

MÔ HÌNH CẢNH BÁO RỦI RO TÍN DỤNG KHÁCH HÀNG CÁ NHÂN CHO CÁC NGÂN HÀNG THƯƠNG MẠI VIỆT NAM

Nguyễn Văn Huân¹, Đỗ Năng Thắng²

Tóm tắt

Các nhà kinh tế thường gọi Ngân hàng là “ngành kinh doanh rủi ro”. Thực tế đã chứng minh không một ngành nào mà khả năng dẫn đến rủi ro lại lớn như trong lĩnh vực kinh doanh tiền tệ- tín dụng. Ngân hàng phải gánh chịu những rủi ro không những do nguyên nhân chủ quan của mình, mà còn phải gánh chịu những rủi ro khách hàng gây ra. Vì vậy “rủi ro tín dụng của Ngân hàng không những là cấp số cộng mà có thể là cấp số nhân rủi ro của nền kinh tế”. Với vai trò quan trọng như vậy bài báo đề xuất một mô hình cảnh báo rủi ro tín dụng nhằm ước tính xác suất vỡ nợ của các khách hàng cá nhân giúp các ngân hàng thương mại có thể giảm thiểu được rủi ro tín dụng.

Từ khóa: Mô hình cảnh báo, rủi ro tín dụng, mô hình logistics, khách hàng cá nhân.

MODEL OF CREDIT RISK WARNING FOR INDIVIDUAL CUSTOMERS FOR COMMERCIAL BANKS IN VIETNAM

Abstract

Economists often refer the bank as "a risky business". There is a proved fact that no business may get involved in higher risks than the credit-money business. The bank has to bear not only the risk caused by itself but also the risks from its customers. Thus, "the bank's credit risk may not be an accumulated but a multiplied source of risks for the whole economy". Addressing a critical issue, this paper proposes a model of credit risk warning for individual customers to help commercial banks to minimize credit risks.

Key words: Warning model, credit risk, logistics model, individual customer

1. Giới thiệu

Cuộc khủng hoảng tài chính châu Á năm 1997 và cuộc khủng hoảng toàn cầu năm 2008 đã nhen nhóm lại các nguyên nhân và triệu chứng của cuộc khủng hoảng tài chính tiềm năng. Nếu những triệu chứng này có thể được phát hiện trước, chính phủ có thể áp dụng các biện pháp phòng ngừa để ngăn chặn cuộc khủng hoảng hoặc ít nhất là để giảm thiểu tác động bất lợi của khủng hoảng đối với nền kinh tế trong nước. Việt Nam đang thực hiện cam kết mở cửa thị trường trong lĩnh vực tài chính - ngân hàng, thực tế hội nhập trong khu vực và trên thế giới mang lại cơ hội cho các ngân hàng Việt Nam đồng thời cũng phát sinh nhiều thách thức và rủi ro ở mức cao hơn. Các yếu tố rủi ro trong lĩnh vực kinh doanh ngân hàng ngày càng trở nên phức tạp và cần có giải pháp phòng ngừa kịp thời. Việc xây dựng hệ thống cảnh báo sớm là rất cần thiết đặc biệt trong bối cảnh hội nhập quốc tế ngày càng sâu, rộng. Hiện nay trên thế giới đã có một số công trình tiêu biểu về cảnh báo rủi ro tín dụng như mô hình

