

Factors affecting credit risk of individual customers at Military Commercial Joint Stock Bank - District 5 branch

To Thien Bao*

Faculty of Finance – Accounting, Saigon University, Vietnam

Received: 05/06/2024; Revised: 22/09/2024;

Accepted: 02/10/2024; Published: 28/12/2024

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 having a credit relationship with MB - District 5 branch in the period of 2021 - 2023. Using the Binary Logistic regression model, the study has indicated factors including age, income, occupation, purpose loans, credit history, and educational level, all of which affect individual customer credit risk at MB - District 5 branch.

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

*Corresponding author:

Email: thienbao12345612@gmail.com

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

Tô Thiên Bảo*

Khoa Tài chính – Kế toán, Trường Đại học Sài Gòn, Việt Nam

Ngày nhận bài: 05/06/2024; Ngày sửa bài: 22/09/2024;

Ngày nhận đăng: 02/10/2024; Ngày xuất bản: 28/12/2024

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 gì.¹ 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

*Tác giả liên hệ chính.

Email: thienbao12345612@gmail.com

hướng 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-NHNN 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.⁵ 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 sự đã phân tích một số nhân tố có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.⁷ 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 ngược 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 cùng chiều với rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Nghiên cứu của Fallah và cộng sự đã thống kê 399 khách hàng cá nhân từ năm 2011 – 2019 tại một ngân hàng ở Iran.⁸ Thông qua mô hình hồi quy Logit đa thức thì nam giới, 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, nữ giới, 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 sự 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.⁹ 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 sự 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.¹⁰ 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 Tats Duyen Thu và cộng sự 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.¹¹ 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 Hà phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại khu vực Đồng bằng sông Cửu Long.¹² 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 sự 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.¹³ 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. Từ các cơ sở trên, tác giả đề xuất 6 nhân tố có ảnh hưởng đến rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân.

Độ tuổi

Đối với mỗi nhà quản trị sẽ có những quan điểm khác nhau liên quan đến mối quan hệ giữa tuổi tác và rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân. Nghiên cứu của Fallah và cộng sự cho rằng độ tuổi càng cao thì rủi ro càng lớn.⁸ Họ lập luận rằng người trẻ thường có nhiều thời gian, sức khỏe để làm việc, ngoài ra họ cũng thích nghi với các công nghệ mới và các hình thức làm việc linh hoạt. Từ đó, nguồn thu nhập của người trẻ cũng đa dạng hơn. Song song đó, họ cũng ít gánh nặng về tài chính như chăm sóc con cái, cha mẹ. Ý kiến trên cũng nhận được sự đồng tình của Bekhet và cộng sự,¹⁴ Wongnaa và cộng sự,⁶... Tuy nhiên, cũng có quan điểm khác, Trần Huy Hoàng và cộng sự lại cho rằng người lớn tuổi lại có mức rủi ro tín dụng thấp do khả năng thanh toán khoản vay cao vì kinh nghiệm làm việc cũng như hiệu quả sử dụng vốn vay cao hơn.¹³ Từ đó, rủi ro cũng thấp hơn người trẻ tuổi. Ý kiến này cũng tương đồng với các nghiên cứu của Kohansal và cộng sự,¹⁵...

Thu nhập

Đa phần các nghiên cứu đều ủng hộ giả thuyết thu nhập càng cao thì rủi ro càng thấp do

khả năng trả nợ đúng hạn cũng cao hơn.¹¹⁻¹³ Tuy nhiên, ở các nghiên cứu đó đều khẳng định rõ tính ổn định của nguồn thu nhập mới là cốt lõi để đánh giá rủi ro.

Nghề nghiệp

Hai nhóm nghề nghiệp chính thường được đo lường là nhóm nghề nghiệp có kí kết hợp đồng lao động và nhóm nghề nghiệp tự do. Các nghiên cứu đều đánh giá lao động tự do có rủi ro nghề nghiệp cao hơn cũng như rủi ro tín dụng cũng cao hơn.¹⁶ Một số ít nghiên cứu như của Weber và cộng sự lại cho rằng tính chất công việc tự do hay có hợp đồng lao động không quan trọng bằng kinh nghiệm làm việc đo lường bằng số năm.¹⁷ Bởi nó thể hiện sự ổn định và lâu dài của nghề nghiệp.

