

Chấm điểm tín dụng cá nhân đối với khách hàng có lịch sử tín dụng hạn chế: Mô hình lai Fuzzy AHP-TOPSIS và bằng chứng từ Việt Nam

**Nguyễn Nam Trung*, Lưu Quốc Đạt, Nguyễn Thị Hồng Thúy, Đặng Thu Hằng,
Bùi Phương Chi**

*Trường Đại học Kinh tế, Đại học Quốc gia Hà Nội, 144 Xuân Thủy,
phường Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam*

Ngày nhận bài 24/6/2026; ngày chuyển phản biện 26/6/2026; ngày nhận phản biện
31/7/2026; ngày chấp nhận đăng 14/8/2026

Tóm tắt:

Chấm điểm tín dụng cá nhân ở các nền kinh tế đang phát triển gặp mâu thuẫn: mô hình thống kê truyền thống đòi hỏi dữ liệu lịch sử phong phú, còn mô hình học máy hạn chế về khả năng giải trình. Để giải quyết mâu thuẫn này, nghiên cứu đề xuất và đánh giá mô hình quyết định đa tiêu chí, kết hợp phân tích thứ bậc mờ (Fuzzy Analytic Hierarchy Process - Fuzzy AHP) để xác định trọng số và kỹ thuật xếp hạng theo mức độ tương đồng với giải pháp lý tưởng (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution - TOPSIS) để chấm điểm, phân loại hồ sơ vay. Trên 340 hồ sơ vay tín chấp tiêu dùng từ ba ngân hàng thương mại Việt Nam giai đoạn 2022-2024, mô hình được đánh giá trong điều kiện dữ liệu hạn chế, đối sánh với hồi quy logistic trên cùng dữ liệu. Kết quả cho thấy sự đánh đổi: Fuzzy AHP-TOPSIS đạt diện tích dưới đường cong ROC (AUC) 0,96 và độ nhạy nhóm nợ xấu 0,93, cao hơn hồi quy logistic (0,93 và 0,79); ngược lại, hồi quy logistic đạt độ chính xác dương tính và F1-score cao hơn. Điểm mạnh của mô hình đề xuất là vận hành hiệu quả trong điều kiện đó mà vẫn đảm bảo khả năng giải trình. Nghiên cứu kiến nghị lộ trình phân tầng theo mức sẵn sàng công nghệ của ngân hàng.

Từ khóa: chấm điểm tín dụng cá nhân, điều kiện dữ liệu hạn chế, kỹ thuật xếp hạng theo mức độ tương đồng với giải pháp lý tưởng, phân tích thứ bậc mờ, quyết định đa tiêu chí, Việt Nam.

Chỉ số phân loại: 5.2

*Tác giả liên hệ: Email: trungnn@vnu.edu.vn

Personal Credit Scoring for Customers with Limited Credit History: A Hybrid Fuzzy AHP-TOPSIS Model and Evidence from Vietnam

Nam Trung Nguyen^{*}, Quoc Dat Luu, Thi Hong Thuy Nguyen, Thu Hang Dang, Phuong Chi Bui

VNU University of Economics and Business, 144 Xuan Thuy Street, Cau Giay Ward, Hanoi, Vietnam

Received 24 June 2026; revised 31 July 2026; accepted 14 August 2026

Abstract:

Personal credit scoring in developing economies faces a paradox: traditional statistical models require dense historical data, while machine-learning models suffer from limited interpretability. To resolve this paradox, this study proposes and evaluates a Multi-Criteria Decision-Making model combining the Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy AHP) for criteria weighting with the Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) for applicant scoring and classification. Using 340 unsecured consumer-loan files from three Vietnamese commercial banks over 2022-2024, the model is evaluated under limited-data conditions and benchmarked against logistic regression on the same data. The results reveal a trade-off: Fuzzy AHP-TOPSIS attains an Area Under the ROC Curve (AUC) of 0.96 and a bad-debt recall of 0.93, higher than logistic regression (0.93 and 0.79), whereas logistic regression achieves higher precision and F1-score. The proposed model's key strength is operating effectively under such conditions while preserving interpretability. The study recommends a tiered pathway aligned with banks' technological readiness.

Keywords: Fuzzy Analytic Hierarchy Process, Limited-data conditions, Multi-Criteria Decision-Making, personal credit scoring, Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution, Vietnam.

Classification number: 5.2

1. Đặt vấn đề

Chấm điểm tín dụng cá nhân là công cụ quan trọng trong quản trị rủi ro của ngân hàng thương mại, gắn trực tiếp với yêu cầu an toàn vốn theo Basel III và mục tiêu thúc đẩy tài chính toàn diện. Báo cáo Global Findex 2025 của Tổ chức Ngân hàng thế giới cho thấy, khoảng 79% người trưởng thành trên thế giới đã có tài khoản tài chính chính thức, song vẫn còn khoảng 1,3 tỷ người nằm ngoài hệ thống tài chính chính thức [1]. Tại các nền kinh tế đang phát triển, khoảng cách này càng lớn do hạn chế cấu trúc của các mô hình chấm điểm tín dụng: phương pháp thống kê truyền thống đòi hỏi dữ liệu lịch sử đa dạng, phong phú, trong khi nhiều nhóm dân cư (sinh viên, lao động tự do, hộ kinh doanh, dân cư nông thôn) chỉ có hồ sơ tín dụng hạn chế hoặc chưa có hồ sơ. Trong nghiên cứu này, “khách hàng có lịch sử tín dụng hạn chế” được hiểu là nhóm khách hàng có ít hoặc chưa có lịch sử tín dụng được ghi nhận đầy đủ trong hệ thống thông tin tín dụng, khiến thông tin sẵn có để chấm điểm cho mỗi khách hàng vừa ít về số trường dữ liệu, vừa thiếu chiều sâu lịch sử.

Các tiến bộ gần đây trong học máy đã tạo ra các mô hình chấm điểm có năng lực phân biệt cao hơn, đặc biệt khi tích hợp dữ liệu thay thế như dấu vết kỹ thuật số, dữ liệu viễn thông và lịch sử thanh toán tiện ích [2, 3]. Tuy nhiên, sự cải thiện về độ chính xác đi kèm với cái giá là tính giải trình giảm sút. Do đó, Đạo luật Trí tuệ nhân tạo của Liên minh châu Âu xếp các hệ thống chấm điểm tín dụng vào nhóm rủi ro cao và đặt ra yêu cầu chặt chẽ về tính minh bạch và quyền được giải thích [4]. Các công cụ giải thích hậu kiểm như SHapley Additive exPlanations (SHAP) và Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) chỉ tái dựng lại logic ra quyết định chứ không thay đổi cấu trúc bên trong của mô hình [5].