Merton (1974) có vai trò mang tính khai sáng trong quản trị rủi ro tín dụng như là vài trò của mô hình Black-Scholes trong định giá quyền chọn [6]. Tuy nhiên hạn chế của mô hình dựa trên giả định doanh nghiệp chỉ có một khoản nợ duy nhất và trả nợ tại một thời điểm duy nhất. Mô hình điểm số Z do E.I.Altman khởi tạo năm 1977 và thông thường được sử dụng xếp hạng tín nhiệm đối với các doanh nghiệp. Mô hình này dùng để đo xác suất vỡ nợ của khách hàng thông qua các đặc điểm cơ bản của khách hàng. Đại lượng Z là thước đo tổng hợp để phân loại rủi ro đối với người vay và phụ thuộc vào các yếu tố tài chính của người vay. 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 [1]. Ở Việt Nam có một số công trình như công trình của tác giả Lê Văn Tuấn năm 2016 “Khám phá sự thú vị của phần mềm R trong định lượng rủi ro tín dụng” trong nghiên cứu tác giả đã nghiên cứu và ứng dụng mô hình KMV vào cảnh báo rủi ro tín dụng [2] hay công trình nghiên cứu thứ 2 của tác giả Lê Văn Tuấn “Ứng dụng mô hình Merton trong giảng dạy rủi ro tín dụng và định giá trái phiếu cho sinh viên ngành tài chính” công trình nghiên cứu này đã làm rõ mô hình Merton và ứng dụng trong cảnh báo rủi ro tín dụng tại các ngân hàng thương mại ở Việt Nam [3]. Công trình nghiên cứu Nguyễn Phi Lân “Mô hình cảnh báo sớm và chính sách hướng tới ổn định kinh tế vĩ mô”. Theo tác giả việc cảnh báo sớm rủi ro kinh tế vĩ mô và khủng hoảng tiền tệ được tác giả xây dựng dựa trên mô hình cảnh báo sớm (EWS) tham số [4]. Tuy nhiên các mô hình trên đều khá phức tạp và khó áp dụng phù hợp với tình hình thực tế tại các ngân hàng thương mại ở Việt Nam. Xuất phát từ nhu cầu đó, nhóm tác giả đã đi khảo sát, nghiên cứu và đề xuất bộ các yếu tố tác động đến khả năng trả nợ của khách hàng và tiến hành khảo sát.

Đề tài sử dụng bộ dữ liệu gồm 240 mẫu quan sát. Sử dụng phần mềm SPSS làm sạch dữ liệu và chạy mô hình dựa trên lý thuyết hồi quy Binary logistics của Maddala xuất bản năm 1983 để tìm ra tác động của từng yếu tố riêng biệt của khách hàng ảnh hưởng đến khả năng trả nợ của họ như thế nào [5]. Nhóm tác giả cũng chỉ rõ thứ tự mức độ ảnh hưởng của từng nhân tố quyết định đến khả năng trả nợ của khách hàng cá nhân, từ đó giúp các nhà quản lý ngân hàng có cái nhìn trực quan tốt hơn để ra quyết định cho vay chính xác, hạn chế rủi ro.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Mô hình lý thuyết – mô hình Logistic

Mô hình Logistic (Maddala, 1983) [5] là mô hình định lượng trong đó biến phụ thuộc là biến giả, chỉ nhận 2 giá trị là 0 hoặc 1. Mô hình này được ứng dụng rộng rãi trong phân tích kinh tế nói chung và rủi ro tín dụng nói riêng. Cụ thể hơn, mô hình này có thể giúp Ngân hàng xác định khả năng khách hàng sẽ có rủi ro tín dụng (biến phụ thuộc) trên cơ sở sử dụng các nhân tố có ảnh hưởng đến khách hàng (biến độc lập). Cấu trúc dữ liệu của mô hình Logistic.

Bảng 1: Mô tả biến phụ thuộc và độc lập

Biến	Ký hiệu	Loại
Phụ thuộc	Y	Nhị phân
Độc lập	X	Liên tục hoặc rời rạc

Y là biến nhị phân chỉ có thể nhận một trong hai giá trị 0 hoặc 1

Y = 0: Khách hàng không có khả năng trả nợ

Y = 1: Khách hàng có khả năng trả nợ

Xác suất để Y = 0 là P

Xác suất để Y = 1: 1 - P

Có 2 loại hồi quy logit:

Hồi quy logit đơn biến:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X)}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}}$$

Trong đó: p là xác suất để Y = 1.

