1 + 1,147X_2 + 1,964 - 2,909X_4 + 2,272X_5 + 2,695X_6$$

Biến trình độ học vẫn có tác động mạnh nhất với $\text{Exp}(\beta) = 14,799$ đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. Hệ số $\beta = 2,695$, thể hiện trình độ học vấn cao thì sẽ có khả năng trả nợ cao. Kết quả nghiên cứu này phù hợp với kết quả của Gutu và cộng sự¹⁰, Tất Duyên Thư và cộng sự¹¹ cũng như là kì vọng của tác giả. Điều này cũng khá phù hợp với thực tế, thông thường các khách hàng có trình độ học vấn cao sẽ có những kiến thức chuyên môn cao hơn nên khả năng về kinh doanh tốt hơn, khả năng tạo ra thu nhập cao, ổn định và lâu dài hơn các khách hàng có trình độ học vấn thấp. Do đó, những khách hàng có trình độ học vấn càng cao thì khả năng trả nợ cũng tăng.

Lịch sử tín dụng có hệ số $\beta = 2,272$ thể hiện khách hàng từng có lịch sử tín dụng sẽ có khả năng trả nợ cao hơn khách hàng chưa từng có quan hệ tín dụng. Kết quả này cũng phù hợp với Fallah và cộng sự⁸, Nguyễn Hồng Hà¹² và kì vọng của tác giả. Tại nghiên cứu của tác giả sử dụng bộ dữ liệu là các khách hàng không có nợ xấu trên hệ thống tín dụng quốc gia, do đó những khách hàng được điều tra có lịch sử tín dụng đều là những khách hàng từng có lịch sử tín dụng tốt trước đó. Do đó, căn cứ để ngân hàng thẩm định đối với khoản vay của các khách hàng này thường không mất quá nhiều thời gian so với các khách hàng chưa có lịch sử tín dụng trước đây. Vì đã có những kinh nghiệm trong thanh toán khoản vay trước nên các khách hàng này thường có khả năng trả nợ cao hơn.

Nghề nghiệp có hệ số $\beta = 1,964$ với các khách hàng có nghề nghiệp ổn định và kí hợp đồng lao động sẽ trả nợ tốt hơn các khách hàng làm việc tự do. Kết quả này cũng phù hợp với Tất Duyên Thư và cộng sự¹¹, Nguyễn Hồng Hà¹², Trần Huy Hoàng và cộng sự¹³ cũng như kì vọng của tác giả. Các khách hàng làm việc có kí hợp đồng sẽ có thu nhập với mức lương ổn định trong thời gian kí kết hợp đồng. Do đó, ngân hàng có căn cứ để tạo khoản vay phù hợp với mức chi trả của khách hàng. Các khách hàng làm việc tự do sẽ có mức thu nhập không ổn định, lúc cao, lúc thấp nên việc đánh giá để tạo lập khoản vay phù hợp sẽ gặp nhiều khó khăn. Ngoài ra, khả năng mất việc làm do biến động thị trường cũng cao hơn gây nên gián đoạn trong khâu trả toán khoản vay.

Thu nhập có hệ số $\beta = 1,147$ cho thấy các khách hàng có thu nhập càng cao thì khả năng trả nợ cũng cao hơn. Kết quả này cũng phù hợp với Mohameda

và cộng sự⁷, Tất Duyên Thư và cộng sự¹¹ và kì vọng của tác giả. Tuy nhiên, mức thu nhập cao hay thấp thì khoản vay không đồng nghĩa là sẽ chỉ ở một con số cố định. Khách hàng có thu nhập cao họ sẽ có mức sống cao hơn khách hàng có thu nhập thấp, do đó sẽ có xu hướng vay vốn cao hơn. Do đó, cần xem xét yếu tố biến động tiền lương của khách hàng cũng như thời gian công tác tại đơn vị nhằm tính toán một cách chính xác. Xem xét thêm về thị trường của đơn vị mà khách hàng đang công tác có đang gặp khó khăn trong kinh doanh hay không.

Độ tuổi có $\beta = -0,350$ khẳng định được độ tuổi càng cao thì khả năng trả nợ càng thấp. Kết quả này cũng phù hợp với Fallah và cộng sự⁸, Trần Huy Hoàng và cộng sự¹³ và kì vọng của tác giả. Điều này có thể giải thích rằng do người lớn tuổi thường ít có nhu cầu vay vốn do an phận hoặc do con cái chăm sóc. Nếu người lớn tuổi có nhu cầu vay vốn thường là do cuộc sống khó khăn nên việc thanh toán nợ cũng kém hơn do khả năng tạo nên thu nhập cũng thấp dần theo thời gian.

Mục đích vay có $\beta = -2,909$ nên các khách hàng vay vốn với mục đích kinh doanh thì khả năng trả nợ kém hơn vay vốn với mục đích khác. Kết quả này cũng phù hợp với Gutu và cộng sự¹⁰, Tất Duyên Thư và cộng sự¹¹ cũng như kì vọng của tác giả. Đối với những khách hàng sử dụng khoản vay cho mục đích sản xuất, kinh doanh thường được cân nhắc nhiều hơn do sự biến động của thị trường, kinh nghiệm và khả năng của khách hàng, ngoài ra còn một chút về may rủi. Nếu khách hàng không có kỹ năng và kiến thức trong kinh doanh hay thị trường biến động, không tiềm năng thì rất dễ mất vốn.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã xác định được 6 nhân tố có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại MB – Chi nhánh Quận 5 bao gồm độ tuổi, thu nhập, nghề nghiệp, mục đích vay, lịch sử tín dụng và trình độ học vấn. Tuy nhiên, nghiên cứu còn một số hạn chế nhất định.