Tại Việt Nam, tín dụng cá nhân đã trở thành một trong những động lực tăng trưởng chính của hệ thống ngân hàng, chiếm khoảng 20% tổng dư nợ toàn hệ thống [6]. Tuy nhiên, phần lớn ngân hàng thương mại vẫn dựa vào các mô hình thẻ điểm (mà bản chất là hồi quy logistic (LR)) được xây dựng dựa trên nền tảng dữ liệu của Trung tâm Thông tin Tín dụng Quốc gia (CIC), trong khi các nguồn dữ liệu thay thế chưa được khai thác một cách có hệ thống. Trong khi đó, từ góc độ khung pháp lý, Luật Bảo vệ Dữ liệu Cá nhân (Luật số 91/2025/QH15 ngày 26/6/2025) [7] và Nghị định số

356/2025/NĐ-CP ngày 31/12/2025 về bảo vệ dữ liệu cá nhân [8] đặt ra các yêu cầu chặt chẽ hơn về tính giải trình và quản trị của mô hình.

Mô hình quyết định đa tiêu chí (MCDM) mở ra một hướng tiếp cận thứ ba cho mâu thuẫn nêu trên: phương pháp này tích hợp tri thức chuyên gia với dữ liệu định lượng, xử lý đồng thời tiêu chí định tính và định lượng, đồng thời giữ cấu trúc tổng hợp minh bạch ở mọi bước [9, 10]. Nghiên cứu này không nhằm phân tích riêng một nhóm khách hàng có hồ sơ tín dụng hạn chế cụ thể: do nhóm này nằm ngoài hệ thống ngân hàng nên dữ liệu của họ chưa thể thu thập trực tiếp. Thay vào đó, nghiên cứu sử dụng dữ liệu vay thực tế của khách hàng có hồ sơ tín dụng đầy đủ, nhưng đặt trong điều kiện dữ liệu hạn chế (ít hồ sơ vay, ít trường dữ liệu) - tương đồng với bối cảnh do nhóm khách hàng có lịch sử tín dụng hạn chế tạo ra - như một đại diện có kiểm soát nhằm đánh giá thực nghiệm hiệu quả của mô hình Fuzzy AHP-TOPSIS, đồng thời đối sánh với LR trên cùng bộ dữ liệu.

Ở Việt Nam, dù đã có một số nghiên cứu về ứng dụng mô hình học máy trong chấm điểm tín dụng cá nhân như T.V. Trung và cs (2024) [11] hay T.T.H. Nguyen và cs (2025) [12], các nghiên cứu thực nghiệm áp dụng mô hình MCDM cho chấm điểm tín dụng cá nhân tại Việt Nam còn rất hạn chế và càng hiếm các nghiên cứu so sánh phương pháp MCDM với mô hình thống kê đối chứng trên cùng một bộ dữ liệu ngân hàng thực tế. Do đó, nghiên cứu này được thực hiện nhằm lấp đầy khoảng trống này.

Nghiên cứu này đặt ra ba câu hỏi: *Thứ nhất*, làm thế nào tích hợp Fuzzy AHP và TOPSIS để lượng hóa trọng số và chấm điểm rủi ro tín dụng cá nhân tại các ngân hàng thương mại Việt Nam? *Thứ hai*, trong điều kiện dữ liệu hạn chế, hiệu quả phân loại của mô hình đề xuất so với mô hình LR ra sao? *Thứ ba*, dựa trên kết quả đó, hàm ý quản trị và khuyến nghị chính sách nào có thể rút ra để hỗ trợ ngân hàng và cơ quan quản lý mở rộng tín dụng cho nhóm khách hàng có hồ sơ tín dụng hạn chế mà vẫn đảm bảo tính minh bạch?

So với các nghiên cứu trước, đóng góp mới của bài viết thể hiện ở hai khía cạnh: (i) lần đầu triển khai và đối sánh thực nghiệm mô hình lai ghép Fuzzy AHP-TOPSIS với LR trên dữ liệu hồ sơ vay thực tế tại Việt Nam; (ii) đề xuất kiến trúc ra quyết định

phân tầng, định vị mô hình MCDM như một lớp hỗ trợ minh bạch cho hệ thống học máy thay vì thay thế hoàn toàn.

2. Tổng quan nghiên cứu và khoảng trống

2.1. Phương pháp thống kê, học máy và mô hình quyết định đa tiêu chí

Các phương pháp thống kê truyền thống là nền tảng của chấm điểm tín dụng trong nhiều thập kỷ. Phân tích phân biệt [13, 14] và LR [15, 16] vẫn giữ vai trò chủ đạo trong thực tiễn ngân hàng nhờ cấu trúc tham số rõ ràng và khả năng giải thích cao. Tuy nhiên, các phương pháp này bị ràng buộc bởi các giả định tham số (dạng hàm tuyến tính của log-odds ở LR; riêng phân tích phân biệt còn giả định phân phối chuẩn) và yêu cầu dữ liệu lịch sử phong phú, vốn thường không thỏa mãn trong thực tế dữ liệu tín dụng bán lẻ [3, 17].

Trong thập kỷ qua, các phương pháp học máy như rừng ngẫu nhiên, tăng cường độ dốc và mạng nơ-ron sâu đã được áp dụng rộng rãi [18]. Các mô hình này thường vượt trội về độ chính xác trên bộ dữ liệu lớn, đặc biệt khi kết hợp dữ liệu thay thế. Tuy nhiên, nhược điểm của các mô hình này là khó kiểm toán và logic ra quyết định khó giải thích cho khách hàng và cơ quan giám sát [5].

Mô hình MCDM được lựa chọn như một hướng tiếp cận thứ ba. X. Zhu và cs (2013) [19] đề xuất bộ phân loại C-TOPSIS, kết hợp độ chính xác cạnh tranh với tính minh bạch toàn diện; P.K. Roy và cs (2021, 2023) [10, 20] phát triển mô hình Best-Worst Method-TOPSIS (BWM-TOPSIS) và AHP-TOPSIS cho chấm điểm tín dụng doanh nghiệp nhỏ và vừa, cho thấy hiệu quả vượt trội trong điều kiện dữ liệu hạn chế; P. Hajek và cs (2025) [21] mở rộng hướng nghiên cứu này bằng cách kết hợp bản đồ nhận thức mờ với kỹ thuật phân loại TOPSIS. Điểm chung của các mô hình thuộc nhóm này là hoạt động hiệu quả với mẫu nhỏ nhờ tích hợp tri thức chuyên gia, đồng thời bảo toàn khả năng truy xuất nguyên nhân ở cấp độ tiêu chí, vốn là yêu cầu quan trọng để đáp ứng tính giải trình theo quy định pháp lý.