Mục đích vay

Mục đích vay là một trong những yếu tố quan trọng rủi ro tín dụng.¹⁸ Một khoản vay tiêu dùng sẽ có rủi ro khác so với một khoản vay kinh doanh. Nghiên cứu của Cader và cộng sự cho rằng rủi ro trong cho vay để khách hàng cá nhân kinh doanh lên đến 40%.¹⁹ Bằng việc sử dụng một cỡ mẫu hơn 90.000 doanh nghiệp tư nhân, tác giả này đã khẳng định gần 40% trong số đó đã phá sản trong khi chưa thanh toán hết khoản vay. Trong khi đó, tỉ lệ rủi ro này khi vay để mua xe hơi chỉ ở mức 3,59%.²⁰

Lịch sử tín dụng

Đây là một cơ sở quan trọng trong đánh giá và chấm điểm tư cách vay của một cá nhân.²¹ Ngay cả đối với các hộ kinh doanh nhỏ thì lịch sử tín dụng vẫn là một yếu tố đáng tin cậy hơn chứng minh tài chính.²² Nên đây là một yếu tố rất quan trọng và cần thiết trong đo lường rủi ro tín dụng. Các nghiên cứu đều ủng hộ giả thuyết lịch sử tín dụng tốt thì rủi ro cũng thấp đi.^{8,12}

Trình độ học vấn

Nhiều nghiên cứu khác nhau cho ra các kết quả về trình độ học vấn đối với rủi ro tín dụng. Nghiên cứu của Çiğsar và cộng sự cho rằng rủi ro tín dụng không phân tán dọc theo trình độ học vấn, mà các khách hàng có trình độ đại học trở lên thì có rủi ro thấp nhất, sau đó là nhóm khách hàng không biết chữ, đáng chú ý là nhóm khách hàng tốt nghiệp trung học là nhóm có nhiều rủi ro nhất.²³ Còn ở những nghiên cứu cơ bản như của Gutu và cộng sự hay Tất Duyên Thư và cộng sự thì thang đo chỉ xem xét 2 nhóm học vấn bao gồm: Cao đẳng trở lên và dưới cao đẳng. Thì rủi ro tín dụng luôn nghiêng nhiều về nhóm trình độ học vấn thấp hơn.^{10,11}

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:

$$\log_e \left[\frac{P(Y=1)}{P(Y=0)} \right] = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6$$

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_0 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).²⁴ 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 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):²⁵ 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):²⁶ 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) và giá trị Nagelkerke R bình phương (Nagelkerke):^{27,28} 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 kiểm định

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 Lemershow.

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 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.

Bảng 6. Khả năng dự đoán của mô hình.

Quan sát		Dự đoán	
		Biến phụ thuộc	
		0	1
Biến phụ thuộc	0	120	2
	1	6	36
Tỉ lệ chung		95,1	

Nguồn: Kết quả của tác giả, 2024

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.

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 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 vẫn cao thì sẽ có khả năng trả nợ cao. Kết quả nghiên cứu này phù hợp với kết quả của Gutu và cộng sự, Tất Duyên Thư và cộng sự cũng như là kì vọng của tác giả.^{10,11} Điều này cũng khá phù hợp với thực tế, thông thường các khách hàng có trình độ học vẫn 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 vẫn thấp. Do đó, những khách hàng có trình độ học vẫn 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 sự, Nguyễn Hồng Hà và kì vọng của tác giả.^{8,12} 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 sự, Nguyễn Hồng Hà, Trần Huy Hoàng và cộng sự cũng như kì vọng của tác giả.¹¹⁻¹³ 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 sự, Tất Duyên Thư và cộng sự và kì vọng của tác giả.^{7,11} 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. Việc 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 sự và kì vọng của tác giả.⁸ 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 sự, Tất

Duyên Thu và cộng sự cũng như kì vọng của tác giả.^{10,11} 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 VÀ HÀM Ý

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. Từ kết quả nghiên cứu, tác giả đưa ra một số hàm ý nhằm nâng cao chất lượng quản trị rủi ro tín dụng khách hàng cá nhân tại MB – Chi nhánh Quận 5 theo từng yếu tố.

