



Ứng dụng phương pháp ra quyết định đa tiêu chí mờ trong đánh giá rủi ro tín dụng: Thực nghiệm và hàm ý quản trị tại Việt Nam

PHẠM NGUYỄN THANH MAI^a, HỒ TRUNG THÀNH^{*, a}

^a Trường Đại học Kinh tế - Luật, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

THÔNG TIN	TÓM TẮT
Ngày nhận: 05/01/2025 Ngày nhận lại: 06/03/2025 Duyệt đăng: 06/03/2025 Mã phân loại JEL: C38; C61; D81; G32. Từ khóa: Rủi ro tín dụng; Ra quyết định đa tiêu chí; Thông tin không chắc chắn; BWM mờ; TOPSIS-Sort-C mờ. Keywords: Credit risk; Multi-Criteria decision making; Fuzzy information; Fuzzy-BWM; Fuzzy-TOPSIS-Sort-C.	Đánh giá rủi ro tín dụng là yếu tố cốt lõi trong quản lý tài chính, ảnh hưởng đến hiệu quả hoạt động của các tổ chức tín dụng. Các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí truyền thống thường gặp khó khăn trong việc xử lý thông tin không chắc chắn trong quá trình đánh giá tín dụng, bao gồm tính chủ quan trong quá trình ra quyết định và tính mờ của các tiêu chí, dẫn đến hạn chế khả năng giải thích kết quả. Mục tiêu của nghiên cứu này là đề xuất mô hình kết hợp Phương pháp tốt nhất – tệ nhất (Best-Worst Method – BWM) mờ và Kỹ thuật xếp hạng đối tượng theo giải pháp lý tưởng (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution – TOPSIS) mờ cải thiện độ chính xác và khả năng xử lý thông tin không chắc chắn trong đánh giá tín dụng. Bộ dữ liệu từ Home Credit được sử dụng để thực nghiệm và đánh giá mô hình. Kết quả thực nghiệm chỉ ra rằng mô hình đề xuất đạt độ chính xác 92,31%, cao hơn so với các phương pháp như Rừng ngẫu nhiên và Cây quyết định. Việc tích hợp lý thuyết tập mờ giúp xử lý hiệu quả thông tin không chắc chắn trong quá trình phân loại khách hàng vay thành. Kết quả nghiên cứu đóng góp vào việc nâng cao chất lượng quản lý rủi ro tín dụng, đồng thời đề xuất tích hợp tính năng hiển thị điểm tín dụng vào ứng dụng ngân hàng di động tại Việt Nam. Abstract Credit risk assessment represents a fundamental component of financial management, impacting the operational efficiency of credit institutions. Traditional multi-criteria decision-making methods often face difficulties in handling fuzzy information in credit assessment,

* Tác giả liên hệ.

Biên tập viên: Nguyễn Lương Tâm.

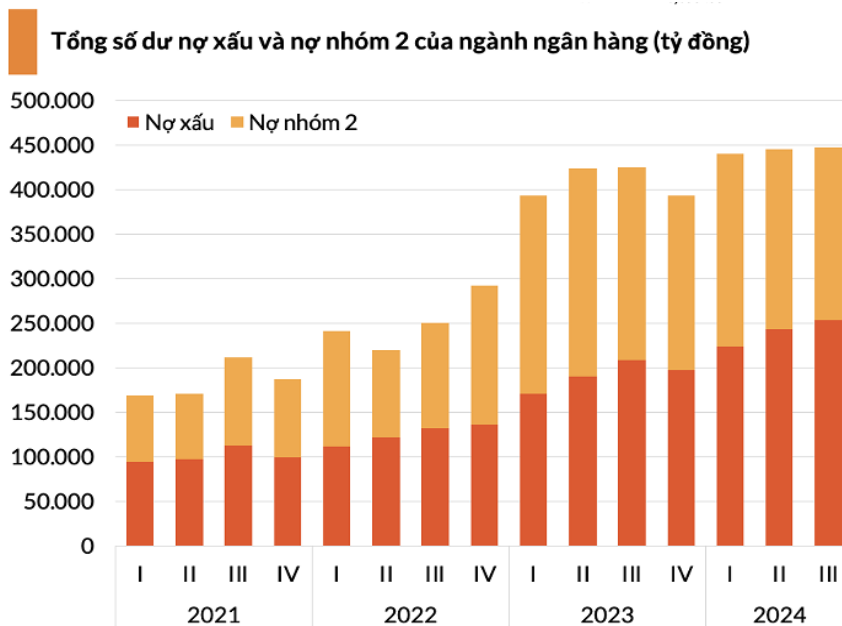
Email: maipnt21406c@st.uel.edu.vn (Phạm Nguyễn Thanh Mai), thanhht@uel.edu.vn (Hồ Trung Thành).

Trích dẫn bài viết: Phạm Nguyễn Thanh Mai, & Hồ Trung Thành. (2024). Ứng dụng phương pháp ra quyết định đa tiêu chí mờ trong đánh giá rủi ro tín dụng: Thực nghiệm và hàm ý quản trị tại Việt Nam. *Tạp chí Nghiên cứu Kinh tế và Kinh doanh Châu Á*, 35(11), 111-130.

including the fuzziness of evaluation criteria and subjectivity in decision-making processes, leading to limited result interpretation. The target of this study is to propose a hybrid model combining fuzzy BWM and fuzzy TOPSIS to improve both accuracy and capability in handling uncertain information in credit assessment. A dataset from Home Credit is used for experimentation and model evaluation. The experimental results show that the proposed model achieves an accuracy of 92.31%, which is higher than that of methods such as Random Forest and Decision Tree. The integration of fuzzy set theory effectively handles uncertainty in classifying loan applicants. The research findings contribute to the advancement of credit risk management practices and advocate for the integration of a credit score display feature within mobile banking applications in Vietnam.

1. Giới thiệu

Hoạt động tín dụng mang lại nguồn thu lớn cho ngân hàng nhưng cũng tiềm ẩn rủi ro, ảnh hưởng đến sự kinh doanh và ổn định của tổ chức. Tại Việt Nam, tỷ lệ nợ xấu gia tăng nhanh chóng, đạt 4,55% vào cuối tháng 9/2024 và tăng 8,6% so với đầu năm; đặc biệt, số dư nợ xấu tại 29 ngân hàng tăng 27,9% so với cuối năm 2023, lên mức 259.186 tỷ đồng (Minh Nguyệt, 2024) (xem Hình 1).



Hình 1. Tổng số dư nợ xấu và nợ nhóm 2 của ngành ngân hàng Việt Nam giai đoạn 2021–2024

Một nguyên nhân quan trọng dẫn đến hiện trạng trên là việc đánh giá năng lực khách hàng của ngân hàng khi phê duyệt một người vay (Thuan & Bình, 2022). Việc xác định một người vay có khả năng thanh toán đầy đủ và đúng hạn hay không là một việc khó khăn. Nếu quy trình này quá khắt khe,

sẽ có ít khoản vay được chấp thuận hơn, đồng nghĩa với việc lợi nhuận ít hơn. Ngược lại, ngân hàng có thể phê duyệt các khoản vay mà khách hàng không có khả năng trả nợ. Do đó, mô hình đánh giá tín dụng hiệu quả là yêu cầu tất yếu để nâng cao năng lực cạnh tranh và quản trị rủi ro. Đến nay, nhiều phương pháp đã được áp dụng để đánh giá xác suất vỡ nợ của khách hàng. Tuy nhiên, các phương pháp thống kê gặp khó khăn trong việc mô hình hóa thông tin đa chiều và thiếu chính xác khi dữ liệu không đầy đủ (Wang & Ku, 2021). Các phương pháp dựa trên trí tuệ nhân tạo có độ chính xác cao hơn so với các kỹ thuật thống kê, nhưng yêu cầu bộ dữ liệu lớn và biến trùng lặp có thể ảnh hưởng đến kết quả mô hình (Bai và cộng sự, 2019).

Phương pháp ra quyết định đa tiêu chí (Multi-Criteria Decision Making – MCDM) đã chứng minh khả năng xử lý linh hoạt thông tin định tính và chủ quan trong đánh giá rủi ro tín dụng (Aruldoss và cộng sự, 2013). Bằng cách thu thập ý kiến từ người ra quyết định, MCDM không yêu cầu bộ dữ liệu lớn mà vẫn có thể cải thiện độ chính xác trong quá trình ra quyết định (Douplos & Figueira, 2019). Trong phương pháp MCDM truyền thống, người ra quyết định phải đưa ra đánh giá bằng giá trị sắc nét (ví dụ: 1, 2,..., 9) khi so sánh giữa các tiêu chí. Theo Zadeh (2015), điều này gây khó khăn cho người ra quyết định trong việc lượng hóa chính xác ý kiến của mình. Trước thách thức này, Guo và Zhao (2017) đề xuất sử dụng lý thuyết tập mờ với các thuật ngữ như "tốt", "khá", "trung bình" thay vì các giá trị sắc nét có thể giải quyết vấn đề thông tin không chắc chắn, vì các thuật ngữ này dễ hiểu và có thể được diễn giải linh hoạt tùy theo ngữ cảnh và quan điểm của chuyên gia.