2.2. Bối cảnh Việt Nam và khoảng trống nghiên cứu

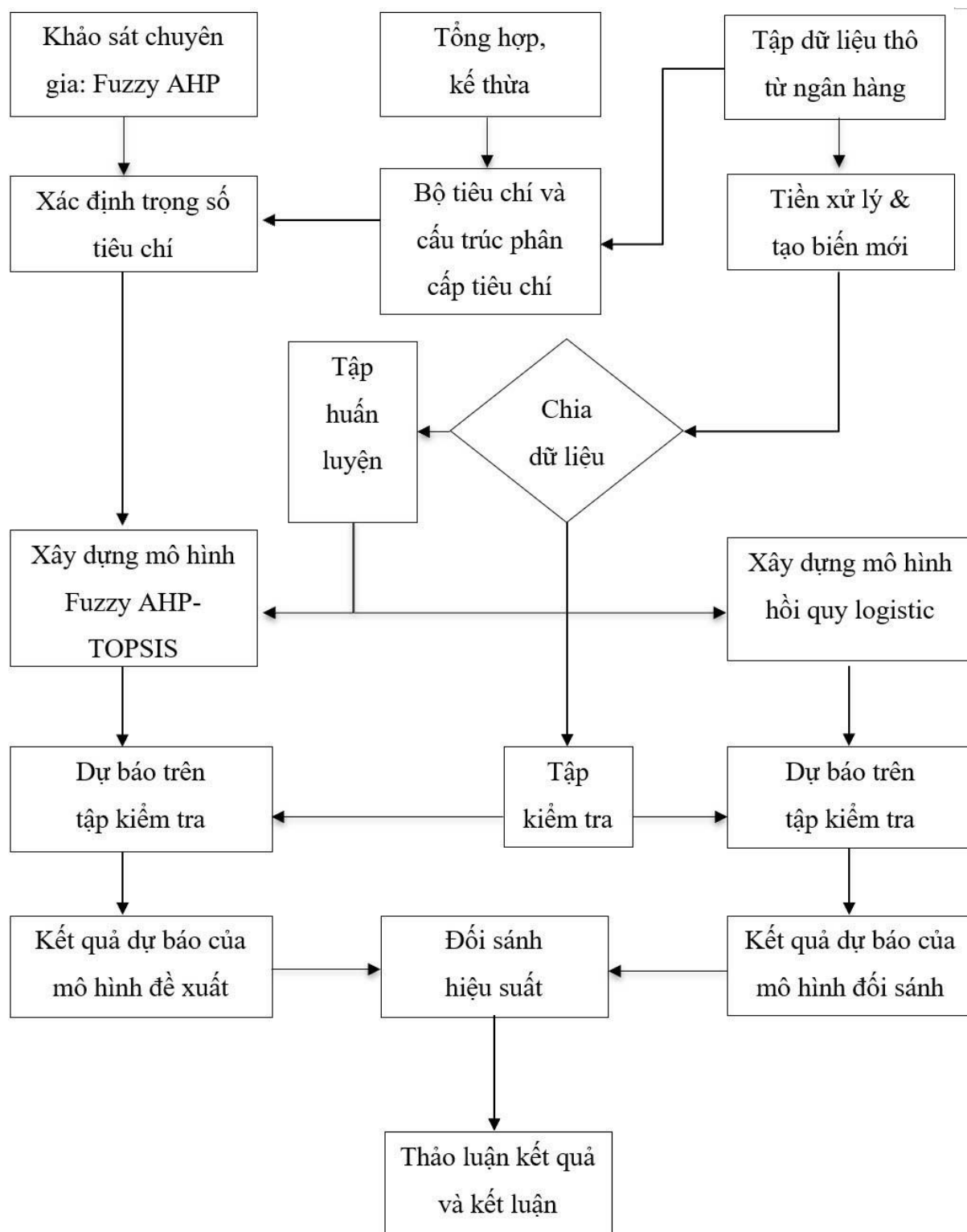
Tại Việt Nam, hoạt động chấm điểm tín dụng cá nhân chủ yếu dựa vào các mô hình LR xây dựng quanh dữ liệu CIC [22, 23]. Các nghiên cứu gần đây đã bắt đầu thử

nghiệm học máy: T.V. Trung và cs (2024) [11] so sánh Random Forest, LightGBM và máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) trên bộ dữ liệu gần 31.000 hồ sơ; T.T.H. Nguyen và cs (2025) [12] áp dụng học sâu cho chấm điểm tín dụng sinh viên. Tuy nhiên, hai hạn chế cốt lõi vẫn tồn tại. Thứ nhất, nhóm khách hàng có hồ sơ tín dụng hạn chế chưa được bao phủ một cách hiệu quả do CIC chỉ thu thập thông tin có giới hạn cho nhóm này. Thứ hai, sự thiếu tường minh của các mô hình học máy phức tạp xung đột với yêu cầu giải trình của Luật Bảo vệ Dữ liệu Cá nhân 2025 (Luật số 91/2025/QH15 ngày 26/6/2025) và Nghị định số 356/2025/NĐ-CP ngày 31/12/2025 ngày càng chặt chẽ [7, 8]. Từ đó, khoảng trống nghiên cứu được xác định cụ thể: chưa có công trình nào tại Việt Nam triển khai và đối sánh trực tiếp mô hình Fuzzy AHP-TOPSIS với LR trên dữ liệu ngân hàng thực tế cho bài toán chấm điểm tín dụng cá nhân, đặc biệt trong điều kiện dữ liệu hạn chế về số hồ sơ và số trường thông tin.

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Thiết kế nghiên cứu và dữ liệu

Nghiên cứu sử dụng thiết kế hỗn hợp tuần tự. Ở giai đoạn định tính, cấu trúc phân cấp tiêu chí được xây dựng thông qua tổng hợp tài liệu và tham vấn chuyên gia. Ở giai đoạn định lượng, hai mô hình gồm mô hình lai ghép Fuzzy AHP-TOPSIS đề xuất và mô hình LR đối chứng được xây dựng trên cùng bộ dữ liệu và đánh giá trên tập kiểm tra. Quy trình nghiên cứu tổng thể được trình bày tại hình 1.



Hình 1. Quy trình nghiên cứu tổng thể. Nguồn: Nhóm tác giả đề xuất.

Bộ dữ liệu gồm 340 hồ sơ vay tín chấp tiêu dùng được giải ngân trong giai đoạn 2022-2024 tại ba ngân hàng thương mại Việt Nam, thu thập vào quý IV/2025 và được ẩn danh ngay tại nguồn; tiêu chí chọn mẫu là các hồ sơ có đầy đủ thông tin ở các trường trọng yếu. Các biến đầu vào (điểm CIC, tổng dư nợ, thu nhập...) được ghi nhận tại thời

điểm phê duyệt khoản vay nhằm bảo đảm chỉ sử dụng thông tin sẵn có tại thời điểm ra quyết định cấp tín dụng, tránh dùng thông tin phát sinh sau đó. Biến mục tiêu là biến nhị phân: hồ sơ thuộc nhóm nợ 1-2 theo phân loại của CIC được gán giá trị 0 (nợ tốt), hồ sơ thuộc nhóm 3-5 được gán giá trị 1 (nợ xấu) theo quy định tại Thông tư 11/2021/TT-NHNN ngày 30/7/2021 [24]. Tình trạng nợ được xác định theo nhóm nợ CIC tại thời điểm thu thập dữ liệu (quý IV/2025), tương ứng với khoảng thời gian theo dõi từ khi giải ngân đến thời điểm này và thay đổi theo năm giải ngân. Dữ liệu được chia phân tầng theo tỷ lệ 70/30 thành tập huấn luyện ($n=238$) và tập kiểm tra ($n=102$), giữ nguyên tỷ lệ nợ xấu 27,45% ở cả hai tập.

