The Journal of Economic Policy
Biquarterly Journal of Economic Research
Yazd University
Original Research Article/ Vol. 18, No. 35, spring and summer 2026, P: 373-403

Credit scoring of retail customers in neobanks: Developing a hybrid model using content analysis and multi-criteria decision-making

Hossein Seilsepoor*[1], Mohammad Javad Mohagheghnia[2]

Received: 06-06-2025 Accepted: 27-01-2026

Extended Abstract

Purpose: The primary objective of this study is to develop a robust and context-specific credit scoring model tailored for retail customers in neobanks, leveraging both traditional and non-traditional data sources. Considering the limitations inherent in conventional credit assessment frameworks, particularly for individuals lacking formal credit history, this research seeks to bridge the gap by integrating behavioral, legal, digital, and socio-demographic indicators into a comprehensive, data-driven model. The study adopts a mixed-method approach to first identify and classify the most relevant credit-related attributes through the qualitative content analysis of expert interviews. Subsequently, the Best-Worst Method (BWM), a multi-criteria decision-making technique, is employed to prioritize and assign relative weights to these attributes. The model aims to enhance the precision, inclusiveness, and efficiency of credit risk evaluation processes in neobanks, which operate in a fully digital environment and have access to real-time, high-volume user data. By focusing on retail customers, particularly those underserved or excluded from traditional financial systems, the proposed model contributes to improving financial inclusion and informed credit decision-making. The study not only offers theoretical contributions to the domain of fintech and risk modeling but also provides actionable insights for practitioners who develop AI-driven credit assessment tools in digital banking ecosystems.

Methodology: This study adopts a mixed-methods approach, combining qualitative and quantitative strategies to design and validate a comprehensive credit scoring model for retail customers in neobanks. The research is structured in two sequential phases, following the methodological framework of Saunders et al. (2016). In the first phase, qualitative data were collected through semi-structured interviews with 22 experts in digital banking and fintech. These interviews were analyzed using

[1]. Corresponding Author. PhD., Financial and Banking Department, Faculty of Management and Accounting , Allameh Tabatabi University, Tehran, Iran. Email: h_seilsepour@atu.ac.ir
[2]. Associate Professor, Financial and Banking Department, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran,Iran. Email: mohagheghnia@atu.ac.ir

Original Research Article/ Vol. 18, No. 35, spring and summer 2026, P: 373-403

conventional content analysis (Hsieh & Shannon, 2005), employing open coding techniques to extract the key indicators influencing creditworthiness. The resulting codes were then grouped into thematic categories, ensuring data saturation and conceptual clarity (Glaser & Strauss, 1967).

In the second phase, the identified indicators were evaluated and prioritized using the Best-Worst Method (BWM), a robust multi-criteria decision-making tool introduced by Rezaei (2015). This method enables the systematic comparison of indicators based on expert preferences, while minimizing inconsistency and data redundancy. The integration of qualitative insights and quantitative weighting ensures that the proposed model is both empirically grounded and contextually relevant. This methodological design allows for a nuanced understanding of credit risk in a digital context, capturing both traditional financial behaviors and emerging digital signals relevant to neobank operations.

Findings and Discussion: This study presents a systematic and empirically grounded model for retail credit scoring in the context of neobanks, integrating traditional financial indicators with alternative digital and behavioral data. The findings, derived through a two-phase mixed-methods approach, reveal a hierarchy of influential credit risk factors, prioritized with the Best-Worst Method (BWM) based on expert judgment.

The most significant determinant identified is financial transactions and behavioral patterns, which received the highest weight (0.360). This dimension includes metrics such as payment history, spending behavior, savings consistency, and financial engagement across banking platforms. These variables offer a reliable proxy for financial stability and are readily accessible through the digital infrastructure of neobanks.

Ranked second, the legal and insurance profile (0.279) encompasses indicators such as criminal records, legal compliance, and insurance participation. These elements reflect the individual's commitment to formal institutional systems and their ability to manage unforeseen risks, namely the factors closely tied to credit reliability.

The digital activity and online behavior category ranks third (0.200), underscoring the growing significance of alternative data in digital banking. Variables such as online shopping patterns, social media behavior, and app usage frequency serve as behavioral proxies for risk tolerance and consumption consistency.

Demographic and household data (0.120), including marital status, education, employment history, and residence stability, were found to exert moderate influence. Finally, risk-taking and philanthropic behavior (0.039), while less impactful in isolation, provide complementary insight into personal values and crisis-time financial conduct.

These findings highlight the value of integrating multi-source data for more nuanced and inclusive credit evaluations. The proposed model enables neobanks to assess customers with limited or no formal credit histories, thereby advancing financial inclusion while enhancing the accuracy, speed, and transparency of credit decision-making processes in digital banking ecosystems

The Journal of Economic Policy
Biquarterly Journal of Economic Research
Yazd University
Original Research Article/ Vol. 18, No. 35, spring and summer 2026, P: 373-403

Conclusions and Policy Implications: The findings of this study underscore the transformative potential of integrating traditional and alternative data sources in retail credit scoring, particularly within the digital infrastructure of neobanks. Unlike conventional banks, which depend heavily on historical credit data, neobanks can leverage real-time transactional behavior, digital footprints, and behavioral analytics to evaluate customer creditworthiness with greater accuracy and inclusivity. The prioritization of factors such as financial transactions, legal and insurance records, and online activity suggests that dynamic, behavior-based indicators outperform static demographic variables in predicting credit risk.

Moreover, the use of the Best-Worst Method (BWM) ensures the structured, expert-driven weighting of indicators, enhancing model robustness and decision-making precision. Importantly, the model addresses the credit assessment challenges faced by underserved populations, particularly those without formal credit histories, by utilizing accessible, digital-first metrics.

In conclusion, this study contributes both theoretically and practically to the development of next-generation credit scoring models in fintech. For neobanks, adopting such hybrid frameworks offers a pathway toward data-driven lending strategies that are faster, fairer, and better aligned with the needs of digitally engaged consumers. Future research should explore the application of machine learning to further refine predictive accuracy and incorporate evolving forms of behavioral and contextual data.

Keywords: Credit Scoring Model, Neobank, Retail Customers, Content Analysis, Best-Worst Method.

JEL Classification: G21, G32, C83, D12.

سیاست‌گذاری اقتصادی

مقاله پژوهشی/ سال هجدهم، شماره سی و پنجم، بهار و تابستان ۱۴۰۵، ص: ۳۷۳-۴۰۳

اعتبارسنجی مشتریان خرد در نئوبانک‌ها: توسعه مدل ترکیبی با رویکرد تحلیل محتوا و تصمیم‌گیری چندمعیاره

حسین سیلسپور*[۱]، محمدجواد محقق‌نیا[۲]

دریافت: ۱۷-۰۳-۱۴۰۴ پذیرش: ۰۷-۱۱-۱۴۰۴

چکیده

این پژوهش با هدف طراحی و توسعه یک مدل اعتبارسنجی برای مشتریان خرد در نئوبانک‌ها انجام شده است. بدین منظور، با بهره‌گیری از تحلیل محتوای مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان صنعت بانکداری و از طریق کدگذاری باز، مؤلفه‌های مؤثر بر اعتبارسنجی شناسایی و دسته‌بندی شدند. سپس به‌منظور اولویت‌بندی و وزن‌دهی شاخص‌های استخراج‌شده، از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین – بدترین استفاده شد. یافته‌ها نشان داد که تراکنش‌ها و رفتارهای مالی با ضریب اهمیت ۰/۳۶ بیشترین تأثیر را در مدل اعتبارسنجی دارند. سوابق قانونی و بیمه‌ای با ضریب اهمیت ۰/۲۷۹ و فعالیت‌های آنلاین مشتریان با ضریب اهمیت ۰/۲ به‌ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم قرار گرفتند. همچنین، اطلاعات شخصی و خانوادگی و رفتارهای ریسک‌پذیر و خیریه‌ای از تأثیر کمتری برخوردار بودند. این مدل با تلفیق داده‌های سنتی و غیرسنتی، زمینه‌ساز افزایش دقت در ارزیابی ریسک اعتباری و بهینه‌سازی فرآیندهای تصمیم‌گیری اعتباری در نئوبانک‌ها است. از مهم‌ترین دستاوردهای این پژوهش، گسترش دامنه دسترسی به خدمات مالی برای گروه‌های فاقد سابقه اعتباری رسمی و فراهم‌سازی امکان ارائه خدمات مالی هدفمند و هوشمند بر پایه تحلیل‌های رفتاری است. نتایج این مطالعه می‌تواند مبنای تدوین سیاست‌های مؤثر در حوزه توسعه خدمات دیجیتال بانکداری و ارتقای نظام‌های اعتبارسنجی مشتریان خرد قرار گیرد.

واژگان کلیدی: مدل اعتبارسنجی، نئوبانک، مشتریان خرد، تحلیل محتوا، بهترین – بدترین.

طبقه‌بندی JEL: G21, G32, C83, D12

[۱]. نویسنده مسئول. گروه مالی بانکداری، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبایی(ره)، تهران، ایران
h_seilsepour@atu.ac.ir

[۲]. گروه مالی و بانکداری، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبایی(ره)، تهران، ایران
mohagheghnia@atu.ac.ir

۱- مقدمه

تحولات فناورانه در دهه‌های اخیر، به‌ویژه گسترش زیرساخت‌های دیجیتال، منجر به بازتعریف ماهیت و عملکرد نظام‌های مالی شده و زمینه را برای ظهور نهادهای نوینی در عرصه بانکداری فراهم کرده است. یکی از این نهادها، نئوبانک‌ها هستند که با حذف کامل ساختارهای فیزیکی و اتکا به بسترهای دیجیتال، شکل تازه‌ای از ارائه خدمات مالی را معرفی کرده‌اند. نئوبانک‌ها نه‌تنها در تجربه کاربری، بلکه در فرآیندهای زیربنایی همچون مدیریت ریسک و ارزیابی اعتبار نیز با بانک‌های سنتی تفاوت‌های ماهوی دارند (براون و وایت[1]، ۲۰۱۹؛ لیو و همکاران[2]، ۲۰۲۵).

