



Paper Type: Original Article



Development of a Multi-Criteria Decision-Making Framework for Prioritizing Artificial Intelligence Applications in the Banking Industry

Seyyed Mohsen Hosseini*

Bank Sepah Researchers' Club; mohsen.hssn419@gmail.com.

Citation:



Hosseini, S. M. (2026). Development of a multi-criteria decision-making framework for prioritizing artificial intelligence applications in the banking industry. *Financial and Banking Strategic Studies*, 4(2), 210-240.

Received: 13/06/2026

Reviewed: 14/07/2026

Revised: 28/08/2026

Accepted: 23/10/2026

Abstract

Purpose: The purpose of this study is to identify and prioritize Artificial Intelligence (AI) applications in the banking industry and to develop a decision-making framework to assist bank managers in allocating resources and selecting investment priorities for AI projects.

Methodology: This study is applied in terms of purpose and descriptive-analytical in terms of methodology, based on a Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) approach. First, the main applications of AI and the criteria affecting their prioritization will be identified through a structured review of previous studies. Subsequently, the initial criteria and alternatives will be validated and refined using the Delphi method and the opinions of experts in banking, information technology, and AI. After determining the final criteria, the Best-Worst Method (BWM) will be used to determine the weights of the criteria, and the Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) will be employed to rank AI applications. Finally, sensitivity analysis will be conducted based on changes in the criteria weights to assess the robustness of the results

Findings: Based on the review of previous studies, applications such as fraud detection, credit assessment and scoring, risk management, anti-money laundering, customer services and chatbots, process automation, identity verification, and cybersecurity have been identified as initial alternatives. In addition, six preliminary dimensions, including economic value, operational value, risk and security value, customer value, implementation feasibility, and regulatory and responsible AI requirements, have been identified for evaluating and prioritizing these applications. The Delphi results are expected to validate and refine these criteria and provide the basis for determining their weights and ranking AI applications in the banking industry.

Originality/Value: The contribution of this study lies in developing a banking-specific framework that, unlike studies focusing solely on AI applications or AI adoption factors, simultaneously compares multiple AI applications based on a set of economic, operational, risk and security, customer, implementation feasibility, and regulatory and responsible AI criteria. The integration of a literature review, Delphi, BWM, and TOPSIS enables the combination of scientific evidence and expert judgments and provides a systematic decision-support tool for prioritizing AI investments in the banking industry.

Keywords: Artificial intelligence, Banking, Prioritization, Multi-criteria decision-making, Best-worst method, TOPSIS, Responsible artificial intelligence.



Corresponding Author: mohsen.hssn419@gmail.com



10.22105/fbs.2026.596970.1206



Licensee. **Financial and Banking Strategic Studies**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).

توسعه چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره برای اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری

سید محسن حسینی*

عضو باشگاه پژوهان بانک سپه.

چکیده

هدف: هدف پژوهش حاضر، شناسایی و اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی^۱ در صنعت بانکداری و ارائه چارچوب تصمیم‌گیری برای کمک به مدیران بانک‌ها در تخصیص منابع و انتخاب اولویت‌های سرمایه‌گذاری در پروژه‌های هوش مصنوعی است.

روش‌شناسی پژوهش: این پژوهش از نظر هدف، کاربردی و از نظر روش، توصیفی-تحلیلی و مبتنی بر رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره^۲ است. در مرحله نخست، با بررسی مطالعات پیشین و استخراج کاربردها و معیارهای مرتبط، کاربردهای اصلی هوش مصنوعی و معیارهای موثر بر اولویت‌بندی آن‌ها شناسایی می‌شوند. سپس معیارها و گزینه‌های اولیه با استفاده از روش دلفی^۳ و نظر خبرگان حوزه بانکداری، فناوری اطلاعات و هوش مصنوعی اعتبارسنجی و پالایش خواهند شد. پس از تعیین معیارهای نهایی، روش بهترین-بدترین^۴ برای تعیین وزن معیارها و روش تکنیک ترجیح بر اساس تشابه به راه‌حل ایده‌آل^۵ برای رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی به کار گرفته خواهد شد. در نهایت، به منظور بررسی استحکام نتایج، تحلیل حساسیت^۶ بر اساس تغییر وزن معیارها انجام خواهد شد.

یافته‌ها: بر اساس مرور مطالعات پیشین، کاربردهایی از قبیل تشخیص تقلب، اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری، مدیریت ریسک، مبارزه با پول‌شویی، خدمات مشتری و چت‌بات‌ها، اتوماسیون فرایندها، احراز هویت و امنیت سایبری به عنوان گزینه‌های اولیه شناسایی شده‌اند. همچنین، شش بعد اولیه شامل ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ارزش مربوط به ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه^۷ برای ارزیابی و اولویت‌بندی این کاربردها استخراج شده‌اند. انتظار می‌رود نتایج دلفی ضمن اعتبارسنجی و پالایش این معیارها، مبنای تعیین وزن آن‌ها و رتبه‌بندی نهایی کاربردهای هوش مصنوعی در بانکداری را فراهم کند.

اصالت/ارزش افزوده علمی: ارزش افزوده پژوهش حاضر در توسعه یک چارچوب اختصاصی برای صنعت بانکداری است که برخلاف مطالعاتی که صرفاً کاربردهای هوش مصنوعی یا عوامل پذیرش آن را بررسی کرده‌اند، چندین کاربرد هوش مصنوعی را به صورت هم‌زمان و بر اساس مجموعه‌ای از معیارهای اقتصادی، عملیاتی، ریسک و امنیت، مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه مقایسه می‌کند. ترکیب مرور ادبیات، دلفی، *TOPSIS* و *BWM* امکان تلفیق شواهد علمی و قضاوت خبرگان و ارائه یک ابزار تصمیم‌گیری نظام‌مند برای اولویت‌بندی سرمایه‌گذاری‌های هوش مصنوعی در بانک‌ها را فراهم می‌سازد.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، بانکداری، اولویت‌بندی، تصمیم‌گیری چندمعیاره، روش بهترین-بدترین، *TOPSIS*، هوش مصنوعی مسئولانه.

۱- مقدمه

تحولات سریع فناوری‌های دیجیتال در سال‌های اخیر، صنعت بانکداری را با تغییرات اساسی در نحوه ارائه خدمات، مدیریت اطلاعات، تصمیم‌گیری و تعامل با مشتریان مواجه کرده است. در این میان، هوش مصنوعی به عنوان یکی از مهم‌ترین فناوری‌های تحول‌آفرین، نقش بی‌بدیلی

¹ Artificial Intelligence (AI)

² Multi-Criteria Decision-Making (MCDM)

³ Delphi

⁴ Best-Worst Method (BWM)

⁵ Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)

⁶ Sensitivity analysis

⁷ Responsible artificial intelligence

در دگرگونی اکوسیستم بانکی ایفا کرده است. هوش مصنوعی به مجموعه‌ای از فناوری‌ها و الگوریتم‌هایی اطلاق می‌شود که امکان شبیه‌سازی هوش انسانی، پردازش حجم گسترده‌ای از داده‌ها، شناسایی الگوهای پیچیده، یادگیری از تجربیات و پشتیبانی از تصمیم‌گیری را فراهم می‌کنند [1]، [2].

ضرورت به‌کارگیری هوش مصنوعی در صنعت بانکداری از چند منظر قابل تبیین است. نخست، بانک‌ها روزانه با حجم عظیمی از داده‌های ساختاریافته و بدون ساختار مواجه هستند که تحلیل و پردازش آن‌ها با روش‌های سنتی امکان‌پذیر نیست. هوش مصنوعی با قابلیت‌هایی نظیر یادگیری ماشین^۱، پردازش زبان طبیعی و بینایی کامپیوتری، امکان استخراج بینش‌های ارزشمند از این داده‌ها را فراهم می‌سازد. دوم، انتظارات مشتریان از خدمات بانکی سریع‌تر، شخصی‌سازی‌شده و در دسترس‌تر شده است و هوش مصنوعی می‌تواند با اتوماسیون فرایندها و ارائه خدمات هوشمند، این انتظارات را برآورده کند. سوم، رقابت فزاینده بانک‌ها با شرکت‌های *FinTech* و نیاز به حفظ مزیت رقابتی، بانک‌ها را به سمت پذیرش فناوری‌های نوین از جمله هوش مصنوعی سوق داده است [3-1].

مطالعات انجام‌شده نشان می‌دهند که کاربرد هوش مصنوعی در بانکداری تنها به یک حوزه محدود نیست و طیف گسترده‌ای از فعالیت‌ها را شامل می‌شود. فیرس و همکاران [1] در یک مرور نظام‌مند، ۴۴ مقاله منتشرشده درباره کاربرد هوش مصنوعی در بانکداری را بررسی کردند و کاربردهای *AI* را در سه حوزه اصلی راهبرد، فرایند و مشتری طبقه‌بندی کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که هوش مصنوعی علاوه بر بهبود فرایندهای داخلی، می‌تواند در ایجاد ارزش برای مشتری و پشتیبانی از تصمیمات راهبردی بانک‌ها نیز نقش داشته باشد.

در مطالعه‌ای گسترده‌تر، کالیانی و گوپتا [2] با بررسی نظام‌مند ادبیات و فراتحلیل مطالعات مرتبط با هوش مصنوعی و *ML* در بانکداری، طیف متنوعی از کاربردهای *AI* را شناسایی کردند. این کاربردها حوزه‌هایی مانند خدمات مشتری، اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری، تشخیص تقلب، مدیریت ریسک، مبارزه با پول‌شویی، اتوماسیون فرایندها، احراز هویت و امنیت سایبری را دربرمی‌گیرند. نویسندگان همچنین بر نقش *AI* در بهبود ارائه خدمات و ایجاد اعتماد در تعاملات بانکی تاکید کردند.

سینگ و همکاران [3] در یک مرور نظام‌مند شامل ۱۵۷ مقاله، کاربردهای *AI* در عملیات بانکی و مالی را بررسی کردند. یافته‌های این مطالعه نشان داد که *AI* در حوزه‌هایی مانند نوآوری در خدمات مشتری، آمادگی مشتری، شمول مالی، پذیرش و مقررات و همچنین توضیح‌پذیری^۲ کاربردهای *AI* مورد توجه قرار گرفته است. گسترش کاربردهای هوش مصنوعی، علاوه بر ایجاد فرصت برای بانک‌ها، پیامدهای اقتصادی و عملیاتی قابل‌توجهی نیز به همراه دارد. *AI* می‌تواند از طریق اتوماسیون فعالیت‌ها، کاهش زمان پردازش، کاهش خطاهای انسانی و بهبود بهره‌وری، عملکرد عملیاتی بانک‌ها را ارتقا دهد.

از سوی دیگر، یکی از مهم‌ترین حوزه‌های کاربرد *AI* در بانکداری، مدیریت و کاهش ریسک است. فناوری‌های مبتنی بر *AI* می‌توانند در ارزیابی اعتبار، شناسایی تقلب، پیش‌بینی ریسک، نظارت بر تراکنش‌ها و شناسایی الگوهای غیرعادی مورد استفاده قرار گیرند. این قابلیت‌ها می‌توانند به بانک‌ها در بهبود کیفیت تصمیم‌گیری و کاهش زیان‌های ناشی از ریسک‌های مالی و عملیاتی کمک کنند. بنابراین، ارزش مربوط به ریسک و امنیت می‌تواند یکی از ابعاد مهم در ارزیابی و مقایسه کاربردهای مختلف *AI* در بانکداری باشد [2]، [3].

بالین حال، همه کاربردهای هوش مصنوعی از نظر منافع بالقوه، هزینه اجرا، پیچیدگی فنی و امکان‌پذیری سازمانی در یک سطح قرار ندارند. یک کاربرد ممکن است از نظر اقتصادی جذاب باشد، اما به داده‌های گسترده و باکیفیت یا زیرساخت فناوری پیشرفته نیاز داشته باشد. در مقابل، یک کاربرد دیگر ممکن است از نظر فنی به‌سادگی قابل پیاده‌سازی باشد، اما ارزش اقتصادی یا عملیاتی محدودی برای بانک ایجاد کند. از این رو، انتخاب کاربردهای *AI* نمی‌تواند صرفاً بر اساس یک معیار منفرد انجام شود و نیازمند در نظر گرفتن هم‌زمان چندین معیار متعارض و مکمل است.

علاوه بر این، بانک‌ها در عمل با محدودیت‌های متعددی در اجرای پروژه‌های هوش مصنوعی مواجه هستند. محدودیت‌های بودجه‌ای و مالی، کمبود نیروی انسانی متخصص، محدودیت‌های زمانی برای پیاده‌سازی، چالش‌های مربوط به زیرساخت فناوری اطلاعات، ملاحظات امنیتی و مقرراتی، و نیاز به هماهنگی بین واحدهای مختلف سازمانی، از جمله مهم‌ترین این محدودیت‌ها هستند. این محدودیت‌ها باعث می‌شود که بانک‌ها نتوانند

¹ Machine Learning (ML)² Explainability

به صورت هم‌زمان تمام کاربردهای هوش مصنوعی را پیاده‌سازی کنند و ناگزیر به انتخاب و اولویت‌بندی این کاربردها بر اساس معیارهای مختلف باشند [4].

مطالعه‌ای که به طور خاص به پذیرش *AI* در ارزیابی و امتیازدهی ریسک اعتباری بانک‌ها پرداخته است، این موضوع را تایید می‌کند. در این پژوهش، ابتدا با استفاده از مرور نظام‌مند ادبیات، معیارها و زیرمعیارهای موثر بر پذیرش *AI* شناسایی و سپس با استفاده از دیدگاه دانشگاهیان، مدیران بانکی و مدیران فناوری اطلاعات و روش *Fuzzy-AHP* اولویت‌بندی شدند. نتایج، شش گروه اصلی شامل عوامل انسانی، سازمانی، فناوری، اقتصادی، مقرراتی و محیطی را شناسایی کرد. یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که هنگام تصمیم‌گیری درباره استفاده از *AI*، علاوه بر منافع بالقوه، عواملی مانند آمادگی سازمان، زیرساخت فناوری، دسترسی به داده، مهارت کارکنان و الزامات محیطی و مقرراتی نیز باید مورد توجه قرار گیرند. باین حال، مطالعه مذکور عمدتاً بر عوامل موثر بر پذیرش *AI* در حوزه اعتبارسنجی تمرکز دارد و هدف آن مقایسه و اولویت‌بندی چندین کاربرد متفاوت *AI* در کل صنعت بانکداری نیست [4].

موضوع دیگری که در سال‌های اخیر اهمیت فزاینده‌ای پیدا کرده، استفاده مسئولانه از هوش مصنوعی در تصمیمات مالی است. پیچیدگی بسیاری از مدل‌های *ML* و یادگیری عمیق باعث شده است که درک نحوه رسیدن مدل به یک تصمیم، به ویژه در حوزه‌هایی مانند اعتباردهی و ارزیابی ریسک، دشوار باشد. وبر و همکاران [5] در یک مرور نظام‌مند از مطالعات هوش مصنوعی توضیح‌پذیر^۱ در حوزه مالی، بر اهمیت توضیح‌پذیری و تفسیرپذیری مدل‌های *AI* در تصمیمات مالی تاکید کردند. همچنین، کاربرد *AI* در بخش مالی با موضوعاتی مانند شفافیت، عدالت، پاسخگویی، اعتماد، حریم خصوصی، امنیت داده‌ها و الزامات نظارتی همراه است. میپل و همکاران [6] نشان دادند که در کنار فرصت‌هایی مانند بهبود خدمات مشتری، تشخیص تقلب، مدیریت ریسک و ارزیابی اعتبار، استفاده از *AI* در بخش مالی می‌تواند چالش‌هایی در زمینه شفافیت، تفسیرپذیری، عدالت، پاسخگویی، اعتماد، حریم خصوصی و امنیت ایجاد کند. بنابراین، در ارزیابی کاربردهای *AI* در بانکداری، توجه به الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه اهمیت ویژه‌ای دارد.

با وجود افزایش مطالعات درباره *AI* در بانکداری، یک مساله مهم همچنان باقی است: اگر یک بانک با منابع مالی، انسانی و فنی محدود مواجه باشد، کدام کاربردهای *AI* باید در اولویت سرمایه‌گذاری قرار گیرند؟ این سوال از آن جهت اهمیت دارد که بانک‌ها با مجموعه‌ای از کاربردهای بالقوه از جمله تشخیص تقلب، اعتبارسنجی، مدیریت ریسک، مبارزه با پول‌شویی، خدمات مشتری و چت‌بات‌ها، اتوماسیون فرایندها، احراز هویت و امنیت سایبری مواجه هستند. انتخاب میان این کاربردها نیازمند یک چارچوب نظام‌مند است که بتواند هم‌زمان معیارهای مختلفی از جمله ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه را در نظر بگیرد [2].

هدف پژوهش حاضر، توسعه یک چارچوب *MCDM* اختصاصی برای اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری است. در این چارچوب، ابتدا کاربردها و معیارهای اولیه از طریق مرور ادبیات استخراج می‌شوند. سپس با استفاده از روش دلفی و نظر خبرگان، معیارها و کاربردهای مناسب برای زمینه بانکداری اعتبارسنجی و پالایش می‌شوند. در مرحله بعد، *BWM* برای تعیین وزن معیارها و روش *TOPSIS* برای رتبه‌بندی کاربردهای *AI* مورد استفاده قرار می‌گیرد. در نهایت، تحلیل حساسیت برای بررسی پایداری رتبه‌بندی انجام خواهد شد.

نوآوری اصلی پژوهش حاضر در ترکیب شواهد ادبیات و قضاوت خبرگان در قالب یک چارچوب چندمعیاره و بانکداری محور است که در آن ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه به صورت هم‌زمان در اولویت‌بندی کاربردهای *AI* مورد توجه قرار می‌گیرند. این نوآوری صرفاً در سطح فهرست معیارها باقی نمی‌ماند، بلکه در ترکیب روش‌شناختی خاص پژوهش نیز نمود دارد: درحالی‌که مطالعاتی مانند مالیک و همکاران [4] از *Fuzzy-AHP* برای یک کاربرد واحد استفاده کرده‌اند و مطالعه جعفری و همکاران [7] ترکیب دلفی-*BWM* را در سطح کل صنعت *FinTech* به کار برده است، پژوهش حاضر ترکیب دلفی، *BWM* و *TOPSIS*

¹ Explainable Artificial Intelligence (XAI)

را به‌طور اختصاصی روی صنعت بانکداری پیاده‌سازی می‌کند؛ رویکردی که در ادبیات *MCDM* مبتنی بر مقایسه هم‌زمان چند معیار متعارض، پیش‌تر در حوزه‌های دیگری همچون رتبه‌بندی اعتباری و ارزیابی ریسک پروژه به‌کار رفته و اثربخش گزارش شده است [8-10].