3.2. Cấu trúc phân cấp tiêu chí

Trên cơ sở dữ liệu thực tế, tổng quan tài liệu và tham vấn chuyên gia, cấu trúc phân cấp được xây dựng với bốn nhóm tiêu chí cấp 1 và mười hai tiêu chí cấp 2 (bảng 1), phù hợp với dữ liệu sẵn có tại các ngân hàng Việt Nam. Bộ tiêu chí bám sát các nhóm chỉ báo phổ biến quốc tế, bổ sung các yếu tố ổn định đặc thù Việt Nam (cư trú, thâm niên, chức danh) và bảo đảm khả năng mở rộng sang dữ liệu thay thế. Mỗi tiêu chí được phân loại là tiêu chí lợi ích (giá trị càng cao thì rủi ro càng giảm) hoặc tiêu chí chi phí (giá trị càng cao thì rủi ro càng tăng).

Bảng 1. Cấu trúc phân cấp tiêu chí chấm điểm tín dụng cá nhân.

Tiêu chí cấp 1	Tiêu chí cấp 2	Loại/đơn vị đo lường
A. Đặc điểm khoản vay	Số tiền vay	Chi phí/liên tục (VND)
	Kỳ hạn vay	Chi phí/liên tục (tháng)
B. Nhân thân & ổn định	Tuổi	Lợi ích/liên tục (năm)
	Tình trạng hôn nhân	Lợi ích/thứ bậc
	Trình độ học vấn	Lợi ích/thứ bậc
	Tình trạng cư trú	Lợi ích/thứ bậc
	Thu nhập ròng hàng tháng	Lợi ích/liên tục (VND)
C. Năng lực tài chính	Tỷ lệ gánh nặng nợ tổng (phái sinh)	Chi phí/liên tục (tỷ lệ)
	Thâm niên công tác	Lợi ích/liên tục (năm)
	Chức danh công việc	Lợi ích/thứ bậc

D. Lịch sử & uy tín tín dụng	Điểm CIC	Lợi ích/liên tục (400-850)
	Tổng dư nợ hiện tại	Chi phí/liên tục (VND)

Ghi chú: Tiêu chí lợi ích càng cao càng tốt; tiêu chí chi phí càng thấp càng tốt. Tỷ lệ gánh nặng nợ tổng = (tổng dư nợ hiện tại + số tiền vay mới) / thu nhập ròng hàng tháng.

3.3. Quy trình Fuzzy AHP và TOPSIS

Trong nghiên cứu, “tri thức chuyên gia” được hiểu là đánh giá nghiệp vụ của các chuyên gia ngân hàng về mức độ quan trọng tương đối giữa các tiêu chí, được lượng hóa thành trọng số thông qua so sánh cặp có cấu trúc. Bảy chuyên gia ngân hàng cấp cao (kinh nghiệm ≥ 10 năm trong quản trị rủi ro tín dụng bán lẻ) được mời khảo sát so sánh cặp. Các đánh giá ngôn ngữ được mã hóa thành số mờ tam giác theo D.Y. Chang [25]; bảng 2 trình bày thang đo chuyển đổi được sử dụng.

Bảng 2. Thang đo chuyển đổi đánh giá ngôn ngữ sang số mờ tam giác.

Đánh giá ngôn ngữ	Số mờ tam giác (l, m, u)
Bằng nhau	(1, 1, 1)
Quan trọng hơn nhẹ	(1, 2, 3)
Quan trọng hơn vừa phải	(2, 3, 4)
Quan trọng hơn mạnh	(3, 4, 5)
Quan trọng hơn rất mạnh	(5, 6, 7)
Quan trọng hơn tuyệt đối	(7, 8, 9)

Ghi chú: Đánh giá nghịch đảo lấy số mờ nghịch đảo; ví dụ, nếu A quan trọng hơn B mức vừa phải (2, 3, 4) thì B so với A có giá trị (1/4, 1/3, 1/2).

Tính nhất quán được kiểm tra qua tỷ số nhất quán (Consistency Ratio - CR) của T.L. Saaty (1980) [26]. Các chuyên gia có CR vượt ngưỡng 0,10 trên bất kỳ ma trận nào đều bị loại; một chuyên gia (E3, CR=0,1225 trên ma trận nhân thân & ổn định) không đạt yêu cầu, nên còn lại sáu phiếu hợp lệ. Trọng số mờ được tổng hợp bằng phương pháp trung bình nhân hình học của J.J. Buckley (1985) [27], sau đó chuẩn hóa và tổng hợp giữa các chuyên gia theo từng thành phần.

Ở giai đoạn TOPSIS, mỗi hồ sơ vay được lượng hóa trên mười hai tiêu chí và chuẩn hóa tuyến tính để bảo toàn tính chất số mờ [28]. Mỗi phần tử đã chuẩn hóa được nhân với trọng số mờ tương ứng. Giải pháp lý tưởng dương mờ được đặt là $A^+ = (1, 1, 1)$ và giải pháp lý tưởng âm mờ là $A^- = (0, 0, 0)$ theo C.T. Chen (2000) [29]. Khoảng cách Euclid mở rộng d^+ và d^- được tính và hệ số gần gũi $CC_i = d^- / (d^+ + d^-)$ được xác định. Điểm rủi ro $y = 1 - CC_i$ được dùng để phân loại. Cần nhấn mạnh rằng, điểm TOPSIS phản ánh mức độ gần với phương án lý tưởng, không trực tiếp là xác suất vỡ nợ; ngưỡng cắt tối ưu 0,88 được lựa chọn trên tập huấn luyện bằng cách tối đa hóa điểm F1 của nhóm nợ xấu và được dùng để phân loại hồ sơ tốt/xấu nhằm hỗ trợ ra quyết định vay/không cho vay.