نئوبانک‌ها با بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته نظیر کلان‌داده، یادگیری ماشین و هوش مصنوعی، قادر به جمع‌آوری، ذخیره‌سازی و تحلیل داده‌های متنوع و بلادرنگ هستند. داده‌هایی که این بانک‌ها پردازش می‌کنند، تنها محدود به سوابق مالی سنتی نیست، بلکه شامل الگوهای مصرف، زمان‌بندی پرداخت‌ها، تعاملات آنلاین، حضور در شبکه‌های اجتماعی، و سایر شاخص‌های رفتاری و غیر مالی نیز می‌شود (بهتانگر و همکاران[3]، ۲۰۲۵). چنین ظرفیتی، امکان طراحی مدل‌هایی را فراهم می‌کند که از طریق استخراج الگوهای پنهان رفتاری، تصویر دقیق‌تری از ریسک اعتباری مشتری ارائه می‌دهند.

با این حال، یکی از چالش‌های اساسی در ساختار نئوبانک‌ها، بازطراحی سیستم‌های اعتبارسنجی متناسب با ماهیت داده‌محور و دیجیتال آن‌هاست. در مدل‌های سنتی، ارزیابی ریسک اعتباری متکی بر شاخص‌هایی نظیر تاریخچه بازپرداخت وام، نسبت استفاده از اعتبار، و سوابق اعتباری رسمی است. شاخص‌هایی که برای بخش بزرگی از مشتریان جدید نئوبانک‌ها که فاقد پیشینه مالی سنتی هستند، کاربردی ندارند (هلونگوانه و همکاران[4]، ۲۰۲۴). این خلأ، ضرورت بازنگری در متغیرهای مؤثر بر اعتبارسنجی را آشکار می‌سازد.

---

1. Brown & White (2019)
2. Liu et al. (2025)
3. Bhatnagr et al. (2025)
4. Hlongwane et al. (2024)

مدل‌های اعتبارسنجی در نئوبانک‌ها باید توانایی بهره‌گیری از داده‌های غیر سنتی را داشته باشند؛ داده‌هایی که از طریق رفتار کاربران در فضای دیجیتال، سابقه تعامل با مؤسسات غیر بانکی، سوابق بیمه‌ای، موقعیت جغرافیایی، ثبات شغلی، و حتی سطح مشارکت در فعالیت‌های اجتماعی قابل استخراج‌اند (بردفورد[1]، ۲۰۲۰؛ تملکوف[2]، ۲۰۲۰). این مدل‌ها نه‌تنها باید بتوانند مخاطبان فاقد سابقه اعتباری را پوشش دهند، بلکه باید در شرایط پرریسک و پرنوسان اقتصادی، شاخص‌هایی برای سنجش تاب‌آوری و قابلیت بازپرداخت ایجاد کنند.

در کنار این فرصت‌ها، ریسک‌های نهفته‌ای نیز وجود دارد. وابستگی کامل نئوبانک‌ها به زیرساخت‌های دیجیتال، آن‌ها را در معرض تهدیدات سایبری، حملات فیشینگ و مخاطرات مربوط به حریم خصوصی داده‌ها قرار می‌دهد. از این رو، اطلاعات حقوقی، بیمه‌ای و امنیتی نیز در مدل‌سازی ریسک اعتباری این بانک‌ها نقش فزاینده‌ای یافته‌اند (کوییچوک و همکاران[3]، ۲۰۲۱). افزون بر این، درک و پذیرش نئوبانک‌ها از سوی کاربران، متأثر از عوامل فرهنگی، اجتماعی و روان‌شناختی است که می‌تواند رفتار مالی و الگوهای ریسک‌پذیری آن‌ها را دگرگون سازد (مایجر[4]، ۲۰۲۱).

این پیچیدگی‌ها به‌ویژه در بستر کشورهایی مانند ایران که در آن ساختار اقتصادی رسمی هم‌زمان با شبکه‌ای گسترده از مشاغل غیر رسمی وجود دارد، اهمیت بیشتری می‌یابد. بخش بزرگی از مشتریان بالقوه نئوبانک‌ها در ایران، فاقد سوابق بانکی قابل استناد هستند، اما از طریق داده‌های رفتاری، تراکنش‌های خرد، یا فعالیت در پلتفرم‌های دیجیتال، قابلیت تحلیل دارند. در چنین بستری، طراحی مدلی بومی که هم به ویژگی‌های بازار ایران توجه کند و هم با روش‌های علمی قابل اتکا توسعه‌یافته باشد، ضرورتی جدی تلقی می‌شود.

پژوهش حاضر در پاسخ به این ضرورت، با تکیه بر دیدگاه‌های خبرگان بانکی، مدیران ریسک، تحلیلگران داده و اعضای هیئت‌علمی دانشگاه‌های فعال در حوزه بانکداری دیجیتال و فین‌تک، به طراحی مدلی ترکیبی برای اعتبارسنجی مشتریان خرد نئوبانک‌ها می‌پردازد. این مدل،

---

[1]. Bradford (2020)
[2]. Temelkov (2020)
[3]. Koibichuk et al. (2021)
[4]. Meijer (2021)

ابتدا از طریق تحلیل محتوای کیفی مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته، مؤلفه‌های کلیدی مؤثر بر اعتبارسنجی را استخراج کرده و در مرحله بعد، با بهره‌گیری از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین–بدترین[1] (رضایی[2]، ۲۰۱۵)، وزن نسبی و اولویت آن‌ها را تعیین می‌کند.

نوآوری پژوهش حاضر در سه بعد قابل تبیین است: نخست، تلفیق داده‌های سنتی و غیر استاندارد در مدل‌سازی اعتبار؛ دوم، ترکیب روش‌شناسی کیفی و کمی به‌صورت مرحله‌ای برای توسعه مدل؛ و سوم، توسعه چارچوبی بومی با قابلیت پیاده‌سازی در اکوسیستم بانکداری دیجیتال ایران.

انتظار می‌رود نتایج این تحقیق، نه‌تنها در بهینه‌سازی فرآیندهای اعتبارسنجی نئوبانک‌ها مؤثر واقع شود، بلکه به توسعه الگوریتم‌های هوشمند برای ارزیابی ریسک، کاهش نرخ نکول، و افزایش شمول مالی نیز کمک کند.

مقاله حاضر به‌صورت نظام‌مند در پنج بخش سامان‌دهی شده است. ابتدا در مقدمه، مساله پژوهش، ضرورت پرداختن به آن در بستر نئوبانک‌ها و اهداف مطالعه تبیین می‌شود. سپس در بخش مبانی نظری و پیشینه، چارچوب مفهومی تحقیق با اتکا بر ادبیات مرتبط و نتایج مطالعات داخلی و خارجی صورت‌بندی می‌شود. بخش روش‌شناسی، رویکرد ترکیبی پژوهش و مراحل اجرایی آن را از طراحی ابزار و گردآوری داده‌ها تا منطق اعتبارسنجی و رویه وزن‌دهی معیارها تشریح می‌کند. در بخش یافته‌ها، خروجی‌های مرحله کیفی و کمی به‌صورت یکپارچه گزارش می‌شود و وزن‌ها و اولویت‌های نهایی مقوله‌ها و معیارها ارائه می‌شود. در پایان، بخش نتیجه‌گیری با جمع‌بندی یافته‌ها، استخراج دلالت‌های کاربردی و ارائه پیشنهادهایی برای مطالعات آتی تکمیل می‌شود.

۲- مبانی نظری و پیشینه تحقیق

۲-۱- مبانی نظری

با گسترش فناوری‌های دیجیتال، بانکداری در حال گذار از ساختارهای سنتی به مدل‌های فناور محور است. یکی از مهم‌ترین نمودهای این تحول، ظهور نئوبانک‌ها است که به‌مثابه نهادهای

[1]. Best–Worst Method
[2]. Rezaei (2015)

مالی تمام دیجیتال، بدون شعب فیزیکی و بر بستر پلتفرم‌های فناورانه فعالیت می‌کنند. این نهادها نه‌تنها در نحوه ارائه خدمات، بلکه در سازوکارهای بنیادی مانند اعتبارسنجی مشتریان نیز تغییرات اساسی ایجاد کرده‌اند.

در چارچوب نظری سنتی بانکداری، اعتبارسنجی متکی بر رویکردهای آماری کلاسیک و داده‌های تاریخی مشتری است. مدل‌هایی نظیر رگرسیون لجستیک، تحلیل تمایزی خطی و مدل‌های نمره‌دهی اعتباری بر پایه داده‌هایی همچون تاریخچه بازپرداخت، نسبت بدهی، سابقه اعتباری و شاخص‌های مالی عمل می‌کنند (تملکوف، ۲۰۲۰؛ هند و هنلی[1]، ۱۹۹۷). این مدل‌ها گرچه در شرایط پایدار عملکرد قابل قبولی دارند، اما در مواجهه با مشتریانی فاقد سابقه رسمی یا فعال در اقتصاد غیر رسمی، با محدودیت مواجه‌اند (آلتمن[2]، ۱۹۶۸).

تحولات اخیر در علوم داده و هوش مصنوعی موجب شکل‌گیری نسل جدیدی از مدل‌های اعتبارسنجی شده است که مبتنی بر داده‌های جایگزین[3] و الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین هستند. در این رویکرد، نئوبانک‌ها با استفاده از داده‌هایی همچون تراکنش‌های بلادرنگ، الگوهای مصرف دیجیتال، موقعیت جغرافیایی، فعالیت در شبکه‌های اجتماعی، رفتارهای تلفن همراه و سوابق پرداخت غیر رسمی، تصویری چندبعدی از ریسک اعتباری مشتریان ارائه می‌دهند (بردفورد، ۲۰۲۰؛ ابووومان و بوشایو[4]، ۲۰۲۲).