Suy ra:

$$1 - p = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}}$$

Odds của sự kiện xảy ra:

$$Odds = \frac{p}{1 - p} = \frac{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X)}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X}$$

$$\ln(Odds) = \ln\left(\frac{p}{1 - p}\right) = \ln(e^{\beta_0 + \beta_1 X}) = \beta_0 + \beta_1 X$$

Hay :

$$Logit = \ln(Odds) = \beta_0 + \beta_1 X$$

Xem xét sự thay đổi của Odds khi biến độc lập (biến giải thích) X gia tăng thêm 1 đơn vị (từ X lên X + 1). Chúng ta có:

$$\text{Khi } X = X_1 \longrightarrow \ln(Odds^1) = \beta_0 + \beta_1 X_1$$

$$\text{Khi } X = X_1 + 1 \longrightarrow \ln(Odds^2) = \beta_0 + \beta_1 (X_1 + 1) = \ln(Odds^1) + \beta_1$$

$$\rightarrow \beta_1 = \ln(Odds^2) - \ln(Odds^1) = \ln\left(\frac{Odds^2}{Odds^1}\right) = \ln OR$$

$$\rightarrow OR = e^{\beta_1}$$

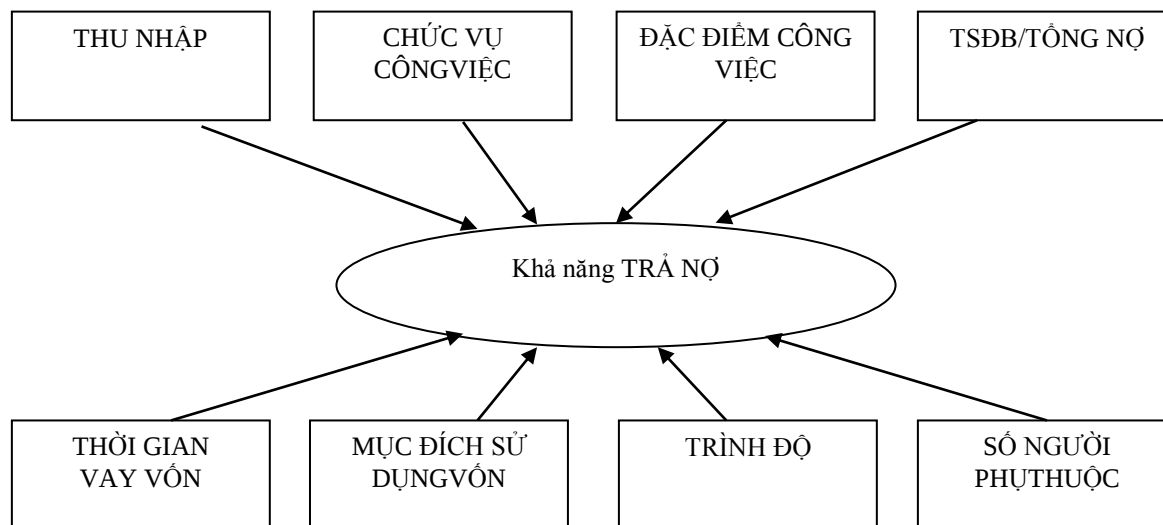
Ý nghĩa: Gia tăng 1 đơn vị của biến độc lập thì **Odds²** bằng e^{β_1} lần so với **Odds¹**. Nếu $e^{\beta_1} > 1$ (hay $\beta_1 > 0$) thì Odds² tăng gấp e^{β_1} lần Odds¹ (Odds² = e^{β_1} * Odds¹) và ngược lại nếu $e^{\beta_1} < 1$ (hay $\beta_1 < 0$) thì Odds² giảm e^{β_1} lần Odds¹.

Cũng như trong hồi quy tuyến tính, chúng ta ước lượng các tham số β_0 và β_1 từ mẫu, rồi dùng các kiểm định thống kê phù hợp để xem xét ý nghĩa thống kê của chúng.

Giả thuyết kiểm định là:
 $H_0: \beta_1 = 0 \rightarrow$ biến độc lập không tác động đến xác suất xảy ra sự kiện;
 $H_1: \beta_1 \neq 0 \rightarrow$ biến độc lập có tác động đến xác suất xảy ra sự kiện.