3.4. Mô hình hồi quy logistic đối chứng

Mô hình logistic được ước lượng trên cùng tập huấn luyện với bốn biến phái sinh bổ sung (khoản trả góp hàng tháng, tỷ lệ gánh nặng nợ tổng, tỷ lệ trả nợ trên thu nhập, tuổi tại thời điểm đáo hạn). Quy trình lựa chọn biến gồm bốn bước: (i) sàng lọc đơn biến bằng kiểm định Mann-Whitney U và Chi bình phương ở mức ý nghĩa $p < 0,05$; (ii) kiểm tra tương quan cặp với ngưỡng $|r| > 0,7$, loại biến có p cao hơn - ở bước này biến thu nhập ròng bị loại do tương quan mạnh với trình độ học vấn và số tiền vay; (iii) kiểm tra đa cộng tuyến với hệ số phóng đại phương sai (Variance Inflation Factor - VIF) < 5 (giá trị cao nhất là 4,54); (iv) loại bỏ lùi, chỉ giữ lại các biến có $p < 0,05$. Mô hình cuối cùng gồm sáu biến (bảng 3); số sự kiện nợ xấu trong tập huấn luyện là 66, cho tỷ lệ số sự kiện trên mỗi biến (Events per Variable - EPV) $= 66/6 \approx 11$, vượt ngưỡng an toàn tối thiểu là 10 theo P. Peduzzi và cs (1996) [30]. Mô hình áp dụng cơ chế cân bằng trọng số giữa hai nhóm để xử lý tình trạng mất cân bằng dữ liệu; ngưỡng phân loại tối ưu trên thang xác suất vỡ nợ được xác định là 0,5710 theo cùng nguyên tắc tối đa hóa F1. Do mô hình xuất hiện hiện tượng phân tách gần hoàn toàn (khoảng 18% quan sát huấn luyện được dự báo hoàn hảo), các hệ số được ước lượng bằng hồi quy logistic có hiệu chỉnh (L1) để bảo đảm ổn định số học; Pseudo R^2 đạt 0,790 nên khả năng khái quát hóa được đánh giá qua AUC trên tập kiểm tra (0,93) cho thấy, mô hình không bị quá khớp nghiêm trọng; kiểm định tỷ số hợp lý (Likelihood Ratio - LLR) tổng thể có ý nghĩa với $p < 0,001$.

Bảng 3. Kết quả ước lượng mô hình LR.

Biến	Hệ số β	SE	Odds ratio	p
Điểm CIC (D01_CIC_Score)	-0,0457	0,009	0,955 ^a	<0,001
Tình trạng cư trú (B06)	2,1620	0,486	8,688	<0,001
Tỷ lệ nghĩa vụ nợ/thu nhập (Total_PTI)	0,229	0,107	1,26 ^b	0,003
Tuổi tại thời điểm đáo hạn	0,1154	0,048	1,122	0,028
Tình trạng hôn nhân (B03)	-1,4161	0,774	0,243	0,045
Chức danh (cán bộ CNV/văn phòng)	-3,4136	1,043	0,033	0,002
Hằng số	21,0852	5,611	-	<0,001
Pseudo R ² =0,790; N=238; EPV≈11				

Ghi chú: Hệ số ước lượng bằng hồi quy logistic có hiệu chỉnh (L1) để xử lý tách biệt gần hoàn toàn; SE lấy từ mô hình có hiệu chỉnh, p-value theo kiểm định Wald ở bước sàng lọc biến. (a) Odds ratio điểm CIC tính trên mỗi 1 điểm; mỗi 10 điểm tăng thêm giảm khoảng 37% odds vỡ nợ. (b) Total_PTI báo cáo theo mỗi 1 điểm phần trăm (đpt); mỗi 1 đpt tăng thêm làm tăng khoảng 26% odds vỡ nợ. Hằng số ứng với trường hợp mọi biến bằng 0 (ngoài vùng dữ liệu) nên không diễn giải trực tiếp, để trống odds ratio. VIF cao nhất là 4,54. Nguồn: Kết quả phân tích của nhóm tác giả.

3.5. Chỉ số đánh giá

Hai mô hình được đánh giá trên tập kiểm tra (n=102) bằng diện tích dưới đường cong đặc trưng hoạt động của bộ thu (Receiver Operating Characteristic - ROC), gọi tắt là AUC (Area Under the Curve), cùng các chỉ số từ ma trận nhầm lẫn, gồm độ chính xác tổng thể, độ nhạy (recall), độ chính xác dương tính (precision) và điểm F1, trong đó trọng tâm là độ nhạy đối với nhóm nợ xấu, bởi việc bỏ sót khách hàng vỡ nợ thường gây tổn thất lớn hơn việc từ chối nhầm một khách hàng tốt.

4. Kết quả thực nghiệm

4.1. Trọng số Fuzzy AHP

Sau kiểm định tính nhất quán, sáu chuyên gia đã đưa ra bộ trọng số toàn cục mờ ổn định. Ở cấp 1, nhóm lịch sử và uy tín tín dụng có trọng số kỳ vọng cao nhất ($m=0,5152$), tiếp theo là năng lực tài chính ($m=0,2960$), nhân thân và ổn định ($m=0,1041$) và đặc điểm khoản vay ($m=0,0846$). Bảng 4 trình bày trọng số mờ toàn cục cho mười hai tiêu chí cấp 2.

Bảng 4. Trọng số mờ toàn cục của các tiêu chí cấp 2.

Tiêu chí	l	m	u
Điểm CIC	0,2294	0,4269	0,7685
Thu nhập ròng hàng tháng	0,0664	0,1576	0,3687
Tổng dư nợ hiện tại	0,0482	0,0883	0,1644
Tỷ lệ gánh nặng nợ tổng	0,0354	0,0848	0,2192
Số tiền vay	0,0245	0,0560	0,1382
Tình trạng cư trú	0,0176	0,0424	0,1043
Kỳ hạn vay	0,0124	0,0287	0,0783
Tuổi	0,0110	0,0287	0,0760
Chức danh công việc	0,0129	0,0282	0,0662
Thâm niên công tác	0,0119	0,0254	0,0604
Trình độ học vấn	0,0067	0,0176	0,0475
Tình trạng hôn nhân	0,0058	0,0154	0,0443

Ghi chú: l, m, u lần lượt là cận dưới, giá trị kỳ vọng và cận trên của trọng số mờ tam giác.

Cấu trúc trọng số cho thấy một số đặc điểm đáng chú ý. Điểm CIC chiếm khoảng 43% trọng số kỳ vọng, phản ánh sự đồng thuận cao của các chuyên gia rằng, lịch sử trả nợ đã được ghi nhận là chỉ báo đơn lẻ đáng tin cậy nhất cho khả năng vỡ nợ trong tương lai. Nhóm tiêu chí năng lực tài chính, gồm thu nhập, tỷ lệ gánh nặng nợ tổng và thâm niên, cộng dồn chiếm khoảng 30%, thể hiện khả năng trả nợ sau giải ngân. Bốn tiêu chí nhân thân và ổn định tuy nhỏ về trọng số cá nhân nhưng cộng dồn đạt khoảng 10%, tạo thành một kênh thông tin có ý nghĩa, đặc biệt hữu ích với nhóm khách hàng có hồ sơ tín dụng hạn chế vốn có dữ liệu CIC hạn chế.

Việc điểm CIC giữ trọng số cao nhất không mâu thuẫn với định hướng của nghiên cứu: bộ dữ liệu gồm khách hàng có hồ sơ đầy đủ nên CIC vẫn là chỉ báo mạnh nhất, song khoảng 57% trọng số còn lại thuộc về các tiêu chí phi CIC - nghĩa là khi thông tin CIC bị khuyết thiếu, mô hình vẫn có thể tái phân bổ lại trọng số của tiêu chí CIC sang các tiêu chí còn lại để chấm điểm và phân biệt rủi ro, một cơ chế mà thể điểm truyền thống không có được.