Nghiên cứu đề xuất mô hình kết hợp Phương pháp tốt nhất – tệ nhất (Best-Worst Method – BWM), Kỹ thuật xếp hạng đối tượng theo giải pháp lý tưởng (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution – TOPSIS) và lý thuyết mờ để phân loại khách hàng theo mức độ rủi ro tín dụng. Trong đó, BWM xác định trọng số tiêu chí tín dụng, TOPSIS-Sort-C phân loại khách hàng thành các nhóm rủi ro, lý thuyết mờ giúp xử lý thông tin không chắc chắn. Nghiên cứu tập trung vào ba đóng góp chính là: (1) Triển khai thực nghiệm và kiểm tra tính khả thi của mô hình tích hợp BWM mờ và TOPSIS-Sort-C mờ trên cơ sở dữ liệu giao dịch tại Việt Nam. (2) Kết hợp phương pháp MCDM vào bộ tiêu chí điểm FICO (Fair Isaac Corporation) để xác định trọng số tiêu chí. (3) Đưa ra hàm ý quản trị và đề xuất cập nhật thông tin điểm tín dụng qua ứng dụng ngân hàng di động nhằm nâng cao trải nghiệm khách hàng.

2. Cơ sở lý thuyết và các nghiên cứu liên quan

2.1. Phương pháp ra quyết định đa tiêu chí (MCDM)

MCDM là phương pháp hỗ trợ ra quyết định dựa trên nhiều tiêu chí (định tính và định lượng), cung cấp khung lý thuyết và các công cụ định lượng để đánh giá các phương án thay thế trong bối cảnh ra quyết định phức tạp với tiêu chí mâu thuẫn (Ehrgott và cộng sự, 2010; Taherdoost & Madanchian, 2023). MCDM bao gồm hai thành phần chính: phương án thay thế đại diện cho những lựa chọn khả thi và tiêu chí để đánh giá và so sánh giữa các phương án (Majumder, 2015).

2.2. Lý thuyết tập mờ

Lý thuyết tập mờ do Zadeh (2015) đề xuất là khung toán học xử lý các khái niệm có ranh giới không rõ ràng thông qua việc sử dụng các giá trị thành viên từ 0 (hoàn toàn không thuộc về) đến 1 (hoàn toàn thuộc về) thay vì ranh giới rõ ràng như trong lập luận cổ điển. Công cụ này đặc biệt hữu

ích trong việc xử lý sự mơ hồ từ ý kiến chủ quan (Neetu & Nagar, 2024). Tính mờ xuất hiện dưới hai dạng chính: tính mờ nội tại phản ánh bản chất mơ hồ của các khái niệm như "khả năng tín dụng tốt" hay "rủi ro cao"; và tính mờ thông tin do phải xử lý đồng thời nhiều tiêu chí (Zadeh, 2015). Để xử lý các dạng tính mờ này, nhiều phương pháp MCDM mờ đã được phát triển như Phương pháp thứ bậc mờ (Analytical Hierarchical Process – AHP) tích hợp số mờ vào quá trình phân tích thứ bậc (Ignatius và cộng sự, 2018), BWM mờ sử dụng biến ngôn ngữ mờ trong so sánh cặp (Liao và cộng sự, 2019), và TOPSIS mờ đánh giá khoảng cách đến giải pháp lý tưởng dựa trên số mờ (Zhang & Li, 2023). Các phương pháp này mô hình hóa các đánh giá chủ quan của chuyên gia, xử lý đồng thời dữ liệu định lượng và định tính, tăng tính linh hoạt và chính xác trong môi trường không chắc chắn.

2.3. Phương pháp Tốt nhất - Tệ nhất (BWM)

BWM là phương pháp MCDM được phát triển bởi Rezaei (2015), tập trung vào xác định trọng số của các tiêu chí đánh giá. BWM hoạt động dựa trên so sánh cặp giữa tiêu chí tốt nhất và tệ nhất đối với các tiêu chí khác, từ đó tính toán trọng số ưu tiên thông qua mô hình toán học (Liang và cộng sự, 2020). BWM yêu cầu ít so sánh và đạt độ nhất quán cao hơn so với AHP, đồng thời dễ dàng tích hợp vào các mô hình đánh giá tín dụng (Hasan và cộng sự, 2022). Trong tài chính, BWM đánh giá các tiêu chí tài chính và phi tài chính để phân nhóm khách hàng hiệu quả hơn (Roy & Shaw, 2023b), hay kết hợp với Xếp hạng các lựa chọn dựa trên độ tương đồng chu vi (Ranking Alternatives by Perimeter Similarity – RAPS) để xếp hạng cổ phiếu ngân hàng và tối ưu hóa danh mục đầu tư (Alamoudi & Bafail, 2022), tích hợp giữa BWM mờ và Đánh giá tỷ lệ cộng (Additive Ratio Assessment – ARAS) để đánh giá hiệu suất tài chính (Liao và cộng sự, 2019). Trong quản lý chuỗi cung ứng, Kurniawan và Puspitasari (2021) sử dụng BWM mờ để lựa chọn nhà cung cấp trong điều kiện thông tin không chắc chắn, Khokhar và cộng sự (2020) sử dụng phương pháp này để đánh giá tính bền vững các nhà cung cấp.

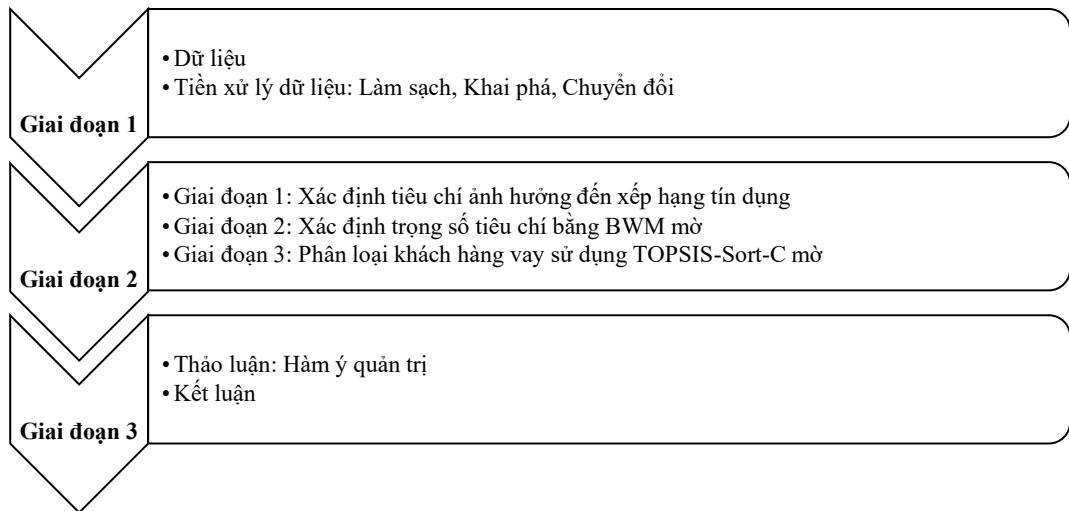
2.4. Kỹ thuật xếp hạng đối tượng theo giải pháp lý tưởng (TOPSIS)

TOPSIS là phương pháp MCDM được phát triển bởi Hwang và cộng sự (1981), nhằm hỗ trợ xếp hạng và lựa chọn phương án tối ưu (Sharma và cộng sự, 2020). Phương pháp này đánh giá khoảng cách của từng phương án đến hai điểm tham chiếu: giải pháp lý tưởng tích cực (Positive Ideal Solution – PIS), và giải pháp lý tưởng tiêu cực (Negative Ideal Solution – NIS) (Uzun và cộng sự, 2021). Phương án được xem là tối ưu nếu có khoảng cách gần nhất với PIS và xa nhất với NIS. TOPSIS có khả năng tích hợp nhiều tiêu chí và phương án thay thế, giúp tối ưu hóa đầu ra của hệ thống và cung cấp giải pháp cho các vấn đề đa tiêu chí (Wang và cộng sự, 2022). Trong phân loại khách hàng, Roy và Shaw (2023a) đã sử dụng TOPSIS để đánh giá điều kiện vay tín dụng, Senvar và cộng sự (2020) đã áp dụng phương pháp này để xếp hạng khách hàng từ trạng thái VIP (hạng rất quan trọng) đến Bronze (hạng đồng). TOPSIS cũng được ứng dụng trong phân tích tài chính, từ việc ưu tiên các yếu tố ảnh hưởng đến hành vi khách hàng (Hamadani và cộng sự, 2021), kết hợp với phương pháp Xử lý ngôn ngữ tự nhiên để đánh giá lòng tin khách hàng trên mạng xã hội (Nalluri & Chen, 2023), đến lựa chọn thị trường mục tiêu dựa trên các yếu tố như quy mô, cạnh tranh và lợi nhuận (Anand & Sathiyamoorthy, 2023). Đặc biệt, BWM và TOPSIS đã được kết hợp để phát triển các mô hình phân nhóm khách hàng dựa trên các chỉ số tài chính và phi tài chính (Tandon và cộng sự, 2022), đồng thời bổ sung lập luận mờ vào mô hình nhằm nâng cao hiệu quả phân nhóm (Hajek và cộng sự, 2024).