Trường hợp hồi quy logit bội (Multiple logistic regression) thì:

$$\text{Logit} = \ln(\text{Odds}) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$



Hình 1. Mô hình các yếu tố tác động đến khả năng trả nợ của khách hàng cá nhân

2.2. Mô hình nghiên cứu đánh giá rủi ro tín dụng đối với khách hàng cá nhân

Biến phụ thuộc

Y: Trả nợ

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

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

Biến động lập

Bảng 2: Thông tin các biến độc lập

STT	Tên biến	Thang đo/đơn vị đo	Dấu kỳ vọng	Kí hiệu biến quan sát
1	Thu nhập hàng tháng	Triệu đồng	+	X ₁
2	Chức vụ công việc	1: Lãnh đạo 0: Nhân viên	+	X ₂
3	Đặc điểm công việc	1: Ổn định 0: Không ổn định	+	X ₃
4	Giá trị tài sản đảm bảo trên tổng nợ	%	+	X ₄
5	Thời gian vay	Tháng	-	X ₅
6	Mục đích sử dụng vốn	1: Mua nhà đất 2: Mua xe hơi 3: Mục đích khác	+	X ₆
7	Trình độ	1: Từ đại học trở lên 0: Dưới đại học	+	X ₇
8	Số người phụ thuộc	Người	-	X ₈

Phương trình hồi quy logistic tổng quát có dạng:

$$\ln(\text{odds}) = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + B_3X_3 + B_4X_4 + B_5X_5 + B_6X_6 + B_7X_7 + B_8X_8$$

2.3. Nguồn số liệu

Bài báo sử dụng bộ dữ liệu điều tra từ 240 mẫu quan sát được thu thập thông qua bảng hỏi và gửi tới các khách hàng cá nhân, người đã có hợp đồng vay vốn với ngân hàng. Nghiên cứu sử dụng phần mềm SPSS phiên bản 18 để làm sạch

dữ liệu và sử dụng mô hình hồi quy Binary logistics để tìm ra tác động của từng yếu tố riêng biệt của khách hàng ảnh hưởng đến khả năng trả nợ của họ như thế nào.

3. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

3.1. Hệ thống kiểm định mô hình

Kiểm định Wald

Thực hiện phân tích hồi quy Binary logistics bằng SPSS (Sig <0.05), ta được kết quả như sau:

Bảng 3: Kiểm định ý nghĩa thống kê của các hệ số hàm hồi quy

Tên biến	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Thu_nhập_hàng_tháng	,489	,222	4,853	1	,028	1,631
Chức_vụ_công_việc	2,557	1,175	4,738	1	,029	12,899
Đặc_điểm_công_việc	2,431	,871	7,797	1	,005	11,367
Giá_trị_tsdb_trên_tổng_nợ	3,357	1,190	7,958	1	,005	28,708
Thời_gian_vay	-,075	,029	6,769	1	,009	,928
Mục_đích_sử_dụng_vốn	1,106	,528	4,387	1	,036	3,023
Trình_độ	2,663	,986	7,297	1	,007	14,342
Số_người_phụ_thuộc	-1,132	,559	4,100	1	,043	,322
Constant	-6,727	2,968	5,139	1	,023	,001

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 TRA_NO,

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

Kiểm định mức độ phù hợp và giải thích của mô hình

Bảng 4: Kiểm định sự phù hợp của mô hình

	Chi-square	df	Sig.
Step	245,987	8	,000
Block	245,987	8	,000
Model	245,987	8	,000

Dựa vào kết quả kiểm định mức độ phù hợp của mô hình, ta có 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 5: Kiểm định mức độ giải thích của mô hình

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	56,692 ^a	,641	,895

Hệ số mức độ giải thích của mô hình: R² Nagelkerke = 0,895, Điều này có nghĩa là 89,5% sự thay đổi của biến phụ thuộc được giải thích

bởi 8 biến độc lập trong mô hình, còn lại là do các yếu tố khác.