بر اساس مطالعات اخیر، مدل‌های هوشمند نظیر جنگل تصادفی[5]، تقویت گرادیانی[6]، ماشین بردار پشتیبان[7] و شبکه‌های عصبی[8] قابلیت استخراج الگوهای پیچیده و غیر خطی را از داده‌های متنوع فراهم می‌کنند (لسمن و همکاران[9]، ۲۰۱۵). این مدل‌ها، با اتکا بر معماری‌های یادگیرنده، توانایی خودبازنگری، پیش‌بینی پویا و تحلیل بلادرنگ دارند که برای اعتبارسنجی در محیط‌های دیجیتال و

1. Hand & Henley (1997)
2. Altman (1968)
3. Alternative Data
4. Eboowoman & Busayo (2022)
5. Random Forest
6. Gradient Boosting
7. Support Vector Machines
8. Neural Networks
9. Lessmann et al. (2015)

پرتلاطم مالی ضروری است (کوییپچوک و همکاران، ۲۰۲۱). علاوه بر آن، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، برخلاف مدل‌های کلاسیک که بر تعادل داده‌ها تکیه دارند، می‌توانند با داده‌های ناقص، نامتوازن و رفتار محور نیز عملکرد مناسبی از خود نشان دهند.

از دیدگاه نظری، تغییر پارادایم از «تحلیل داده‌های مالی گذشته» به «تحلیل بلادرنگ داده‌های رفتاری» در نئوبانک‌ها، مستلزم بازتعریف مفاهیم ریسک اعتباری است. در مدل‌های جدید، ریسک نه صرفاً بر مبنای عدم بازپرداخت گذشته، بلکه بر اساس الگوهای رفتاری، ثبات درآمد غیر رسمی، اعتمادسازی دیجیتال و تعاملات شبکه‌ای تبیین می‌شود (مایجر، ۲۰۲۱). این تحول، مفهومی است که در ادبیات با عنوان رفتارشناسی اعتباری دیجیتال[1] شناخته می‌شود.

در کنار مزایای فناورانه، ادبیات اخیر بر اهمیت بومی‌سازی مدل‌های اعتبارسنجی نیز تأکید دارد. تحقیقات نشان می‌دهد که ساختارهای اجتماعی، الگوهای فرهنگی، سطح سواد دیجیتال و اعتماد به فناوری در کشورهای مختلف، بر نحوه تعامل کاربران با خدمات مالی تأثیرگذارند (ساستری و آنجاریا[2]، ۲۰۲۳؛ بانگا و همکاران[3]، ۲۰۲۳). در نتیجه، کارآمدی مدل‌های یادگیری ماشین در اعتبارسنجی، در گرو تنظیم آن‌ها با ویژگی‌های خاص بازار هدف است، به‌ویژه در کشورهایی نظیر ایران که بخش قابل توجهی از جمعیت فعال اقتصادی، فاقد سوابق بانکی معتبر هستند.

از این منظر، پژوهش حاضر در پی آن است تا با تکیه بر مبانی نظری نوین در حوزه اعتبارسنجی دیجیتال، رویکردی ترکیبی و بومی‌شده را ارائه دهد. رویکرد تلفیقی مورد استفاده در این تحقیق، با بهره‌گیری از تحلیل محتوای کیفی دیدگاه‌های خبرگان و مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین– بدترین، تلاش دارد تا شاخص‌هایی متناسب با نیاز نئوبانک‌های ایرانی در حوزه تسهیلات خرد شناسایی و اولویت‌بندی کند (رضایی، ۲۰۱۵).

در نهایت، مرور مبانی نظری نشان می‌دهد که اعتبارسنجی در نئوبانک‌ها صرفاً نسخه دیجیتالی شده مدل‌های سنتی نیست، بلکه بازتعریفی بنیادی از داده، روش و منطق تحلیلی است. این

[1]. Digital Behavioral Credit Scoring
[2]. Sastry & Anjaria (2023)
[3]. Banga et al. (2023)

تحول، هم‌زمان نیازمند ابزارهای پیشرفته علمی و درک عمیق از ویژگی‌های اجتماعی-اقتصادی بومی است؛ مسیری که این پژوهش در چارچوب آن گام برمی‌دارد.

۲-۲- پیشینه تحقیق

تحول دیجیتال در صنعت بانکداری منجر به ظهور نهادهای جدیدی همچون نئوبانک‌ها شده است؛ نهادهایی که به‌طور کامل بر زیرساخت‌های فناورانه مبتنی بوده و در پی ارائه خدمات مالی از طریق پلتفرم‌های دیجیتال هستند. یکی از مهم‌ترین تحولات در این زمینه، دگرگونی در روش‌های اعتبارسنجی است. اعتبارسنجی که در گذشته مبتنی بر داده‌های سنتی و تاریخی بود، اکنون با بهره‌گیری از کلان‌داده، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، به ابزاری پیشرفته و چند بعدی بدل شده است. در این بخش، به بررسی دقیق ادبیات پژوهش در دو بخش داخلی و خارجی پرداخته می‌شود.

الف) مطالعات داخلی

جیحونی‌پور و همکاران[1] (۱۴۰۳) در پژوهشی کاربردی، به مدل‌سازی روابط علّی بین عوامل اصلی ریسک اعتباری در نظام بانکی ایران پرداختند. آن‌ها با بهره‌گیری از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره دیمتل، مجموعه‌ای از شاخص‌های مؤثر را استخراج و ساختار روابط میان آن‌ها را تحلیل کردند. نتایج نشان داد که برخی عوامل مانند نوع شغل، درآمد سالیانه و وضعیت تأهل به‌عنوان متغیرهای علّی، نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری ریسک اعتباری دارند. این پژوهش با ترسیم نقشه‌ای از تأثیرات متقابل شاخص‌ها، الگویی مفهومی برای تصمیم‌سازی اعتباری ارائه کرده است که می‌تواند در ساختاردهی مدل اعتبارسنجی بانک‌های دیجیتال نیز مورد استفاده قرار گیرد.

بهزادی‌راد و همکاران[2] (۱۴۰۳) در مطالعه‌ای داده‌محور، با استفاده از مدل آماری رگرسیون گسسته به اعتبارسنجی مشتریان بانک صادرات پرداختند. آن‌ها با تحلیل اطلاعات بیش از دو هزار متقاضی تسهیلات، تأثیر متغیرهایی مانند سن، میزان وام، نوع وثیقه و نرخ سود را بر احتمال نکول بررسی کردند. یافته‌ها نشان داد که این متغیرها به‌صورت معنی‌دار با رفتار بازپرداخت مشتریان مرتبط هستند. این پژوهش نمونه‌ای از کاربرد روش‌های آماری کلاسیک در ارزیابی ریسک اعتباری در

[1]. Jeyhoonipour et al. (2024)
[2]. Behzadirad et al. (2024)

نظام بانکی سنتی ایران است و می‌تواند مبنایی برای مقایسه با مدل‌های ترکیبی نوین در بستر بانکداری دیجیتال قرار گیرد.

بهرامی‌فرد و پیربنیه[1] (۱۴۰۳) در مقاله‌ای نوین، به تحلیل فرصت‌ها و چالش‌های استفاده از یادگیری ماشین در بهبود خدمات مالی و اعتبارسنجی مشتریان پرداختند. آن‌ها با بررسی تجارب عملی و مروری بر ادبیات بین‌المللی، تأکید کردند که هوش مصنوعی می‌تواند به‌عنوان ابزار تصمیم‌یار، به ارتقای دقت و سرعت ارزیابی‌های مالی کمک کند؛ مشروط بر آنکه ملاحظات مربوط به شفافیت، تفسیرپذیری و کیفیت داده رعایت شود. این پژوهش راهکارهایی نیز برای نئوبانک‌ها با داده‌های محدود ارائه می‌دهد.

فقیه علی‌آبادی و قنبری‌زاده[2] (۱۴۰۲) در پژوهشی کاربردی، به بررسی استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در اعتبارسنجی مشتریان بانکی پرداختند. آن‌ها با طراحی مدلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی و داده‌کاوی، موفق شدند دقت پیش‌بینی نکول مشتریان را تا بیش از ۹۰ درصد افزایش دهند. یافته‌های این پژوهش تأکید دارد که بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته یادگیری، به‌ویژه در صورت وجود داده‌های محدود، می‌تواند جایگزینی مؤثر برای روش‌های سنتی اعتبارسنجی باشد. این مطالعه همچنین با تأکید بر شفاف‌سازی تصمیم‌گیری الگوریتم‌ها، هم‌راستا با ادبیات جهانی در زمینه الگوریتم‌های توضیح‌پذیر قرار دارد.

حیدری و خادمی[3] (۱۴۰۲) در مطالعه‌ای تجربی، به بررسی اثر داده‌های شبکه اجتماعی افراد بر امتیاز اعتباری در بانک‌ها پرداختند. آن‌ها با بهره‌گیری از روش‌های یادگیری عمیق و الگوریتم گرادیان، نشان دادند که داده‌های غیر مالی نظیر تعاملات دیجیتال و ساختار شبکه‌ای افراد، می‌تواند نقش تعیین‌کننده‌ای در پیش‌بینی رفتار اعتباری داشته باشد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر داده‌های غیر استاندارد، شکاف‌های موجود در الگوهای سنتی را به شکل قابل توجهی پوشش می‌دهند.

---

1. Bahramifard & Pirbanieh (2024)
2. Faghih Aliabadi & Ghanbarizadeh (2023)
3. Heydari & Khademi (2023)

اشرافی بفرویی و مجیدزاده[1] (۱۳۹۸) با رویکردی فناورانه، به طراحی چارچوبی برای ارتقای مدل‌های اعتبارسنجی با استفاده از فناوری بلاک‌چین پرداختند. آن‌ها با شناسایی چالش‌های موجود در فرآیندهای سنتی، همچون تمرکزگرایی، عدم شفافیت و آسیب‌پذیری امنیتی نشان دادند که بلاک‌چین می‌تواند بستر مناسبی برای بهبود شفافیت، قابلیت رهگیری و اعتماد در سیستم‌های اعتباری فراهم آورد. این مطالعه، الگویی از تلفیق فناوری‌های نوظهور با بانکداری دیجیتال ارائه کرده است.