3. Phương pháp và dữ liệu nghiên cứu

3.1. Phương pháp nghiên cứu

Quy trình nghiên cứu được tổ chức thành 3 phần: Tiền xử lý dữ liệu, Xây dựng mô hình, Thảo luận và Kết luận (xem Hình 2). Trong đó, mô hình nghiên cứu bao gồm 3 giai đoạn chính:



Hình 2. Tổng quát phương pháp đề xuất

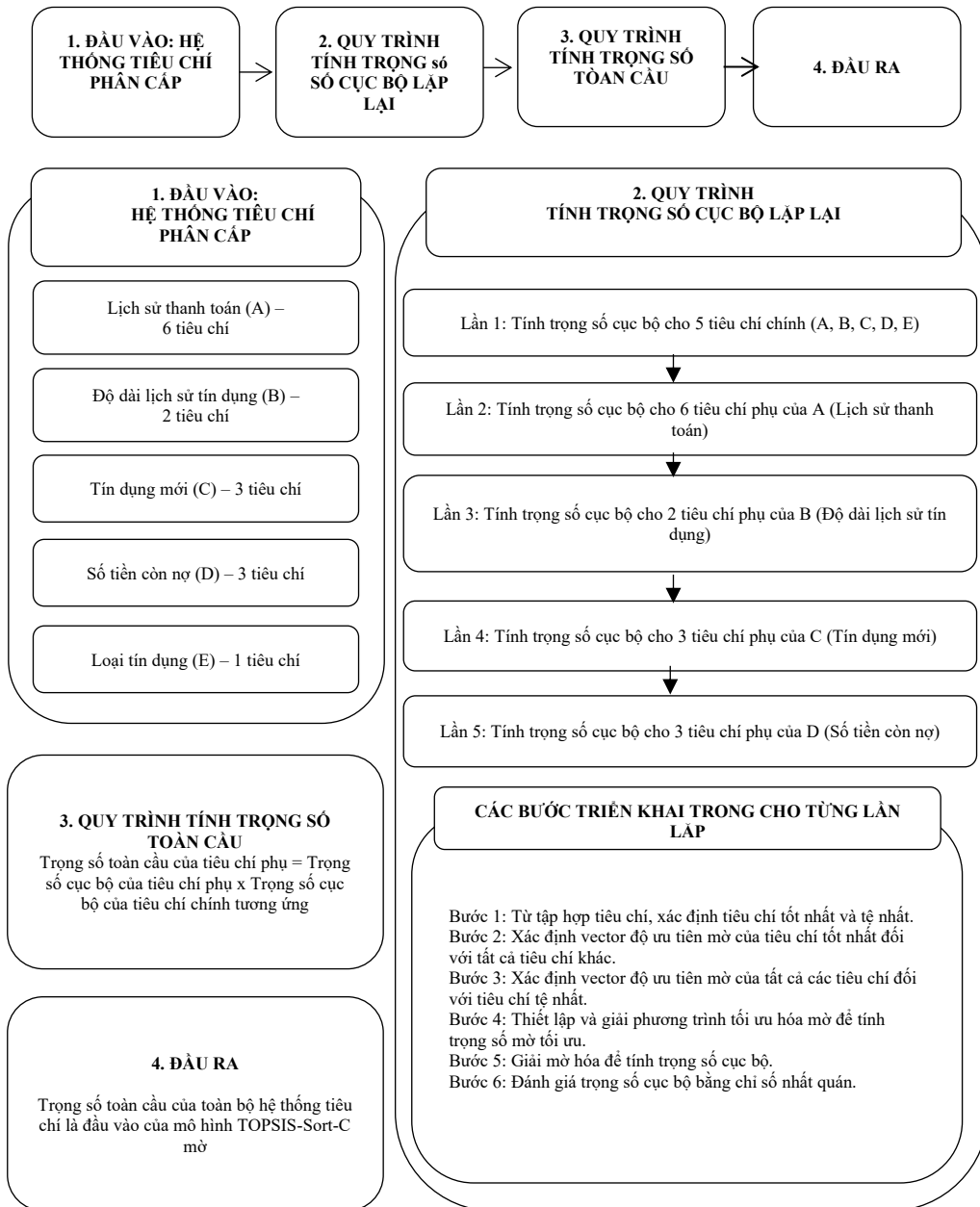
Giai đoạn 1. Xác định tiêu chí ảnh hưởng đến xếp hạng tín dụng

Nghiên cứu sử dụng bộ tiêu chí điểm FICO với 5 nhóm sau làm nền tảng cho hệ thống phân loại tín dụng nhờ tính toàn diện, khả năng ứng dụng rộng rãi và hiệu quả trong đánh giá rủi ro tín dụng.

- Lịch sử thanh toán (A): Đo lường khả năng tuân thủ nghĩa vụ tài chính.
- Độ dài lịch sử tín dụng (B): Đánh giá thời gian duy trì tín dụng.
- Tín dụng mới (C): Xem xét số lượng tài khoản mới mở và thời gian tái thiết lập lịch sử tín dụng tích cực.
- Số dư tín dụng (D): Phân tích tổng dư nợ hiện tại và số lượng tài khoản có số dư.
- Loại tín dụng (E): Đánh giá mức độ đa dạng loại tín dụng mà khách hàng sử dụng.

Nhóm tiêu chí này đảm bảo đánh giá toàn diện khách hàng, từ lịch sử thanh toán đến tình trạng tài chính hiện tại. Ignatius và cộng sự (2018) đã chứng minh rằng các tiêu chí của FICO, như số lượng các khoản nợ quá hạn (A3) hoặc tổng dư nợ hiện tại (D1), có mối quan hệ chặt chẽ với rủi ro tín dụng. Đồng thời, cấu trúc điểm FICO dễ dàng tích hợp với các phương pháp như BWM mờ và TOPSIS-Sort-C mờ, giúp tối ưu hóa trọng số và cải thiện phân loại trong môi trường thông tin không chắc chắn.

Giai đoạn 2. Xác định trọng số tiêu chí bằng BWM mờ



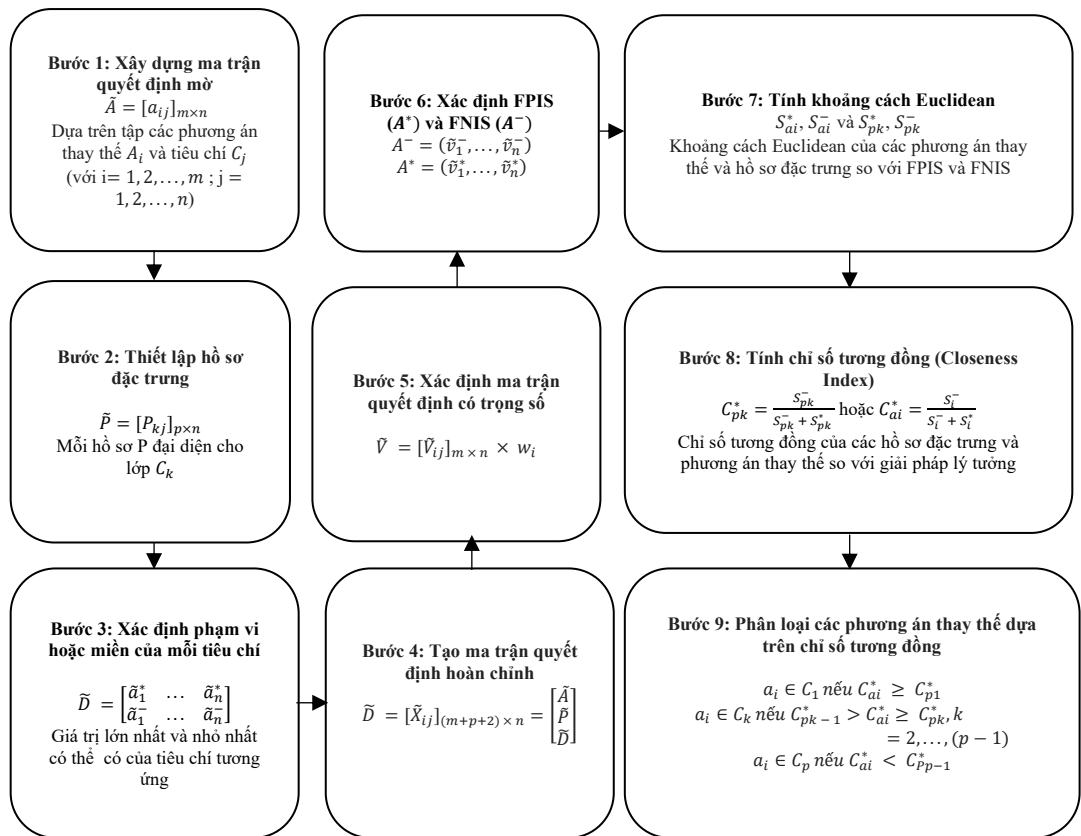
Hình 3. Quy trình xác định trọng số bằng phương pháp BWM mờ

Trọng số tiêu chí được xác định bằng phương pháp BWM mờ do Guo và Zhao đề xuất (2017) (xem Hình 3). BWM mờ sử dụng các giá trị mờ (Bảng 1) thay vì các giá trị sắc nét để xử lý tính không chắc chắn trong việc xác định tầm quan trọng giữa các tiêu chí. Dựa trên các so sánh cặp, bài toán quy hoạch tuyến tính được triển khai để xác định trọng số tối ưu. Quá trình tính toán được thực hiện bằng ngôn ngữ lập trình Python trên nền tảng Google Colab, sử dụng gói fuzzy_bw_method trong pyDecision – một thư viện hỗ trợ nhiều phương pháp ra quyết định đa tiêu chí được đề xuất bởi Pereira và cộng sự (2024) .