4.2. So sánh hiệu quả phân loại

Bảng 5 tóm tắt các chỉ số hiệu quả dựa trên ma trận nhầm lẫn của hai mô hình trên tập kiểm tra.

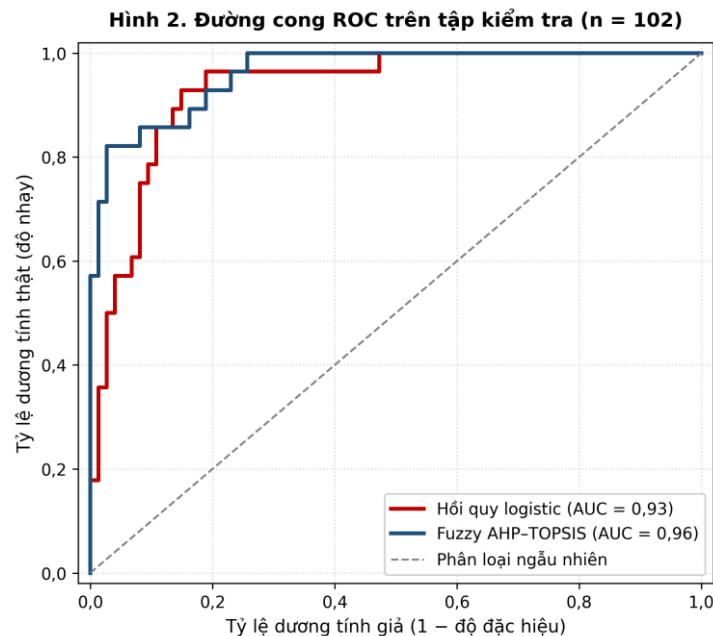
Bảng 5. Chỉ số hiệu quả phân loại của hai mô hình.

Chỉ số	Hồi quy logistic	Fuzzy AHP-TOPSIS
AUC-ROC	0,93	0,96
Độ chính xác tổng thể	0,87	0,81
Độ nhạy - recall (nhóm nợ xấu)	0,79	0,93
Độ chính xác dương tính - precision (nhóm nợ xấu)	0,76	0,60
Điểm F1 (nhóm nợ xấu)	0,77	0,73
Số nợ xấu bỏ sót (/28)	6	2
Cảnh báo nhầm (/74)	7	17

Nguồn: Kết quả phân tích dữ liệu của nhóm tác giả.

Kết quả cho thấy, mỗi mô hình có thế mạnh riêng và không mô hình nào vượt trội toàn diện. Xét khả năng phân biệt rủi ro tổng thể, mô hình Fuzzy AHP-TOPSIS đạt AUC 0,96 cao hơn mô hình LR (0,93); vì AUC độc lập với ngưỡng cắt nên chỉ tiêu này cho thấy, mô hình đề xuất phân loại rủi ro tốt hơn xét trên tổng thể. Xét khả năng nhận diện nợ xấu, mô hình đề xuất đạt độ nhạy - recall 0,93 so với 0,79, chỉ bỏ sót 2 trên 28 hồ sơ so với 6. Ngược lại, mô hình LR nhỉnh hơn về độ chính xác dương tính (0,76 so với 0,60), điểm F1 (0,77 so với 0,73) và độ chính xác tổng thể (0,87 so với 0,81). Như vậy, khác biệt giữa hai mô hình không nằm ở việc mô hình nào tốt hơn toàn diện, mà ở vị trí mỗi mô hình lựa chọn trên đường đánh đổi giữa độ nhạy và độ chuẩn xác: mô hình

đề xuất thiên về tối đa hóa khả năng phát hiện nợ xấu và chấp nhận tỷ lệ cảnh báo nhầm cao hơn (khoảng 40% hồ sơ bị cảnh báo là dương tính giả), trong khi logistic chọn điểm cân bằng hơn giữa hai loại sai lầm (hình 2).



Hình 2. Đường cong ROC trên tập kiểm tra (n=102).

5. Bàn luận và hàm ý

5.1. Lợi thế của mô hình quyết định đa tiêu chí trong điều kiện dữ liệu hạn chế

Ưu thế về độ nhạy của Fuzzy AHP-TOPSIS trong nghiên cứu này không phải là khẳng định tổng quát rằng phương pháp MCDM vượt trội hơn các phương pháp thống kê, mà chỉ phản ánh một lợi thế trong bối cảnh dữ liệu hạn chế cụ thể của nghiên cứu. Với cỡ mẫu $n=340$ và độ mất cân bằng vừa phải, các hệ số LR được ước lượng với phương sai đáng kể (chi tiết ở mục 3.4). Mô hình MCDM tiếp cận theo hướng khác: mã hóa tri thức chuyên gia trực tiếp vào cấu trúc trọng số, qua đó cung cấp thông tin tiên nghiệm bù đắp cho phần dữ liệu còn thiếu - các tiêu chí phi CIC như ổn định cư trú, thâm niên công tác và chức danh vẫn đóng góp vào hệ số gần gũi, giúp phân biệt hồ sơ ở vùng biên mà mô hình LR tinh giản không nắm bắt được. Kết quả này thống nhất với phát hiện của P.K. Roy và cs (2021) [10] và X. Zhu và cs (2013) [19].

5.2. Vai trò của các yếu tố phi tài chính và tính minh bạch

Mặc dù lịch sử tín dụng CIC vẫn giữ trọng số lớn nhất, các yếu tố nhân thân và mức độ ổn định cá nhân cũng được gán trọng số đáng kể. Phát hiện này thống nhất với lập luận của J.E. Stiglitz và cs (1981) [31]: khách hàng gắn bó với nơi cư trú và công việc ổn định chịu chi phí danh tiếng lớn hơn nếu vỡ nợ, nên có động lực trả nợ mạnh hơn. Tuy nhiên, các biến nhân thân (tuổi, hôn nhân, học vấn, cư trú, chức danh) được mã hóa theo thang thứ bậc hoặc biến giả và gán trọng số theo đánh giá chuyên gia; do đó cần thận trọng để tránh tạo thiên lệch trong quyết định tín dụng đối với các nhóm nhân khẩu học, và các trọng số này cần được kiểm soát, rà soát định kỳ. Cấu trúc của mô hình MCDM giúp các cơ chế này trở nên tường minh và có thể truy xuất. Đặc điểm này có ý nghĩa thiết thực tại Việt Nam, nơi lao động phi chính thức, dịch chuyển lao động giữa các địa phương và mô hình nhà ở gia đình tạo nên những khuôn mẫu ổn định cư trú và việc làm mà các chỉ báo thuần tài chính khó phản ánh đầy đủ.