ب) مطالعات خارجی

آسلام و آسلام[2] (۲۰۲۵) در پژوهشی نوآورانه، چارچوبی تحت عنوان اعتبار اجتماعی طراحی کردند که از داده‌های شبکه‌های اجتماعی، رفتارهای دیجیتال و تراکنش‌های روزمره برای ارزیابی اعتبار مشتریان استفاده می‌کند. این مدل با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین قابل تبیین، توانست تصمیمات اعتباری را به شکلی قابل فهم برای مشتریان و نهادهای ناظر ارائه دهد. مطالعه مذکور تأکید دارد که تحلیل داده‌های غیر استاندارد، به‌ویژه داده‌های اجتماعی، می‌تواند شکاف‌های موجود در مدل‌های سنتی را پوشش دهد.

لیو و همکاران (۲۰۲۵) در مقاله‌ای با تمرکز بر مشکل عدم تعادل در داده‌های اعتباری، از روشی موسوم به تقطیر داده‌ها برای آموزش مدل‌های یادگیری استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که می‌توان با بهره‌گیری از نمونه‌های نماینده و آموزش فشرده، مدلی با دقت بالا طراحی کرد که حتی در داده‌های نامتوازن نیز عملکرد مطلوبی دارد. این مطالعه برای نئوبانک‌هایی که داده‌های محدود از مشتریان جدید در اختیار دارند، راهکارهای عملی ارائه کرده است.

سابرامانین و بیبی[3] (۲۰۲۴) در مطالعه‌ای کاربردی، به تلفیق شاخص‌های زیست‌محیطی، اجتماعی و حاکمیتی با مدل‌های اعتبارسنجی پرداختند. آن‌ها نشان دادند که در نظر گرفتن ارزش‌های اجتماعی و مسئولیت‌پذیری سازمانی، نه‌تنها دقت مدل را افزایش می‌دهد، بلکه مشروعیت آن را در نگاه مشتریان و نهادهای نظارتی ارتقا می‌دهد. این مطالعه الگویی نوین برای توسعه بانکداری پایدار ارائه کرده است.

---

1. Ashrafi Bafrouei & Majidzadeh (2019)
2. Aslam & Aslam (2025)
3. Subramanian & Baby (2024)

بانگا و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهشی تجربی، به بررسی تجربه کاربران نئوبانک‌ها پرداختند و سه عامل دقت در ارزیابی ریسک، شفافیت در تصمیم‌گیری، و امنیت اطلاعات را به‌عنوان معیارهای کلیدی وفاداری مشتریان معرفی کردند. آن‌ها تأکید داشتند که الگوریتم‌های اعتبارسنجی باید به‌گونه‌ای طراحی شوند که علاوه بر عملکرد فنی، قابلیت تفسیر و شفاف‌سازی برای مشتریان داشته باشند.

ساستری و آنجاریا (۲۰۲۳) با استفاده از چارچوب فرهنگی هافستده[1]، به بررسی نقش ارزش‌های فرهنگی در پذیرش خدمات نئوبانک‌ها پرداختند. آن‌ها دریافتند که شاخص‌هایی نظیر فردگرایی، اجتناب از ابهام و فاصله قدرت، در شکل‌گیری نگرش به بانکداری دیجیتال مؤثرند. این پژوهش بر ضرورت بومی‌سازی مدل‌های اعتبارسنجی در بسترهای فرهنگی مختلف تأکید دارد.

مونس و پائی[2] (۲۰۲۳) با مطالعه تطبیقی عملکرد نئوبانک‌ها در چند کشور، نشان دادند که استفاده از ساختار سازمانی مسطح، حذف بوروکراسی و بهره‌گیری از داده‌های بلادرنگ، منجر به افزایش بهره‌وری، رضایت مشتریان و کاهش هزینه‌ها شده است. با این حال، آن‌ها هشدار دادند که نبود چارچوب‌های نظارتی شفاف، می‌تواند چالشی جدی برای توسعه این نهادها باشد.

ابوومان و بوشایو (۲۰۲۲) در پژوهشی میدانی در نئوبانک‌های نیجریه، با تحلیل داده‌های بلادرنگ مشتریان، نشان دادند که این داده‌ها می‌توانند الگوهای پنهان در رفتارهای مالی را آشکار کرده و در تصمیم‌گیری اعتباری اثربخش باشند. آن‌ها همچنین بر لزوم شفافیت الگوریتم‌ها و رعایت حریم خصوصی مشتریان تأکید داشتند.

کوییچوک و همکاران (۲۰۲۱) با تمرکز بر امنیت سایبری در نئوبانک‌ها، مخاطرات ناشی از تکیه صرف بر زیرساخت‌های دیجیتال را بررسی کردند. آن‌ها استفاده از فناوری‌هایی مانند رمزنگاری، بلاکچین و احراز هویت چند عاملی را به‌عنوان راهکارهایی مؤثر در مقابله با تهدیدات امنیتی معرفی کردند.

---

[1]. Hofstede
[2]. Monis & Pai (2023)

مایجر (۲۰۲۱) در مطالعه‌ای جامعه‌شناختی، به بررسی تأثیر عوامل اجتماعی بر پذیرش بانکداری دیجیتال پرداخت و نتیجه گرفت که اعتماد عمومی، سرمایه اجتماعی و آشنایی با فناوری از مهم‌ترین پیش‌نیازهای موفقیت نئوبانک‌ها هستند.

بردفورد (۲۰۲۰) در مقاله‌ای مرجع، تفاوت‌های ساختاری میان مدل‌های سنتی و مدل‌های داده‌محور نئوبانک‌ها را بررسی کرد. وی نشان داد که مدل‌های سنتی مبتنی بر سابقه اعتباری، در ارزیابی مشتریان فاقد سابقه ناکارآمد بوده و استفاده از داده‌های رفتاری می‌تواند دقت پیش‌بینی را به‌طور چشمگیری افزایش دهد.

مطالعات داخلی و خارجی نشان می‌دهند که اعتبارسنجی در نئوبانک‌ها نیازمند رویکردی چندوجهی، داده‌محور، و شفاف است. طراحی مدل‌هایی که بتوانند داده‌های ساختاریافته و غیر استاندارد را ادغام کرده، با توجه به فرهنگ و بستر اجتماعی جامعه بومی‌سازی شوند و در عین حال از فناوری‌های پیشرفته برای تحلیل بهره گیرند، الزامی است. پژوهش حاضر با هدف طراحی مدلی بومی برای اعتبارسنجی مشتریان خرد نئوبانک‌ها، تلاش دارد با تلفیق نظریه‌ها و یافته‌های موجود، چارچوبی علمی، دقیق و کاربردی ارائه دهد.

بر پایه این مبانی، دو پرسش اصلی پژوهش به شرح زیر تدوین شده‌اند:

- مهم‌ترین مؤلفه‌های مؤثر در اعتبارسنجی مشتریان خرد نئوبانک‌ها کدام‌اند؟
- وزن و ضریب اهمیت هر یک از این مؤلفه‌ها چگونه قابل ارزیابی است؟

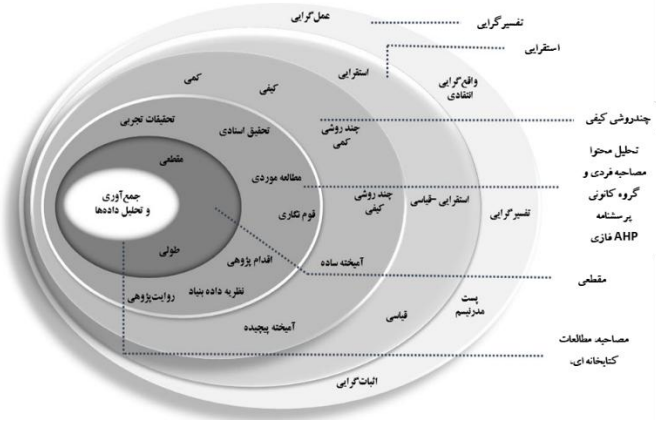
پاسخ به این پرسش‌ها می‌تواند مبنایی علمی برای طراحی مدل‌های اعتبارسنجی دقیق‌تر، عادلانه‌تر و بومی‌تر در صنعت بانکداری دیجیتال ایران فراهم آورد.

۳- روش‌شناسی تحقیق

در این بخش، مدل پیاز تحقیق ساندرز و همکاران[1] (۲۰۱۶) به‌عنوان چارچوب اصلی در نظر گرفته شده است. مطابق تصویر ۱، این مدل از چندین لایه تشکیل شده که هر لایه تحت تأثیر لایه بالایی قرار دارد. این لایه‌ها شامل مبانی فلسفی تحقیق، رویکرد تحقیق، روش‌شناسی، استراتژی

[1]. Saunders et al. (2016)

تحقیق، انتخاب روش، افق زمانی و تکنیک‌ها و رویه‌ها (روش‌های گردآوری و تحلیل داده‌ها) هستند (ساندرز و همکاران، ۲۰۱۶: ۱۳۸).



تصویر ۱: شمای کلی روش‌شناسی پژوهش

منبع: ساندرز و همکاران (۲۰۱۶)

بر اساس جدول ۱، این پژوهش در دو مرحله طراحی شده است. مرحله اول شامل شناسایی و استخراج مؤلفه‌های اعتبارسنجی از طریق روش تحلیل محتوا بوده که با استفاده از مصاحبه‌ها و گروه‌های کانونی با خبرگان انجام شده است. در مرحله دوم، با استفاده از روش بهترین – بدترین، معیارهای شناسایی شده از مرحله اول اولویت‌بندی می‌شوند. در نتیجه، این پژوهش با استفاده از مدل پیاز تحقیق و ترکیب روش‌های کیفی و کمی، به شناسایی و اولویت‌بندی مؤلفه‌های کلیدی اعتبارسنجی مشتریان خرد نئوبانک‌ها پرداخته است.