3.2. Phân tích kết quả hồi quy

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

$$\begin{aligned} \ln(\text{odds}) = & -6,727 + 0,489* X_1 + 2,557* \\ & X_2 + 2,431* X_3 + 3,357* X_4 - 0,075* X_5 + \\ & 1,106* X_6 + 2,663* X_7 - 1,132* X_8 \end{aligned}$$

Bảng 6: Mức độ ảnh hưởng của các biến độc lập đến khả năng trả nợ

Các biến quan sát	B	Tác động biên của các biến độc lập	Xác suất ban đầu $P_0 = 10\%$ P_1	Tốc độ tăng (giảm) %	Xếp hạng mức độ ảnh hưởng
Thu_nhập_hàng_tháng	0,489	1,631	15,34	5,34	6
Chức_vụ_công_việc	2,557	12,899	58,9	48,9	2
Đặc_điểm_công_việc	2,431	11,367	55,81	45,81	3
Giá_trị_tsdb_trên_tổng_nợ	3,357	28,708	76,13	66,13	1
Thời_gian_vay	-0,075	0,928	9,35	-0,65	8
Mục_đích_sử_dụng_vốn	1,106	3,023	25,14	15,14	5
Trình_độ	2,663	11,342	55,76	45,76	4
Số_người_phụ_thuộc	-1,132	0,322	3,45	-6,55	7

Tác động của biến Thu_nhập_hàng_tháng

$B_1 = 0,489$, $P_0 = 10\%$, $e^{B_1} = e^{0,489} = 1,631$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_1}}{1 - P_0(1 - e^{B_1})} = \frac{0,1 \times 1,631}{1 - 0,1(1 - 1,631)} = \frac{0,1631}{1,0631} = 0,1534$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu thu nhập hàng tháng của cá nhân người đi vay tăng lên 1 triệu đồng, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 15,34% (tăng lên 5,34% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Chức_vụ_công_việc

$B_2 = 2,557$, $P_0 = 10\%$, $e^{B_2} = e^{2,557} = 12,899$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_2}}{1 - P_0(1 - e^{B_2})} = \frac{0,1 \times 12,899}{1 - 0,1(1 - 12,899)} = \frac{1,2899}{2,1899} = 0,589$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu cá nhân vay vốn có chức vụ công việc, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 58,9% (tăng lên 48,9% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Đặc_điểm_công_việc

$B_3 = 2,431$, $P_0 = 10\%$, $e^{B_3} = e^{2,431} = 11,367$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_3}}{1 - P_0(1 - e^{B_3})} = \frac{0,1 \times 11,367}{1 - 0,1(1 - 11,367)} = \frac{1,1367}{2,0367} = 0,5581$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu cá nhân

người đi vay có công việc ổn định, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 55,81% (tăng lên 45,81% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Giá_trị_TSDB_trên_tổng_nợ

$B_4 = 3,357$, $P_0 = 10\%$, $e^{B_4} = e^{3,357} = 28,708$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_4}}{1 - P_0(1 - e^{B_4})} = \frac{0,1 \times 28,708}{1 - 0,1(1 - 28,708)} = \frac{2,8708}{3,7708} = 0,7613$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu Tỷ lệ giá trị TSDB trên tổng nợ tăng lên 1, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 76,13% (tăng lên 66,13% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Thời_gian_vay

$B_5 = -0,075$, $P_0 = 10\%$, $e^{B_5} = e^{-0,075} = 0,928$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_5}}{1 - P_0(1 - e^{B_5})} = \frac{0,1 \times 0,928}{1 - 0,1(1 - 0,928)} = \frac{0,0928}{0,9928} = 0,0935$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu thời hạn vay vốn của cá nhân người đi vay tăng thêm 1 tháng, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 9,35% (giảm 0,65% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Mục_đích_sử_dụng_vốn