Luật Bảo vệ Dữ liệu Cá nhân 2025 (Luật số 91/2025/QH15 ngày 26/6/2025) [7] và Nghị định số 356/2025/NĐ-CP ngày 31/12/2025 [8] trao cho chủ thể dữ liệu quyền được giải thích khi chịu tác động của các quyết định tự động hóa. Mô hình Fuzzy AHP-TOPSIS đáp ứng yêu cầu này ngay trong cấu trúc: mỗi quyết định từ chối đều có thể được phân rã thành các tiêu chí đã khiến hồ sơ rời xa giải pháp lý tưởng. Dù vậy, tính minh bạch là một ưu điểm kỹ thuật, không đồng nghĩa mô hình tự động đáp ứng đầy đủ mọi yêu cầu pháp lý; việc tuân thủ còn phụ thuộc vào quy trình quản trị, cơ chế thu thập sự đồng ý và hậu kiểm. Đặc điểm này khác biệt với các hệ thống học sâu vốn phụ thuộc vào công cụ giải thích hậu kiểm thiếu ổn định khi huấn luyện lại [32]; do đó mô hình MCDM là lựa chọn phù hợp về tuân thủ cho tổ chức chưa đủ dữ liệu hoặc năng lực triển khai học máy toàn diện.

5.3. Hàm ý quản trị và khuyến nghị chính sách

Kết quả nghiên cứu gợi ý rằng, mô hình MCDM không nên được xem là sự thay thế cho học máy, mà là một lớp bổ trợ minh bạch, với vai trò điều chỉnh linh hoạt theo mức độ trưởng thành công nghệ và dữ liệu của từng ngân hàng. Ở những ngân hàng có hạ tầng dữ liệu còn hạn chế hoặc đang tái cấu trúc, mô hình có thể đóng vai trò công cụ chấm điểm chính, giúp chuẩn hóa phán đoán của cán bộ tín dụng và giảm thiểu nhất quán giữa các chi nhánh, đặc biệt với nhóm khách hàng có hồ sơ tín dụng hạn chế. Ở

những ngân hàng đã vận hành thẻ điểm nội bộ, mô hình phát huy giá trị khi chạy song hành với thẻ điểm hiện hữu như một mô hình đối chứng: những hồ sơ mà hai mô hình cho kết quả khác biệt lớn là tập cần rà soát (phát hiện điểm mù, phục vụ kiểm định độc lập mô hình), đồng thời bộ trọng số chuyên gia trở thành chuẩn tham chiếu để rà soát và chuẩn hóa tiêu chí, hỗ trợ lộ trình chuyển sang phương pháp xếp hạng nội bộ theo Thông tư số 14/2025/TT-NHNN ngày 30/6/2025 [33]. Ở những ngân hàng đã ứng dụng học máy sâu rộng, mô hình được định vị như lớp hậu kiểm về tính giải trình: học máy xử lý phần lớn hồ sơ, còn MCDM được áp dụng cho các hồ sơ chưa rõ ràng hoặc bị khiếu nại và cung cấp cơ sở giải trình quyết định cho khách hàng, cơ quan quản lý.

Điểm chung xuyên suốt là dù ở vai trò nào, do độ chính xác dương tính của nhóm nợ xấu chỉ đạt 0,60, mô hình không được dùng làm căn cứ phê duyệt tự động thay thế phê duyệt cuối cùng của con người; kết quả cần đi kèm quy trình phúc tra, nhất là với hồ sơ thuộc vùng cảnh báo. Giá trị của mô hình nằm ở việc chuẩn hóa, đối chiếu và giải trình, phù hợp với yêu cầu quản trị rủi ro mô hình.

Cần phân biệt giữa kết quả đã được kiểm chứng bằng dữ liệu của nghiên cứu và các khuyến nghị mang tính định hướng chính sách sau đây. Trước hết, Ngân hàng Nhà nước nên ban hành hướng dẫn về quản trị mô hình rủi ro, tương tự chuẩn SR 11-7 của Cục Dự trữ Liên bang Mỹ hoặc SS1/23 của Ngân hàng Trung ương Anh, trong đó công nhận phương pháp MCDM là một kỹ thuật hợp lệ thuộc khuôn khổ xếp hạng nội bộ (IRB). Tiếp đó, cơ sở dữ liệu CIC cần được nâng cấp theo hướng cập nhật gần thời gian thực và mở rộng phạm vi sang các tổ chức cho vay phi ngân hàng; đồng thời, các hướng dẫn thi hành Nghị định số 356/2025/NĐ-CP ngày 31/12/2025 nên làm rõ những nguồn dữ liệu thay thế nào có thể được sử dụng và đi kèm cơ chế thu thập đồng ý ra sao [8]. Cuối cùng, cơ chế thử nghiệm có kiểm soát theo Nghị định số 94/2025/NĐ-CP ngày 29/4/2025 [34] có thể được tận dụng để thí điểm các mô hình MCDM cho nhóm khách hàng hồ sơ có sơ tín dụng hạn chế trước khi mở rộng triển khai, với các chỉ tiêu hiệu quả và bảo vệ người tiêu dùng được gắn với mục tiêu tài chính toàn diện như Đề án 06 về định danh số quốc gia.

6. Kết luận

Nghiên cứu này xây dựng và kiểm định thực nghiệm mô hình lai ghép Fuzzy AHP-TOPSIS cho bài toán chấm điểm tín dụng cá nhân tại các ngân hàng thương mại Việt Nam. Trên bộ dữ liệu 340 hồ sơ vay từ ba ngân hàng, mô hình đề xuất đạt $AUC=0,96$ và độ nhạy 0,93 trên nhóm nợ xấu, cao hơn mô hình LR đối chứng ($AUC=0,93$; độ nhạy 0,79) về khả năng nhận diện rủi ro; đổi lại, mô hình LR đạt độ chính xác tổng thể, độ chính xác dương tính và điểm F1 cao hơn. Kết quả cho thấy, giá trị của mô hình MCDM như một lớp hỗ trợ minh bạch trong điều kiện dữ liệu hạn chế, thay vì một sự thay thế cho các phương pháp dựa trên dữ liệu. Tính minh bạch trong cấu trúc của mô hình cũng góp phần đáp ứng yêu cầu pháp lý ngày càng tăng về khả năng giải trình.

Nghiên cứu đã đóng góp một lộ trình triển khai phân tầng cho ngân hàng theo mức độ sẵn sàng về công nghệ. Nghiên cứu còn một số hạn chế, đồng thời gợi mở hướng tiếp theo: (i) dữ liệu chỉ gồm 340 hồ sơ đã giải ngân từ ba ngân hàng, tiềm ẩn thiên lệch lựa chọn - cần mở rộng mẫu qua hợp tác đa ngân hàng; (ii) mẫu là khách hàng đã trong hệ thống nên chưa kiểm định riêng nhóm hồ sơ tín dụng hạn chế thực thụ - cần kiểm chứng trên nhóm này và tích hợp dữ liệu thay thế khi điều kiện cho phép; (iii) do thời hạn quan sát khác nhau, nghiên cứu chưa thực hiện kiểm định ngoài thời gian; (iv) mới kiểm chứng một cấu hình và chưa phân tích độ nhạy trọng số - cần so sánh nhiều phương pháp MCDM và phân tích độ nhạy của bộ trọng số.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] World Bank (2025), *The Global Findex Database 2025*, World Bank Group, DOI: 10.1596/978-1-4648-2204-9.