جدول ۱: تشریح فازهای پژوهش

فازهای پژوهش	اهداف هر فاز	روش/ ابزار مورد استفاده	روش گردآوری	هدف
فاز اول	شناسایی و استخراج مؤلفه‌های اصلی اعتبارسنجی مشتریان خرد در نئوبانک‌ها	تحلیل محتوا	مصاحبه و گروه کانونی	توسعه‌ای
فاز دوم	تعیین ضریب اهمیت مؤلفه‌های اصلی اعتبارسنجی مشتریان خرد در نئوبانک‌ها	روش بهترین – بدترین	پیمایش	کاربردی

منبع: یافته‌های پژوهش

در این پژوهش، از تحلیل محتوا به‌عنوان یک استراتژی پژوهشی کیفی بهره گرفته شده است؛ رویکردی که به‌طور خاص برای استخراج مفاهیم کلیدی، تکرارشونده و معتبر از داده‌های متنی به کار می‌رود. مطابق با دیدگاه کریپندورف[1]، تحلیل محتوا روشی علمی و نظام‌مند است که با هدف تولید دانش، ارائه تصویری دقیق از واقعیات و ایجاد بستر تصمیم‌سازی طراحی شده است (کریپندورف، ۱۳۸۸: ۲۶-۲۵). همچنین، هسیه و شانون[2] (۲۰۰۵) تحلیل محتوا را به‌عنوان ابزاری انعطاف‌پذیر در تحقیقات کیفی معرفی می‌کنند که طیف گسترده‌ای از رویکردهای تفسیری تا سازمان‌یافته را در بر می‌گیرد (هسیه و شانون، ۲۰۰۵: ۱۲۷۷). در همین راستا، داده‌های حاصل از مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته و نشست‌های گروه کانونی با خبرگان، مبنای اصلی تحلیل قرار گرفت.

جامعه هدف این مطالعه، شامل متخصصان دارای تجربه در حوزه بانکداری دیجیتال، مدیریت ریسک و اعتبارسنجی، به‌ویژه در زمینه نئوبانک‌ها است. انتخاب مشارکت‌کنندگان به‌صورت هدفمند انجام شد و ملاک‌هایی نظیر حداقل پنج سال تجربه حرفه‌ای یا دانشگاهی، آشنایی با زیرساخت‌های بانکداری دیجیتال و تسلط به مدل‌های نوین اعتبارسنجی در انتخاب آن‌ها لحاظ شد تا غنای تحلیلی پژوهش تضمین شود.

نمونه‌گیری با رویکرد هدفمند و مبتنی بر اشباع نظری صورت گرفته است. به بیان گلیزر و اشتراوس[3] (۱۹۸۶) زمانی که داده‌های جدید از مصاحبه‌ها دیگر به توسعه یا تعمیق مقوله‌های مفهومی کمک نمی‌کنند، فرایند نمونه‌گیری متوقف می‌شود. بر این اساس، پس از انجام ۱۷ مصاحبه نیمه‌ساختاریافته، اشباع نظری حاصل شد؛ ولی به‌منظور اطمینان فرآیند تا ۲۲ مصاحبه ادامه یافت.

جدول ۲ توزیع جنسیتی خبرگان مشارکت‌کننده در مصاحبه‌های پژوهش را نشان می‌دهد و ترکیب نمونه مورد استفاده در مرحله کیفی را به‌صورت خلاصه ارائه می‌کند.

جدول ۲: نمونه آماری مصاحبه‌شوندگان (جنسیت)

جنسیت	فراوانی	درصد فراوانی
مرد	۱۶	۷۲/۷
زن	۶	۲۷/۳
جمع	۲۲	۱۰۰

[1]. Krippendorff (2009)
[2]. Hsieh & Shannon (2005)
[3]. Glaser & Strauss (1986)

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۳ توزیع سابقه کاری خبرگان مصاحبه‌شونده را نشان می‌دهد و تصویری کلی از سطح تجربه حرفه‌ای مشارکت‌کنندگان در مرحله کیفی ارائه می‌کند.

جدول ۳: نمونه آماری مصاحبه‌شوندگان (سابقه کار)

سابقه کاری (سال)	فراوانی	درصد فراوانی
۵ تا ۱۰ سال	۵	۲۲/۷
۱۰ تا ۱۵ سال	۹	۴۰/۹
بیشتر از ۱۵ سال	۸	۳۶/۴
جمع	۲۲	۱۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۴ ترکیب تحصیلی و رشته‌های تخصصی مصاحبه‌شوندگان را نمایش می‌دهد و نشان می‌دهد خبرگان انتخاب‌شده از منظر سطح تحصیلات و تنوع رشته‌ای، پوشش لازم برای بررسی موضوع پژوهش را فراهم کرده‌اند.

جدول ٤: سطح تحصیلات مصاحبه‌شوندگان

مدرک تحصیلی	رشته تحصیلی	فراوانی	درصد فراوانی
کارشناسی ارشد	مدیریت مالی، فناوری اطلاعات، اقتصاد	۱۳	۵۹/۱
دکتری	مهندسی صنایع، علوم داده، علوم اقتصادی	۹	۴۰/۹
جمع	–	۲۲	۱۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۵ حوزه‌های فعالیت حرفه‌ای مشارکت‌کنندگان را ارائه می‌کند و بیانگر تنوع تخصصی نمونه در حوزه‌های مرتبط با ریسک، اعتبارسنجی و بانکداری فناورمحور است.

جدول ٥: حوزه فعالیت

حوزه شغلی / تخصصی	فراوانی	درصد
تحلیل ریسک اعتباری در بانک‌های دیجیتال	۷	۳۱/۸
مدیریت اعتبار و ریسک در سیستم‌های بانکی فناور محور	۵	۲۲/۷
مشاوره فین‌تک و طراحی مدل‌های اعتبارسنجی	۶	۲۷/۳
اعضای هیئت‌علمی در حوزه بانکداری و فین‌تک	۴	۱۸/۲
جمع	۲۲	۱۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

در این مطالعه، تمرکز اصلی بر کاوش عمیق در مصاحبه‌ها بوده است، بنابراین متن مصاحبه‌ها به طور مکرر مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در فرآیند کدگذاری باز، هنگام مطالعه مصاحبه‌ها، مشاهدات و یادداشت‌های متعددی ثبت شده‌اند. این یادداشت‌ها بارها مرور شده و بر اساس نیاز، دسته‌بندی‌ها و عناوین جدیدی تعریف شده‌اند تا تمامی جنبه‌های محتوایی را پوشش دهند. کدهای اولیه به طور مستمر بازبینی شده و در این مرحله، مقوله‌های پژوهش شکل گرفته‌اند (ایلو و کینگاس[1]، ۲۰۰۸). پس از اتمام فرآیند کدگذاری باز و شناسایی مقوله‌ها، مرحله دسته‌بندی مقوله‌های استخراج‌شده از مصاحبه‌ها آغاز می‌شود. این دسته‌بندی به منظور سازماندهی و ساده‌سازی داده‌ها بر اساس شباهت‌ها و تفاوت‌های بین مقوله‌ها انجام می‌شود که به نوبه خود به درک عمیق‌تری از مؤلفه‌های اعتبارسنجی مشتریان در بانکداری کمک می‌کند. این دسته‌بندی امکان تحلیل دقیق‌تر و فراگیرتری را فراهم می‌آورد و هدف نهایی آن شناسایی و تحلیل عمیق مؤلفه‌های اصلی مرتبط با اعتبارسنجی مشتریان در چارچوب بانکداری است. این فرآیند نه تنها به درک جامع‌تری از ساختار و عملکرد این مؤلفه‌ها منجر می‌شود، بلکه زمینه‌ساز توسعه رویکردهای نوآورانه در بهبود این مؤلفه‌ها نیز می‌شود.

روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین – بدترین که توسط رضایی (۲۰۱۵) معرفی شد، ابزاری است که برای انتخاب ایده‌آل‌ترین گزینه در میان گزینه‌های متعدد با توجه به شاخص‌های مختلف به کار می‌رود. این روش توسط متخصصین برای تعیین و مقایسه بهترین و بدترین شاخص‌ها و سپس ارزیابی زوجی آن‌ها با سایر شاخص‌ها استفاده می‌شود. ویژگی‌های برجسته این روش نسبت به دیگر روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره شامل نیاز کمتر به داده‌های مستقیم و ارائه نتایج دقیق‌تر است. روش بهترین – بدترین به دلیل ساختار ساده و منطقی‌اش، فرآیند تصمیم‌گیری را ساده‌تر کرده و دقت بالایی در تعیین روابط و ترجیحات بین شاخص‌ها دارد و قابل ترکیب با سایر روش‌های تصمیم‌گیری است. این روش در تخصیص وزن به شاخص‌ها به منظور منعکس کردن دقیق دیدگاه‌ها و اولویت‌های تصمیم‌گیرندگان بسیار مؤثر است. استفاده از این روش به دلیل کاهش پیچیدگی و افزایش دقت در تصمیم‌گیری‌های چندمعیاره، بسیار ارزشمند است. در این پژوهش، برای طراحی شاخص اعتبارسنجی مشتریان خرد، دو فاز اساسی تعریف شده است که به استخراج و اولویت‌بندی

[1]. Elo & Kyngäs (2008)

مقوله‌ها و زیرمقوله‌های کلیدی می‌پردازد. در فاز اول، از مصاحبه‌های کیفی بهره گرفته شده تا مقوله‌های اصلی مورد نظر استخراج شوند. این داده‌ها از طریق بررسی مصاحبه‌ها و گفتگو با خبرگان جمع‌آوری شده‌اند که به فهم عمیق‌تری از ابعاد مختلف اعتبارسنجی منجر می‌شود.