Thứ nhất, mô hình này vẫn còn khá nhiều hạn chế về mặt ý nghĩa, bởi trên thực tế việc phân loại rủi ro tín dụng của khách hàng cá nhân vẫn còn phụ thuộc vào rất nhiều yếu tố khác khách quan lẫn chủ quan. Kết quả trong nghiên cứu chỉ đề xuất vài nhân tố, do đó mô hình này vẫn còn chưa phù hợp và cần được nghiên cứu sâu hơn bằng cách tìm kiếm thêm nhiều những nhân tố ảnh hưởng để nâng cao hiệu quả của mô hình.

Thứ hai, do biến động số khách hàng hàng năm nên việc thống kê ước lượng tất cả các khách hàng trong khoảng từ năm 2021 – 2023 còn gặp nhiều khó khăn. Đối với tác giả, mô hình này chỉ là bước đầu và đề xuất nhằm mở rộng thêm mô hình để từ đó chi nhánh có thể kết luận được mô hình có ý

nghĩa chính xác nhất. Trong các nghiên cứu tiếp theo, cần mở rộng phạm vi nghiên cứu đối với tổng thể khách hàng cá nhân nhằm cho cái nhìn tổng quan và chính xác.

Thứ ba, bài nghiên cứu này chỉ xem xét các nhân tố tại MB – Chi nhánh Quận 5, do đó kết quả chưa thật sự phù hợp với các chi nhánh, địa phương khác hay tổ chức khác. Do đó, kết quả mô hình chỉ là một tài liệu tham khảo khi xét đến phạm vi nghiên cứu là khách hàng cá nhân trên toàn hệ thống ngân hàng tại Việt Nam cũng như trong khu vực.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Bellotti, T., & Crook, J. Modelling and estimating Loss Given Default for credit cards. *Credit Research Centre, University of Edinburgh Business School*, **2008**.
2. Moradi, Somayeh, & Rafiei, Farimah. A Dynamic Credit Risk Assessment Model with Data Mining Techniques: Evidence from Iranian Banks. *Financial Innovation*, **2019**, 5(1), 1-27.
3. Amalia, S. Credit risk in sharia commercial devisa banks. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, **2019**, 11(6), 1088–1095.
4. Basle Committee on Banking Supervision, & Bank for International Settlements. *Principles for the management of credit risk*. Bank for International Settlements, Switzerland, 2000.
5. Ngân hàng Nhà nước Việt Nam. Thông tư số 11/2021/TT-NHNN ngày 30/7/2021 ban hành quy định về việc phân loại tài sản có, mức trích, phương pháp trích lập dự phòng rủi ro và việc sử dụng dự phòng để xử lý rủi ro trong hoạt động của tổ chức tín dụng, chi nhánh ngân hàng nước ngoài, 2021.
6. Wongnaa, C. A., & Awunyo-Vitor, D. Factors affecting loan repayment performance among yam farmers in the Sene District, Ghana. *Agris on-line Papers in Economics and Informatics*, **2013**, 5(665-2016-44943), 111-122.
7. Mohameda, M. E. E. D., El-Goharyb, M., & Amin, A. Statistical Analysis for Credit Scoring based on Logistic regression model. *Egyptian Journals*, **2024**, 44(1), 345-359.
8. Fallah Shams, M., Jahangirnia, H., Gholami Jamkarani, R., Kordlouie, H., & Derakhshani, R. Designing credit risk early-warning system for individual and corporate customers of the bank using multiple logit comparison model and survival function. *International Journal of Finance & Managerial Accounting*, **2022**, 7(25), 163-177.
9. Motedayen, N., Nazarian, R., Damankeshideh, M., & Seifipour, R. Identification and Evaluation of the Factors Affecting Credit Risk Management Using the Multinomial Logistic Regression Model. *Iranian Economic Review*, **2022**, 26(3), 707-720.
10. Gutu, F., Mulugeta, W., & Birlie, B. Determinant Factors Affecting Loan Repayment Performance of Women Borrowers from Micro Finance Institutions in Southwest Ethiopia: Evidence from Four Woredas Around Gilgel Gibe Hydroelectric Power Dam. *Global Journal of Management and Business Research*, **2017**.
11. Thu, T.D., & Anh, P.N.B.. Các nhân tố ảnh hưởng đến khả năng trả nợ đúng hạn của khách hàng cá nhân vay thẻ chấp tại ngân hàng TMCP Kiên Long chi nhánh Cần Thơ. *Tạp chí khoa học Trường đại học Trà Vinh*, **2023**, 13(1), 1–9.
12. Nguyen, H. H. Analysis of Factors Affecting the Credit Risk of Individual Customers in the Mekong Delta: Case at the Vietnam Bank for Agriculture and Rural Development. *Nongye Jixie Xuebao/ Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, **2023**, 54(3).
13. Hoàng, T.H., & Chương, N.T.. Các yếu tố ảnh hưởng đến khả năng trả nợ đúng hạn của khách hàng cá nhân tại Ngân hàng Nông nghiệp và Phát triển Nông thôn Việt Nam – Chi nhánh Vũng Liêm. *Tạp chí Công Thương*, **2020**, 23, 413-420.
14. Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. Using multivariate statistics . Northridge. Cal.: Harper Collins, **1996**.
15. Althouse, L. A. Detecting departures from normality: A Monte Carlo simulation of a new omnibus test based on moments, *The University of North Carolina at Chapel Hill*, **1997**.
16. Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. Goodness of fit tests for the multiple logistic regression model. *Communications in statistics-Theory and Methods*, **1980**, 9(10), 1043-1069.
17. Cox, D. R., & Snell, E. J. *Analysis of binary data* (Vol. 32). CRC press, USA, 1989.
18. Nagelkerke, N. J. A note on a general definition of the coefficient of determination. *biometrika*, **1991**, 78(3), 691-692.