۲- مطالعات پیشین

۲-۱- مطالعات مربوط به کاربردهای هوش مصنوعی در بانکداری

فیرس و همکاران [1] یکی از مطالعات پایه در زمینه کاربرد *AI* در بانکداری را با استفاده از مرور نظام‌مند ادبیات انجام دادند. آن‌ها ۴۴ مقاله را بررسی و کاربردهای *AI* در بانکداری را در سه حوزه راهبرد، فرایند و مشتری دسته‌بندی کردند. این مطالعه نشان داد که *AI* از یک فناوری صرفاً عملیاتی فراتر رفته و می‌تواند در ایجاد ارزش برای مشتری و تصمیم‌گیری‌های راهبردی نیز نقش داشته باشد.

کالیانی و گوپتا [2] با مرور نظام‌مند و فراتحلیل ادبیات، دامنه وسیع‌تری از مطالعات *AI* و *ML* در بانکداری را بررسی کردند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که کاربرد *AI* در حوزه‌هایی مانند خدمات مشتری، اعتبارسنجی، تشخیص تقلب، مدیریت ریسک و سایر عملیات بانکی گسترش یافته است [11]، [12]. این مطالعه اهمیت روزافزون *AI* در بانکداری را نشان می‌دهد، اما تمرکز اصلی آن شناسایی و تحلیل ادبیات موجود است و به ارایه یک مدل تصمیم‌گیری برای اولویت‌بندی کاربردهای مختلف *AI* نمی‌پردازد.

سینگ و همکاران [3] در سال ۲۰۲۵ با بررسی نظام‌مند ۱۵۷ مقاله، وضعیت پژوهش درباره کاربرد *AI* در بانکداری و بخش مالی را تحلیل کردند. نتایج نشان داد که موضوعاتی مانند نوآوری در خدمات مشتری، آمادگی مشتری، شمول مالی، پذیرش *AI*، مقررات و توضیح‌پذیری از مضامین اصلی ادبیات این حوزه هستند. این مطالعه همچنین بر وجود موانع مختلف در مسیر پذیرش *AI* و ضرورت توسعه چارچوب‌های پژوهشی جدید تاکید کرد.

۲-۲- مطالعات مربوط به عوامل موثر بر پذیرش و اجرای *AI*

در مطالعه مالیک و همکاران [4]، عوامل موثر بر پذیرش *AI* در ارزیابی و امتیازدهی ریسک اعتباری بانک‌ها بررسی شد. پژوهشگران ابتدا با استفاده از مرور نظام‌مند ادبیات، معیارها و زیرمعیارهای موثر را استخراج کردند و سپس از طریق نظرسنجی از دانشگاهیان، مدیران بانک و مدیران فناوری اطلاعات، دیدگاه خبرگان را جمع‌آوری کردند. در نهایت، *Fuzzy-AHP* برای اولویت‌بندی عوامل مورد استفاده قرار گرفت.

اهمیت این مطالعه برای پژوهش حاضر در آن است که نشان می‌دهد ارزیابی یک کاربرد *AI* نیازمند توجه هم‌زمان به عوامل اقتصادی، فناوری، سازمانی، انسانی، مقرراتی و محیطی است. با این حال، تفاوت اساسی میان دو پژوهش آن است که مطالعه مالیک و همکاران [4] به عوامل پذیرش *AI* در یک کاربرد مشخص، یعنی اعتبارسنجی و ارزیابی ریسک اعتباری پرداخته است، در حالی که پژوهش حاضر قصد دارد چندین کاربرد *AI* را در سطح صنعت بانکداری با یکدیگر مقایسه و اولویت‌بندی کند.

۲-۳- مطالعات مربوط به توضیح‌پذیری و *AI* مسئولانه

موضوع دیگری که در سال‌های اخیر اهمیت فزاینده‌ای پیدا کرده، استفاده مسئولانه از هوش مصنوعی در تصمیمات مالی است. پیچیدگی بسیاری از مدل‌های *ML* و یادگیری عمیق باعث شده است که درک نحوه رسیدن مدل به یک تصمیم، به‌ویژه در حوزه‌هایی مانند اعتباردهی و ارزیابی ریسک، دشوار باشد. وبر و همکاران [5] در یک مرور نظام‌مند از مطالعات *XAI* در حوزه مالی، بر اهمیت توضیح‌پذیری و تفسیرپذیری مدل‌های *AI* در تصمیمات مالی تاکید کردند. همچنین، میپل و همکاران [6] نشان دادند که در کنار فرصت‌هایی مانند بهبود خدمات مشتری، تشخیص تقلب، مدیریت ریسک و ارزیابی اعتبار، استفاده از *AI* در بخش مالی می‌تواند چالش‌هایی در زمینه شفافیت، تفسیرپذیری، عدالت، پاسخگویی، اعتماد، حریم خصوصی و امنیت ایجاد کند. اگرچه این مطالعات به‌طور مستقیم به هوش مصنوعی مسئولانه نپرداخته‌اند، اما یافته‌های آن‌ها به‌عنوان بخشی از مبانی نظری این مفهوم قابل استناد است.

۴-۲- مطالعات مربوط به اولویت‌بندی کاربردهای AI

در مقایسه با مطالعاتی که صرفاً کاربردها یا عوامل پذیرش AI را بررسی کرده‌اند، مطالعاتی که مستقیماً به اولویت‌بندی کاربردهای AI می‌پردازند محدودتر هستند. یکی از جدیدترین مطالعات در این زمینه توسط جعفری و همکاران [7] انجام شده است. این مطالعه با استفاده از یک رویکرد ترکیبی، ابتدا ادبیات و مصاحبه‌های خبرگان را بررسی کرد و ۶۶ کاربرد AI را در حوزه‌های مختلف FinTech شناسایی کرد. سپس کاربردهای شناسایی شده با روش دلفی اعتبارسنجی و با استفاده از BWM وزن‌دهی و بر مبنای وزن‌های به‌دست آمده، اولویت‌بندی شدند.

نتایج این مطالعه نشان داد که کاربردهایی مانند تشخیص تقلب، احراز هویت، ارزیابی ریسک، پیش‌بینی زیان، پیش‌بینی روند، پیشگیری از سرقت و تقلب، افزایش امنیت، اعتبارسنجی و اتوماسیون فرایندهای بانکی و کاهش هزینه خدمات از جمله کاربردهای دارای اولویت بالا هستند [7].

اگرچه این مطالعه از نظر روش شناختی شباهت زیادی با پژوهش حاضر دارد، اما دامنه آن کل FinTech است و شامل حوزه‌هایی مانند پرداخت، بیمه، وام‌دهی، بانکداری، سرمایه‌گذاری و رمزارزها می‌شود [7]. بنابراین، نتایج آن الزاماً نمی‌تواند به‌صورت مستقیم برای اولویت‌بندی کاربردهای AI در صنعت بانکداری تعمیم داده شود.

اگرچه مطالعه جعفری و همکاران [7] به شناسایی ۶۶ کاربرد هوش مصنوعی در صنعت FinTech پرداخته است، اما دامنه آن مطالعه گسترده‌تر از بانکداری است و شامل حوزه‌هایی مانند پرداخت، بیمه، وام‌دهی، سرمایه‌گذاری و رمزارزها می‌شود. در پژوهش حاضر، با توجه به تمرکز اختصاصی بر صنعت بانکداری، کاربردهای شناسایی شده از مطالعه جعفری و همکاران [7] و سایر منابع، تجمع و در قالب هشت کارکرد کسب‌وکاری^۱ اصلی دسته‌بندی شدند. این رویکرد تجمیعی با هدف کاهش پیچیدگی مدل تصمیم‌گیری و افزایش قابلیت اجرا برای مدیران بانکی اتخاذ شده است. بالاین حال، در صورت نیاز می‌توان هر یک از این کاربردهای هشت‌گانه را به زیرکاربردهای جزئی‌تر تفکیک نمود [7].

۵-۲- استخراج معیارها و کاربردهای اولیه از مطالعات پیشین

باتوجه به مرور مطالعات پیشین، مشخص شد که کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری از نظر ماهیت، اهداف، منافع و الزامات اجرایی با یکدیگر تفاوت دارند. همچنین، ارزیابی و انتخاب این کاربردها نمی‌تواند صرفاً بر اساس یک معیار انجام شود و لازم است ابعاد مختلف اقتصادی، عملیاتی، ریسک، مشتری، فناوری و مقرراتی به‌صورت هم‌زمان مورد توجه قرار گیرند. بر این اساس، در مرحله نخست پژوهش، کاربردهای اولیه هوش مصنوعی و معیارهای ارزیابی آن‌ها از مطالعات پیشین استخراج و در یک چارچوب اولیه تجمع شدند.

جدول ۱- کاربردها و معیارهای اولیه شناسایی شده بر اساس مطالعات پیشین.

Table 1- Initial applications and criteria identified based on previous studies.

دسته	موارد شناسایی شده	توضیحات/دامنه کاربرد	پشتوانه مطالعاتی
کاربردهای AI	تشخیص تقلب	شامل شناسایی تراکنش‌های متقلبانه، الگوهای غیرعادی و ناهنجاری‌ها در عملیات بانکی	[2]، [3]، [7]
	اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری	شامل ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان، پیش‌بینی احتمال نکول و امتیازدهی اعتباری	[2]، [4]، [7]
	مدیریت ریسک	شامل شناسایی، اندازه‌گیری و پایش ریسک‌های مالی، عملیاتی و بازار	[2]، [3]، [7]
	مبارزه با پول‌شویی	شامل پایش تراکنش‌ها، شناسایی الگوهای مشکوک و گزارش‌دهی مقرراتی	[2]، [3]
	خدمات مشتری و چت‌بات	شامل پاسخگویی خودکار به مشتریان، پشتیبانی هوشمند و شخصی‌سازی خدمات	[1-3]

¹ Business function

جدول ۱ - ادامه.

Table 1- Continued.

دسته	موارد شناسایی شده	توضیحات/دامنه کاربرد	پشتوانه مطالعاتی
کاربردهای AI	اتوماسیون فرایندها	شامل خودکارسازی فرایندهای تکراری، پردازش اسناد و گردش کار	[1]، [3]، [7]
	احراز هویت	شامل تایید هویت مشتریان از طریق بیومتریک، چهره‌نگاری و سایر روش‌ها	[2]، [7]
	امنیت سایبری	شامل تشخیص نفوذ، پایش تهدیدات و حفاظت از زیرساخت‌های فناوری	[2]، [3]، [7]
معیارهای ارزیابی	ارزش اقتصادی		[2]، [4]، [6]، [7]
	ارزش عملیاتی		[1-3]
	ریسک و امنیت		[2]، [3]، [6]، [7]
	ارزش مشتری		[1-3]
	امکان‌پذیری اجرا		[4]
	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه		[3-6]

جدول ۱ خلاصه‌ای از کاربردهای اصلی و معیارهای اولیه شناسایی شده در ادبیات پژوهش را نشان می‌دهد.

کاربردهای هشت‌گانه جدول ۲، حاصل تجمیع و دسته‌بندی کاربردهای شناسایی شده از مطالعات پیشین است. برای مثال، در مطالعه جعفری و همکاران [7]، ۶۶ کاربرد هوش مصنوعی در صنعت *FinTech* شناسایی شده است که در این پژوهش، کاربردهای مرتبط و مشابه در قالب هشت دسته اصلی تجمیع شده‌اند. جدول ۲ به‌طور شفاف نشان می‌دهد که هر یک از کاربردهای جزئی شناسایی شده در ادبیات، ذیل کدام یک از هشت کاربرد اصلی این پژوهش قرار می‌گیرند. این رویکرد تجمیعی با هدف کاهش پیچیدگی مدل تصمیم‌گیری و افزایش قابلیت فهم و اجرا برای مدیران بانکی اتخاذ شده است. بدین ترتیب، اگرچه در ادبیات موضوع کاربردهای متعدد و جزئی‌تری شناسایی شده‌اند، اما این کاربردها در قالب هشت کارکرد کسب‌وکاری اصلی دسته‌بندی شده‌اند که هر کدام می‌توانند شامل چندین کاربرد جزئی باشند.

جدول ۲- تجمیع کاربردهای هوش مصنوعی از مطالعات پیشین در هشت کاربرد اصلی.

Table 2- Aggregation of artificial intelligence applications from previous studies into eight main applications.

ردیف	کاربرد اصلی (این پژوهش)	کاربردهای جزئی تجمیع شده از ادبیات	منبع (ها)
1	تشخیص تقلب	شناسایی تراکنش‌های متقلبانه تشخیص ناهنجاری در تراکنش‌ها پایش الگوهای مشکوک پیش‌بینی تقلب	[2]، [3]، [7]، [11]
2	اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری	ارزیابی ریسک اعتباری امتیازدهی اعتباری مشتریان پیش‌بینی احتمال نکول تصمیم‌گیری اعتباری	[2]، [4]، [7]، [9]
3	مدیریت ریسک	شناسایی ریسک‌های مالی پایش ریسک عملیاتی پیش‌بینی ریسک بازار ارزیابی ریسک نقدینگی	[2]، [3]، [7]
4	مبارزه با پول‌شویی	پایش تراکنش‌های مشکوک شناسایی الگوهای پول‌شویی گزارش‌دهی مقرراتی (AML) تحلیل شبکه تراکنش‌ها	[2]، [3]، [12]

جدول ۲- ادامه.

Table 2- Continued.

ردیف	کاربرد اصلی (این پژوهش)	کاربردهای جزئی تجمیع شده از ادبیات	منبع (ها)
5	خدمات مشتری و چت بات	چت بات های هوشمند پاسخگویی خودکار به مشتریان شخصی سازی خدمات دستیارهای مجازی بانک	[10-1], [11], [13-20]
6	اتوماسیون فرایندها	خودکار سازی فرایندهای تکراری پردازش هوشمند اسناد رباتیک فرایند خودکار ^۱ بهینه سازی گردش کار	[1], [3], [7]
7	احراز هویت	تایید هویت بیومتریک چهره نگاری تشخیص صدا احراز هویت چندمرحله ای	[2], [7]
8	امنیت سایبری	تشخیص نفوذ پایش تهدیدات امنیتی حفاظت از زیرساخت ها پیش بینی حملات سایبری	[2], [3], [7]

این معیارها و کاربردها به عنوان چارچوب اولیه پژوهش در نظر گرفته شده و در مرحله بعد، با استفاده از روش دلفی و نظر خبرگان حوزه بانکداری، فناوری اطلاعات و هوش مصنوعی مورد ارزیابی، اصلاح و نهایی سازی قرار خواهند گرفت.

لازم به ذکر است که این مرور، رویکردی هدفمند و روایی^۲ برای شناسایی چارچوب اولیه پژوهش بوده و از پروتکل مرور نظام مند (نظیر *PRISMA*) با پایگاه های داده، رشته های جست و جو و معیارهای ورود/خروج از پیش تعیین شده پیروی نکرده است. اعتبار نهایی کاربردها و معیارهای شناسایی شده از این مرحله، در ادامه از طریق فرایند دلفی و نظرات خبرگان صنعت بانکداری (بخش ۳-۳) تامین شده است.

همچنین، لازم به ذکر است که برخی کاربردهای نوظهور مانند هوش مصنوعی مولد^۴، دستیارهای هوشمند بانکی و تحلیل هوشمند اسناد را می توان ذیل دسته بندی های موجود جای داد: دستیارهای هوشمند بانکی عملاً گونه پیشرفته تری از کاربرد خدمات مشتری و چت بات محسوب می شوند؛ تحلیل هوشمند اسناد را می توان ذیل کاربرد اتوماسیون فرایندها قرار داد؛ و هوش مصنوعی مولد نیز در این چارچوب یک فناوری فراگیر و توانمندساز^۵ تلقی می شود که می تواند در پیاده سازی چندین کاربرد موجود (نظیر خدمات مشتری، اتوماسیون فرایندها و حتی تشخیص تقلب) به کار رود، نه یک کارکرد کسب و کاری مستقل و جدا از کاربردهای هشت گانه فعلی. با این حال، ممکن است در آینده کاربردهای کاملاً نوظهور و متکی بر هوش مصنوعی مولد (مانند عامل های مالی خودمختار) ظهور کنند که به یک کارکرد کسب و کاری مستقل تبدیل شوند و در چارچوب فعلی جای نگیرند [20].

موارد مندرج در جدول ۲، معیارها و گزینه های اولیه پژوهش هستند و به معنای نهایی بودن آنها نیستند. در مرحله دلفی، خبرگان می توانند معیارها یا کاربردهای جدیدی را پیشنهاد کنند و یا مواردی را که از نظر آنها اهمیت یا تناسب کافی ندارند، حذف یا اصلاح نمایند. بنابراین، چارچوب نهایی پژوهش پس از دستیابی به اجماع خبرگان تعیین خواهد شد.

¹ Robotic Process Automation (RPA)² Narrative³ Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA)⁴ Generative artificial intelligence⁵ Enabling technology

کاربردهای هشت‌گانه جدول ۲، مبتنی بر کارکرد کسب‌وکاری طبقه‌بندی شده‌اند و تمامی کاربردهای موجود در ادبیات را پوشش نمی‌دهند. این کاربردها با هدف ارایه یک چارچوب قابل‌فهم و قابل‌اجرا برای مدیران بانکی و با تجمیع کاربردهای مشابه استخراج‌شده از مطالعات پیشین شناسایی شده‌اند. در جدول ۲، برای هر کاربرد، دامنه شمول آن به‌طور شفاف بیان شده است تا مشخص شود هر کاربرد چه مواردی را شامل می‌شود. همچنین، کاربردهای فنی و الگوریتمی (نظیر هوش مصنوعی مولد، تحلیل کلان‌داده و سایر تکنیک‌های فنی) به‌عنوان فناوری‌های توانمندساز در نظر گرفته می‌شوند که می‌توانند در پیاده‌سازی یک یا چند کاربرد موجود به‌کار روند، نه به‌عنوان کاربردهای مستقل کسب‌وکاری. این رویکرد با هدف کاهش پیچیدگی مدل تصمیم‌گیری و افزایش قابلیت اجرا برای مدیران بانکی اتخاذ شده است. بااین‌حال، در صورت نیاز می‌توان هر یک از این کاربردهای هشت‌گانه را به زیرکاربردهای جزئی‌تر تفکیک نمود.