فاز دوم به اولویت‌بندی مقوله‌های شناسایی شده اختصاص یافته است که با استفاده از پرسشنامه و رویکردهای ارزیابی مشارکتی انجام شده است. این فاز بر اساس چهار شیوه گردآوری اطلاعات در پژوهش‌های کیفی توسط (کرسول و کرسول[1]، ۲۰۱۷: ۲۱۸) مورد استفاده قرار گرفته و این امکان را فراهم کرده است تا وزن و اهمیت نسبی هر یک از مقوله‌ها را در شاخص کلی اعتبارسنجی مشخص کند. این اولویت‌بندی به طراحی شاخصی منجر می‌شود که نه‌تنها ابعاد نظری و عملیاتی شاخص اعتبارسنجی را در بر می‌گیرد، بلکه نظرات و ترجیحات خبرگان را نیز منعکس می‌کند.

٤- یافته‌های تحقیق

در این پژوهش، به‌منظور شناسایی مؤلفه‌های کلیدی اعتبارسنجی مشتریان در نئوبانک‌ها، از رویکرد تحلیل محتوای کیفی بهره گرفته شده است. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با ۲۲ نفر از خبرگان حوزه بانکداری دیجیتال، فین‌تک و اعضای هیئت‌علمی گردآوری شد. اگرچه اشباع نظری پس از مصاحبه هفدهم حاصل شد، اما به‌منظور افزایش اعتبار و پوشش جامع‌تر مؤلفه‌ها، فرایند مصاحبه تا ۲۲ نفر ادامه یافت. انتخاب مشارکت‌کنندگان به‌صورت هدفمند و بر اساس معیارهایی نظیر حداقل پنج سال سابقه تخصصی و آشنایی عمیق با موضوع انجام شد.

به‌منظور سنجش اعتبار مدل مفهومی پژوهش، فرایند اعتبارسنجی در دو سطح مکمل انجام پذیرفت. در مرحله نخست، اعتبار محتوایی از طریق بهره‌گیری از نظرات گروهی از صاحب‌نظران و خبرگان حوزه بانکداری نوین و فناوری‌های مالی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور، شاخص‌های اولیه استخراج‌شده از پیشینه پژوهش، در قالب پرسشنامه‌ای تدوین و برای ارزیابی جامعیت، تناسب و روایی مفهومی در اختیار خبرگان قرار گرفت. بازخوردهای ارائه‌شده، مبنای اصلاح و نهایی‌سازی شاخص‌ها قرار گرفت تا اطمینان حاصل شود که شاخص‌های به‌کاررفته با

[1]. Creswell & Creswell (2017)

اهداف و زمینه پژوهش هم‌راستایی کافی دارند. در مرحله دوم، برای ارزیابی میزان هماهنگی و سازگاری میان داوری‌های ارائه‌شده توسط خبرگان، از شاخص نرخ سازگاری در چارچوب روش بهترین- بدترین بهره‌گیری شد. این شاخص میزان ثبات قضاوت‌ها را در مقایسات دوتایی اندازه‌گیری می‌کند و در صورت پایین بودن آن، می‌توان به انسجام منطقی داده‌ها اطمینان داشت. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که نرخ‌های سازگاری در محدوده قابل قبول قرار دارند. در مجموع، به‌کارگیری این دو رویکرد مکمل اعتبارسنجی، موجب افزایش اتکاپذیری مدل و تقویت انسجام ساختار آن شده است.

تحلیل داده‌ها از طریق کدگذاری باز انجام گرفت و کدهای خام حاصل از مصاحبه‌ها پس از چند مرحله بازبینی، در قالب پنج مقوله اصلی طبقه‌بندی شدند. این مقوله‌ها شامل تراکنش‌ها و رفتارهای مالی، فعالیت‌ها و تعاملات آنلاین، سوابق قانونی و بیمه‌ای، اطلاعات شخصی و خانوادگی و رفتارهای ریسک‌پذیری و خیریه هستند.

در ادامه، به‌منظور تعیین اولویت معیارهای شناسایی‌شده، از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین– بدترین بهره گرفته شد. این فرآیند با مشارکت خبرگان و از طریق پرسشنامه ساخت‌یافته انجام شد تا چارچوبی دقیق برای اعتبارسنجی دیجیتال در نئوبانک‌ها فراهم شود.

جدول ۶ چارچوب مفهومی مقوله‌های اصلی مورد استفاده در مدل اعتبارسنجی مشتریان نئوبانک‌ها را ارائه می‌کند. این مقوله‌ها به‌منزله سطوح تحلیلی مکمل، ابعاد گوناگون رفتار و ویژگی‌های مشتریان را در بر می‌گیرند و امکان نگاه چندبعدی به ریسک اعتباری را فراهم می‌سازند. طبقه‌بندی ارائه‌شده، با هدف یکپارچه‌سازی داده‌های رفتاری، برخط و زمینه‌ای طراحی شده و مبنایی برای سازمان‌دهی شاخص‌ها و تفسیر نتایج مدل در محیط نئوبانک‌ها به شمار می‌آید.

جدول ٦: مقوله‌های اصلی در اعتبارسنجی مشتریان نئوبانک‌ها و تعریف آن‌ها

ردیف	مقوله اصلی	تعریف
۱	رفتارهای ریسک‌پذیری و خیریه	این مقوله به بررسی میزان تمایل مشتری به پذیرش ریسک در تصمیمات مالی و همچنین مشارکت در فعالیت‌های عام‌المنفعه می‌پردازد که نشانگر نگرش فرد به مسئولیت اجتماعی و ثبات اخلاقی در مدیریت منابع مالی است.
۲	فعالیت‌ها و تعاملات آنلاین	اشاره به فعالیت‌های دیجیتال مشتری در فضای مجازی، شبکه‌های اجتماعی و بسترهای آنلاین دارد که می‌تواند بازنمایی دقیق‌تری از سبک زندگی، اولویت‌ها و عادات مالی وی ارائه دهد.
۳	سوابق قانونی و بیمه‌ای	بررسی تعاملات مشتری با نهادهای قانونی و بیمه‌ای شامل سوابق جرائم مالی، تخلفات قانونی و بهره‌مندی از خدمات بیمه‌ای، به‌عنوان شاخصی از سلامت حقوقی و توان مدیریت ریسک‌های پیش‌بینی‌ناپذیر.
۴	تراکنش‌ها و رفتارهای مالی	شامل مجموعه‌ای از فعالیت‌های مالی روزمره، مانند مصرف، پس‌انداز، بازپرداخت وام و تعاملات با سایر بانک‌ها است که الگوی ثبات یا نوسان در وضعیت اعتباری فرد را مشخص می‌سازد.
۵	اطلاعات شخصی	این مقوله دربرگیرنده ویژگی‌های جمعیت‌شناختی، خانوادگی، تحصیلی و شغلی مشتریان است که نقش غیر مستقیمی در ارزیابی ریسک اعتباری و قابلیت بازپرداخت ایفا می‌کنند.

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۷ فهرست معیارهای عملیاتی استخراج‌شده از فرآیند تحلیل محتوا را نشان می‌دهد که به‌عنوان ورودی‌های پایه در مرحله کمی پژوهش مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این معیارها، پیش از وزن‌دهی و اولویت‌بندی، چارچوب مشترکی برای هم‌راستاسازی برداشت خبرگان فراهم می‌کنند و امکان انتقال مفاهیم کیفی به ساختاری قابل سنجش را مهیا می‌سازند. بدین ترتیب، جدول حاضر نقش پیونددهنده میان مرحله کیفی شناسایی مؤلفه‌ها و مرحله کمی تصمیم‌گیری چندمعیاره را ایفا می‌کند.

جدول ۷: معیارهای اعتبارسنجی مشتریان و تعاریف

ردیف	معیار	تعریف معیار
۱	تراکنش‌های مالی روزمره	میزان و الگوی جریان‌های ورودی و خروجی مالی مشتری در طول زمان که نشان‌دهنده ثبات مالی، نظم پرداخت و مدیریت جریان نقدی است.
۲	تعامل با بانک‌های دیگر	بررسی سطح تعاملات مالی مشتری با سایر مؤسسات مالی و اعتباری که نشان‌دهنده تنوع کانال‌های بانکی و اعتماد شبکه مالی به مشتری است.
۳	رفتارهای صرفه‌جویی	میزان خودکنترلی مالی و توانایی مشتری در کاهش هزینه‌ها و افزایش پس‌انداز که بازتابی از رفتار مالی منطقی و توان تاب‌آوری اقتصادی است.
۴	الگوهای پرداخت قبوض	نظم و زمان‌بندی پرداخت‌های جاری شامل آب، برق، اینترنت و سایر خدمات که می‌تواند نشانه‌ای از مسئولیت‌پذیری و تعهد مشتری به الزامات مالی باشد.
۵	الگوهای پس‌انداز	توانایی و نظم در ذخیره‌سازی منابع مالی با اهداف کوتاه‌مدت یا بلندمدت که نشان‌دهنده سطح ثبات مالی و ظرفیت برنامه‌ریزی اقتصادی است.