Bảng 1.

Quy tắc chuyển đổi các biến ngôn ngữ

Biến ngôn ngữ	Hàm thành viên
Tầm quan trọng như nhau	(1, 1, 1)
Tầm quan trọng yếu	(2/3, 1, 3/2)
Tầm quan trọng vừa phải	(3/2, 2, 7/2)
Tầm quan trọng cao	(5/2, 3, 7/2)
Tầm quan trọng tuyệt đối	(7/2, 4, 9/2)

Giai đoạn 3. Phân loại khách hàng vay sử dụng TOPSIS-Sort-C mờ**Hình 4.** Phân loại khách hàng vay dựa trên TOPSIS-Sort-C mờ

Quy trình và công thức sử dụng để phân loại khách hàng vay được trình bày tại Hình 4. TOPSIS tuy được sử dụng phổ biến trong đánh giá tín dụng, nhưng vẫn có thể gặp vấn đề như đảo ngược xếp hạng khi bổ sung lựa chọn thay thế (Aires & Ferreira, 2019). Silva và Filho (2020) phát triển TOPSIS-Sort-C nhằm phân loại dựa trên đặc điểm của các lựa chọn thay thế thay vì các hồ sơ biên. Phương pháp này được chứng minh là phù hợp hơn khi xếp hạng các công ty dựa trên hồ sơ rủi ro và tài chính

(Roy & Shaw, 2022). Tuy nhiên, TOPSIS-Sort-C vẫn gặp khó khăn trong việc xử lý thông tin không chắc chắn khi chuyên gia không tự tin đưa ra đánh giá bằng giá trị sắc nét. Để giải quyết vấn đề này, nghiên cứu áp dụng mô hình TOPSIS-Sort-C mở được đề xuất bởi Roy và Shaw (2023b), cho phép chuyên gia đưa ra đánh giá bằng các giá trị ngôn ngữ. Các tính toán được thực hiện bằng Python trên nền tảng Google Colab, sử dụng các thư viện numpy, pandas để xử lý dữ liệu, matplotlib.pyplot và seaborn để trực quan hóa, và sklearn.metrics để đánh giá độ chính xác mô hình.

3.2. Dữ liệu nghiên cứu

Để tiến hành thực nghiệm cho mô hình đề xuất, nghiên cứu sử dụng bộ dữ liệu được Home Credit¹ công khai trên nền tảng Kaggle. Với tính đầy đủ thông tin, bộ dữ liệu này phù hợp để tổng hợp thành bộ tiêu chí phân cấp được đề xuất nhằm áp dụng mô hình phân loại tín dụng. Mặt khác, Home Credit là một nhà cung cấp tín dụng quen thuộc tại thị trường Việt Nam với hệ thống dịch vụ tài chính đa dạng và phổ biến. Việc sử dụng dữ liệu từ Home Credit giúp tăng tính thực tiễn và khả năng áp dụng của mô hình đề xuất trong bối cảnh thực tế tại Việt Nam cũng như cung cấp cơ sở để mở rộng mô hình sang các thị trường khác có điều kiện tương tự. Bộ dữ liệu được tổ chức bởi nhiều thực thể liên quan (xem Hình 5), ý nghĩa của từng thực thể được mô tả trong Bảng 2. Trong đó, “application” (hồ sơ đăng ký vay) đóng vai trò là thực thể trung tâm, kết nối với các thực thể khác thông qua các khóa định danh sau: SK_ID_CURR (đại diện cho mã định danh khách hàng hiện tại của Home Credit), SK_ID_BUREAU (đại diện cho mã định danh khoản vay trước đây trong hệ thống tín dụng), và SK_ID_PREV (đại diện cho đơn vay trước đây tại Home Credit).

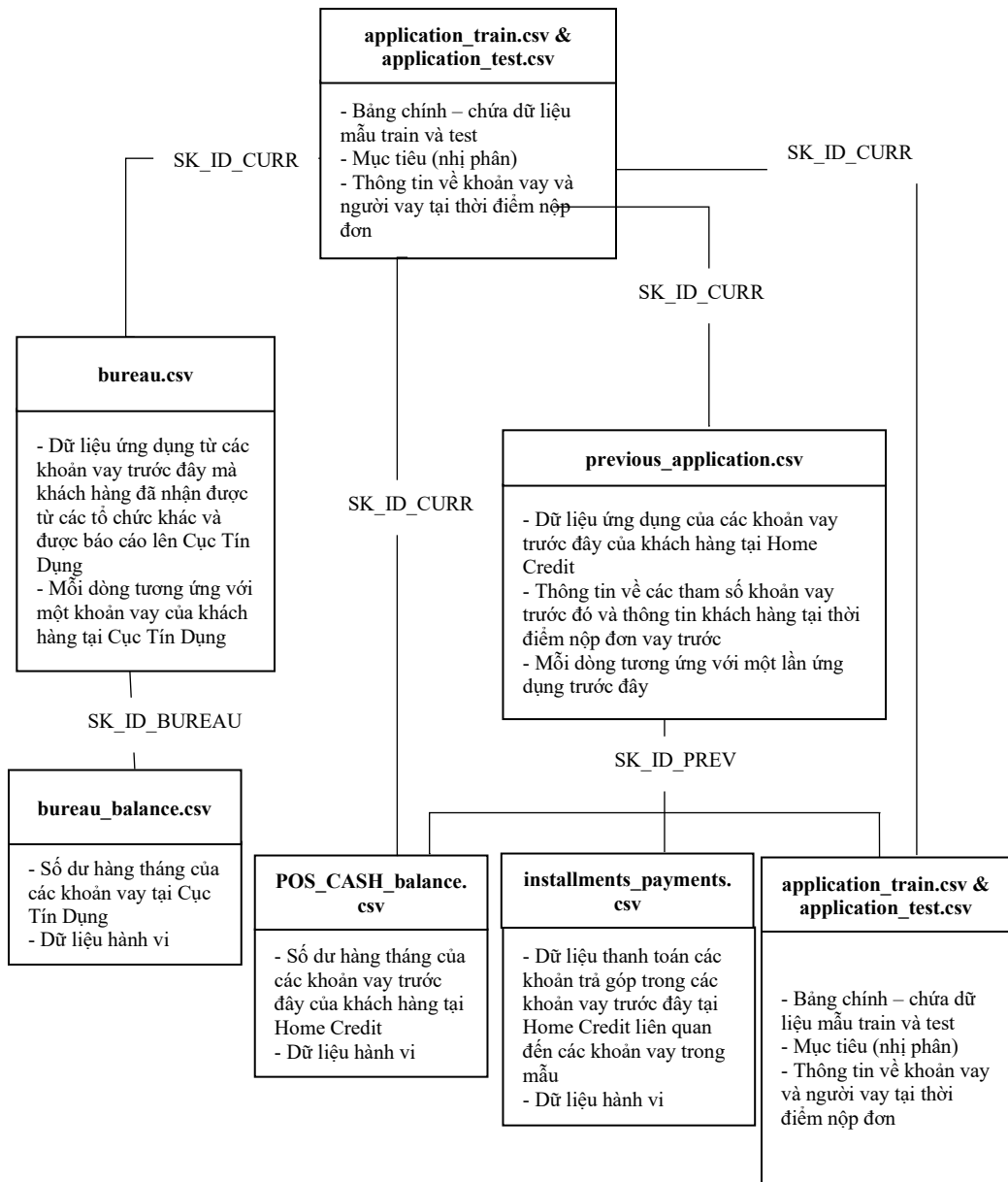
Bảng 2.