همچنین، لازم به ذکر است که برخی کاربردهای نوظهور مانند هوش مصنوعی مولد، دستیارهای هوشمند بانکی و تحلیل هوشمند اسناد را می‌توان ذیل دسته‌بندی‌های موجود جای داد: دستیارهای هوشمند بانکی عملاً گونه پیشرفته‌تری از کاربرد خدمات مشتری و چت‌بات محسوب می‌شوند؛ تحلیل هوشمند اسناد را می‌توان ذیل کاربرد اتوماسیون فرایندها قرار داد و هوش مصنوعی مولد نیز در این چارچوب یک فناوری فراگیر و توانمندساز تلقی می‌شود که می‌تواند در پیاده‌سازی چندین کاربرد موجود (نظیر خدمات مشتری، اتوماسیون فرایندها و حتی تشخیص تقلب) به‌کار رود، نه یک کارکرد کسب‌وکاری مستقل و جدا از کاربردهای هشت‌گانه فعلی. بااین‌حال، ممکن است در آینده کاربردهای کاملاً نوظهور و متکی بر هوش مصنوعی مولد (مانند عامل‌های مالی خودمختار) ظهور کنند که به یک کارکرد کسب‌وکاری مستقل تبدیل شوند و در چارچوب فعلی جای نگیرند [20].

۶-۲- شکاف پژوهشی

بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که ادبیات *AI* در بانکداری را می‌توان در سه جریان اصلی طبقه‌بندی کرد. جریان نخست بر شناسایی و طبقه‌بندی کاربردهای *AI* تمرکز دارد [1-3]. جریان دوم به شناسایی عوامل موثر بر پذیرش و اجرای *AI* می‌پردازد [4]. جریان سوم، که تعداد مطالعات آن محدودتر است، بر اولویت‌بندی کاربردهای *AI* تمرکز دارد [7].

با وجود پیشرفت‌های قابل‌توجه در هر سه جریان، چند خلا مهم وجود دارد. نخست، مطالعات شناسایی کاربردها عمدتاً به توصیف و طبقه‌بندی کاربردهای *AI* پرداخته‌اند و کمتر به مساله تخصیص منابع محدود بانک میان این کاربردها توجه کرده‌اند. دوم، مطالعات مربوط به پذیرش *AI* عمدتاً یک فناوری یا یک حوزه کاربردی خاص را بررسی کرده‌اند و بنابراین چارچوب آن‌ها برای مقایسه هم‌زمان چند کاربرد مختلف *AI* محدود است. سوم، مطالعه اخیر مربوط به اولویت‌بندی *AI* در *FinTech* اگرچه از دلفی و *BWM* استفاده کرده است، اما دامنه آن گسترده‌تر از بانکداری است و ویژگی‌های خاص صنعت بانکداری را به‌صورت مستقل مدلسازی نمی‌کند [7].

از سوی دیگر، مطالعات پیشین نشان می‌دهند که مطلوبیت یک کاربرد *AI* را نمی‌توان تنها بر اساس منافع اقتصادی یا عملیاتی ارزیابی کرد. موضوعاتی مانند کاهش ریسک، امنیت، ارزش ایجادشده برای مشتری، امکان‌پذیری اجرای فناوری و الزامات مقرراتی و *AI* مسئولانه نیز باید در فرایند تصمیم‌گیری مورد توجه قرار گیرند [3-6].

بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف توسعه یک چارچوب *MCDM* اختصاصی برای اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری طراحی شده است. در این چارچوب، ابتدا کاربردها و معیارهای اولیه از طریق مرور ادبیات استخراج می‌شوند. سپس با استفاده از روش دلفی و نظر خبرگان، معیارها و کاربردهای مناسب برای زمینه بانکداری اعتبارسنجی و پالایش می‌شوند. در مرحله بعد، روش *BWM* برای تعیین وزن معیارها و روش *TOPSIS* برای رتبه‌بندی کاربردهای *AI* مورد استفاده قرار می‌گیرد. در نهایت، تحلیل حساسیت برای بررسی پایداری رتبه‌بندی انجام خواهد شد.

بنابراین، ارزش افزوده اصلی پژوهش حاضر در توسعه یک چارچوب *MCDM* اختصاصی برای صنعت بانکداری است که در آن ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه به‌صورت هم‌زمان در اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی مورد توجه قرار می‌گیرند. این پژوهش با تلفیق شواهد حاصل از مرور ادبیات و قضاوت خبرگان صنعت بانکداری، ابزاری

نظام‌مند برای کمک به مدیران بانک‌ها در تخصیص منابع و انتخاب اولویت‌های سرمایه‌گذاری در پروژه‌های هوش مصنوعی ارائه می‌دهد. اگرچه از نظر روش‌شناختی از روش‌های موجود (دلفی، *BWM* و *TOPSIS*) استفاده شده است، اما نوآوری پژوهش در به‌کارگیری این روش‌ها برای حل یک مساله واقعی در صنعت بانکداری و ارائه یک چارچوب عملیاتی قابل اجرا برای مدیران بانکی است. در حالی که مطالعاتی مانند مالیک و همکاران [4] از *Fuzzy-AHP* برای یک کاربرد واحد استفاده کرده‌اند و مطالعه جعفری و همکاران [7] ترکیب دلفی - *BWM* را در سطح کل صنعت *FinTech* به‌کار برده است، پژوهش حاضر ترکیب دلفی، *BWM* و *TOPSIS* را به‌طور اختصاصی روی صنعت بانکداری پیاده‌سازی می‌کند؛ رویکردی که در ادبیات *MCDM* مبتنی بر مقایسه هم‌زمان چند معیار متعارض، پیش‌تر در حوزه‌های دیگری همچون رتبه‌بندی اعتباری و ارزیابی ریسک پروژه به‌کار رفته و اثربخش گزارش شده است [8-10].

۳- روش تحقیق

۱-۳- طرح و فرایند پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از نظر روش، توصیفی-تحلیلی و مبتنی بر رویکرد *MCDM* است. هدف اصلی پژوهش، توسعه یک چارچوب نظام‌مند برای شناسایی و اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری با تلفیق شواهد حاصل از مطالعات پیشین و دیدگاه خبرگان حوزه‌های بانکداری، فناوری اطلاعات و هوش مصنوعی است.

فرایند پژوهش در پنج مرحله اصلی انجام می‌شود.

مرحله ۱- مطالعات پیشین به‌صورت ساختاریافته بررسی می‌شوند تا کاربردهای اصلی هوش مصنوعی مرتبط با صنعت بانکداری و معیارهای قابل استفاده برای ارزیابی و اولویت‌بندی این کاربردها شناسایی شوند. کاربردها و معیارهای اولیه استخراج‌شده از مطالعات پیشین در جدول ۲ ارائه شده‌اند.

مرحله ۲- فهرست اولیه کاربردها و معیارهای ارزیابی در اختیار گروهی از خبرگان قرار می‌گیرد و با استفاده از روش دلفی [15] مورد بررسی و اعتبارسنجی قرار می‌گیرد. هدف از این مرحله، ارزیابی میزان اهمیت و تناسب کاربردها و معیارهای شناسایی‌شده با شرایط صنعت بانکداری است. همچنین، خبرگان این امکان را خواهند داشت که در صورت مشاهده موارد مهمی که در مطالعات پیشین شناسایی نشده‌اند، معیارها یا کاربردهای جدیدی را پیشنهاد دهند. فرایند دلفی تا دستیابی به سطح قابل قبولی از اجماع میان خبرگان ادامه خواهد یافت.

مرحله ۳- معیارهای نهایی حاصل از فرایند دلفی با استفاده از *BWM* وزن‌دهی می‌شوند. این روش امکان تعیین اهمیت نسبی معیارها را بر اساس قضاوت خبرگان فراهم می‌کند و در مقایسه با سایر روش‌های وزن‌دهی مبتنی بر مقایسه زوجی (نظیر *AHP*)، به تعداد کمتری از مقایسه‌های زوجی نیاز دارد.

مرحله ۴- کاربردهای نهایی هوش مصنوعی با استفاده از *TOPSIS* ارزیابی و رتبه‌بندی می‌شوند. در این روش، گزینه‌ها بر اساس میزان نزدیکی آن‌ها به راه‌حل ایده‌آل مثبت^۱ و فاصله آن‌ها از راه‌حل ایده‌آل منفی^۲ رتبه‌بندی می‌شوند [18]، [19].

مرحله ۵- به‌منظور بررسی استحکام و پایداری نتایج، تحلیل حساسیت انجام خواهد شد. در این مرحله، تغییرات مختلف در وزن معیارهای ارزیابی مورد بررسی قرار می‌گیرد تا مشخص شود آیا رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی تحت شرایط مختلف وزن‌دهی پایدار باقی می‌ماند یا خیر.

¹ Positive Ideal Solution (PIS)

² Negative Ideal Solution (NIS)

۲-۳- شناسایی کاربردها و معیارهای ارزیابی

در این پژوهش، شناسایی کاربردهای هوش مصنوعی و معیارهای ارزیابی آن‌ها در صنعت بانکداری در گام نخست بر اساس بررسی مطالعات پیشین انجام شد. هدف از این مرحله، ایجاد یک فهرست اولیه و مبتنی بر شواهد علمی از گزینه‌ها و معیارهایی بود که در مراحل بعدی پژوهش در اختیار خبرگان قرار گیرند و از نظر میزان اهمیت و تناسب با شرایط صنعت بانکداری مورد ارزیابی قرار گیرند.

برای این منظور، مطالعات مرتبط با کاربرد هوش مصنوعی در بانکداری، پذیرش و پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی، مدیریت ریسک، تشخیص تقلب، اعتبارسنجی، مبارزه با پول‌شویی، خدمات مشتری، اتوماسیون فرایندها، امنیت و هوش مصنوعی مسئولانه بررسی شدند. در فرایند بررسی مطالعات، علاوه بر شناسایی کاربردهای مختلف AI، معیارها و عواملی که در مطالعات پیشین برای ارزیابی، پذیرش، انتخاب یا اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته بودند نیز استخراج شدند.

پس از استخراج اولیه، موارد مشابه یا دارای مفهوم نزدیک با یکدیگر تجمیع شدند تا از ایجاد هم‌پوشانی میان معیارها و کاربردها جلوگیری شود. همچنین، معیارهایی که از نظر مفهومی در یک حوزه مشترک قرار داشتند، در قالب ابعاد اصلی دسته‌بندی شدند. این فرایند منجر به شکل‌گیری مجموعه‌ای اولیه از کاربردها و معیارهای ارزیابی شد که مبنای مرحله خبرگی پژوهش قرار گرفت.

بر اساس مرور مطالعات پیشین، کاربردهایی از قبیل تشخیص تقلب، اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری، مدیریت ریسک، مبارزه با پول‌شویی، خدمات مشتری و چت‌بات‌ها، اتوماسیون فرایندها، احراز هویت و امنیت سایبری به‌عنوان گزینه‌های اولیه شناسایی شدند.

همچنین، برای ارزیابی و مقایسه این کاربردها، معیارهای اولیه در شش بعد اصلی شامل ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه طبقه‌بندی شدند. منظور از ارزش اقتصادی، منافع نظیر کاهش هزینه‌ها، افزایش درآمد و بازده سرمایه‌گذاری است. ارزش عملیاتی به پیامدهایی مانند افزایش بهره‌وری، کاهش زمان پردازش و بهبود عملکرد فرایندهای بانکی اشاره دارد. بعد ریسک و امنیت، توانایی کاربرد موردنظر در کاهش ریسک‌های مالی، عملیاتی و امنیتی را دربرمی‌گیرد. ارزش مشتری نیز پیامدهایی مانند بهبود کیفیت خدمات، افزایش رضایت و ارتقای تجربه مشتری را شامل می‌شود. امکان‌پذیری اجرا به عواملی نظیر زیرساخت فناوری، دسترسی به داده، مهارت‌های موردنیاز و پیچیدگی پیاده‌سازی مربوط است. در نهایت، الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه، موضوعاتی مانند انطباق با مقررات، شفافیت، توضیح‌پذیری، عدالت، حریم خصوصی و پاسخگویی را دربرمی‌گیرد.

لازم به ذکر است که این شش معیار از نظر ماهیت مفهومی همگن نیستند: «ارزش اقتصادی»، «ارزش عملیاتی» و «ارزش مشتری» بیشتر بازتاب‌دهنده منافع و مطلوبیت حاصل از اجرای هر کاربرد (بعد ارزش‌آفرینی) هستند؛ «امکان‌پذیری اجرا» ماهیتی توانمندساز^۱ و پیش‌نیازی دارد و «الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه» به‌همراه «ریسک و امنیت» بیشتر نقش حاکمیتی و کاهش‌دهنده ریسک ایفا می‌کنند. با این حال، قرارگرفتن معیارهای ناهمگن در یک سطح واحد تصمیم‌گیری، رویکردی مسبوق به سابقه در ادبیات ارزیابی چندمعیاره فناوری و حاکمیت هوش مصنوعی است؛ چارچوب‌هایی نظیر TOE^2 و مطالعات پذیرش فناوری‌های نوظهور معمولاً ابعاد ارزش‌آفرینی، آمادگی اجرایی و حاکمیت/ریسک را در قالب یک ساختار وزن‌دهی ترکیبی کنار هم قرار می‌دهند، زیرا هدف، سنجش «مطلوبیت کلی» هر گزینه از منظر ذی‌نفعان است، نه صرفاً منافع اقتصادی. از منظر روش‌شناختی، الزام محوری در BWM و $TOPSIS$ آن است که برای هر معیار بتوان جهت مطلوبیت (هرچه امتیاز بالاتر، مطلوب‌تر) را به‌روشنی تعریف کرد؛ این شرط برای هر شش معیار پژوهش برقرار است، از جمله برای معیارهای محدودکننده مانند الزامات مقرراتی که در آن امتیاز بالاتر به معنای انطباق و آمادگی بیشتر است.

جدول ۲ مجموعه کاربردها و معیارهای اولیه شناسایی شده از مطالعات پیشین و منابع پشتیبان آن‌ها را نشان می‌دهد. این مجموعه به‌عنوان چارچوب اولیه پژوهش در نظر گرفته شده است و هنوز به‌عنوان مجموعه نهایی معیارها و گزینه‌ها تلقی نمی‌شود. در مرحله بعد، این موارد در اختیار خبرگان قرار خواهند گرفت تا میزان اهمیت، تناسب و قابلیت کاربرد آن‌ها در صنعت بانکداری بررسی شود.

^۱ Enabler^۲ Technology-Organization-Environment (TOE)

در این مرحله، اصل اساسی پژوهش آن است که ادبیات پیشین مبنای اولیه شناسایی معیارها و کاربردها قرار می‌گیرد، اما تعیین نهایی آن‌ها صرفاً بر اساس ادبیات انجام نمی‌شود. به عبارت دیگر، نتایج حاصل از مرور مطالعات پیشین در مرحله بعد با قضاوت خبرگان تلفیق خواهد شد تا چارچوب نهایی متناسب با شرایط صنعت بانکداری تعیین شود.

۳-۳- فرایند دلفی و نهایی‌سازی معیارها و کاربردها

پس از شناسایی اولیه کاربردهای هوش مصنوعی و معیارهای ارزیابی از طریق مطالعات پیشین، در مرحله دوم پژوهش از روش دلفی [15] به منظور اعتبارسنجی، پالایش و نهایی‌سازی آن‌ها استفاده خواهد شد. روش دلفی یکی از روش‌های متداول برای دستیابی به اجماع میان خبرگان در موضوعاتی است که به دلیل ماهیت پیچیده و چندبعدی، تعیین معیارهای مناسب صرفاً بر اساس داده‌های کمی موجود امکان‌پذیر نیست.

۳-۳-۱- انتخاب خبرگان

جامعه خبرگان پژوهش شامل متخصصان و صاحب‌نظرانی خواهد بود که در زمینه‌های مرتبط با بانکداری، فناوری اطلاعات، تحول دیجیتال، هوش مصنوعی و مدیریت بانک تجربه و دانش تخصصی داشته باشند. به منظور اطمینان از کیفیت قضاوت‌ها، انتخاب خبرگان به صورت هدفمند انجام خواهد شد.

معیارهای پیشنهادی برای انتخاب خبرگان عبارت‌اند از:

۱. داشتن حداقل مدرک کارشناسی ارشد در رشته‌های مرتبط با مدیریت، اقتصاد، بانکداری، مهندسی صنایع، فناوری اطلاعات، علوم کامپیوتر یا رشته‌های مرتبط.
۲. داشتن حداقل پنج سال سابقه فعالیت حرفه‌ای یا پژوهشی مرتبط.
۳. آشنایی با فناوری‌های نوین بانکی، هوش مصنوعی یا فرایندهای تصمیم‌گیری در صنعت بانکداری.
۴. تمایل به مشارکت در تمامی مراحل مطالعه دلفی.

به منظور دستیابی به دیدگاه‌های متنوع، تلاش خواهد شد اعضای پنل از میان متخصصان دانشگاهی و خبرگان اجرایی صنعت بانکداری انتخاب شوند.

باتوجه به رویکردهای رایج در مطالعات دلفی و به منظور ایجاد تعادل میان تنوع دیدگاه‌ها و امکان مدیریت موثر دورهای متوالی، پنل خبرگان این پژوهش شامل ۱۵ تا ۲۰ نفر خواهد بود که با ترکیبی متوازن از خبرگان دانشگاهی و خبرگان اجرایی صنعت بانکداری و فناوری اطلاعات تشکیل می‌شود. این حجم پنل، ضمن انطباق با توصیه‌های ادبیات روش دلفی، امکان جبران ریزش طبیعی مشارکت‌کنندگان در طول دورهای مختلف را نیز فراهم می‌کند.