Độ tuổi: Kết quả hiện tại cho thấy mức rủi ro tín dụng nghiêng cao hơn về người lớn tuổi. Đối với các khách hàng lớn tuổi, cần đánh giá kĩ lưỡng về nguồn thu nhập hưu trí, nguồn thu nhập khác và khả năng tạo nên thu nhập trong tương lai. MB cần xem xét thêm về chi phí thuốc men, khám chữa bệnh, sinh hoạt hàng ngày,...Ngoài ra, đánh giá tuổi thọ cũng là một yếu tố được cân nhắc cho những khoản vay dài hạn. MB nên xây dựng hợp đồng linh hoạt, cho phép khách hàng lớn tuổi thanh toán nợ trước hạn mà không phát sinh phí phạt, hướng dẫn và tư vấn khách hàng sử dụng dịch vụ bảo hiểm khoản vay nhằm hạn chế những bất lợi cho ngân hàng nếu phát sinh rủi ro không đáng có. Ngoài ra, ngân hàng nên cân nhắc, đánh giá mối quan hệ giữa khách hàng và người bảo lãnh. Còn đối với khách hàng trẻ tuổi, vì nhóm khách hàng này tiếp xúc nhiều với công nghệ tài chính nên việc đa dạng các hình thức thanh toán trên nhiều nền tảng nhằm tạo sự tiện lợi cho khách hàng.

Thu nhập: Thu nhập là nguồn chính để trả nợ gốc và lãi. Theo kết quả nghiên cứu thì việc thu nhập càng lớn thì khả năng trả nợ đúng hạn cũng cao hơn. Tuy nhiên, MB cần xem xét thêm về khả năng ứng phó với rủi ro của khách hàng, cũng như cần xây dựng một thang đo nhằm đánh

giá về tỉ lệ mức thu nhập hiện tại so với khoản vay, dự đoán về mức thu nhập trong tương lai. MB cần đặt thêm nhiều tình huống, trường hợp như tỷ lệ mất việc, thị trường của công việc tạo nên nguồn thu nhập của khách hàng, rủi ro về thiên tai, dịch bệnh để xem xét rằng liệu mức thu nhập đó có ổn định hay duy trì nếu rủi ro đó xảy ra hay không.

Nghề nghiệp: Khách hàng làm việc tự do, không có hợp đồng lao động thường mang những thách thức hơn cho ngân hàng trong công tác đánh giá rủi ro tín dụng. Đối với nhóm khách hàng này, ngân hàng cần đánh giá kinh nghiệm làm việc, thời gian làm việc tại một nơi càng lâu chứng minh càng có sự ổn định. Song song đó, MB cần xem xét đến khả năng lao động, thông tin cơ bản của các thành viên khác trong gia đình để xem xét rằng khách hàng có đang chịu áp lực bởi người phụ thuộc nào không. Đánh giá về tính rõ ràng và hợp lý của mục đích vay vốn cũng là một vấn đề cần lưu ý.

Mục đích vay: MB cần yêu cầu minh chứng các tài sản đảm bảo ở các khách hàng vay vốn để kinh doanh, việc này sẽ đảm bảo ngân hàng có thể thu hồi nợ khi khách hàng không có khả năng chi trả. Đào tạo những nhóm chuyên viên theo dõi sát sao các hoạt động kinh doanh của nhóm khách hàng này, đánh giá thị trường và tình hình làm ăn nhằm kịp thời phát hiện rủi ro để có những chính sách phù hợp. Ngoài ra, MB cũng cần tư vấn và cung cấp những sản phẩm bảo hiểm nhằm giúp khách hàng giảm thiểu rủi ro và bảo vệ tài sản. Song song đó, khi thiết lập khoản vay, MB cần đánh giá tính khả thi một cách chi tiết của các kế hoạch kinh doanh của khách hàng. Điều này vừa giúp chúng ta mang lại thiện cảm cho khách hàng vì tính chuyên nghiệp, vừa giúp khách hàng có thể phòng tránh được các rủi ro trong tương lai cũng chính là tránh rủi ro cho ngân hàng.

Lịch sử tín dụng: Hãy bắt đầu với nhóm vay hạn mức nhỏ, kì hạn ngắn cùng với lãi suất phù hợp cho nhóm khách hàng chưa có lịch sử tín dụng. Điều này giúp MB đánh giá đúng được khả năng trả nợ của khách hàng trong một thời gian ngắn. Việc xây dựng một mô hình thuật

toán để đánh giá khả năng trả nợ dựa trên các dữ liệu có sẵn như thông tin cá nhân, thu nhập, mức chi tiêu, hành vi tiêu dùng,... cũng là một điều cần cân nhắc cho nhóm khách hàng “CIC trắng” bằng cách nghiên cứu các kết quả khoa học trong và ngoài nước. Các chuyên viên quan hệ khách hàng cần giải thích và tư vấn kỹ lưỡng về các quyền lợi của khách hàng khi thanh toán đúng hạn. Ngoài ra, đây cũng là một nhóm khách hàng có thể rất tiềm năng trong tương lai nên công tác chăm sóc khách hàng cũng nên được chú trọng như: chương trình khuyến mãi, giảm lãi suất cho khách hàng thanh toán nợ tốt, chương trình khách hàng thành viên vào những dịp lễ, Tết,...