Các thực thể trong bộ dữ liệu Home Credit

Thực thể	Ý nghĩa
application_train & application_test	Thông tin nhân khẩu học, lịch sử việc làm, thu nhập, điều khoản vay, và biến mục tiêu (0 – khoản vay đã được trả, và 1 – khoản vay không được hoàn trả)
bureau	Lịch sử tín dụng với các tổ chức tài chính khác, bao gồm số lượng và trạng thái các khoản vay.
bureau_balance	Trạng thái hàng tháng của các khoản vay trong bảng bureau.
previous_application	Thông tin về các đơn vay trước đây tại Home Credit, gồm điều khoản vay, trạng thái phê duyệt, và lịch sử thanh toán.
credit_card_balance	Giao dịch thẻ tín dụng, số dư thẻ, và lịch sử thanh toán.
installments_payment	Lịch trình và các khoản thanh toán thực tế của khách hàng.
POS_CASH_balance	Giao dịch hàng tháng và trạng thái thanh toán của các khoản vay tại điểm bán hàng.

Ghi chú: application_train & application_test, bureau, bureau_balance, previous_application, credit_card_balance, installments_payment là tên của các thực thể được sử dụng trong bộ dữ liệu.

¹ Anna Montoya, inversion, KirillOdintsov, and Martin Kotek. Home Credit Default Risk. Truy cập từ <https://kaggle.com/competitions/home-credit-default-risk>, 2018. Kaggle.



Hình 5. Sơ đồ mối quan hệ giữa các thực thể trong bộ dữ liệu

Trong nghiên cứu này, 6 trong 8 thực thể được sử dụng (trừ `application_test` và `bureau_balance`). Dữ liệu được tiền xử lý qua các bước: tổng hợp từng thực thể riêng lẻ bằng cách tính các thông số như tổng, trung bình, giá trị lớn nhất, sau đó liên kết với thực thể chính `application` qua khóa `SK_ID_CURR`. Kết quả thu được 306.568 dòng và 50 cột bao gồm thông tin về khách hàng, lịch sử tín dụng, khoản vay và thanh toán, được sử dụng để tính toán các chỉ số tài chính trong phần 4.1. Thống kê mô tả các biến sau khi tính toán được trình bày tại Bảng 3.

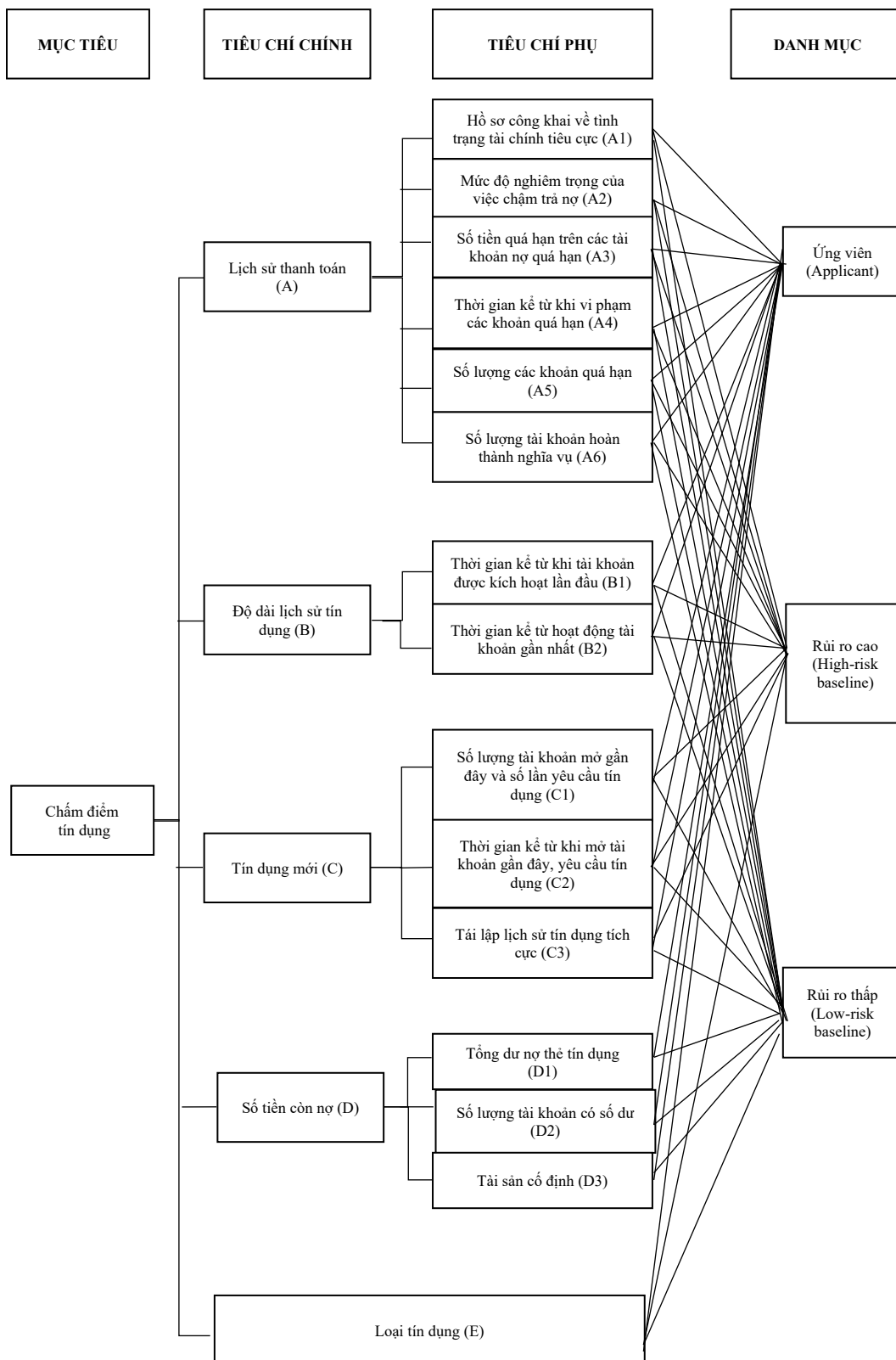
Bảng 3.

Thống kê mô tả các biến của hệ thống tiêu chí phân cấp

Tiêu chí	A2	A3	A4	A5	A6	B1	B2
Số quan sát	270	270	270	270	270	270	270
Trung bình	4,34	4,05	1,31	2,17	30,46	6,21	2,98
Độ lệch chuẩn	14,63	37,72	1,44	2,42	16,72	1,65	8,21
Giá trị nhỏ nhất	0	0	0,01	0	4	1,33	0,03
Phân vị thứ nhất (25%)	0	0	0,31	0	17	5,08	0,23
Trung vị (50%)	0,22	0	0,75	1	27	6,8	0,47
Phân vị thứ ba (75%)	0,9	0,03	1,93	3	42	7,51	1,19
Giá trị lớn nhất	87,43	588,02	7,36	13	85	8,01	68,8
Tiêu chí	C1	C2	C3	D1	D2	D3	E
Số quan sát	270	270	270	270	270	270	270
Trung bình	1,18	8,09	2,57	778,48	3.257,09	580,92	2,06
Độ lệch chuẩn	1,78	7,51	8,7	1.227	3.807,02	372,41	0,65
Giá trị nhỏ nhất	0	0,07	0	0	16,6	45	1
Phân vị thứ nhất (25%)	0	3,13	0	28,15	1.104,00	271,12	2
Trung vị (50%)	1	5,87	0	359,7	1.979,48	454,5	2
Phân vị thứ ba (75%)	2	10,62	0	1.023,45	3.869,43	829,12	2
Giá trị lớn nhất	11	48,3	79	11.718,55	32.830,83	1.800	4

4. Kết quả nghiên cứu*4.1. Kết quả phân loại khách hàng vay*

Nghiên cứu sử dụng bộ tiêu chí điểm FICO làm cơ sở để phân loại tín dụng, với các tiêu chí chính và phụ được xác định thông qua đánh giá tài liệu và ý kiến chuyên gia nhằm đảm bảo phù hợp với thực tiễn. Hệ thống phân cấp tiêu chí được xây dựng để phục vụ cho quá trình xác định trọng số và phân loại thể hiện trong Hình 6 với năm tiêu chí chính (A, B, C, D, và E), 15 tiêu chí phụ tương ứng (A1, A2, ..., E) và 3 nhóm danh mục.



Hình 6. Hệ thống phân cấp tiêu chí

Trọng số được xác định theo quy trình tại phần Phương pháp nghiên cứu. Kết quả thu được bao gồm: trọng số cục bộ – thể hiện tầm quan trọng của tiêu chí phụ trong một tiêu chí chính, và trọng số toàn cầu – phản ánh mức độ quan trọng tổng thể của tiêu chí phụ trong hệ thống.

Bảng 4.