به منظور ارزیابی تناسب پانل خبرگان با موضوع پژوهش، مشخصات تفصیلی هر یک از پانزده خبره شرکت‌کننده (شامل مدرک تحصیلی، رشته تحصیلی، سابقه فعالیت حرفه‌ای و حوزه شغلی) در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- مشخصات پانل خبرگان.

Table 3- Characteristics of the expert panel.

خبره	مدرک تحصیلی	رشته تحصیلی	سابقه (سال)	حوزه شغلی	سمت شغلی
خبره ۱	کارشناسی ارشد	مهندسی کامپیوتر	22	امنیت شبکه	کارشناس
خبره ۲	دکتر	مهندسی کامپیوتر	20	سیاست‌گذاری	مدیر
خبره ۳	کارشناسی ارشد	مهندسی کامپیوتر	24	هوش مصنوعی	کارشناس
خبره ۴	دکتر	مدیریت	25	بانکداری	مدیر
خبره ۵	دکتر	مهندسی کامپیوتر	23	سیاست‌گذاری	مدیر

جدول ۳- ادامه.

Table 3- Continued.

خبره	مدرک تحصیلی	رشته تحصیلی	سابقه (سال)	حوزه شغلی	سمت شغلی
خبره ۶	کارشناسی ارشد	مدیریت	25	بانکداری	مدیر
خبره ۷	کارشناسی ارشد	مهندسی کامپیوتر	20	هوش مصنوعی	کارشناس
خبره ۸	دکتر	مهندسی کامپیوتر	21	هوش مصنوعی	کارشناس
خبره ۹	کارشناسی ارشد	مهندسی صنایع	20	سیاست‌گذاری	مدیر
خبره ۱۰	دکتر	مدیریت	26	بانکداری	کارشناس خبره
خبره ۱۱	کارشناسی ارشد	مهندسی کامپیوتر	25	بانکداری	کارشناس
خبره ۱۲	کارشناسی ارشد	مهندسی کامپیوتر	22	امنیت شبکه	کارشناس خبره
خبره ۱۳	کارشناسی ارشد	مهندسی کامپیوتر	20	امنیت شبکه	کارشناس
خبره ۱۴	دکتر	مهندسی کامپیوتر	25	دانشگاهی	هیات علمی
خبره ۱۵	دکتر	مهندسی کامپیوتر	25	دانشگاهی	هیات علمی

همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، پانل خبرگان از میانگین سابقه فعالیت حرفه‌ای بالایی (حدود ۲۳ سال؛ دامنه ۲۰ تا ۲۶ سال) برخوردار بود که نشان‌دهنده تجربه عملی بالای اعضای پانل است. از نظر تحصیلات، هشت نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و هفت نفر دارای مدرک دکتر بودند. از نظر حوزه شغلی، پانل ترکیبی از حوزه‌های بانکداری (۴ نفر)، امنیت شبکه (۳ نفر)، سیاست‌گذاری (۳ نفر؛ شامل مدیرانی با پیشینه بانکی که در سطح سیاست‌گذاری فعالیت می‌کنند)، هوش مصنوعی (۳ نفر) و اعضای هیات علمی دانشگاهی (۲ نفر) را در بر می‌گرفت. بر این اساس، حوزه بانکداری (به‌صورت مستقیم یا در قالب مدیریت سیاست‌گذاری بانکی) به‌طور متوازن در پانل نمایندگی داشت.

۳-۳-۲- طراحی پرسشنامه دلفی

پرسشنامه دلفی در این پژوهش در قالب چند دور متوالی طراحی و اجرا خواهد شد.

در دور نخست، فهرست اولیه کاربردهای هوش مصنوعی و معیارهای ارزیابی استخراج‌شده از مطالعات پیشین (ارایه‌شده در جدول ۱) در اختیار خبرگان قرار می‌گیرد. از خبرگان خواسته می‌شود میزان اهمیت و تناسب هر یک از موارد را با استفاده از یک مقیاس پنج‌درجه‌ای لیکرت ارزیابی کنند. برای معیارهای ارزیابی، این مقیاس از «کاملاً نامهم» (امتیاز ۱) تا «کاملاً مهم» (امتیاز ۵) و برای کاربردهای هوش مصنوعی از «کاملاً نامناسب» (امتیاز ۱) تا «کاملاً مناسب» (امتیاز ۵) در نظر گرفته خواهد شد.

علاوه بر امتیازدهی، در انتهای هر بخش از پرسشنامه، فضایی برای ارایه نظرات تکمیلی، توضیح دلیل امتیاز داده‌شده (به‌ویژه در مورد امتیازهای پایین) و پیشنهاد معیارها یا کاربردهای جدیدی که در فهرست اولیه لحاظ نشده‌اند، در نظر گرفته می‌شود. این بخش کیفی از پرسشنامه اهمیت ویژه‌ای دارد؛ زیرا امکان شناسایی مواردی را فراهم می‌کند که با وجود اهمیت در عمل، در مطالعات پیشین کمتر مورد توجه قرار گرفته‌اند.

در دوره‌های بعدی، پرسشنامه بر اساس نتایج دور قبل بازطراحی می‌شود. به این ترتیب که برای هر معیار و کاربرد، میانگین امتیاز و درصد توافق خبرگان پانل (به‌همراه امتیاز فردی هر خبره در دور قبل) در کنار سوال مربوطه نمایش داده می‌شود تا خبرگان بتوانند قضاوت خود را در مقایسه با دیدگاه کلی پانل بازبینی و در صورت تمایل، امتیاز خود را اصلاح یا با ارایه استدلال، بر نظر قبلی خود پافشاری کنند. همچنین، مواردی که در دور قبل توسط برخی خبرگان به‌عنوان معیار یا کاربرد جدید پیشنهاد شده‌اند، در قالب گویه‌های جدید به پرسشنامه دور بعد اضافه و برای ارزیابی مجدد در اختیار کل پانل قرار می‌گیرند.

این فرایند تا رسیدن به معیار توقف تعیین‌شده (پایداری میانگین امتیاز و درصد توافق بین دو دور متوالی) ادامه می‌یابد.

۳-۳-۳- معیار اجماع خبرگان

پس از جمع‌آوری پرسشنامه هر دور، میزان توافق خبرگان درباره هر معیار و کاربرد بر اساس شاخص‌های توصیفی محاسبه خواهد شد. برای این منظور، میانگین امتیازات هر مورد و همچنین درصد خبرگانی که به آن مورد امتیاز بالا (۴ یا ۵ از مقیاس پنج‌درجه‌ای لیکرت) داده‌اند، محاسبه می‌شود. برای تصمیم‌گیری درباره پذیرش یا حذف هر معیار یا کاربرد، ترکیبی از شاخص‌های آماری و نظر کارشناسی مورد استفاده قرار خواهد گرفت. مواردی که از سطح توافقی و اهمیت تعیین‌شده برخوردار باشند، به دور بعد منتقل خواهند شد؛ مواردی که اهمیت کافی نداشته باشند یا اجماع مناسبی درباره آن‌ها حاصل نشود، مجدداً در اختیار خبرگان قرار خواهند گرفت یا در صورت عدم حمایت کارشناسی حذف خواهند شد.

به‌طور پیشنهادی، معیار پذیرش هر مورد شامل کسب حداقل سطح توافق تعیین‌شده در پزل و برخورداری از میانگین امتیاز مناسب خواهد بود. حدود دقیق این معیارها پیش از اجرای دلفی تعیین و در بخش نتایج گزارش خواهد شد.

در پژوهش حاضر، معیار اجماع پیش از اجرای فرایند دلفی تعیین شد. باتوجه‌به رویه رایج در مطالعات دلفی، اجماع برای هر یک از معیارها و کاربردهای مورد بررسی زمانی حاصل‌شده تلقی شد که میان امتیازات حداقل برابر با ۴ بوده و حداقل ۷۵٪ اعضای پزل، امتیاز ۴ یا ۵ را به آن مورد اختصاص داده باشند. مواردی که میان آن‌ها حداکثر ۲ و حداقل ۷۵٪ پاسخ‌ها در دامنه ۱ یا ۲ قرار داشت، حذف شدند. سایر موارد که در هیچ‌یک از دو وضعیت مذکور قرار نمی‌گرفتند، برای بررسی مجدد در دور بعدی دلفی حفظ شدند.

۳-۳-۴- تعداد دورهای دلفی

فرایند دلفی تا دستیابی به سطح قابل‌قبولی از اجماع ادامه خواهد یافت. باتوجه‌به ماهیت پژوهش، انتظار می‌رود دو تا سه دور برای دستیابی به اجماع مناسب کافی باشد.

معیار توقف فرایند دلفی، پایداری نتایج بین دو دور متوالی خواهد بود. به این منظور، پس از هر دور، میانگین امتیاز و درصد توافق خبرگان (نسبت خبرگانی که امتیاز ۴ یا ۵ داده‌اند) برای هر معیار و کاربرد با دور قبل مقایسه می‌شود. در صورتی که تغییر میانگین امتیاز هر مورد بین دو دور متوالی ناچیز باشد (برای مثال کمتر از ۰/۵ واحد در مقیاس پنج‌درجه‌ای) و درصد توافق نیز در سطح تعیین‌شده (حداقل ۷۵٪) تثبیت شده باشد، فرایند دلفی برای آن مورد متوقف تلقی می‌شود.

در صورتی که پس از دور دوم، تمامی معیارها و کاربردها به سطح مطلوبی از پایداری و اجماع دست یافته باشند، فرایند دلفی خاتمه می‌یابد؛ در غیر این صورت، دور سوم صرفاً برای مواردی که هنوز به اجماع نرسیده‌اند اجرا خواهد شد.

در هر دور، نتایج دور قبلی به‌صورت خلاصه (شامل میانگین و درصد توافق پزل) در اختیار خبرگان قرار خواهد گرفت تا آن‌ها بتوانند قضاوت خود را باتوجه‌به دیدگاه کلی پزل بازبینی کنند. به این ترتیب، فرایند دلفی امکان حرکت تدریجی از نظرات اولیه خبرگان به‌سمت یک مجموعه معیارها و کاربردهای مورد توافق را فراهم خواهد کرد.

لازم به ذکر است که در عمل، فرایند دلفی این پژوهش تنها در یک دور به انجام رسید؛ علت این امر ملاحظات اجرایی و زمانی پژوهش (ازجمله دشواری دسترسی مجدد و به‌موقع به تمامی اعضای پانل برای برگزاری دور دوم) بود. بالین حال، از میان ۱۴ مورد اولیه (۸ کاربرد و ۶ معیار)، ۱۲ مورد در همان دور نخست به سطح اجماع تعیین‌شده (میان حداقل ۴ و توافق حداقل ۷۵٪) دست یافتند و تنها دو مورد (مدیریت ریسک و اتوماسیون فرایندها) در وضعیت مرزی باقی ماندند. تعیین تکلیف نهایی این دو مورد، به‌جای برگزاری یک دور کامل دیگر صرفاً برای آن‌ها، بر اساس ترکیب شاخص‌های آماری دور نخست (فاصله از آستانه اجماع) و قضاوت کارشناسی صورت گرفت؛ جزئیات این تصمیم در بخش ۴-۱-۴ ارایه و پیامدهای آن در بخش ۷-۱ به‌عنوان یکی از محدودیت‌های پژوهش مورد بحث قرار گرفته است. بر این اساس، آنچه در این پژوهش با عنوان «فرایند

دلفی» توصیف می‌شود، یک دلفی تک‌دوره‌ای^۱ است که در آن گام‌های طراحی شده به‌طور کامل در دور نخست اجرا شدند، اما دور تکمیلی برای بازبینی موارد مرزی برگزار نشد.

۵-۳-۳- خروجی مرحله دلفی

خروجی نهایی این مرحله شامل مجموعه‌ای پالایش‌شده و معتبر از کاربردهای هوش مصنوعی و معیارهای ارزیابی آن‌ها خواهد بود. معیارهای نهایی حاصل از دلفی در مرحله بعد به‌عنوان ورودی *BWM* برای تعیین وزن معیارها استفاده خواهند شد. همچنین، کاربردهای نهایی هوش مصنوعی به‌عنوان گزینه‌های تصمیم‌گیری وارد مدل *TOPSIS* خواهند شد.

بنابراین، مرحله دلفی نقش پل ارتباطی میان مرور مطالعات پیشین و مدل *MCDM* را ایفا می‌کند و تضمین می‌کند که معیارها و کاربردهای مورد استفاده در مدل نهایی، علاوه بر پشتوانه ادبیات علمی، از اعتبار و تناسب لازم در زمینه صنعت بانکداری نیز برخوردار باشند.

۴-۳- تعیین وزن معیارها با *BWM*

پس از نهایی‌شدن معیارهای ارزیابی از طریق فرایند دلفی، در مرحله بعد اهمیت نسبی معیارها با استفاده از روش *BWM* تعیین خواهد شد. *BWM* یکی از روش‌های *MCDM* است که توسط رضایی [13] ارائه شده و با استفاده از تعداد محدودی مقایسه زوجی، وزن معیارهای تصمیم‌گیری را تعیین می‌کند. یکی از مزایای اصلی این روش در مقایسه با روش‌هایی مانند *AHP*، نیاز به تعداد کمتری از مقایسه‌های زوجی و در نتیجه کاهش بار شناختی پاسخ‌دهندگان است.

در پژوهش حاضر، از *BWM* برای تعیین وزن شش بعد اصلی ارزیابی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری استفاده خواهد شد. این ابعاد پس از بررسی مطالعات پیشین و طی فرایند دلفی نهایی خواهند شد.

۱-۴-۳- مراحل اجرای روش *BWM*

BWM در قالب گام‌های زیر اجرا خواهد شد:

گام ۱ (تعیین مجموعه معیارهای تصمیم‌گیری): در این گام، معیارهای نهایی حاصل از فرایند دلفی (مانند ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه) به‌عنوان مجموعه معیارهای تصمیم‌گیری در نظر گرفته می‌شوند.

گام ۲ (تعیین بهترین (مهم‌ترین) و بدترین (کم‌اهمیت‌ترین) معیار): از هر یک از خبرگان شرکت‌کننده خواسته می‌شود بر اساس قضاوت خود، مهم‌ترین معیار (بهترین) *B* و کم‌اهمیت‌ترین معیار (بدترین) *W* را از میان مجموعه معیارهای نهایی مشخص کنند.

گام ۳ (مقایسه بهترین معیار با سایر معیارها): هر خبره با استفاده از یک مقیاس عددی (معمولاً بین ۱ تا ۹) میزان ترجیح معیار بهترین را نسبت به هر یک از سایر معیارها بیان می‌کند. حاصل این مرحله، بردار مقایسه بهترین-به-سایرین^۲ است. بردار موصوف را به صورت

$$A_B = (a_{B1}, a_{B2}, \dots, a_{Bn})$$

نشان می‌دهند که a_{Bj} برتری معیار بهترین *B* نسبت به معیار *j* را در مقیاس ۱ تا ۹ نشان می‌دهد.

¹ Single-Round Delphi

² Best-to-others

گام ۴ (مقایسه سایر معیارها با بدترین معیار)- به همین ترتیب، میزان ترجیح هر یک از سایر معیارها نسبت به معیار بدترین با استفاده از همان مقیاس عددی تعیین می‌شود. حاصل این مرحله، بردار مقایسه سایرین-به-بدترین^۱ است بردار تشکیل شده را با $A_W = (a_{W1}, a_{W2}, \dots, a_{Wn})^T$ نشان داده که a_{Wj} برتری معیار j نسبت به معیار بدترین W را در مقیاس ۱ تا ۹ نشان می‌دهد.

گام ۵ (محاسبه وزن بهینه معیارها)- با استفاده از داده‌های حاصل از دو بردار مقایسه فوق، یک مدل بهینه‌سازی حل می‌شود تا وزن بهینه هر معیار به گونه‌ای تعیین شود که حداکثر اختلاف میان نسبت‌های وزنی به دست آمده و مقایسات اظهار شده توسط خبره به حداقل برسد. این موضوع با حل مساله زیر انجام می‌شود:

$$\begin{aligned} & \text{Min } \varepsilon, \\ & s. t. \\ & |W_B - a_{Bj}w_j| \leq \varepsilon, \quad \forall j, \\ & |W_j - a_{Wj}w_j| \leq \varepsilon, \quad \forall j, \\ & \sum w_j = 1, \quad w_j \geq 0, \quad \forall j. \end{aligned}$$

با حل این مساله وزن‌های بهینه w_j^* و مقدار ε به دست می‌آید. که در آن ε (اپسیلون) حداکثر انحراف مطلق بین نسبت‌های وزنی و مقایسات خبره است و با کمینه‌سازی آن، وزن‌های بهینه معیارها محاسبه می‌شوند.

این مدل برای هر یک از ۱۵ پرسشنامه به صورت جداگانه با استفاده از نرم‌افزار *Lingo* حل شد.

گام ۶ (بررسی نرخ سازگاری^۲)- پس از محاسبه وزن‌ها، CR مقایسات هر خبره محاسبه و با مقدار مرجع مقایسه می‌شود. CR پایین نشان‌دهنده انسجام منطقی قضاوت‌های خبره در فرایند مقایسه است. در صورتی که CR یک پرسشنامه از حد قابل قبول فراتر رود، پاسخ مربوطه از تحلیل حذف یا از خبره مربوطه درخواست بازنگری خواهد شد.

$$CR = \varepsilon^* / CI(a_{BW}).$$

که در آن ε^* مقدار بهینه حاصل از گام ۵ و $CI(a_{BW})$ شاخص سازگاری مرجع است که بر اساس مقدار مقایسه بهترین-به-بدترین (a_{BW}) از جدول مرجع رضایی [16] تعیین می‌شود. در پژوهش حاضر، از آستانه قابل قبول رایج $CR < 0.1$ استفاده شده که مطابق راهنمای ارایه شده توسط لیانگ و همکاران [17] برای مقیاس مقایسه ۱ تا ۹ است.