$B_6 = 1,106$, $P_0 = 10\%$, $e^{B_6} = e^{1,106} = 3,023$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_6}}{1 - P_0(1 - e^{B_6})} = \frac{0,1 \times 3,023}{1 - 0,1(1 - 3,023)} = \frac{0,3023}{1,2023} = 0,2514$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu cá nhân người đi vay có mục đích sử dụng vốn, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 25,14% (tăng lên 15,14% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Trình độ

$$B_7 = 2,663, P_0 = 10\%, e^{B_7} = e^{2,663} = 11,342$$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_7}}{1 - P_0(1 - e^{B_7})} = \frac{0,1 \times 11,367}{1 - 0,1(1 - 11,367)} = \frac{1,1367}{2,0367} = 0,5581$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu cá nhân người đi vay có trình độ Đại học trở lên, xác suất

trả được nợ của cá nhân đó là 55,76% (tăng lên 45,76% so với xác suất ban đầu là 10%)

Tác động của biến Số người phụ thuộc

$$B_8 = -1,132, P_0 = 10\%, e^{B_8} = e^{-1,132} = 0,322$$

$$P_1 = \frac{P_0 \times e^{B_8}}{1 - P_0(1 - e^{B_8})} = \frac{0,1 \times 0,322}{1 - 0,1(1 - 0,322)} = \frac{0,0322}{0,9322} = 0,0345$$

Nếu xác suất trả được nợ ban đầu là 10%, khi các yếu tố khác không đổi, nếu cá nhân người đi vay có số người phụ thuộc tăng thêm 1, xác suất trả được nợ của cá nhân đó là 3,45% (giảm 6,55% so với xác suất ban đầu là 10%)

Ứng dụng kết quả nghiên cứu trong dự báo khả năng trả nợ của khách hàng

Bảng 7: Dự báo khả năng trả nợ của khách hàng cá nhân

Bảng 14. Dự báo khả năng trả nợ của khách hàng cũ				
Observed		Predicted		Percentage Correct
		KHẢ NĂNG TRẢ NỢ		
		Không có khả năng trả nợ	Có khả năng trả nợ	
Step 1	Khả_năng_trả_nợ	73	5	93,6
		Có khả năng trả nợ	5	157
Overall Percentage				95.8

- Trong 78 trả lời các cá nhân không có khả năng trả nợ, mô hình dự báo chính xác là 73, vậy tỷ lệ đúng là 93,6%

- Trong 162 trả lời các cá nhân có khả năng trả được nợ, mô hình dự báo chính xác là 157, vậy tỷ lệ đúng là 96,9%

- Tỷ lệ dự báo đúng của toàn bộ mô hình là 95,8%.

4. Kết luận

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.

Mô hình Logistic 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 mô hình 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.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Nguyễn Phi Lân. (2011). Mô hình cảnh báo sớm và chính sách hướng tới ổn định kinh tế vĩ mô, *Ngân hàng Nhà nước Việt Nam*, số 2 - 3, 7 - 32.
- [2]. Maddala, GS. (1983). *Limited dependent and qualitative variables ineconometrics*. Cambridge University Press.
- [3]. Merton, Robert C. (1972). *On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates*, *Journal of Finance*, v. 29, 449 - 470,
- [4]. J,P,Morgan. (1997). *Introduction to CreditMetrics*. United States.

- [5] Lê Văn Tuấn. (2008). *Khám phá sự thú vị của phần mềm R trong định lượng rủi ro tín dụng*. Đại học Thương Mại,
- [6]. Lê Văn Tuấn. (2016). *Ứng dụng mô hình Merton trong giảng dạy rủi ro tín dụng và định giá trái phiếu cho sinh viên ngành tài chính*. Đại học Thương Mại.

Thông tin tác giả:

1. Nguyễn Văn Huân

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

2. Đỗ Năng Thắng

- Đơn vị công tác: Khoa HTTT Kinh tế - Trường ĐH Công Nghệ TT&TT, Đại học Thái Nguyên
- Địa chỉ email: donangthang72@gmail.com

Ngày nhận bài: 08/06/2018

Ngày nhận bản sửa: 19/06/2018

Ngày duyệt đăng: 29/06/2018