Trọng số sử dụng phương pháp BWM mờ

Tiêu chí chính	Trọng số cục bộ	Tiêu chí phụ	Trọng số cục bộ	Trọng số toàn cầu
Lịch sử thanh toán (A)	0,231	Hồ sơ công khai về tình trạng tài chính tiêu cực (A1)	0,216	0,049
		Mức độ nghiêm trọng của việc chậm trả nợ (A2)	0,193	0,045
		Số tiền quá hạn trên các tài khoản nợ quá hạn (A3)	0,173	0,040
		Thời gian kể từ khi vi phạm các khoản quá hạn (A4)	0,138	0,032
		Số lượng các khoản quá hạn (A5)	0,209	0,048
		Số lượng tài khoản hoàn thành nghĩa vụ (A6)	0,071	0,016
Độ dài lịch sử tín dụng (B)	0,177	Thời gian kể từ khi tài khoản được kích hoạt lần đầu (B1)	0,523	0,093
		Thời gian kể từ hoạt động tài khoản gần nhất (B2)	0,477	0,084
Tín dụng mới (C)	0,205	Số lượng tài khoản mở gần đây và số lần yêu cầu tín dụng (C1)	0,155	0,032
		Thời gian kể từ khi mở tài khoản gần đây, yêu cầu tín dụng (C2)	0,305	0,063
		Tái lập lịch sử tín dụng tích cực (C3)	0,540	0,111
Số tiền còn nợ (D)	0,164	Tổng dư nợ thẻ tín dụng (D1)	0,419	0,069
		Số lượng tài khoản có số dư (D2)	0,420	0,069
		Tài sản cố định (D3)	0,161	0,026
Loại tín dụng (E)	0,223			0,223

Sau khi xác định trọng số tiêu chí bằng BWM mờ, khách hàng được đánh giá và phân loại dựa trên 15 tiêu chí trong Bảng 4. Các chỉ số tài chính được tính toán từ dữ liệu của Home Credit (Bảng 6) và được đánh giá bằng cách gán các biến ngôn ngữ được liệt kê trong Bảng 5 cho từng bản ghi. Kết quả được trình bày trong Bảng 7.

Bảng 5.

Hàm thành viên của các biến ngôn ngữ

Biến ngôn ngữ	Thang đo TFN
VP	(0,0; 0,0; 0,3)
P	(0,1; 0,3; 0,5)
M	(0,3; 0,5; 0,7)
G	(0,5; 0,7; 0,9)
VG	(0,7; 1,0; 1,0)

Ghi chú: VP: Rất kém; P: Kém; M: Trung bình; G: Tốt; VG: Rất tốt. Dấu “.” trong thang đo TFN được sử dụng để phân cách vùng thập phân.

Bảng 6.

Chỉ số tài chính của khách hàng vay

C	A1	A2	A3	A4	A5	A6	B1	B2	C1	C2	C3	D1	D2	D3	E
C1	Quá hạn	42,4	0,01	1,50	7	18	7,87	0,50	0	10,43	0	1.486,35	2.998,91	472,50	2
C2	Đã bán	0,43	0,00	1,74	4	17	6,49	1,67	1	3,33	0	0,00	2.236,50	900,00	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
C270	Đã bán	0,00	0,00	0,19	0	32	3,01	0,27	5	4,53	2	120,47	2.791,35	549,00	1

Ghi chú: Trong 15 tiêu chí, chỉ có A1 là biến định tính với 3 giá trị: Nợ xấu – nợ không thể thu hồi sau 90 ngày, Đã bán – nợ đã được bán cho bên thứ ba để thu hồi một phần giá trị, Quá hạn – nợ chưa được thanh toán trong vòng 90 ngày.

Bảng 7.

Xếp hạng ngôn ngữ của các khách hàng vay

C	A1	A2	A3	A4	A5	A6	B1	B2	C1	C2	C3	D1	D2	D3	E
C1	M	VP	VG	M	P	VG	VG	VG	VG	G	VG	P	VP	VP	P
C2	P	G	VG	G	M	VG	VG	G	VG	P	VG	VG	VP	P	M
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
C270	P	VG	VG	VP	VG	VG	VG	VG	G	P	G	G	VP	P	M

Sau khi hoàn tất việc chuẩn bị, phân loại khách hàng vay thực hiện theo quy trình tại Hình 4. Ma trận quyết định mờ (Ã), bao gồm điểm số mờ của khách hàng vay trên từng tiêu chí được xây dựng bằng cách ánh xạ các biến ngôn ngữ thành các giá trị Số mờ tam giác (Triangular Fuzzy Numbers – TFN) - phương pháp biểu diễn sự không chắc chắn thông qua ba giá trị: giới hạn dưới, giá trị trung tâm, và giới hạn trên. Ma trận quyết định mờ được minh họa trong Bảng 8.

Bảng 8.

Chuyển đổi thang điểm ngôn ngữ sang số mờ tam giác

C	A1	A2	A3	A4	A5	A6	B1	B2	C1	C2	C3	D1	D2	D3	E
C1	(0.3, 0.5, 0.7)	(0.0, 0.0, 0.3)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.3, 0.5, 0.7)	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.0, 0.0, 0.3)	(0.0, 0.0, 0.3)	(0.1, 0.3, 0.5)
C2	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.3, 0.5, 0.7)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.0, 0.0, 0.3)	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.3, 0.5, 0.7)
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
C270	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.0, 0.0, 0.3)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.7, 1.0, 1.0)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.5, 0.7, 0.9)	(0.0, 0.0, 0.3)	(0.1, 0.3, 0.5)	(0.3, 0.5, 0.7)

Trong nghiên cứu này, khách hàng vay được phân loại thành các nhóm rủi ro dựa trên Chỉ số tương đồng (Closeness Index – CI) với các hồ sơ phân loại được định nghĩa sẵn trong Bảng 9 và Bảng 10. Các hồ sơ phân loại được thiết lập dựa trên các biến ngôn ngữ mờ, từ rất tốt đến rất kém và được sử dụng để đánh giá khoảng cách đến Giải pháp lý tưởng tích cực mờ (Fuzzy Positive Ideal Solution – FPIS) và Giải pháp lý tưởng tiêu cực mờ (Fuzzy Negative Ideal Solution – FNIS). Các bước tiếp theo bao gồm xây dựng ma trận trọng số bằng cách nhân trọng số từng tiêu chí (được xác định ở giai đoạn 2) với ma trận quyết định mờ, tính các giá trị FPIS và FNIS, từ đó xác định CI của từng khách hàng vay để làm cơ sở đánh giá mức độ rủi ro.

Bảng 9.

Hồ sơ đặc trưng

Hồ sơ	A1	A2	A3	A4	A5	A6	B1	B2	C1	C2	C3	D1	D2	D3	E
Rủi ro thấp (L)	M	G	G	G	G	G	VG	G	G	G	G	G	G	G	G
Khách hàng vay (A)	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M
Rủi ro cao (H)	P	M	P	P	P	M	M	P	P	P	P	P	P	P	P

Bảng 10.

Miền giá trị

Hồ sơ	A1	A2	A3	A4	A5	A6	B1	B2	C1	C2	C3	D1	D2	D3	E
FPIS	M	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG
FNIS	P	VP	VP	VP	VP	M	M	VP	P	VP	VP	VP	VP	VP	VP

Bảng 11.

Ngưỡng phân loại dựa trên CI

Hồ sơ	CI	Giới hạn trên	Giới hạn dưới	Nhóm rủi ro
FPIS	1	1	0,89	C1
Rủi ro thấp (L)	0,78	0,89	0,68	C1
Khách hàng vay (A)	0,57	0,68	0,39	C2
Rủi ro cao (H)	0,21	0,39	0,11	C3
FNIS	0	0,11	0	C3

Bảng 11 trình bày CI và phạm vi tương ứng với từng lớp phân loại. Khách hàng có CI nằm trong phạm vi của hồ sơ L hoặc hồ sơ FPIS được phân loại vào nhóm C1 – mức rủi ro tín dụng thấp nhất. Tương tự, khách hàng có CI nằm trong phạm vi của hồ sơ H hoặc FNIS được phân loại vào nhóm C3 – mức rủi ro tín dụng cao nhất. Bảng 12 thể hiện kết quả phân loại khách hàng vay.

Bảng 12.

Kết quả phân loại khách hàng vay dựa trên TOPSIS-Sort-C mờ

C	Khoảng cách từ FPIS	Khoảng cách từ FNIS	CI	Danh mục
C1	0,61	0,56	0,48	C2
C2	0,38	0,79	0,68	C2
...	...	...	...	...
C8	0,26	0,91	0,78	C1
...	...	...	...	...
C266	0,71	0,45	0,39	C3
...	...	...	...	...
C270	0,48	0,69	0,59	C2

Ghi chú: Bao gồm 270 quan sát tương ứng 270 khách hàng vay.

4.2. Đánh giá

Nghiên cứu so sánh kết quả của mô hình BWM mờ kết hợp TOPSIS-Sort-C mờ với 2 mô hình học máy bao gồm Rừng ngẫu nhiên và Cây quyết định (Bảng 13). Một điểm cần lưu ý là sự khác biệt về quy mô dữ liệu và phương pháp thực hiện giữa các mô hình – mô hình đề xuất sử dụng 270 mẫu thông qua quy trình tính toán có cấu trúc, trong khi các mô hình học máy được huấn luyện và kiểm tra trên 76.878 mẫu. Mặc dù có sự khác biệt này, việc so sánh vẫn mang ý nghĩa quan trọng vì tất cả đều giải quyết bài toán phân loại rủi ro tín dụng trên cùng một tập dữ liệu từ Home Credit.