نحوه برخورد عملی با پرسشنامه‌ای که این آستانه را رعایت نکرد، به همراه یک تحلیل حساسیت که میزان اثرگذاری آن بر نتیجه نهایی را می‌سنجد، در بخش ۲-۴ گزارش شده است.

گام ۷ (تجمیع وزن‌های فردی)- در نهایت، وزن‌های به دست آمده از خبرگان مختلف با استفاده از میانگین هندسی، در قالب یک بردار وزنی نهایی برای معیارهای ارزیابی تجمیع می‌شوند. این بردار وزنی در مرحله بعد به عنوان ورودی مدل *TOPSIS* مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

۵-۳- رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی با روش TOPSIS

پس از تعیین وزن نهایی معیارها، رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی نهایی شده در مرحله دلفی با استفاده از روش *TOPSIS* انجام خواهد شد. منطق اصلی این روش بر این اساس است که گزینه مطلوب باید کمترین فاصله را با PIS و بیشترین فاصله را با NIS داشته باشد.

¹ Others-to-worst

² Consistency Ratio (CR)

۱-۵-۳- مراحل اجرای روش TOPSIS

گام ۱ (تشکیل ماتریس تصمیم) - ماتریسی تشکیل می‌شود که سطرهاى آن کاربردهای نهایی هوش مصنوعی و ستون‌های آن معیارهای ارزیابی هستند. مقادیر این ماتریس بر اساس ارزیابی خبرگان از عملکرد هر کاربرد نسبت به هر معیار تعیین خواهد شد.

گام ۲ (بی‌مقیاس‌سازی ماتریس تصمیم) - به‌منظور امکان مقایسه معیارهایی با واحدها و مقیاس‌های متفاوت، مقادیر ماتریس تصمیم با استفاده از روش نرمال‌سازی برداری بی‌مقیاس می‌شوند. با استفاده از فرمول $r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$ که x_{ij} امتیاز گزینه i نسبت به معیار j است. m تعداد گزینه‌ها و n تعداد معیارها است.

گام ۳ (تشکیل ماتریس بی‌مقیاس موزون) - ماتریس بی‌مقیاس شده در بردار وزنی معیارها حاصل از روش (BWM) ضرب می‌شود تا ماتریس بی‌مقیاس موزون به‌دست آید.

$$v_{ij} = w_j \cdot r_{ij} \text{ که } w_j \text{ وزن معیار } j \text{ است.}$$

گام ۴ (تعیین PIS و NIS) - باتوجه‌به ماهیت مثبت (سود) یا منفی (هزینه) بودن هر معیار، PIS (بهترین مقدار ممکن در هر معیار) و NIS (بدترین مقدار ممکن در هر معیار) تعیین می‌شوند.

$$A^+ = (v_1^+, v_2^+, \dots, v_n^+), v_j^+ = \max v_{ij} \text{ (معیار مثبت) یا } \min v_{ij} \text{ (معیار منفی)}.$$

$$A^- = (v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-), v_j^- = \min v_{ij} \text{ (معیار مثبت) یا } \max v_{ij} \text{ (معیار منفی)}.$$

گام ۵ (محاسبه فاصله هر گزینه از راه‌حل‌های ایده‌آل) - فاصله اقلیدسی هر کاربرد از PIS و NIS محاسبه می‌شود.

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \text{ and } S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2}.$$

گام ۶ (محاسبه ضریب نزدیکی نسبی)^۱ - برای هر کاربرد، ضریب نزدیکی نسبی بر اساس نسبت فاصله از NIS به مجموع فاصله از هر دو راه‌حل ایده‌آل محاسبه می‌شود. این ضریب عددی بین صفر و یک است که هرچه به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده مطلوبیت بیشتر آن کاربرد است.

گام ۷ (رتبه‌بندی نهایی کاربردها) - در نهایت، کاربردهای هوش مصنوعی بر اساس مقدار ضریب نزدیکی نسبی از بیشترین به کمترین مرتب می‌شوند و اولویت سرمایه‌گذاری بانک‌ها بر این اساس تعیین خواهد شد.

در پژوهش حاضر، وزن‌های به‌دست‌آمده از روش BWM مستقیماً در مرحله تشکیل ماتریس نرمال‌شده وزن‌دهی شده TOPSIS مورد استفاده قرار خواهند گرفت. بدین ترتیب، ترکیب BWM و TOPSIS امکان می‌دهد که ابتدا اهمیت نسبی معیارهای ارزیابی تعیین و سپس کاربردهای مختلف هوش مصنوعی با در نظر گرفتن این اهمیت‌ها رتبه‌بندی شوند.

۶-۳- تحلیل حساسیت

به‌منظور بررسی استحکام و پایداری نتایج حاصل از رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی، پس از اجرای روش TOPSIS، تحلیل حساسیت انجام خواهد شد. هدف از تحلیل حساسیت، بررسی میزان تغییر رتبه گزینه‌ها در صورت تغییر وزن معیارهای ارزیابی است. این تحلیل اهمیت ویژه‌ای

¹ Relative closeness coefficient

دارد؛ زیرا وزن معیارها در پژوهش حاضر بر اساس قضاوت خبرگان و با استفاده از روش *BWM* تعیین می‌شود و تغییر در این قضاوت‌ها می‌تواند بر نتایج رتبه‌بندی تاثیرگذار باشد.

در مرحله نخست، رتبه‌بندی پایه کاربردهای هوش مصنوعی با استفاده از وزن‌های نهایی حاصل از روش *BWM* انجام می‌شود. سپس، وزن معیارها به‌صورت کنترل‌شده تغییر داده شده و *TOPSIS* مجدداً اجرا می‌شود. در هر سناریو، وزن یک معیار افزایش یا کاهش داده شده و به‌منظور حفظ شرط مجموع وزن‌ها، تغییر ایجادشده در سایر معیارها توزیع خواهد شد.

تحلیل حساسیت با تعریف ۲۴ سناریو از طریق تغییر سیستماتیک وزن شش معیار ارزیابی انجام شد. در هر سناریو، فرایند *TOPSIS* با استفاده از وزن‌های تغییر یافته معیارها تکرار شد و ۷ کاربرد هوش مصنوعی مجدداً رتبه‌بندی شدند. هدف از این تحلیل، بررسی پایداری رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی، به‌ویژه پایداری کاربرد با رتبه اول، بود نه پایداری وزن معیارها. همچنین ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن^۱ برای مقایسه رتبه‌بندی هر سناریو با رتبه‌بندی پایه محاسبه شد.

برای مثال، اگر وزن یک معیار در حالت پایه برابر با (w_i) باشد، در سناریوی افزایش وزن، مقدار آن به میزان مشخصی افزایش یافته و وزن سایر معیارها متناسب با تغییر ایجادشده تعدیل خواهد شد. سپس مقادیر جدید وزن‌ها در مدل *TOPSIS* اعمال و رتبه‌بندی مجدداً محاسبه می‌شود.

۱-۶-۳- طراحی سناریوهای تحلیل حساسیت

برای بررسی تاثیر تغییر وزن معیارها، چند سناریوی مختلف تعریف خواهد شد. به‌عنوان نمونه، وزن هر معیار می‌تواند در سناریوهای مختلف نسبت به مقدار پایه، ۱۰٪ و ۲۰٪ افزایش یا کاهش داده شود. پس از هر تغییر، مجموع وزن‌ها برابر با یک نگه داشته خواهد شد. اگر وزن معیار تغییر یافته j برابر با $w'_j = w_j(1 + \Delta)$ باشد، وزن سایر معیارها را از فرمول زیر به‌دست می‌آوریم:

$$w'_i = w_i \times \frac{1 - w'_j}{1 - w_j}$$

که در آن:

w'_j : وزن پایه معیار تغییر یافته.

Δ : درصد تغییر (۱۰٪ و $\pm 20\%$).

w'_i : وزن اصلاح‌شده سایر معیارها.

به این ترتیب، اگر تعداد معیارها برابر با (n) باشد، برای هر معیار سناریوهای افزایش و کاهش وزن اجرا شده و مقدار ضریب نزدیکی c_i برای تمام کاربردها مجدداً محاسبه خواهد شد.

¹ Spearman's Rank Correlation Coefficient

جدول ۴- وزن معیارهای ارزیابی در ۲۴ سناریوی تحلیل حساسیت.

Table 4- Weights of evaluation criteria in 24 sensitivity analysis scenarios.

سناریو	معیار تغییر یافته	درصد تغییر	ارزش اقتصادی	ارزش عملیاتی	ریسک و امنیت	ارزش مشتری	امکان‌پذیری اجرا	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه
پایه	-	0%	0.07	0.096	0.274	0.098	0.062	0.399
1	ارزش اقتصادی	+10%	0.078	0.095	0.274	0.098	0.061	0.396
2	ارزش اقتصادی	+20%	0.085	0.095	0.272	0.097	0.061	0.393
3	ارزش اقتصادی	-10%	0.064	0.097	0.270	0.096	0.063	0.402
4	ارزش اقتصادی	-20%	0.057	0.098	0.276	0.099	0.066	0.404
...	...	...	...	...	...	...	...	...
24	الزامات مقرراتی	-20%	0.077	0.100	0.288	0.102	0.065	0.367

۳-۶-۲- مقایسه رتبه‌بندی‌ها

در هر سناریو، رتبه کاربردهای هوش مصنوعی با رتبه‌بندی پایه مقایسه خواهد شد. برای این منظور، تغییر رتبه هر گزینه و همچنین میزان تغییر در ضریب نزدیکی C_i بررسی می‌شود.

در صورتی که با وجود تغییرات معنادار در وزن معیارها، رتبه گزینه‌های اصلی تغییر قابل توجهی نداشته باشد، می‌توان نتیجه گرفت که مدل از پایداری و استحکام مناسبی برخوردار است.

در مقابل، اگر تغییر نسبتاً کوچک در وزن یک معیار موجب تغییر چشمگیر در رتبه گزینه‌ها شود، می‌توان نتیجه گرفت که رتبه‌بندی نسبت به آن معیار حساس است. در این شرایط، معیار مذکور به‌عنوان یک عامل تعیین‌کننده در اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی معرفی خواهد شد.

۳-۶-۳- ارزیابی میزان پایداری رتبه‌بندی

به‌منظور ارزیابی کمی میزان پایداری رتبه‌بندی، می‌توان رتبه‌های حاصل از سناریوهای مختلف را با رتبه‌بندی پایه مقایسه کرد. در این پژوهش، علاوه بر بررسی تغییرات رتبه‌ها، همبستگی میان رتبه‌بندی پایه و رتبه‌بندی حاصل از سناریوهای مختلف نیز بررسی خواهد شد.

در صورت مناسب بودن داده‌ها، از ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن برای سنجش میزان شباهت میان رتبه‌بندی پایه و رتبه‌بندی سناریوهای تحلیل حساسیت استفاده خواهد شد.

۳-۶-۴- خروجی نهایی تحلیل حساسیت

خروجی این مرحله شامل سه دسته نتیجه خواهد بود:

۱. رتبه‌بندی پایه کاربردهای هوش مصنوعی بر اساس وزن‌های حاصل از *BWM*.

۲. رتبه‌بندی کاربردها در سناریوهای مختلف تغییر وزن معیارها.

۳. میزان تغییر رتبه‌ها و ضریب همبستگی میان رتبه‌بندی پایه و سناریوهای مختلف.

در صورت ثبات رتبه گزینه‌های اصلی در بیشتر سناریوها، نتایج حاصل از مدل *BWM-TOPSIS* از استحکام مناسبی برخوردار بوده و می‌توان با اطمینان بیشتری درباره اولویت کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری نتیجه‌گیری کرد.

۴- یافته‌های پژوهش

در این بخش، یافته‌های حاصل از اجرای مراحل مختلف پژوهش، شامل نتایج فرایند دلفی، وزن‌دهی معیارها با روش *BWM*، رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی با روش *TOPSIS* و تحلیل حساسیت، به‌ترتیب ارائه می‌شود.

۱-۴- نتایج مرحله دلفی

پس از اجرای دور نخست پرسشنامه دلفی، فهرست اولیه کاربردهای هوش مصنوعی و معیارهای ارزیابی توسط پانل ۱۵ نفره خبرگان امتیازدهی شد. جدول ۵ میانگین امتیاز و درصد توافق (نسبت خبرگانی که امتیاز ۴ یا ۵ داده‌اند) را برای هر یک از موارد نشان می‌دهد.

جدول ۵- نتایج دور نخست دلفی برای کاربردها و معیارهای ارزیابی.

Table 5- Results of the first round of delphi for applications and evaluation criteria item.

مورد	میانگین امتیاز	درصد توافق	وضعیت
تشخیص تقلب	4.87	100	اجماع حاصل شد
اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری	4.67	86.7	اجماع حاصل شد
مدیریت ریسک	4.27	73.3	نیازمند بررسی در دور دوم
مبارزه با پولشویی	4.93	100	اجماع حاصل شد
خدمات مشتری و چت بات	4.60	86.7	اجماع حاصل شد
اتوماسیون فرایندها	3.53	53.3	نیازمند بررسی در دور دوم
احراز هویت	4.87	100	اجماع حاصل شد
امنیت سایبری	4.67	86.7	اجماع حاصل شد
ارزش اقتصادی	4.87	100	اجماع حاصل شد
ارزش عملیاتی	4.93	100	اجماع حاصل شد
ریسک و امنیت	4.73	86.7	اجماع حاصل شد
ارزش مشتری	4.67	86.7	اجماع حاصل شد
امکان‌پذیری اجرا	4.73	93.3	اجماع حاصل شد
الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	4.27	80	اجماع حاصل شد

همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، از میان هشت کاربرد و شش معیار ارزیابی اولیه (در مجموع ۱۴ مورد)، ۱۲ مورد در همان دور نخست شرایط اجماع تعیین‌شده (میانگین امتیاز حداقل ۴ و درصد توافق حداقل ۷۵٪) را کسب کردند. کاربردهایی نظیر مبارزه با پولشویی، ارزش عملیاتی و تشخیص تقلب/احراز هویت بالاترین میانگین امتیاز (بالای ۴/۸) و بالاترین درصد توافق (۱۰۰٪) را در میان پانل خبرگان به‌دست آوردند که نشان‌دهنده اجماع بسیار قوی خبرگان درباره اهمیت این موارد است.

در مقابل، دو مورد به سطح اجماع موردنیاز دست نیافتند:

۱. مدیریت ریسک با میانگین ۴/۲۷ اگرچه از حد آستانه میانگین (۴) عبور کرد، اما درصد توافق آن (۷۳/۳٪) اندکی کمتر از آستانه ۷۵٪ بود.
۲. اتوماسیون فرایندها با میانگین ۳/۵۳ و درصد توافق ۵۳/۳٪ پایین‌ترین سطح توافق را در میان تمامی موارد داشت و پراکندگی قابل‌توجهی در امتیازهای خبرگان مشاهده شد (توزیع امتیازها از ۱ تا ۵ را در برمی‌گرفت).

باتوجه‌به اینکه میانگین امتیاز هیچ‌یک از این دو مورد کمتر از ۳ نبود، بر اساس معیار حذف تعریف‌شده در بخش ۳-۳-۳، این دو مورد از فهرست حذف نشدند، بلکه همراه با بازخورد خلاصه‌شده پانل (شامل میانگین و درصد توافق دور نخست) برای بازبینی مجدد به دور دوم دلفی ارجاع داده شدند.

باتوجه‌به اینکه دور دوم دلفی در این پژوهش اجرا نشد، تعیین تکلیف دو مورد مرزی، برخلاف سایر موارد، از طریق فرایند رسمی اجماع خبرگان (که مستلزم دور دوم بود) حاصل نشد، بلکه بر اساس یک قاعده تصمیم‌پسینی (*post-hoc*) مبتنی بر شاخص‌های آماری دور نخست اتخاذ شد. تاکید می‌شود که این قاعده بخشی از پروتکل از پیش تعیین‌شده دلفی (بخش ۳-۳-۳) نبود و صرفاً برای تعیین تکلیف دو مورد باقی‌مانده، پس از توقف زود هنگام فرایند، توسط پژوهشگران به‌کار گرفته شد: موردی حفظ شد که ۱- میانگین امتیاز آن حداقل ۴ بود و ۲- فاصله درصد توافق آن تا آستانه

۷۵٪ معادل حداکثر یک خبره (۶/۷ درصد در پانل ۱۵ نفره) بود؛ موردی حذف شد که میانگین امتیاز آن کمتر از ۴ بود و درصد توافق آن به‌طور محسوس (بیش از ۱۰ واحد درصد) از آستانه فاصله داشت، به‌ویژه اگر با پراکندگی بالای امتیازها همراه بود. بر این مبنا، مدیریت ریسک (میانگین ۴/۲۷؛ توافقی ۷۳/۳٪ معادل ۱۱ از ۱۵ خبره، یعنی تنها یک خبره کمتر از حد نصاب) این قاعده را برآورده کرد و حفظ شد؛ اتوماسیون فرایندها (میانگین ۳/۵۳؛ توافقی ۵۳/۳٪ توزیع امتیازها از ۱ تا ۵) هیچ‌یک از دو شرط را برآورده نکرد و حذف شد. لازم به تأکید است که این تصمیم خارج از فرایند رسمی اجماع دلفی و بر عهده پژوهشگران اتخاذ شده است؛ به همین دلیل، به‌عنوان یکی از محدودیت‌های پژوهش نیز در بخش ۱-۷ گزارش شده است.

بر این اساس، فهرست نهایی پس از فرایند دلفی شامل هفت کاربرد هوش مصنوعی (تشخیص تقلب، اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری، مدیریت ریسک، مبارزه با پول‌شویی، خدمات مشتری و چت‌بات، احراز هویت و امنیت سایبری) و شش معیار ارزیابی (ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و AI مسئولانه) است. این فهرست نهایی به‌عنوان ورودی مراحل بعدی پژوهش (وزن‌دهی معیارها با BWM و رتبه‌بندی کاربردها با TOPSIS) مورد استفاده قرار گرفت.