Trình độ học vấn: Ban lãnh đạo chi nhánh có thể đưa ra mức trọng số cao hơn đối với những khách hàng có trình độ sau đại học và thứ hai đến là đại học/ cao đẳng. Tức là với những khách hàng có trình độ học vấn cao hơn sẽ ưu tiên xét duyệt cao hơn, nới lỏng các điều kiện vay, song vẫn bảo đảm tuân thủ đúng trình tự của MB. Để thực hiện tốt đề xuất trên, thì công tác xét duyệt cho vay, thu thập thông tin khách hàng cá nhân cần được chú trọng, đây là nhiệm vụ chính của bộ phận quản lý cho vay.

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. T. Bellotti, J. Crook. Modelling and estimating loss given default for credit cards, *Credit Research Centre*, **2008**, 8, 1-15.
2. S. Moradi, F. M. Rafiei. A dynamic credit risk assessment model with data mining techniques: evidence from Iranian banks, *Financial Innovation*, **2019**, 5(1), 1-27.
3. S. Amalia. 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*, Việt Nam, 2021.
6. C. A. Wongnaa, D. V. Awunyo. 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. M. E. E. D. Mohameda, M. E. Goharyb, A. Amin. Statistical analysis for credit scoring based on logistic regression model, *Egyptian Journals*, **2024**, 44(1), 345-359.
8. M. F. Shams, H. Jahangirnia, R. G. Jamkarani, H. Kordlouie, R. Derakhshani. 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. N. Motedayen, R. Nazarian, M. Damankeshideh, R. Seifipour. 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. F. Gutu, W. Mulugeta, B. Birlie. 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**, 17(1), 43-51.
11. T. D. Thư, P. N. B. Anh. 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. H. H. Nguyen. 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), 148-156.
13. T. H. Hoàng, N. T. Chương. 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. H. A. Bekhet, S. F. K. Eletter. Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: neural scoring approach, *Review of Development Finance*, **2014**, 4(1), 20-28.
15. M. R. Kohansal, H. Mansoori. *Factors affecting on loan repayment performance of farmers in Khorasan-Razavi province of Iran*, Conference on International Research on Food Security, Natural Resource Management and Rural Development, University of Hamburg, Germany, 2009.
16. H. Z. Ma, X. R. Wang. Influencing factor analysis of credit risk in P2P lending based on interpretative structural modeling, *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, **2016**, 19(3), 777-786.
17. O. Weber, R. W. Scholz, G. Michalik. Incorporating sustainability criteria into credit risk management, *Business Strategy and The Environment*, **2010**, 19(1), 39-50.
18. B. Baesens, T. V. Gestel, M. Stepanova, D. V. D. Poel, J. Vanthienen. Neural network survival analysis for personal loan data, *The Journal of the Operational Research Society*, **2005**, 56(9), 1089-1098.
19. H. A. Cader, J. C. Leatherman. Small business survival and sample selection bias, *Small Bus Econ*, **2011**, 37(2), 155-165.
20. L. C. Thomas. A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers, *International Journal of Forecasting*, **2000**, 16(2), 149-172.
21. L. J. Mester. What's the point of credit scoring? *Business Review*, **1997**, 3, 3-16.
22. R. M. Cancino, C. Bravo, S.A. Ríos, M. Graña. On the dynamics of credit history and social interaction features, and their impact on creditworthiness assessment performance, *Expert Systems with Applications*, **2023**, 218, 119599.
23. B. Çığışar, D. Ünal. Comparison of data mining classification algorithms determining the default risk, *Scientific Programming*, **2019**, 2019(1), 8706505.
24. B. G. Tabachnick, L. S. Fidell. *Using multivariate statistics*, Harper Collins, New York, 1996.
25. L. A. Althose. *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.
26. D. W. Hosmer, S. Lemeshow. Goodness of fit tests for the multiple logistic regression model, *Communications in Statistics - Theory and Methods*, **1980**, 9(10), 1043-1069.
27. D. R. Cox, E. J. Snell. *Analysis of binary data (volume 32)*, CRC Press, USA, 1989.
28. N. J. Nagelkerke. A note on a general definition of the coefficient of determination, *Biometrika*, **1991**, 78(3), 691-692.



© 2024 by the authors. This Open Access Article is licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).