Với 270 quan sát, mô hình đề xuất phân loại được 52 người vay cho nhóm C1 (Rủi ro thấp), 13 người vay cho nhóm C3 (Rủi ro cao), và 205 người cho nhóm C2 (Khách hàng vay). Mô hình được đánh giá tập trung vào khả năng phân biệt giữa nhóm C1 và C3 với độ chính xác tổng quan cao (Accuracy = 92,31%) và khả năng phát hiện các trường hợp dương tính (Recall = 1). Mặc dù độ chính

xác dương tính (Precision) chỉ đạt 61,54%, trong bối cảnh quản trị rủi ro tín dụng thì việc không bỏ sót các trường hợp dương tính (Sai lầm loại II = 0%) quan trọng hơn việc có một số dự đoán dương tính giả (Sai lầm loại I = 8,77%). Mô hình Rừng ngẫu nhiên và Cây quyết định tuy có độ chính xác ổn định nhưng F1-Score lại thấp, cho thấy chúng không hoạt động tốt với dữ liệu không cân bằng. Mặt khác, mô hình đề xuất có F1-score đạt 76,2%, phản ánh sự cân bằng tốt trong điều kiện dữ liệu không cân bằng. Diện tích dưới đường cong (Area Under the Curve – AUC) đạt 0,96 cho thấy hiệu suất của mô hình thông qua mối quan hệ giữa tỷ lệ dương tính thực sự (True Positive Rate) và tỷ lệ dương tính giả (False Positive Rate).

Bảng 13.

So sánh hiệu quả các mô hình

Mô hình	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	ROC-AUC
Rừng ngẫu nhiên	0,85	0,19	0,27	0,22	0,67
Cây quyết định	0,69	0,12	0,45	0,19	0,58
BWM mờ kết hợp TOPSIS- Sort-C mờ	0,92	0,62	1	0,76	0,96

5. Kết quả và hàm ý quản trị

Mô hình kết hợp BWM mờ và TOPSIS-Sort-C mờ phân loại khách hàng vay thành 3 nhóm. Nhóm C1 (Rủi ro thấp) bao gồm các hồ sơ có CI từ 0,68 đến 1, đại diện cho những khách hàng vay có hồ sơ tài chính ổn định, khả năng thanh toán cao và lịch sử tín dụng tốt, được xem là ứng viên lý tưởng với khả năng chấp thuận vay cao. Ngược lại, nhóm C3 (Rủi ro cao) với CI từ 0 đến 0,39, bao gồm những khách hàng vay có lịch sử thanh toán kém, số tiền nợ lớn và khả năng bị từ chối hồ sơ vay cao. Nhóm C2 (Khách hàng vay) đại diện cho các khách hàng vay cần xem xét thêm, có thể được yêu cầu bổ sung thông tin hoặc đáp ứng các điều kiện vay khắt khe hơn. Các chỉ số hiệu suất được trình bày ở phần 4.2 chứng minh hiệu quả của mô hình trong việc phân loại khách hàng tín dụng. Kết quả này tương đồng với nghiên cứu của Ignatius và cộng sự (2018) khi áp dụng AHP mờ với các ngưỡng rủi ro tương tự để đánh giá rủi ro tín dụng. Bên cạnh đó, nghiên cứu đã áp dụng lý thuyết tập mờ để xử lý các đánh giá mang tính chủ quan và các ngưỡng phân loại thông qua hàm thành viên (Bảng 1) cho phương pháp BWM mờ, và số mờ tam giác (Bảng 5) cho phương pháp TOPSIS-Sort-C mờ. Kết quả cho thấy phương pháp này đã giải quyết hiệu quả tính không chắc chắn khi xử lý các đánh giá định tính từ chuyên gia. Điều này được minh chứng qua nghiên cứu của Roy và Shaw (2023b), cho thấy cách tiếp cận này mang lại tính minh bạch và khả năng xử lý thông tin không chắc chắn tốt hơn so với các phương pháp truyền thống.

Từ kết quả trên, nghiên cứu đề xuất tích hợp điểm tín dụng vào ứng dụng ngân hàng di động tại Việt Nam để tăng cường khả năng tiếp cận và nhận thức tài chính. Hiện nay, việc tiếp cận thông tin tín dụng còn hạn chế khi khách hàng chỉ được khai thác miễn phí một lần/năm qua Trung tâm Thông tin tín dụng Quốc gia hoặc phải trực tiếp đến ngân hàng với các thủ tục hành chính phức tạp (Nhật Minh, 2024). Tính năng này cho phép khách hàng xem trực tiếp điểm tín dụng của mình, cùng các yếu tố ảnh hưởng (lịch sử thanh toán, tỷ lệ nợ trên thu nhập, và hạn mức tín dụng đã sử dụng) và nhận

khuyến nghị cụ thể để cải thiện điểm tín dụng. Giải pháp này không chỉ tăng cường nhận thức tài chính của khách hàng mà còn hỗ trợ ngân hàng trong việc quản lý rủi ro, tối ưu hiệu quả hoạt động. Liên kết với kết quả phân loại, tính năng này hỗ trợ nhóm C1 theo dõi điểm tín dụng nhằm duy trì độ tín nhiệm, tăng khả năng tiếp cận các sản phẩm vay ưu đãi. Nhóm C2 được hướng dẫn cụ thể để cải thiện hồ sơ tín dụng và theo dõi tiến trình cải thiện. Nhóm C3 nhận diện sớm các yếu tố rủi ro và cung cấp lộ trình khắc phục phù hợp.

Thực tiễn tại các thị trường phát triển đã chứng minh hiệu quả của giải pháp này. Theo khảo sát của TransUnion (2023)², 62% người dùng ngân hàng số tại Mỹ cho rằng theo dõi báo cáo tín dụng là cực kỳ quan trọng, và 57% cho biết họ theo dõi tín dụng ít nhất mỗi tháng một lần. Tại Mỹ, các ngân hàng như U.S. Bank và Associated Bank sử dụng chỉ số VantageScore để cung cấp thông tin tín dụng, trong khi ChaseBank và Wells Fargo cung cấp các công cụ phân tích yếu tố ảnh hưởng và khuyến nghị cải thiện. Tại Anh, ngân hàng Barclays UK, Monzo, và NatWest cũng cung cấp thông tin bổ sung khác như hạn mức tín dụng (Barclays UK), giải thích và mẹo cải thiện điểm tín dụng (Monzo), cải thiện cá nhân dựa trên hồ sơ tài chính (NatWest). Điều này cho thấy việc tích hợp điểm tín dụng mang lại lợi ích rõ ràng cho cả khách hàng và ngân hàng trong việc nâng cao trải nghiệm người dùng và tạo lợi thế cạnh tranh. Với những dẫn chứng từ các thị trường phát triển, tính năng này hứa hẹn sẽ mang lại nhiều giá trị cho cả khách hàng và ngân hàng tại Việt Nam.

Tuy nhiên, việc tích hợp tính năng hiển thị điểm tín dụng vào ứng dụng ngân hàng di động tại Việt Nam đối mặt với hai thách thức chính. Thứ nhất, hiện chưa có khung pháp lý rõ ràng để minh bạch hóa dữ liệu tín dụng cá nhân mà vẫn đảm bảo quyền riêng tư, đòi hỏi các cơ quan quản lý ban hành quy định chi tiết về lưu trữ và xử lý dữ liệu (Bùi Hữu Toàn, 2023). Đồng thời, ngân hàng cần áp dụng công nghệ mã hóa và hệ thống phân quyền nghiêm ngặt để bảo vệ thông tin khách hàng. Thách thức thứ hai liên quan đến nhận thức người dùng khi khái niệm điểm tín dụng vẫn còn tương đối mới mẻ với nhiều người Việt Nam, đặc biệt là ở vùng nông thôn, dẫn đến khả năng hiểu lầm hoặc thậm chí lo ngại khi điểm tín dụng của họ thấp. Vì vậy, các ngân hàng cần triển khai chương trình giáo dục tài chính, cung cấp tài liệu hướng dẫn trực quan trên ứng dụng để nâng cao nhận thức và sự hài lòng với dịch vụ.

Nghiên cứu vẫn tồn tại một số hạn chế. Phương pháp đánh giá hiện tại có thể chịu ảnh hưởng bởi ý kiến chủ quan của chuyên gia, tương tự như các phương pháp MCDM khác. Hơn nữa, số lượng quan sát của khách hàng vay được xem xét trong tập dữ liệu vẫn còn hạn chế, ảnh hưởng đến tính toàn diện của kết quả. Việc triển khai tính năng hiển thị điểm tín dụng trên ứng dụng ngân hàng di động tại Việt Nam còn đối mặt với những thách thức về pháp lý, bảo mật dữ liệu, và nhận thức người dùng. Hướng nghiên cứu tương lai sẽ kiểm chứng thực tiễn của mô hình bằng cách sử dụng dữ liệu đa dạng hơn. Nghiên cứu sâu hơn cần được thực hiện để triển khai tính năng hiển thị điểm tín dụng tại Việt Nam.