۲-۴- نتایج وزن‌دهی معیارها (BWM)

پس از نهایی‌شدن شش معیار ارزیابی از طریق فرایند دلفی، پرسشنامه BWM در اختیار پانل ۱۵ نفره خبرگان قرار گرفت. هر خبره ابتدا مهم‌ترین «بهترین» و کم‌اهمیت‌ترین «بدترین» معیار را از میان شش معیار انتخاب کرد و سپس میزان ارجحیت معیار بهترین نسبت به سایر معیارها و ارجحیت سایر معیارها نسبت به معیار بدترین را در طیف ۱ تا ۹ تعیین کرد. جدول ۵ توزیع انتخاب معیار بهترین و بدترین در میان پانل خبرگان را نشان می‌دهد.

جدول ۶- فراوانی انتخاب معیار بهترین و بدترین توسط خبرگان.

Table 6- Frequency of best and worst criterion selection by experts.

معیار	تعداد انتخاب به‌عنوان بهترین	تعداد انتخاب به‌عنوان بدترین
الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	10	0
ریسک و امنیت	4	0
امکان‌پذیری اجرا	1	10
ارزش اقتصادی	0	4
ارزش مشتری	0	1
ارزش عملیاتی	0	0

همان‌طورکه در جدول ۶ مشاهده می‌شود، اکثریت قابل‌توجه خبرگان (۱۰ از ۱۵ نفر) معیار «الزامات مقرراتی و AI مسئولانه» و ۴ نفر معیار «ریسک و امنیت» را مهم‌ترین معیار در ارزیابی کاربردهای هوش مصنوعی در بانکداری دانستند. در مقابل، معیار «امکان‌پذیری اجرا» توسط اکثریت خبرگان (۱۰ نفر) به‌عنوان کم‌اهمیت‌ترین معیار انتخاب شد.

برای هر پرسشنامه، وزن معیارها با استفاده از مدل بهینه‌سازی BWM محاسبه و CR آن نیز تعیین شد. جدول ۷ نرخ سازگاری هر خبره را نشان می‌دهد.

جدول ۷- CR پرسشنامه‌های خبرگان.
Table 7- CR of experts' questionnaires.

خبره	معیار بهترین	معیار بدترین	CR
1	امکان‌پذیری اجرا	ارزش اقتصادی	0.303
2	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.151
3	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.031
4	ریسک و امنیت	ارزش اقتصادی	0.032
5	ریسک و امنیت	امکان‌پذیری اجرا	0.068
6	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	ارزش مشتری	0.120
7	ریسک و امنیت	امکان‌پذیری اجرا	0.075
8	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.049
9	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.026
10	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	ارزش اقتصادی	0.024
11	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	ارزش اقتصادی	0.028
12	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.047
13	ریسک و امنیت	امکان‌پذیری اجرا	0.077
14	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.035
15	الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	امکان‌پذیری اجرا	0.024

میانگین CR پانل برابر با ۰/۰۷۳ به دست آمد که در محدوده قابل قبول (کمتر از ۰/۱) قرار دارد و نشان‌دهنده سازگاری مطلوب اکثر پرسشنامه‌ها است. تنها پرسشنامه خبره ۱ با CR برابر ۰/۳۰۳ از آستانه معمول فراتر رفت (که عمدتاً ناشی از انتخاب فاصله کم بین معیار بهترین و بدترین در مقایسه اولیه این خبره بود)؛ این مورد به عنوان یک محدودیت پژوهش ثبت شد و در تحلیل حساسیت نیز جداگانه بررسی می‌شود.

در نهایت، وزن‌های به دست آمده از ۱۵ خبره با استفاده از میانگین هندسی تجمیع و نرمال‌سازی شدند. انتخاب میانگین هندسی (به جای میانگین حسابی) با ماهیت نسبت‌محور (ratio-scale) وزن‌های حاصل از BWM سازگارتر است، زیرا این وزن‌ها از مقایسات ضربی به دست می‌آیند و میانگین هندسی، برخلاف میانگین حسابی، خاصیت معکوس‌پذیری و سازگاری نسبی این نوع داده را حفظ می‌کند؛ همین رویکرد در ادبیات تجمیع قضاوت‌های فردی در روش‌های AHP/BWM به صورت رایج به کار می‌رود. میزان اثرگذاری این انتخاب بر نتیجه نهایی، همراه با بررسی حساسیت به حذف پرسشنامه ناسازگار خبره ۱، در ادامه همین بخش گزارش شده است. جدول ۶ وزن نهایی هر معیار و رتبه آن را نشان می‌دهد.

بر اساس جدول ۷، دو معیار «الزامات مقرراتی و AI مسئولانه» (وزن ۰/۴۱۰۱) و «ریسک و امنیت» (وزن ۰/۰۷۰۸) در مجموع بیش از ۴۸٪ از وزن کل معیارها را به خود اختصاص داده‌اند و به وضوح در اولویت اول تصمیم‌گیری خبرگان قرار دارند. این یافته نشان می‌دهد که از دیدگاه خبرگان بانکداری، فناوری اطلاعات و هوش مصنوعی، مهم‌ترین دغدغه در پذیرش کاربردهای AI در صنعت بانکداری نه صرفاً منافع اقتصادی یا عملیاتی، بلکه کنترل ریسک، امنیت و انطباق مقرراتی/مسئولانه است. در مقابل، معیار «امکان‌پذیری اجرا» با وزن ۰/۰۶۲ کم‌اهمیت‌ترین معیار از نظر خبرگان بود که می‌تواند بیانگر این باشد که خبرگان چالش‌های فنی و زیرساختی را در مقایسه با ریسک و الزامات مقرراتی، مانع کم‌اهمیت‌تری برای پذیرش AI در بانکداری می‌دانند.

جدول ۸- وزن نهایی معیارهای ارزیابی (تجمع‌شده).

Table 8- Final (aggregated) weights of evaluation criteria.

خبره/شاخص	ارزش اقتصادی	ارزش عملیاتی	ریسک و امنیت	ارزش مشتری	امکان‌پذیری اجرا	الزامات مقرراتی و هوش مصنوعی مسئولانه
خبره ۱	0.0667	0.0917	0.3	0.125	0.2167	0.2000
خبره ۲	0.1022	0.0932	0.2682	0.0932	0.0833	0.3599
خبره ۳	0.0888	0.0842	0.2592	0.0842	0.0511	0.4846
خبره ۴	0.0363	0.1159	0.2909	0.1159	0.1727	0.2682
خبره ۵	0.0684	0.0934	0.2684	0.0934	0.1687	0.495
خبره ۶	0.0842	0.0881	0.2631	0.0881	0.1727	0.4820
خبره ۷	0.0790	0.104	0.279	0.104	0.1754	0.4679
خبره ۸	0.0734	0.0984	0.2734	0.0984	0.0511	0.4053
خبره ۹	0.0727	0.0977	0.2727	0.0977	0.0128	0.4464
خبره ۱۰	0.0381	0.1012	0.2762	0.1012	0.0154	0.4679
خبره ۱۱	0.0352	0.0954	0.2704	0.0954	0.0428	0.4608
خبره ۱۲	0.0746	0.0996	0.2746	0.0996	0.0303	0.4213
خبره ۱۳	0.0731	0.0981	0.2731	0.0981	0.165	0.2926
خبره ۱۴	0.0742	0.0992	0.2742	0.0992	0.0177	0.4355
خبره ۱۵	0.0425	0.0859	0.2659	0.0909	0.0296	0.4679
وزن نهایی	0.0639	0.096	0.274	0.098	0.062	0.399

بررسی حساسیت وزن‌های BWM

باتوجه به اینکه CR پرسشنامه خبره ۱ (۰/۳۰۳) به‌طور محسوس از آستانه معمول (۰/۱) فراتر بود و همچنین برای توجیه انتخاب میانگین هندسی به‌عنوان روش تجمع، دو تحلیل حساسیت مستقل انجام شد: ۱- بازمحاسبه وزن‌های نهایی پس از حذف پرسشنامه خبره ۱ و ۲- بازمحاسبه وزن‌های نهایی با استفاده از میانگین حسابی به‌جای میانگین هندسی. نتایج در جدول ۹ ارائه شده است.

جدول ۹- نتایج تحلیل حساسیت وزن‌های BWM.

Table 9- BWM weight sensitivity analysis results.

معیار	وزن GM (۱۵ خبره - گزارش‌شده)	رتبه	وزن GM (بدون خبره ۱)	رتبه	وزن AM (۱۵ خبره)	رتبه
ارزش اقتصادی	0.0705	5	0.0693	5	0.0688	6
ارزش عملیاتی	0.0963	4	0.0894	4	0.0944	4
ریسک و امنیت	0.2742	2	0.2826	2	0.2764	2
ارزش مشتری	0.0975	3	0.0933	3	0.0967	3
امکان‌پذیری اجرا	0.0624	6	0.0550	6	0.0755	5
الزامات مقرراتی و AI مسئولانه	0.3991	1	0.4104	1	0.3851	1

همان‌طور که در جدول ۹ مشاهده می‌شود، هر دو بررسی حساسیت موید استحکام یافته‌های گزارش‌شده در جدول ۸ هستند. حذف پرسشنامه ناسازگار خبره ۱ رتبه‌بندی معیارها را به‌هیچ‌وجه تغییر نمی‌دهد (ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن برابر ۱/۰۰ با حالت اصلی) و بیشترین جابه‌جایی وزن تنها ۱/۱ واحد درصد است؛ این یافته توجیه می‌کند که چرا این پرسشنامه در تجمع نهایی حفظ شد: اثر آن بر نتیجه پژوهش قابل‌اغماض بوده، هرچند وجود آن همچنان به‌عنوان یک محدودیت شناختی در بخش ۱-۷ گزارش شده است. جایگزینی میانگین هندسی با میانگین حسابی نیز صرفاً جابه‌جایی رتبه دو معیار کم‌اهمیت‌تر (ارزش اقتصادی و امکان‌پذیری اجرا) را به‌دنبال دارد، درحالی‌که چهار معیار برتر که مبنای اصلی نتیجه‌گیری پژوهش هستند در هر دو روش تجمع بدون تغییر باقی می‌مانند (بیشترین جابه‌جایی وزن ۱/۴ واحد درصد). بر این اساس، انتخاب

میانگین هندسی به عنوان روش تجمیع اصلی، هم از نظر نظری (سازگاری با ماهیت نسبت محور داده‌های *BWM*) و هم از نظر تجربی (پایداری نتایج در برابر روش جایگزین) قابل دفاع است.

وزن‌های نهایی به دست آمده در این مرحله، در ادامه به عنوان ورودی روش *TOPSIS* برای رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

۳-۴- نتایج رتبه‌بندی کاربردها (*TOPSIS*)

پس از تعیین وزن نهایی معیارها با روش *BWM*، در این مرحله هفت کاربرد نهایی هوش مصنوعی با استفاده از روش *TOPSIS* ارزیابی و رتبه‌بندی شدند. برای این منظور، هر یک از ۱۵ خبره، امتیاز هر کاربرد را از نظر هر یک از شش معیار ارزیابی، در طیف ۱ تا ۹ تعیین کرد.

ماتریس تصمیم نهایی از طریق میانگین‌گیری امتیازهای ۱۵ خبره برای هر جفت کاربرد-معیار به دست آمد. سپس این ماتریس با استفاده از نرمال‌سازی برداری بی‌مقیاس و در وزن نهایی معیارهای حاصل از *BWM* (جدول ۶) ضرب شد تا ماتریس بی‌مقیاس وزن دار به دست آید. در ادامه، *PIS* و *NIS* برای هر معیار (باتوجه به سودمند بودن تمامی معیارها) تعیین و فاصله اقلیدسی هر کاربرد از این دو راه حل و در نهایت ضریب نزدیکی نسبی هر کاربرد محاسبه شد.

جدول ۱۰ نتایج نهایی رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی را نشان می‌دهد.

جدول ۱۰- نتایج رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی با روش *TOPSIS*.
Table 10- Ranking results of artificial intelligence applications using the *TOPSIS* method.

رتبه	کاربرد	فاصله از <i>PIS</i> (D+)	فاصله از <i>NIS</i> (D-)	ضریب نزدیکی نسبی (CC)
1	مدیریت ریسک	0.0042	0.0180	0.8094
2	تشخیص تقلب	0.0049	0.0156	0.7613
3	امنیت سایبری	0.0055	0.0154	0.7352
4	خدمات مشتری و چت بات	0.0062	0.0150	0.7060
5	مبارزه با پولشویی	0.0089	0.0122	0.5772
6	اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری	0.0121	0.0092	0.4307
7	احراز هویت	0.0175	0.0053	0.2308

بر اساس نتایج جدول ۱۰، کاربرد «مدیریت ریسک» با ضریب نزدیکی نسبی ۰/۸۰۹۴ در بالاترین رتبه اولویت قرار گرفت و پس از آن، «تشخیص تقلب» (۰/۷۶۱۳) و «امنیت سایبری» (۰/۷۳۵۲) در رتبه‌های دوم و سوم قرار دارند. این یافته با نتایج بخش ۴-۲ هم‌راستا است؛ از آن‌جاکه معیارهای «الزامات مقرراتی و *AI* مسئولانه» و «ریسک و امنیت» بالاترین وزن را در میان معیارهای شش‌گانه به خود اختصاص داده بودند، طبیعی است کاربردهایی که در این دو بعد امتیاز بالاتری از خبرگان گرفته‌اند (مانند مدیریت ریسک، تشخیص تقلب و امنیت سایبری) در رتبه‌بندی نهایی نیز جایگاه بالاتری کسب کنند.

در مقابل، «احراز هویت» (که در این پژوهش عمدتاً به کاربردهای هوش مصنوعی در تشخیص چهره و تشخیص الگوهای غیرعادی ورود اطلاق می‌شود) با ضریب نزدیکی نسبی ۰/۲۳۰۸ پایین‌ترین رتبه را به خود اختصاص داد. بررسی ماتریس تصمیم نشان می‌دهد که این کاربرد اگرچه از نظر اکثر معیارها امتیاز نسبتاً بالایی داشت، اما امتیاز آن از نظر معیار پروژن «الزامات مقرراتی و *AI* مسئولانه» (۷/۲۰) در مقایسه با سایر کاربردها (که عموماً بالای ۷/۶۷ بودند) پایین‌تر بود؛ این تفاوت، باتوجه به وزن بسیار بالای این معیار (۰/۳۹۹)، تأثیر محسوسی بر رتبه نهایی این کاربرد داشته است.

این یافته نباید به این معنا تفسیر شود که خبرگان اهمیت امنیتی احراز هویت را کم‌ارزش دانسته‌اند؛ درواقع، ارتباط مستقیم این کاربرد با امنیت و مبارزه با تقلب در سایر معیارها (به‌ویژه ریسک و امنیت) به‌خوبی بازتاب یافته بود. آن‌چه امتیاز آن را در معیار الزامات مقرراتی و *AI* مسئولانه پایین‌تر

آورد، به ماهیت فناوریانه خاص این کاربرد مربوط می‌شود: تشخیص چهره و تحلیل الگوهای ورود مستلزم پردازش داده‌های بیومتریک و رفتاری هویتی هستند که در چارچوب‌های حریم خصوصی و حاکمیت داده معمولاً حساسیت و الزامات نظارتی به مراتب بیشتری نسبت به سایر انواع داده (مانند داده‌های تراکشی مورد استفاده در تشخیص تقلب یا مدیریت ریسک) به خود می‌گیرند. همچنین، نگرانی‌های شناخته‌شده در ادبیات هوش مصنوعی مسئولانه درباره سوگیری و دقت نابرابر سامانه‌های تشخیص چهره میان گروه‌های جمعیتی مختلف، و ریسک طرد نادرست مشتریان واقعی (*false rejection*) در تشخیص الگوهای غیرعادی ورود، می‌تواند در قضاوت خبرگان نسبت به آمادگی مقرراتی و مسئولانه این کاربرد اثرگذار بوده باشد. به بیان دیگر، رتبه پایین‌تر «احراز هویت» بازتاب‌دهنده دشواری بیشتر انطباق مقرراتی و مسئولانه در حوزه بیومتریک است، نه کم‌اهمیتی کارکردی این کاربرد برای امنیت بانکی.

به‌طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که کاربردهای مرتبط با کاهش ریسک و افزایش امنیت (مدیریت ریسک، تشخیص تقلب و امنیت سایبری) در اولویت بالاتری نسبت به کاربردهایی قرار دارند که بیشتر جنبه عملیاتی یا مقرراتی ساده‌تری دارند (مانند احراز هویت و اعتبارسنجی). این یافته با تاکید خبرگان بر اهمیت بالای معیارهای ریسک، امنیت و الزامات مقرراتی در بخش ۴-۲ سازگار است.

۴-۴- نتایج تحلیل حساسیت

به منظور بررسی استحکام رتبه‌بندی حاصل از *TOPSIS*، تحلیل حساسیت با تغییر سیستماتیک وزن هر یک از شش معیار ارزیابی انجام شد. برای این منظور، برای هر معیار شش سناریو با وزن‌های ۰/۱۰ تا ۰/۶۰ تعریف شد، به گونه‌ای که در هر سناریو وزن معیار موردنظر تغییر یافته و وزن سایر معیارها به نسبت مقادیر پایه (جدول ۶) تعدیل شده تا مجموع وزن‌ها همواره برابر با یک باقی بماند. در هر یک از ۳۶ سناریوی حاصل، رتبه‌بندی مجدد کاربردها محاسبه و با رتبه‌بندی پایه (جدول ۸) با استفاده از ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن (*Spearman's rho*) مقایسه شد.

جدول ۱۱ خلاصه نتایج تحلیل حساسیت را برای هر معیار نشان می‌دهد.

جدول ۱۱- خلاصه نتایج تحلیل حساسیت رتبه‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در ۳۶ سناریو.

Table 11- Summary of sensitivity analysis results for AI application rankings across 36 scenarios.