[2] T. Berg, V. Burg, A. Gombović, et al. (2020), “On the rise of FinTechs: Credit scoring using digital footprints”, *Review of Financial Studies*, **33**(7), pp.2845-2897, DOI: 10.1093/rfs/hhz099.

[3] X. Dastile, T. Celik, M. Potsane (2020), “Statistical and machine learning models in credit scoring: A systematic literature survey”, *Applied Soft Computing*, **91**, DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106263.

[4] European Parliament and Council of the European Union (2024), *Regulation (EU) 2024/1689 (Artificial Intelligence Act)*, <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng>, accessed 20 June 2026.

[5] C. Rudin (2019), “Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead”, *Nature Machine Intelligence*, **1**(5), pp.206-215, DOI: 10.1038/s42256-019-0048-x.

[6] T. Duc (2024), “Healthy development of consumer credit to push back 'black credit'”, *Banking Review*, <https://tapchinganhang.gov.vn/phat-trien-lanh-manh-tin-dung-tieu-dung-day-lui-tin-dung-den-889.html>, accessed 20 June 2026 (in Vietnamese).

[7] Government of The Socialist Republic of Viet Nam (2025), *Law on Personal Data Protection* (Law No. 91/2025/QH15, dated 26 June 2025) (in Vietnamese).

[8] Government of The Socialist Republic of Viet Nam (2025), *Decree No. 356/2025/NĐ-CP Dated 31 December 2025 on Personal Data Protection* (in Vietnamese).

[9] M. Doumpos, C. Zopounidis (2014), *Multicriteria Analysis in Finance*, Springer, 167pp, DOI: 10.1007/978-3-319-05864-1.

[10] P.K. Roy, K. Shaw (2021), “A multicriteria credit scoring model for SMEs using hybrid BWM and TOPSIS”, *Financial Innovation*, **7**(1), DOI: 10.1186/s40854-021-00295-5.

[11] T.V. Trung, V.N.N. Anh (2024), “Development of a credit scoring model using machine learning for commercial banks in Vietnam”, *Advances and Applications in Statistics*, **92**(1), pp.107-120, DOI: 10.17654/0972361725006.

[12] T.T.H. Nguyen, T.V.H. Nguyen, N.T. Nguyen, et al. (2025), “Comparing the effectiveness of machine learning and deep learning models in student credit scoring: A case study in Vietnam”, *Risks*, **13**(5), DOI: 10.3390/risks13050099.

[13] R.A. Fisher (1936), “The use of multiple measurements in taxonomic problems”, *Annals of Eugenics*, **7**(2), pp.179-188, DOI: 10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x.

[14] E.I. Altman (1968), “Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy”, *Journal of Finance*, **23(4)**, pp.589-609, DOI: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x.

[15] J.C. Wiginton (1980), “A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, **15(3)**, pp.757-770, DOI: 10.2307/2330408.

[16] L.C. Thomas, D.B. Edelman, J.N. Crook (2002), *Credit Scoring and Its Applications*, SIAM, 248pp, DOI: 10.1137/1.9780898718317.

[17] I. Brown, C. Mues (2012), “An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets”, *Expert Systems with Applications*, **39(3)**, pp.3446-3453, DOI: 10.1016/j.eswa.2011.09.033.

[18] S. Lessmann, B. Baesens, H.V. Seow, et al. (2015), “Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring”, *European Journal of Operational Research*, **247(1)**, pp.124-136, DOI: 10.1016/j.ejor.2015.05.030.

[19] X. Zhu, J. Li, D. Wu, et al. (2013), “Balancing accuracy, complexity and interpretability in consumer credit decision making: A C-TOPSIS classification approach”, *Knowledge-Based Systems*, **52**, pp.258-267, DOI: 10.1016/j.knosys.2013.08.004.

[20] P.K. Roy, K. Shaw (2023), “A credit scoring model for SMEs using AHP and TOPSIS”, *International Journal of Finance & Economics*, **28(1)**, pp.372-391, DOI: 10.1002/ijfe.2425.

[21] P. Hajek, J.M. Sahut, V. Olej (2025), “Credit rating prediction using a fuzzy MCDM approach with criteria interactions and TOPSIS sorting”, *Annals of Operations Research*, **353(1)**, pp.251-279, DOI: 10.1007/s10479-024-06183-2.

[22] D.T.H. Thanh, S. Kleimeier (2006), *Credit Scoring for Vietnam's Retail Banking Market*, METEOR Working Paper, 36pp, DOI: 10.26481/umamet.2006012.

[23] T.T.T. Le, D.T.V. Dang (2016), “Credit rating of individual customers at the Vietnam National Credit Information Center”, *Journal of Trade Science*, **93**, pp.52-60.

[24] State Bank of Vietnam (2021), *Circular No. 11/2021/TT-NHNN dated 30 July 2021 on The Classification of Assets, Provisioning Levels and Methods for Setting Up Risk Provisions* (in Vietnamese).

[25] D.Y. Chang (1996), “Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP”, *European Journal of Operational Research*, **95(3)**, pp.649-655, DOI: 10.1016/0377-2217(95)00300-2.

[26] T.L. Saaty (1980), *The Analytic Hierarchy Process*, McGraw-Hill, 287pp.

[27] J.J. Buckley (1985), “Fuzzy hierarchical analysis”, *Fuzzy Sets and Systems*, **17(3)**, pp.233-247, DOI: 10.1016/0165-0114(85)90090-9.

[28] H.S. Shih, H.J. Shyr, E.S. Lee (2007), “An extension of TOPSIS for group decision making”, *Mathematical and Computer Modelling*, **45(7-8)**, pp.801-813, DOI: 10.1016/j.mcm.2006.03.023.

[29] C.T. Chen (2000), “Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment”, *Fuzzy Sets and Systems*, **114(1)**, pp.1-9, DOI: 10.1016/S0165-0114(97)00377-1.

[30] P. Peduzzi, J. Concato, E. Kemper, et al. (1996), “A simulation study of the number of events per variable in logistic regression analysis”, *Journal of Clinical Epidemiology*, **49(12)**, pp.1373-1379, DOI: 10.1016/S0895-4356(96)00236-3.

[31] J.E. Stiglitz, A. Weiss (1981), “Credit rationing in markets with imperfect information”, *American Economic Review*, **71(3)**, pp.393-410.

[32] P. Bracke, A. Datta, C. Jung, et al. (2019), *Machine Learning Explainability in Finance: An Application to Default Risk Analysis*, Bank of England Staff Working Paper, **816**, 52pp.

[33] State Bank of Vietnam (2025), *Circular No. 14/2025/TT-NHNN dated 30 June 2025 on Capital Adequacy Ratios for Commercial Banks and Foreign Bank Branches* (in Vietnamese).

[34] Government of The Socialist Republic of Viet Nam (2025), *Decree No. 94/2025/NĐ-CP dated 29 April 2025 on The Controlled Testing Mechanism (Regulatory Sandbox) in The Banking Sector* (in Vietnamese).