ردیف	معیار	تعریف معیار
۶	رفتار مصرفی	تحلیل الگوی هزینه‌کرد منابع مالی برای کالا و خدمات، به‌منظور شناسایی سبک زندگی و میزان ثبات مالی فرد در مقاطع مختلف زمانی.
۷	سوابق بازپرداخت وام‌ها	بررسی تعهدات مالی انجام‌شده در گذشته و نحوه ایفای آن‌ها، به‌عنوان شاخصی از قابلیت اعتماد و رفتار اعتباری مشتری در مواجهه با بدهی‌ها.
۸	اطلاعات مالیاتی	ثبت‌نام، اظهارنامه و پرداخت مالیات توسط مشتری که بیانگر شفافیت مالی و تبعیت از مقررات اقتصادی کشور است.
۹	تاریخچه بیمه	ارزیابی بهره‌مندی مشتری از خدمات بیمه‌ای در حوزه‌های مختلف مانند درمان، خودرو و زندگی که نشان‌دهنده آگاهی از مدیریت ریسک و آینده‌نگری است.
۱۰	سوابق جرایم و تخلفات	ثبت جرائم مالی یا غیر مالی مشتری در سیستم‌های قانونی که می‌تواند خطرپذیری بانک را در ارائه اعتبار افزایش دهد.
۱۱	فعالیت آنلاین	میزان مشارکت مشتری در بسترهای دیجیتال که می‌تواند نشان‌دهنده انس با فناوری و همچنین رفتارهای مالی در فضای مجازی باشد.
۱۲	عادات خرید آنلاین	میزان و نوع تراکنش‌های مالی انجام‌شده در فروشگاه‌های اینترنتی که بازتابی از الگوهای مصرف و اولویت‌های اقتصادی مشتری است.
۱۳	اطلاعات شبکه‌های اجتماعی	تحلیل داده‌های رفتاری و ارتباطی در بستر شبکه‌های اجتماعی به‌منظور درک بهتر نگرش‌ها، اولویت‌ها و میزان تعهد مشتری.
۱۴	اطلاعات جغرافیایی	موقعیت مکانی محل سکونت مشتری که می‌تواند بر هزینه‌های زندگی، دسترسی به منابع مالی و حتی میزان ثبات مالی تأثیر بگذارد.
۱۵	سوابق مهاجرت	جابه‌جایی‌های مکانی و تغییرات محل اقامت در طول زمان که می‌تواند نشانه‌ای از ناپایداری اقتصادی یا فرصت‌جویی مالی باشد.
۱۶	الگوهای مسافرت	بررسی دفعات و مقاصد سفرهای داخلی و بین‌المللی که می‌تواند سطح رفاه، ریسک‌پذیری یا ثبات مالی فرد را روشن سازد.
۱۷	وضعیت خانوادگی و تأهل	وضعیت ازدواج، تعداد اعضای خانواده و نوع مسئولیت‌های اجتماعی که می‌تواند بر توان مالی و برنامه‌ریزی اقتصادی مشتری اثرگذار باشد.
۱۸	سوابق تحصیلی	بررسی سطح و نوع تحصیلات مشتری به‌عنوان شاخصی از پتانسیل درآمدی، سطح دانش مالی و مهارت تصمیم‌گیری در زمینه‌های اقتصادی.
۱۹	سوابق شغلی	نوع شغل، مدت اشتغال، ثبات شغلی و نوسانات درآمدی که ارتباط مستقیمی با قابلیت بازپرداخت وام دارد.
۲۰	تاریخچه اجاره و رهن	بررسی تعهدات و سوابق پرداخت در حوزه اجاره مسکن به‌عنوان معیاری از مسئولیت‌پذیری مالی در قبال بدهی‌های غیر بانکی.
۲۱	نمره اعتباری جایگزین	شاخصی مبتنی بر داده‌های غیر سنتی مانند رفتارهای دیجیتال و تعاملات مالی جدید برای سنجش اعتبار مشتریان فاقد سابقه بانکی.
۲۲	رفتار مالی در بحران‌ها	ارزیابی عملکرد مشتری در شرایط اقتصادی بحرانی نظیر رکود یا بیکاری که میزان انعطاف‌پذیری مالی او را نشان می‌دهد.
۲۳	رفتار ریسک‌پذیری	میزان تمایل فرد به اتخاذ تصمیمات مالی با سطح بالای ریسک که می‌تواند نقش مهمی در شناسایی مشتریان پرریسک ایفا کند.

ردیف	معیار	تعریف معیار
۲۴	مشارکت در امور خیریه	مشارکت فعال یا دوره‌ای در فعالیت‌های اجتماعی و انسان‌دوستانه که می‌تواند نشان‌دهنده سطح مسئولیت‌پذیری اجتماعی و ثبات شخصیت فرد باشد.
۲۵	داده‌های تلفن همراه	اطلاعات مربوط به نحوه استفاده از اپلیکیشن‌ها و خدمات مالی موبایلی که بازنمایی دقیق‌تری از رفتارهای تراکنشی روزمره مشتری ارائه می‌دهد.
۲۶	سوابق اعتباری و خانوادگی	اطلاعاتی درباره تعاملات اعتباری خانوادگی نظیر دریافت وام مشترک، ضمانت یا اعتبار مبتنی بر پیوندهای خویشاوندی.
۲۷	اطلاعات کسب‌وکارهای کوچک	داده‌های مالی مربوط به فعالیت‌های کارآفرینانه فردی یا خانوادگی که می‌تواند ظرفیت بازپرداخت و درآمد مستقل مشتری را نشان دهد.

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۸ وزن و اولویت نهایی مقوله‌های اصلی مدل اعتبارسنجی را نشان می‌دهد و سهم نسبی هر مقوله را در چارچوب تصمیم‌گیری مشخص می‌کند.

جدول ۸: وزن مقوله‌های مدل اعتبارسنجی

طبقه‌بندی	ضریب اهمیت	اولویت
تراکنش‌ها و رفتارهای مالی	۰/۳۶	۱
سوابق و اطلاعات قانونی و بیمه‌ای	۰/۲۷۹۰	۲
فعالیت‌ها و تعاملات آنلاین	۰/۲۰۰۰	۳
اطلاعات شخصی و خانوادگی	۰/۱۲۰۰	۴
رفتارهای ریسک‌پذیری و خیریه	۰/۰۳۹۰	۵

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۹ وزن‌ها و اولویت نهایی معیارها را در سطح مقوله و زیرمقوله نشان می‌دهد و مبنای رتبه‌بندی نهایی مدل است.

جدول ۹: وزن مقوله‌ها و زیر مقوله‌های مدل اعتبارسنجی

مؤلفه	معیار	وزن نسبی زیر مقوله	وزن نهایی	اولویت نسبی	اولویت نهایی
تراکنش‌ها و رفتارهای مالی	سوابق شغلی	۰/۲۷۲۰	۰/۰۹۷۹	۱	۳
	سوابق تحصیلی	۰/۲۴۲۰	۰/۰۸۷۱	۲	۵
	وضعیت خانوادگی و تأهل	۰/۱۸۱۰	۰/۰۶۵۱	۳	۷
	اطلاعات جغرافیایی	۰/۱۵۱۰	۰/۰۵۴۳	۴	۸
	سوابق مهاجرت	۰/۱۲۱۲	۰/۰۴۳۶	۵	۹
	اطلاعات شبکه‌های اجتماعی	۰/۰۶۶۰	۰/۰۱۸۴	۳	۱۳
	الگوهای مسافرت	۰/۰۳۰۰	۰/۰۱۰۸	۶	۱۸
سوابق قانونی و بیمه‌ای	سوابق جرایم و خلافی‌ها	۰/۶۰۰۰	۰/۱۲۰۰	۱	۲

مؤلفه	معیار	وزن نسبی زیر مقوله	وزن نهایی	اولویت نسبی	اولویت نهایی
	عادات خرید آنلاین	۰/۶۰۰۰	۰/۱۶۷۴	۱	۱
	فعالیت آنلاین	۰/۳۳۳۰	۰/۰۹۲۹	۲	۴
	تاریخچه بیمه	۰/۰۶۶۰	۰/۰۱۳۲	۳	۱۶
فعالیت‌ها و تعاملات آنلاین	سوابق بازپرداخت وام‌ها	۰/۲۲۲۰	۰/۰۰۸۶	۱	۲۰
	اطلاعات مالیاتی	۰/۳۳۳۰	۰/۰۶۶۶	۲	۶
	الگوهای پس‌انداز	۰/۱۳۸۰	۰/۰۰۵۴	۳	۲۳
	رفتار مصرفی	۰/۰۸۳۰	۰/۰۰۳۲	۴	۲۵
اطلاعات شخصی	رفتار مالی در بحران‌ها	۰/۲۰۱۰	۰/۰۲۴۱	۱	۱۰
	نمره اعتباری جایگزین	۰/۱۸۶۰	۰/۰۲۲۳	۲	۱۱
	رفتار ریسک‌پذیری	۰/۱۷۰۰	۰/۰۲۰۴	۳	۱۲
	تاریخچه اجاره و رهن	۰/۱۳۹۰	۰/۰۱۶۶	۴	۱۴
	اطلاعات کسب‌وکارهای کوچک	۰/۱۱۶۰	۰/۰۱۳۹	۵	۱۵
	سوابق اعتباری و خانوادگی	۰/۰۹۳۰	۰/۰۱۱۱	۶	۱۷
	داده‌های تلفن همراه	۰/۰۶۹۰	۰/۰۰۸۲	۷	۲۱
	مشارکت در امور خیریه	۰/۰۲۳۰	۰/۰۰۲۷	۸	۲۶
رفتارهای ریسک‌پذیری و خیریه	تراکنش‌های مالی روزمره	۰/۲۵۰۰	۰/۰۰۹۷	۱	۱۹
	تعاملات با بانک‌های دیگر	۰/۱۶۰۰	۰/۰۰۶۲	۲	۲۲
	الگوهای پرداخت قبوض	۰/۱۱۱۰	۰/۰۰۴۳	۳	۲۴
	رفتارهای صرفه‌جویی	۰/۰۲۷۰	۰/۰۰۱۰	۴	۲۷

منبع: یافته‌های پژوهش

یافته‌های به‌دست‌آمده از تحلیل داده‌ها به روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین– بدترین نشان می‌دهد که در چارچوب طراحی‌شده برای اعتبارسنجی مشتریان خرد در نئوبانک‌ها، مقوله‌های مختلف نقش‌ها و اولویت‌های متمایزی در ارزیابی ریسک اعتباری ایفا می‌کنند. این چارچوب با بهره‌گیری از داده‌های حاصل از مصاحبه با خبرگان و وزن‌دهی دقیق معیارها، به ارائه مدلی نوین و داده‌محور در حوزه اعتبارسنجی دیجیتال منجر شده است.