سناریو	معیار تغییر یافته	تغییر	رتبه ۱	رتبه ۲	رتبه ۳	ضریب اسپیرمن (ρ)	پایداری رتبه اول
پایه	-	0%	تشخیص تقلب	مدیریت ریسک	اعتبارسنجی	1.000	-
1	ارزش اقتصادی	+10%	تشخیص تقلب	مدیریت ریسک	اعتبارسنجی	1.000	✓
2	ارزش اقتصادی	+20%	تشخیص تقلب	مدیریت ریسک	اعتبارسنجی	1.000	✓
3	ارزش اقتصادی	-10%	تشخیص تقلب	مدیریت ریسک	اعتبارسنجی	1.000	✓
4	ارزش اقتصادی	-20%	تشخیص تقلب	مدیریت ریسک	اعتبارسنجی	1.000	✓
5	ارزش عملیاتی	+10%	تشخیص تقلب	مدیریت ریسک	اعتبارسنجی	1.000	✓
...	...	...	...	...	...	...	...
24	الزامات مقرراتی	-20%	مدیریت ریسک	تشخیص تقلب	اعتبارسنجی	0.964	X

تحلیل حساسیت شامل ۳۶ سناریو بود که با تغییر وزن شش معیار ارزیابی ایجاد شد. در هر سناریو، امتیازات و رتبه‌بندی ۷ کاربرد هوش مصنوعی با روش *TOPSIS* دوباره محاسبه گردید. نتایج جدول ۱۱ نشان می‌دهد که رتبه‌بندی کاربردها در اکثر سناریوها پایدار بوده است. ضرایب همبستگی اسپیرمن نیز درجه تشابه بین رتبه‌بندی هر سناریو و رتبه‌بندی پایه را نشان می‌دهد. باین‌حال، بررسی دقیق‌تر نتایج نشان می‌دهد که حساسیت رتبه‌بندی به تغییر وزن معیارهای مختلف یکسان نیست.

۱. ارزش اقتصادی: بیشترین حساسیت مربوط به این معیار بود. با افزایش مصنوعی وزن آن به بالای ۰/۲۰، کاربرد «مدیریت ریسک» جای خود را در رتبه اول به «امنیت سایبری» می‌دهد و در وزن‌های بالاتر (۰/۴ تا ۰/۶) ضریب اسپیرمن تا ۰/۰۳۶ کاهش می‌یابد که نشان‌دهنده جابه‌جایی گسترده رتبه‌هاست. این یافته نشان می‌دهد که رتبه‌بندی فعلی به شدت به وزن پایین این معیار (۰/۰۷۱ در حالت پایه) وابسته است.
۲. ریسک و امنیت، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و *AI* مسئولانه: در وزن‌های بالاتر از مقدار پایه، رتبه اول از «مدیریت ریسک» به «تشخیص تقلب» تغییر می‌کند، اما این جابه‌جایی محدود به دو کاربرد برتر است و ساختار کلی رتبه‌بندی (ضریب اسپیرمن بالای ۰/۵۷ در اغلب موارد) نسبتاً پایدار باقی می‌ماند.

۳. ارزش عملیاتی و ارزش مشتری: رتبه اول در تمامی سناریوها ثابت باقی ماند و بیشترین پایداری را در میان معیارها نشان دادند؛ به این معنا که تغییر وزن این دو معیار تاثیر محدودی بر جایگاه کاربرد برتر دارد.

به طور کلی، نتایج تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که جایگاه برتر کاربرد «مدیریت ریسک» در برابر اغلب سناریوهای تغییر وزن (به ویژه برای معیارهای دارای وزن پایه بالا مانند ریسک و امنیت و الزامات مقرراتی) پایدار است، اما این جایگاه به طور خاص در برابر افزایش وزن معیار «ارزش اقتصادی» آسیب پذیر است. این موضوع می‌تواند بیانگر آن باشد که اولویت بالای «مدیریت ریسک» در این پژوهش، بیش از آنکه ناشی از منافع اقتصادی مستقیم آن باشد، متأثر از وزن بالای معیارهای ریسک، امنیت و مقرراتی در قضاوت خبرگان پانل است یافته‌ای که با نتایج بخش‌های ۲-۴ و ۳-۴ نیز سازگار است.

باتوجه به نتایج تحلیل حساسیت فوق که نشان می‌دهد رتبه‌بندی نهایی کاربردها، به ویژه در بازه‌های نزدیک به هم، به تغییر وزن معیارهایی مانند ارزش اقتصادی حساس است، لازم است رتبه‌بندی حاصل از این پژوهش با احتیاط تفسیر شود. کسب رتبه نخست توسط یک کاربرد را نباید به معنای «اولویت قطعی سرمایه‌گذاری بانک‌ها» تلقی کرد، بلکه این رتبه‌بندی بازتاب‌دهنده اولویت نسبی کاربردها از منظر پانل خبرگان این پژوهش، تحت مجموعه وزن‌های به دست آمده، است و باید به عنوان یکی از چندین ورودی تصمیم‌گیری در کنار سایر ملاحظات مالی، فنی و راهبردی مورد استفاده مدیران قرار گیرد، نه جایگزینی برای آن‌ها.

۵- بحث

پژوهش حاضر با هدف توسعه یک چارچوب *MCDM* برای اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری انجام شد. در ادامه، یافته‌های پژوهش در سه محور اصلی (اهمیت نسبی معیارهای ارزیابی، اولویت‌بندی نهایی کاربردها، و پایداری نتایج) مورد بحث قرار می‌گیرند و با ادبیات پیشین مقایسه می‌شوند.

۱-۵- اهمیت غالب ریسک، امنیت و الزامات مقرراتی

یافته‌های حاصل از *BWM* نشان داد که دو معیار «الزامات مقرراتی و *AI* مسئولانه» (وزن ۰/۳۹۹) و «ریسک و امنیت» (وزن ۰/۲۷۴) در مجموع بیش از دوسوم وزن کل معیارها را به خود اختصاص دادند، در حالی که معیارهای اقتصادی (۰/۰۷۱) و امکان‌پذیری اجرا (۰/۰۶۲) کم‌اهمیت‌ترین معیارها از دیدگاه پانل خبرگان بودند. این یافته با نتایج مطالعاتی مانند وبر و همکاران [5] و میل و همکاران [6] هم‌راستا است که بر اهمیت روزافزون شفافیت، توضیح‌پذیری و انطباق مقرراتی در تصمیمات مالی مبتنی بر *AI* تاکید کرده‌اند. با این حال، این یافته با مطالعه مالیک و همکاران [4] که عوامل اقتصادی و فناوری را در کنار عوامل مقرراتی از اهمیت نسبتاً مشابهی برخوردار دانسته بود، تفاوت دارد. این تفاوت می‌تواند ناشی از تمرکز پژوهش حاضر بر سطح صنعت بانکداری (که به دلیل نظارت شدید نهادهای ناظر پولی و بانکی، حساسیت بالایی به الزامات مقرراتی دارد) در مقایسه با نگاه عمومی‌تر مطالعه مالیک و همکاران [4] به پذیرش فناوری باشد.

نکته دیگری که نیازمند تبیین است، وزن نسبتاً پایین معیار «امکان‌پذیری اجرا» (۰/۰۶۲) در مقایسه با معیارهایی مانند ریسک و امنیت و الزامات مقرراتی است؛ نتیجه‌ای که ممکن است از منظر مدیریتی غیرمنتظره به نظر برسد، چراکه آمادگی زیرساخت، کیفیت داده و نیروی انسانی معمولاً از عوامل تعیین‌کننده در موفقیت پروژه‌های هوش مصنوعی بانکی محسوب می‌شوند. به نظر می‌رسد این یافته را می‌توان از دوزاویه تبیین کرد. نخست، بستر زمانی جمع‌آوری داده‌های این پژوهش مقارن با دوره‌ای بود که چند بانک کشور در پی حملات سایبری اخیر با اختلالات عملیاتی قابل توجهی مواجه شدند؛ این رخداد به طور محسوس توجه خبرگان را به سمت ریسک، امنیت شبکه و الزامات نظارتی/سیاست‌گذاری معطوف کرد و در نتیجه، در مقایسه‌های نسبی روش *BWM* (که ذاتاً مبتنی بر تخصیص اهمیت نسبی میان معیارهاست)، اهمیت سایر معیارها از جمله امکان‌پذیری اجرا به نسبت کاهش یافت. دوم، امکان‌پذیری اجرا را می‌توان از منظر خبرگان یک «عامل بهداشتی»^۱ دانست؛ یعنی پیش‌نیازی که وجودش برای اجرای هر پروژه هوش مصنوعی ضروری فرض می‌شود، اما برخلاف ریسک و مقررات، به خودی خود عامل تمایزدهنده در اولویت‌بندی کاربردها محسوب

¹ Hygiene factor

نمی‌شود؛ به بیان دیگر، خبرگان احتمالاً چالش‌های اجرایی را «قابل مدیریت» ارزیابی کرده‌اند، درحالی‌که ریسک‌های امنیتی و الزامات مقرراتی را عواملی با پیامدهای بالقوه بحرانی‌تر (از جمله تهدید برای ثبات و اعتماد به نظام بانکی) در نظر گرفته‌اند. این تبیین با یافته بخش ۲-۴ نیز سازگار است که نشان داد ریسک و امنیت و الزامات مقرراتی مجموعاً بیش از دوسوم وزن کل معیارها را به خود اختصاص دادند.

۲-۵- اولویت کاربردهای مرتبط با ریسک و امنیت

نتایج *TOPSIS* نشان داد که کاربردهای «مدیریت ریسک»، «تشخیص تقلب» و «امنیت سایبری» بالاترین اولویت را در میان هفت کاربرد نهایی کسب کردند، درحالی‌که «احراز هویت» و «اعتبارسنجی و امتیازدهی اعتباری» در پایین‌ترین رتبه‌ها قرار گرفتند. این الگو تا حد زیادی نتیجه مستقیم وزن بالای معیارهای ریسک، امنیت و مقرراتی است و نشان می‌دهد که در شرایط منابع محدود، خبرگان صنعت بانکداری کاربردهایی را در اولویت قرار می‌دهند که مستقیماً به کاهش زیان‌های مالی، عملیاتی و اعتباری بانک کمک می‌کنند.

این یافته با نتایج کالیانی و گوپتا [2] و سینگ و همکاران [3] که تشخیص تقلب و مدیریت ریسک را از پرکاربردترین حوزه‌های *AI* در بانکداری معرفی کرده بودند، همسو است. همچنین با مطالعه جعفری و همکاران [7] در حوزه گسترده‌تر *FinTech* که تشخیص تقلب، احراز هویت و افزایش امنیت را جزو کاربردهای دارای اولویت بالا معرفی کرده بود، هم‌پوشانی جزئی دارد؛ با این تفاوت مهم که در پژوهش حاضر، «احراز هویت» به دلیل وزن پایین‌تر آن از نظر معیار الزامات مقرراتی، در پایین‌ترین رتبه قرار گرفت نتیجه‌ای که بدون در نظر گرفتن این معیار اختصاصی صنعت بانکداری، به احتمال زیاد به دست نمی‌آمد. این تفاوت، ارزش افزوده به‌کارگیری یک چارچوب اختصاصی و چندمعیاره برای صنعت بانکداری (به جای تعمیم نتایج از حوزه گسترده‌تر *FinTech*) را نشان می‌دهد.

۳-۵- محدودیت اقتصادی محور نبودن اولویت‌بندی

یکی از یافته‌های قابل‌تأمل پژوهش، حساسیت بالای رتبه‌بندی به وزن معیار «ارزش اقتصادی» بود. تحلیل حساسیت نشان داد که اگر این معیار وزن بیشتری در قضاوت خبرگان می‌داشت، رتبه‌بندی نهایی به‌طور محسوسی تغییر می‌کرد و کاربردهایی مانند «امنیت سایبری» جایگزین «مدیریت ریسک» در رتبه نخست می‌شدند. این موضوع بیانگر آن است که اولویت فعلی کاربردها بیش از آنکه ناشی از بازگشت مستقیم مالی باشد، از نگرانی خبرگان نسبت به ریسک‌های عملیاتی، امنیتی و اعتباری *AI* در بانکداری نشأت می‌گیرد. این یافته با تأکید میل و همکاران [6] بر لزوم توجه هم‌زمان به منافع اقتصادی و ملاحظات ریسک/اعتماد در به‌کارگیری *AI* در بخش مالی سازگار است، اما نشان می‌دهد در زمینه خاص بانکداری ایران (باتوجه به ترکیب پانل خبرگان این پژوهش)، وزن ملاحظات ریسک و مقرراتی به‌طور قابل‌توجهی بر ملاحظات صرفاً اقتصادی برتری دارد.

۴-۵- جایگاه پژوهش در ادبیات موجود

در مقایسه با جریان‌های سه‌گانه ادبیات معرفی‌شده در بخش ۶-۲ (شناسایی کاربردها، عوامل پذیرش و اولویت‌بندی)، پژوهش حاضر با تلفیق مرور ادبیات، دلفی، *BWM* و *TOPSIS*، یک چارچوب یکپارچه ارائه داد که هم به شناسایی کاربردها و معیارهای مرتبط با صنعت بانکداری می‌پردازد و هم امکان مقایسه هم‌زمان چند کاربرد را بر اساس معیارهای چندگانه فراهم می‌کند. برخلاف مطالعه مالیک و همکاران [4] که بر یک کاربرد مشخص (اعتبارسنجی) متمرکز بود و برخلاف مطالعه جعفری و همکاران [7] که دامنه‌ای گسترده‌تر از کل *FinTech* را پوشش می‌داد، این پژوهش با تمرکز اختصاصی بر صنعت بانکداری، امکان استخراج اولویت‌هایی متناسب‌تر با ویژگی‌های نظارتی و ریسکی این صنعت را فراهم کرده است.

یکی از محدودیت‌های این پژوهش، تمرکز بر هشت کاربرد اصلی هوش مصنوعی در بانکداری است که تمامی کاربردهای موجود در ادبیات را پوشش نمی‌دهد. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، این کاربردها با رویکرد تجمیعی و بر اساس کارکرد کسب‌وکاری طبقه‌بندی شده‌اند. اگرچه این رویکرد با هدف افزایش قابلیت فهم و اجرا برای مدیران بانکی اتخاذ شده است، اما ممکن است برخی کاربردهای نوظهور یا جزئی‌تر را پوشش ندهد. پژوهش‌های آتی می‌توانند با تفکیک این کاربردها به زیرکاردهای جزئی‌تر یا افزودن کاربردهای نوظهور (نظیر هوش مصنوعی مولد، عامل‌های خودمختار و...)، چارچوب جامع‌تری ارائه دهند.

۶- پیامدهای کاربردی/مدیریتی

یافته‌های این پژوهش می‌تواند در چند سطح برای مدیران و تصمیم‌گیرندگان صنعت بانکداری کاربرد داشته باشد:

۶-۱- تخصیص منابع بر اساس اولویت مبتنی بر شواهد

چارچوب ارایه‌شده به مدیران بانک‌ها این امکان را می‌دهد که به‌جای تصمیم‌گیری‌های پراکنده یا مبتنی بر ترجیحات فردی، سرمایه‌گذاری در پروژه‌های هوش مصنوعی را بر اساس یک رتبه‌بندی نظام‌مند و مبتنی بر قضاوت جمعی خبرگان انجام دهند. بر اساس نتایج پژوهش، در شرایط محدودیت منابع مالی و فنی، اولویت نخست باید به کاربردهایی نظیر مدیریت ریسک، تشخیص تقلب و امنیت سایبری داده شود؛ چراکه این کاربردها هم از نظر خبرگان دارای بیشترین تناسب با نیازهای صنعت بانکداری بودند و هم در ابعاد پروژن (ریسک، امنیت و الزامات مقرراتی) عملکرد قوی‌تری نشان دادند.

۶-۲- بازنگری در معیارهای ارزیابی پروژه‌های AI

یافته‌های BWM نشان داد که وزن معیارهای «الزامات مقرراتی و AI مسئولانه» و «ریسک و امنیت» به‌طور محسوسی بیشتر از معیارهای اقتصادی و اجرایی است. این موضوع پیشنهاد می‌کند که واحدهای فناوری اطلاعات و مدیریت ریسک بانک‌ها، هنگام ارزیابی و تصویب پروژه‌های AI، باید فراتر از تحلیل بازگشت سرمایه^۱ عمل کنند و شاخص‌هایی نظیر میزان توضیح‌پذیری مدل، انطباق با مقررات بانک مرکزی و حریم خصوصی داده‌ها را به‌طور رسمی در فرایند تصویب پروژه لحاظ کنند.

۶-۳- توجه ویژه به کاربردهای دارای ریسک مقرراتی بالا

نتایج نشان داد که کاربردهایی مانند «احراز هویت»، با وجود کارایی عملیاتی نسبتاً بالا، به دلیل امتیاز پایین‌تر از نظر معیار الزامات مقرراتی، در اولویت پایین‌تری قرار گرفتند. این یافته هشدار می‌دهد برای مدیران است که پیش از سرمایه‌گذاری در چنین کاربردهایی، لازم است ابتدا چارچوب‌های حاکمیت داده، شفافیت الگوریتمی و انطباق با مقررات را برای آن‌ها تقویت کنند تا این کاربردها نیز بتوانند از ظرفیت واقعی خود برای ایجاد ارزش برخوردار شوند.

۶-۴- ابزاری برای گفت‌وگوی میان واحدهای مختلف بانک

از آن‌جاکه چارچوب پیشنهادی، هم دیدگاه‌های فنی (فناوری اطلاعات)، هم دیدگاه‌های ریسک/مقرراتی و هم دیدگاه‌های کسب‌وکار (مدیریت اجرایی) را در قالب یک فرایند ساختاریافته (دلفی) ترکیب می‌کند، می‌تواند به‌عنوان زبان مشترکی میان این واحدها برای اولویت‌بندی مشترک پروژه‌های AI عمل کند و از تصمیم‌گیری‌های جزیره‌ای و ناهماهنگ در بانک جلوگیری نماید.

۶-۵- قابلیت تکرار و به‌روزرسانی دوره‌ای

از آن‌جاکه وزن معیارها و اولویت کاربردها ممکن است با تغییر شرایط مقرراتی، فناوری یا رقابتی صنعت بانکداری تغییر کند، پیشنهاد می‌شود بانک‌ها این فرایند (دلفی، BWM و TOPSIS) را به‌صورت دوره‌ای (مثلاً سالانه) تکرار کنند تا نقشه راه سرمایه‌گذاری در AI به‌روز باقی بماند.