² TransUnion, Consumer Credit Behavior Trends Q3 2023. Truy cập từ [Consumer Pulse Q4 2023](#)

Tài liệu tham khảo

- Aires, R. F. d. F., & Ferreira, L. (2019). A new approach to avoid rank reversal cases in the TOPSIS method. *Computers & Industrial Engineering*, 132, 84-97.
- Alamoudi, M. H., & Bafail, O. A. (2022). BWM—RAPS approach for evaluating and ranking banking sector companies based on their financial indicators in the Saudi stock market. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(10), 467.
- Anand, S., & Sathiyamoorthy, D. (2023). A study on the impact of digital marketing in Tiruvannamalai district. *REST Journal on Banking, Accounting and Business*, 2(2), 83-87.
- Aruldoss, M., Lakshmi, T. M., & Venkatesan, V. P. (2013). A survey on multi criteria decision making methods and its applications. *American Journal of Information Systems*, 1(1), 31-43.
- Bai, C., Shi, B., Liu, F., & Sarkis, J. (2019). Banking credit worthiness: Evaluating the complex relationships. *Omega*, 83, 26-38.
- Bùi Hữu Toàn. (2023). Khung pháp lý về bảo vệ người tiêu dùng tài chính tại Việt Nam - Thực trạng và một số khuyến nghị chính sách. *Tạp chí Ngân hàng*. Truy cập tại <https://tapchinganhang.gov.vn/khung-phap-ly-ve-bao-ve-nguoi-tieu-dung-tai-chinh-tai-viet-nam-thuc-trang-va-mot-so-khuyen-nghi-chinh-sach-6797.html>.
- de Lima Silva, D. F., & de Almeida Filho, A. T. (2020). Sorting with TOPSIS through boundary and characteristic profiles. *Computers & Industrial Engineering*, 141, 106328.
- Thuan, N. D., & Binh, P. T. (2022). Loan repayment prediction using logistic regression ensemble learning with machine learning algorithms. *Paper presented at the 2022 9th International Conference on Soft Computing & Machine Intelligence (ISCMI)*.
- Doumpos, M., & Figueira, J. R. (2019). A multicriteria outranking approach for modeling corporate credit ratings: An application of the Electre Tri-nC method. *Omega*, 82, 166-180.
- Ehrgott, M., Figueira, J., & Greco, S. (2010). *Trends in Multiple Criteria Decision Analysis* (Vol. 6). Springer.
- Guo, S., & Zhao, H. (2017). Fuzzy best-worst multi-criteria decision-making method and its applications. *Knowledge-Based Systems*, 121, 23-31.
- Hajek, P., Sahut, J. M., & Olej, V. (2024). Credit rating prediction using a fuzzy MCDM approach with criteria interactions and TOPSIS sorting. *Annals of Operations Research*, 1-29.
- Hasan, M. G., Ashraf, Z., & Khan, M. F. (2022). Multi-choice best-worst multi-criteria decision-making method and its applications. *International Journal of Intelligent Systems*, 37(2), 1129-1156.
- Hwang, CL., Yoon, K. (1981). Methods for multiple attribute decision making. In *Multiple Attribute Decision Making. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, vol 186 (pp. 58-191). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-48318-9_3
- Ignatius, J., Hatami-Marbini, A., Rahman, A., Dhamotharan, L., & Khoshnevis, P. (2018). A fuzzy decision support system for credit scoring. *Neural Computing and Applications*, 29, 921-937.

- Khokhar, M., Hou, Y., Rafique, M. A., & Iqbal, W. (2020). Evaluating the social sustainability criteria of supply chain management in manufacturing industries: A role of BWM in MCDM. *Problemy Ekorozwoju*, 15(2), 185-194.
- Kurniawan, V. R. B., & Puspitasari, F. H. (2021). A fuzzy BWM method for evaluating supplier selection factors in a SME paper manufacturer. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1071(1), 012004.
- Liang, F., Brunelli, M., & Rezaei, J. (2020). Consistency issues in the best worst method: Measurements and thresholds. *Omega*, 96, 102175.
- Liao, H., Wen, Z., & Liu, L. (2019). Integrating BWM and ARAS under hesitant linguistic environment for digital supply chain finance supplier section. *Technological and Economic Development of Economy*, 25(6), 1188-1212.
- Hamadani, L. M. H., Dastgir, M., & Heidari, S. A. (2021). Identifying and ranking the factors affecting customer financial behavior using Multi-Criteria Decision Making Technic (TOPSIS). *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 6(3), 479-492.
- Majumder, M. (2015). Multi criteria decision making. In *Impact of Urbanization on Water Shortage in Face of Climatic Aberrations*. SpringerBriefs in Water Science and Technology. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-4560-73-3_2.
- Minh Nguyệt. (2024). Bức tranh nợ xấu 2024: Áp lực tăng mạnh, số dư nợ xấu 29 ngân hàng tăng gần 28%. Truy cập tại <https://doanhnhavn.vn/buc-tranh-no-xau-2024-ap-luc-tang-manh-so-du-no-xau-29-ngan-hang-tang-gan-28.html>.
- Nhật Minh. (2024). Một số điều cần biết về thông tin tín dụng và hoạt động thông tin tín dụng của Ngân hàng Nhà nước Việt Nam. Truy cập tại <https://tapchinganhang.gov.vn/mot-so-dieu-can-biet-ve-thong-tin-tin-dung-va-hoat-dong-thong-tin-tin-dung-cua-ngan-hang-nha-nuoc-viet-nam-1233.html>.
- Nalluri, V., & Chen, L. S. (2023). *A Mixed Approach to Determine the Factors Affecting the Customers Trust on Financial Services on Social Media Platforms*. Paper presented at the 2023 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM).
- Neetu, K., & Nagar, H. (2024). *An exhaustive assessment on fuzzy set theory with its properties and various applications*. Paper presented at the AIP Conference Proceedings.
- Pereira, V., Basilio, M. P., & Santos, C. H. T. S. H. T. (2024). Enhancing decision analysis with a large language model: pydecision a comprehensive library of MCDA methods in python. *arXiv preprint arXiv:2404.06370*.
- Rezaei, J. (2015). Best-worst multi-criteria decision-making method. *Omega*, 53, 49-57.
- Roy, P. K., & Shaw, K. (2022). Developing a multi-criteria sustainable credit score system using fuzzy BWM and fuzzy TOPSIS. *Environment, Development and Sustainability*, 24(4), 5368-5399.
- Roy, P. K., & Shaw, K. (2023a). A credit scoring model for SMEs using AHP and TOPSIS. *International Journal of Finance & Economics*, 28(1), 372-391.
- Roy, P. K., & Shaw, K. (2023b). An integrated fuzzy credit rating model using fuzzy-BWM and new fuzzy-TOPSIS-Sort-C. *Complex & Intelligent Systems*, 9(4), 3581-3600.

- Senvar, O., Akburak, D., & Yel, N. (2020). Customer oriented intelligent DSS based on two-phased clustering and integrated interval type-2 fuzzy AHP and hesitant fuzzy TOPSIS. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 39(5), 6121-6143.
- Sharma, D., Sridhar, S., & Claudio, D. (2020). Comparison of AHP-TOPSIS and AHP-AHP methods in multi-criteria decision-making problems. *International journal of industrial and systems engineering*, 34(2), 203-223.
- Taherdoost, H., & Madanchian, M. (2023). Multi-criteria decision making (MCDM) methods and concepts. *Encyclopedia*, 3(1), 77-87.
- Tandon, S., Kumar, V., & Singh, V. (2022). Empirical evaluation of code smells in open-source software (OSS) using Best Worst Method (BWM) and TOPSIS approach. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 39(3), 815-835.
- Uzun, B., Taiwo, M., Syidanova, A., Uzun Ozsahin, D. (2021). The technique for order of preference by similarity to ideal solution (TOPSIS). *Application of Multi-Criteria Decision Analysis in Environmental and Civil Engineering* (pp. 25-30). Professional Practice in Earth Sciences. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-64765-0_4
- Wang, M., & Ku, H. (2021). Utilizing historical data for corporate credit rating assessment. *Expert Systems with Applications*, 165, 113925.
- Wang, Y., Liu, P., & Yao, Y. (2022). BMW-TOPSIS: A generalized TOPSIS model based on three-way decision. *Information Sciences*, 607, 799-818.
- Zadeh, L. A. (2015). Fuzzy logic—a personal perspective. *Fuzzy Sets and Systems*, 281, 4-20.
- Zhang, Z., & Li, Z. (2023). Consensus-based TOPSIS-Sort-B for multi-criteria sorting in the context of group decision-making. *Annals of Operations Research*, 325(2), 911-938.