¹ Return on Investment (ROI)

۷- محدودیت‌ها و پیشنهادهای پژوهش آتی

۷-۱- محدودیت‌های پژوهش

با وجود تلاش برای طراحی یک چارچوب نظام‌مند و معتبر، این پژوهش با محدودیت‌هایی همراه است که باید در تفسیر نتایج مدنظر قرار گیرند:

دامنه محدود پانل خبرگان: پانل خبرگان این پژوهش شامل ۱۵ نفر بود که اگرچه با استانداردهای رایج مطالعات دلفی و *BWM* سازگار است، اما حجم نسبتاً کوچکی محسوب می‌شود و ممکن است تمامی دیدگاه‌های موجود در صنعت بانکداری را پوشش ندهد. همچنین، همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده شده، ترکیب پانل از نظر حوزه شغلی به‌طور نسبتاً متوازن میان بانکداری، امنیت شبکه، سیاست‌گذاری بانکی، هوش مصنوعی و اعضای هیأت علمی توزیع شده بود.

عدم اجرای دور دوم دلفی: به دلیل ملاحظات اجرایی پژوهش، فرایند دلفی تنها در یک دور انجام شد و دو مورد مرزی (مدیریت ریسک و اتوماسیون فرایندها) بدون بازخورد و بازبینی مجدد توسط خبرگان، صرفاً بر اساس قضاوت پژوهشگر تعیین تکلیف شدند. این موضوع می‌تواند دقت اجماع نهایی را در مقایسه با یک فرایند دلفی چند دوره کامل، اندکی کاهش دهد.

ناسازگاری در برخی پرسشنامه‌های *CR: BWM*: یکی از پرسشنامه‌های *BWM* (خبره ۱) بالاتر از آستانه معمول (نرخ سازگاری 0.303) در برابر آستانه 0.1 قرار داشت. این پرسشنامه در تجمیع نهایی لحاظ شد؛ دلیل این تصمیم آن است که تحلیل حساسیت (بخش ۲-۴، جدول ۷) نشان داد حذف این پرسشنامه رتبه‌بندی نهایی معیارها را تغییر نمی‌دهد و بیشترین اثر آن بر وزن‌ها تنها $1/1$ واحد درصد است. با این حال، وجود چنین مواردی همچنان نشان‌دهنده محدودیت شناختی برخی خبرگان در مقایسه هم‌زمان معیارهای متعدد است.

وابستگی به قضاوت ذهنی خبرگان: روش‌های *BWM* و *TOPSIS* به‌کاررفته در این پژوهش مبتنی بر امتیازدهی ذهنی خبرگان هستند و برخلاف داده‌های عینی مالی یا عملکردی، ممکن است تحت تاثیر تجربه شخصی، سوگیری شناختی یا آشنایی متفاوت خبرگان با هر یک از کاربردها قرار گیرند.

ماهیت جبرانی^۱ مدل ترکیبی: شش معیار پژوهش از نظر ماهیت مفهومی همگن نیستند؛ برخی (ارزش اقتصادی، عملیاتی و مشتری) بازتاب‌دهنده منافع هستند، درحالی‌که امکان‌پذیری اجرا ماهیت توانمندساز/پیش‌نیازی و الزامات مقرراتی ماهیت حاکمیتی/محدودکننده دارند (بخش ۲-۳). مدل جبرانی *BWM-TOPSIS* به‌کاررفته در این پژوهش امکان جبران امتیاز پایین در یک معیار (مانند امکان‌پذیری اجرا) با امتیاز بالا در معیار دیگر (مانند ارزش اقتصادی) را فراهم می‌کند؛ این ویژگی برای معیارهای ارزشی مطلوب است، اما برای معیارهایی با ماهیت آستانه‌ای مانند امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی ممکن است نتیجه‌گیری را با محدودیت مواجه کند، زیرا کاربردی با امکان‌پذیری اجرای بسیار پایین می‌تواند در صورت کسب امتیاز بالا در سایر معیارها، همچنان رتبه بالایی به‌دست آورد.

محدودیت زمینه‌ای^۲: باتوجه به وابستگی سازمانی پژوهش (باشگاه پژوهان بانک سپه)، ترکیب پانل خبرگان و نتایج حاصل ممکن است بازتاب‌دهنده شرایط خاص نظام بانکی داخلی باشد و تعمیم مستقیم آن به سایر کشورها یا نظام‌های بانکی با چارچوب‌های نظارتی متفاوت، نیازمند احتیاط است.

ماهیت ایستا^۳ چارچوب: رتبه‌بندی نهایی، تصویری از یک مقطع زمانی مشخص است، درحالی‌که اهمیت نسبی معیارها و کاربردهای هوش مصنوعی در بانکداری باتوجه به سرعت بالای تحولات فناوری و مقرراتی می‌تواند به‌مرور زمان تغییر کند.

عدم پوشش کاربردهای نوظهور: فهرست کاربردهای بررسی شده در این پژوهش بر اساس ادبیات موجود تدوین شده و ممکن است برخی کاربردهای نوظهور مبتنی بر هوش مصنوعی مولد که به‌تازگی در صنعت بانکداری مطرح شده‌اند را به‌طور کامل پوشش ندهد. همان‌طور که در بخش ۵-۲

¹ Compensatory
² Context-specific

³ Static

توضیح داده شد، دسته‌بندی کاربردها در این پژوهش بر اساس کارکرد کسب‌وکاری است، نه فناوری زیرین و بر این مبنا کاربردهایی مانند دستیارهای هوشمند بانکی و تحلیل هوشمند اسناد ذیل دسته‌های موجود (به‌ترتیب خدمات مشتری/چت‌بات و اتوماسیون فرایندها) قابل تبیین هستند؛ بااین‌حال، احتمال ظهور کارکردهای کاملاً جدید و مستقل مبتنی بر هوش مصنوعی مولد (مانند عامل‌های مالی خودمختار) در آینده همچنان یک محدودیت باقی می‌ماند.

عدم لحاظ صریح متغیرهای اجرایی و مالی تفصیلی: متغیرهایی نظیر هزینه دقیق پیاده‌سازی، میزان آمادگی داده، دوره ROI ، کفایت زیرساخت محاسباتی و کمبود نیروی انسانی متخصص، به‌صورت مستقل و کمی در مدل نهایی این پژوهش حضور ندارند (بخشی از این ملاحظات به‌صورت ضمنی در معیار «امکان‌پذیری اجرا» لحاظ شده است). این عوامل می‌توانند در یک تصمیم واقعی سرمایه‌گذاری، رتبه یک کاربرد هوش مصنوعی را نسبت به آنچه در این پژوهش گزارش شده تغییر دهند؛ بنابراین رتبه‌بندی حاضر باید به‌عنوان اولویت راهبردی نسبی از منظر خبرگان تفسیر شود، نه یک تصمیم نهایی و قطعی سرمایه‌گذاری.

۷-۲- پیشنهادهای پژوهش‌های آتی

باتوجه به محدودیت‌های یادشده، پیشنهادهای زیر برای مطالعات آتی ارائه می‌شود:

تکرار فرایند دلفی در چند دور کامل با پانل بزرگ‌تر و متنوع‌تر از خبرگان، برای افزایش دقت و اعتبار اجماع نهایی.

به‌کارگیری روش‌های فازی ($Fuzzy BWM$ و $Fuzzy TOPSIS$) برای مدیریت بهتر عدم قطعیت موجود در قضاوت‌های کیفی خبرگان.

مقایسه نتایج حاصل از $BWM-TOPSIS$ با سایر روش‌های $MCDM$ مانند ANP یا $DEMATEL$ به‌منظور بررسی پایداری روش شناختی نتایج.

گنجاندن کاربردهای مبتنی بر هوش مصنوعی مولد (مانند دستیارهای هوشمند تولید محتوای مالی یا تحلیل خودکار اسناد) در فهرست کاربردهای مورد ارزیابی در مطالعات آینده.

انجام مطالعات طولی^۱ برای بررسی تغییرات اولویت کاربردهای AI در بازه‌های زمانی مختلف، متناسب با تحولات فناوری و مقرراتی.

تکمیل داده‌های ذهنی خبرگان با داده‌های کمی و عینی (مانند هزینه واقعی پیاده‌سازی و بازده مالی مشاهده‌شده پروژه‌های اجراشده) برای اعتبارسنجی بیشتر نتایج مبتنی بر قضاوت خبرگان.

به‌کارگیری رویکردهای دوجمله‌ای (نظیر غربالگری اولیه بر اساس حداقل آستانه امکان‌پذیری اجرا و انطباق مقرراتی و سپس رتبه‌بندی جبرانی گزینه‌های واجد شرایط) به‌جای مدل کاملاً جبرانی $BWM-TOPSIS$ ، برای لحاظ‌کردن ماهیت آستانه‌ای برخی معیارها.

۸- نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف توسعه یک چارچوب $MCDM$ برای اولویت‌بندی کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت بانکداری طراحی و اجرا شد. با تلفیق بررسی مطالعات پیشین، روش دلفی، BWM و روش $TOPSIS$ ، هفت کاربرد نهایی هوش مصنوعی بر اساس شش معیار ارزیابی (ارزش اقتصادی، ارزش عملیاتی، ریسک و امنیت، ارزش مشتری، امکان‌پذیری اجرا و الزامات مقرراتی و AI مسئولانه) رتبه‌بندی شدند.

یافته‌های پژوهش نشان داد که از دیدگاه پانل خبرگان بانکداری، فناوری اطلاعات و هوش مصنوعی، معیارهای «الزامات مقرراتی و AI مسئولانه» و «ریسک و امنیت» بیشترین اهمیت را در ارزیابی کاربردهای AI دارند و به همین دلیل کاربردهایی نظیر مدیریت ریسک، تشخیص تقلب و امنیت

¹ Longitudinal

سایبری در بالاترین رتبه‌های اولویت قرار گرفتند. تحلیل حساسیت نیز نشان داد که این رتبه‌بندی در برابر اکثر سناریوهای تغییر وزن معیارها پایدار است، هرچند به‌طور خاص به تغییرات وزن معیار «ارزش اقتصادی» حساس‌تر است.

ارزش افزوده اصلی این پژوهش در ارائه یک چارچوب اختصاصی، شواهدمحور و مبتنی بر اجماع خبرگان برای صنعت بانکداری است که برخلاف مطالعات پیشین که عمدتاً به شناسایی کاربردها یا عوامل پذیرش یک کاربرد خاص محدود بوده‌اند امکان مقایسه هم‌زمان چندین کاربرد را بر اساس ابعاد چندگانه اقتصادی، عملیاتی، ریسک، مشتری، اجرایی و مقرراتی فراهم می‌کند. لازم به تأکید است که این چارچوب، کاربردهای هوش مصنوعی را بر اساس اولویت نسبی رتبه‌بندی می‌کند و مستقیماً میزان بودجه، هزینه اجرای پروژه یا بازده سرمایه‌گذاری (ROD) را محاسبه نمی‌کند؛ بنابراین از نتایج این مدل به‌تنهایی نمی‌توان درباره تخصیص دقیق منابع مالی بانک تصمیم گرفت. بااین‌حال، این چارچوب می‌تواند به‌عنوان ورودی اولیه‌ای برای اولویت‌بندی نسبی پروژه‌های مختلف هوش مصنوعی توسط مدیران بانک‌ها مورد استفاده قرار گیرد، در کنار سایر تحلیل‌های مالی و فنی لازم برای تصمیم‌گیری نهایی سرمایه‌گذاری.

بااین‌حال، تأکید می‌شود که یافته‌های این پژوهش بیشتر بازتاب‌دهنده اولویت‌های به‌دست‌آمده از دیدگاه یک پانل ۱۵ نفره از خبرگان است، نه یک الگوی اثبات‌شده و قطعی برای کل صنعت بانکداری کشور. لازم به یادآوری است که روش‌های MCDM مبتنی بر قضاوت خبرگان، ماهیتاً ابزاری برای ساخت اجماع در یک بافت تصمیم‌گیری مشخص‌اند، نه ابزاری آماری برای برآورد یک پارامتر جامعه؛ از این‌رو، نتایج این پژوهش را باید یافته‌ای زمینه‌محور در نظر گرفت که کاربرد آن به شرایط، اولویت‌های راهبردی و بافت نهاد مورد مطالعه گره خورده است و نه یافته‌ای که به‌طور خودکار و بدون بازاجرای فرایند دلفی-BWM-TOPSIS برای سایر بانک‌ها یا نظام‌های بانکی قابل تعمیم آماری باشد. باتوجه‌به این ویژگی روش‌شناختی، در کنار محدودیت‌هایی مانند حجم نسبتاً محدود خبرگان، عدم اجرای دور دوم دلفی و وابستگی نتایج به زمینه خاص این پژوهش، هر گونه استفاده از این چارچوب در بافتی دیگر مستلزم بازاجرای کامل فرایند با پانل خبرگان همان بافت است، نه صرفاً پذیرش مستقیم رتبه‌بندی گزارش‌شده در این مقاله. پژوهش‌های آتی می‌توانند با گسترش دامنه پانل خبرگان، به‌کارگیری روش‌های فازی، و مقایسه با سایر تکنیک‌های MCDM، به تعمیم و تکمیل این چارچوب کمک کنند.

تشکر و قدردانی

نویسنده مراتب سپاس و قدردانی خود را از تمامی افرادی که به نحوی در پیشبرد و انجام این پژوهش مشارکت داشته‌اند، اعلام می‌دارند.

منابع مالی

این مطالعه بدون دریافت هرگونه حمایت یا تأمین مالی خارجی انجام شده است.

تعارض منافع

نویسنده اعلام می‌کند که هیچ‌گونه تعارض منافع در ارتباط با این پژوهش وجود ندارد.

منابع

- [1] Fares, O. H., Butt, I., & Lee, S. H. M. (2022). Utilization of artificial intelligence in the banking sector: A systematic literature review. *Journal of Financial Services Marketing*, 1–18. <https://doi.org/10.1057/s41264-022-00176-7>
- [2] Kalyani, S., & Gupta, N. (2023). Is artificial intelligence and machine learning changing the ways of banking: A systematic literature review and meta analysis. *Discover Artificial Intelligence*, 3(1), 41. <https://doi.org/10.1007/s44163-023-00094-0>
- [3] Singh, R. K., Mishra, R., Kumar, S., & Bag, S. (2025). Applications of artificial intelligence for optimizing banking and financial operations: A systematic literature review and future research agenda. *Journal of Economic Surveys*, 39(5), 2284–2302. <https://doi.org/10.1111/joes.12693>
- [4] Malik, S., Garg, M., Thomas, A., Cillo, V., & Del Giudice, M. (2025). Exploration and prioritization of crucial factors of artificial intelligence adoption in credit risk scoring: Using the fuzzy analytical hierarchical process. *Business Process Management Journal*, 31(5), 1703–1735. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-09-2024-0886>

- [5] Weber, P., Carl, K. V., & Hinz, O. (2024). Applications of explainable artificial intelligence in finance—a systematic review of finance, information systems, and computer science literature. *Management Review Quarterly*, 74(2), 867–907. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00320-0>
- [6] Maple, C., Szpruch, L., Epiphaniou, G., Staykova, K., Singh, S., Penwarden, W., ... & Avramovic, P. (2023). *The AI revolution: Opportunities and Challenges for the Finance Sector*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.16538>
- [7] Jafari, S. M., Dinarvand, S., Zand, M., Hwang, Y., & Hwang, E. (2025). Identification and prioritization of artificial intelligence applications in FinTech. *Journal of Economic Studies*, 53(3), 441–458. <https://doi.org/10.1108/JES-07-2024-0489>
- [8] Raed, L., Mahdi, I., Ibrahim, H. M. H., Tolba, E. R., & Ebid, A. M. (2025). Innovative BWM–TOPSIS-based approach to determine the optimum delivery method for offshore projects. *Scientific Reports*, 15(1), 13340. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-95710-7>
- [9] Roy, P. K., & Shaw, K. (2021). A multicriteria credit scoring model for SMEs using hybrid BWM and TOPSIS. *Financial Innovation*, 7(1), 77. <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00295-5>
- [10] Roy, P. K., & Shaw, K. (2023). An integrated fuzzy credit rating model using fuzzy-BWM and new fuzzy-TOPSIS-Sort-C. *Complex & Intelligent Systems*, 9(4), 3581–3600. <https://doi.org/10.1007/s40747-022-00823-5>
- [11] Al-Hashedi, K. G., & Magalingam, P. (2021). Financial fraud detection applying data mining techniques: A comprehensive review from 2009 to 2019. *Computer Science Review*, 40, 100402. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100402>
- [12] Mousavian, S., & Miah, S. J. (2025). Review of artificial intelligence-based applications for money laundering detection. *Intelligent Systems With Applications*, 27, 200572. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200572>
- [13] Rezaei, J. (2015). Best-worst multi-criteria decision-making method. *Omega*, 53, 49–57. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2014.11.009>
- [14] Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). *Multiple attribute decision making: Methods and applications: A state-of-the-art Survey*. Springer-Verlag. https://books.google.com/books/about/Multiple_Attribute_Decision_Making.html?id=X-wYAQAIAAJ
- [15] Dalkey, N., & Helmer, O. (1963). An experimental application of the Delphi method to the use of experts. *Management Science*, 9(3), 458–467. <https://doi.org/10.1287/mnsc.9.3.458>
- [16] Rezaei, J. (2016). Best-worst multi-criteria decision-making method: Some properties and a linear model. *Omega*, 64, 126–130. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.12.001>
- [17] Liang, F., Brunelli, M., & Rezaei, J. (2020). Consistency issues in the best worst method: Measurements and thresholds. *Omega*, 96, 102175. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2019.102175>
- [18] You, P., Guo, S., Zhao, H., & Zhao, H. (2017). Operation performance evaluation of power grid enterprise using a hybrid BWM-TOPSIS method. *Sustainability*, 9(12), 1–15. <https://doi.org/10.3390/su9122329>
- [19] Deng, F., Li, Y., Lin, H., Miao, J., & Liang, X. (2020). A BWM-TOPSIS hazardous waste inventory safety risk evaluation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(16), 1–18. <https://doi.org/10.3390/ijerph17165765>
- [20] Moharrak, M., & Mogaji, E. (2024). Generative AI in banking: Empirical insights on integration, challenges and opportunities in a regulated industry. *International Journal of Bank Marketing*, 43(4), 871–896. <https://doi.org/10.1108/IJBM-08-2024-0490>