در میان پنج مقوله اصلی شناسایی‌شده، تراکنش‌ها و رفتارهای مالی با ضریب اهمیت ۰/۳۶۰۰ بالاترین وزن را در مدل نهایی به خود اختصاص داده است. این مؤلفه، به دلیل ماهیت کمّی، قابلیت اندازه‌گیری بالا و ارتباط مستقیم با رفتار اعتباری مشتریان، نقشی محوری در ساختار مدل ایفا می‌کند. شاخص‌های کلیدی این مقوله شامل سوابق شغلی با وزن نهایی ۰/۰۹۷۹، سوابق تحصیلی با ۰/۰۸۷۱،

اطلاعات جغرافیایی با ۰/۰۵۴۳ و وضعیت تأهل و خانوادگی با ۰/۰۶۵۱ هستند. این متغیرها نه‌تنها بازتاب‌دهنده توان بازپرداخت، ثبات درآمد و سطح تعهد مالی فرد هستند، بلکه به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌هایی معتبر در تحلیل ریسک نکول نیز شناخته می‌شوند. به‌ویژه، ثبات شغلی و تحصیلات آکادمیک به‌طور قابل‌توجهی با رفتار مسئولانه مالی مرتبط بوده و در الگوریتم‌های اعتبارسنجی نوین، جایگاه ویژه‌ای دارند.

مقوله دوم با بالاترین اهمیت، سوابق و اطلاعات قانونی و بیمه‌ای است که ضریب اهمیت آن ۰/۲۷۹۰ محاسبه شده است. این مقوله بر اطلاعات رسمی ثبت‌شده در مراجع حقوقی، انتظامی و بیمه‌ای تکیه دارد و به‌عنوان شاخصی از تعهد به قانون، سلامت مالی و رفتار پیشگیرانه در برابر ریسک شناخته می‌شود. سه زیرمؤلفه کلیدی در این بخش عبارت‌اند از: عادات خرید آنلاین با وزن ۰/۱۶۷۴ که در رتبه نخست کل مدل نیز قرار دارد، سوابق جرایم و تخلفات با ۰/۱۲۰۰ و فعالیت آنلاین با ۰/۰۹۲۹. داده‌های این مقوله به‌ویژه در نظام‌های دیجیتال‌محور نئوبانک‌ها حائز اهمیت دوچندان هستند، زیرا با تجزیه‌وتحلیل رفتارهای گذشته، امکان پیش‌بینی رفتارهای آتی در تعامل با خدمات مالی را فراهم می‌کنند.

در رتبه سوم، فعالیت‌ها و تعاملات آنلاین قرار دارد که ضریب اهمیت آن برابر با ۰/۲۰۰۰ است. این مقوله، ناظر بر رفتارهای دیجیتال مشتریان در بسترهای اینترنتی و شبکه‌های اجتماعی بوده و توانایی آشکارسازی سبک زندگی، ثبات رفتاری و عادات مالی را دارد. زیرمعیارهای مهم در این حوزه شامل اطلاعات مالیاتی با وزن ۰/۰۶۶۶، سوابق بازپرداخت وام‌ها با ۰/۰۰۸۶، الگوهای پس‌انداز با ۰/۰۰۵۴ و رفتار مصرفی دیجیتال با ۰/۰۰۳۲ هستند. داده‌های این بخش، به‌ویژه برای مشتریانی که فاقد سابقه اعتباری سنتی هستند، ابزاری جایگزین برای سنجش ریسک و رفتار مالی فراهم می‌سازد. رفتارهای دیجیتال، نظیر خریدهای منظم، پرداخت‌های موبایلی یا تعامل در بسترهای مالی دیجیتال، نشانه‌هایی از تعهد مالی، شفافیت اقتصادی و انس با فناوری‌های بانکی را به نمایش می‌گذارند.

چهارمین مقوله، اطلاعات شخصی و خانوادگی است که ضریب اهمیت آن ۰/۱۲۰۰ محاسبه شده است. این مؤلفه، شامل داده‌هایی با ماهیت اجتماعی–جمعیت‌شناختی است که اگرچه کمتر مورد استفاده مستقیم در اعتبارسنجی سنتی بوده‌اند، اما در ارزیابی‌های مکمل ریسک اعتباری، اهمیت قابل توجهی دارند. شاخص‌هایی نظیر رفتار مالی در بحران‌ها با وزن ۰/۰۲۴۱ و نمره اعتباری

جایگزین با ۰/۰۲۲۳، اطلاعاتی درباره توان تطبیق مشتری با شرایط بحرانی و انعطاف‌پذیری در برابر تکانه‌های اقتصادی ارائه می‌کنند. علاوه بر آن، داده‌هایی نظیر تاریخچه اجاره، سوابق اعتباری خانوادگی و اطلاعات مربوط به کسب‌وکارهای کوچک نیز در تحلیل زمینه‌ای رفتار مشتری مفید واقع می‌شوند، هرچند سهم کمتری در مدل نهایی دارند.

در انتهای رتبه‌بندی، مقوله رفتارهای ریسک‌پذیری و خیریه با ضریب اهمیت ۰/۰۳۹۰ کم‌اثرترین مؤلفه در مدل اعتبارسنجی نئوبانک‌ها محسوب می‌شود. زیرمؤلفه‌هایی نظیر تراکنش‌های مالی روزمره با وزن ۰/۰۰۹۷، تعامل با بانک‌های دیگر با ۰/۰۰۶۲، الگوهای پرداخت قبوض با ۰/۰۰۴۳، و رفتارهای صرفه‌جویانه با وزن ۰/۰۰۱۰ نشان‌دهنده این نکته هستند که اگرچه این داده‌ها می‌توانند بازتابی از نگرش فرد به مسئولیت مالی یا مشارکت اجتماعی باشند، اما در تحلیل‌های کمّی و الگوریتمی، نقش حداقلی دارند. در واقع، نئوبانک‌ها به دلیل ساختار تمام دیجیتال خود، بیش از آنکه به شاخص‌های ذهنی یا نگرشی متکی باشند، به داده‌های عینی و رفتاری رجوع می‌کنند.

با تجزیه‌وتحلیل دقیق زیرمعیارها، مشخص شد که عادات خرید آنلاین در صدر اولویت‌ها قرار دارد که این مسئله از اهمیت فزاینده تعاملات دیجیتال در سنجش ریسک اعتباری حکایت دارد. همچنین، شاخص‌هایی همچون سوابق شغلی، سوابق جرایم و فعالیت آنلاین نیز از تأثیرگذاری بالایی برخوردارند. این ترکیب از داده‌های مالی و دیجیتال، الگویی چندبُعدی از رفتار اعتباری مشتریان ترسیم می‌کند که نسبت به مدل‌های سنتی از دقت و جامعیت بالاتری برخوردار است.

در جمع‌بندی، یافته‌های پژوهش گویای آن است که استفاده از داده‌های دیجیتال، رسمی و رفتار محور در مدل اعتبارسنجی نئوبانک‌ها، می‌تواند به ایجاد چارچوبی نوین، قابل اعتماد و متناسب با نیازهای اکوسیستم مالی دیجیتال منجر شود. تمرکز مدل پیشنهادی بر داده‌های غیر سنتی و رفتاری، امکان سنجش ریسک در میان گروه‌هایی از مشتریان را فراهم می‌سازد که به دلیل نداشتن سابقه اعتباری رسمی، در مدل‌های مرسوم بانکی نادیده گرفته می‌شوند. همچنین، الگوریتم‌های مبتنی بر این مدل، با بهره‌گیری از فناوری‌های هوش مصنوعی و تحلیل داده‌های بزرگ، می‌توانند فرآیند اعتبارسنجی را به‌صورت هوشمند، پویا و بسیار دقیق هدایت کنند.

۵- نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف شناسایی، ارزیابی و اولویت‌بندی متغیرهای مؤثر در مدل اعتبارسنجی مشتریان خرد در نئوبانک‌ها انجام شده است. در این راستا، رویکردی ترکیبی اتخاذ شد که در آن از مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته و پرسشنامه‌های تخصصی برای گردآوری داده‌ها بهره گرفته شد. ابتدا در مرحله کیفی، شاخص‌های کلیدی با تحلیل محتوای مصاحبه‌ها استخراج شد و سپس در فاز کمی، با استفاده از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین – بدترین، وزن و اهمیت هر یک از این شاخص‌ها مشخص شد. هدف نهایی پژوهش، ارائه مدلی کارآمد و دقیق برای ارزیابی اعتبار در بستر دیجیتال نئوبانک‌هاست که بتواند تصمیم‌گیری در خصوص اعطای تسهیلات خرد را به‌صورت هدفمند، سریع و با خطای کمتر ممکن سازد.

یافته‌های تحلیل‌ها حاکی از آن است که مقوله تراکنش‌ها و رفتارهای مالی با ضریب اهمیت ۰/۳۶ بالاترین تأثیر را در مدل اعتبارسنجی دارد. متغیرهایی مانند نظم در پرداخت قبوض، سوابق بازپرداخت وام‌ها و الگوهای هزینه‌کرد، به‌عنوان نماینده‌های شاخصی از ثبات مالی و تعهدات فردی، نشانگر وفاداری اعتباری مشتریان تلقی می‌شوند. این اطلاعات که در محیط دیجیتال نئوبانک‌ها به‌صورت خودکار قابل جمع‌آوری هستند، از ارزش تحلیلی بالایی برخوردارند و می‌توانند به‌عنوان مبنای تصمیم‌گیری سریع و دقیق استفاده شوند.

در رتبه دوم، سوابق و اطلاعات قانونی و بیمه‌ای با ضریب اهمیت ۰/۲۷۹ قرار دارد. داده‌هایی نظیر پیشینه جرایم مالی، تخلفات قانونی و سوابق بیمه‌ای، نشان‌دهنده میزان مسئولیت‌پذیری و انضباط حقوقی مشتریان هستند. این مقوله می‌تواند در شناسایی مشتریانی با ریسک پایین نقش کلیدی ایفا کند و در غربال‌گری اعتباری، مبنای قابل اعتمادی فراهم آورد.

مقوله سوم یعنی فعالیت‌ها و تعاملات آنلاین با ضریب اهمیت ۰/۲۰۰، نمایانگر رفتار دیجیتال و الگوهای مصرف کاربران است. اطلاعاتی از قبیل الگوهای خرید اینترنتی، تعامل در شبکه‌های اجتماعی و رفتار در فضای مجازی، ظرفیت شناسایی ویژگی‌های روان‌شناختی و سبک زندگی مشتریان را فراهم می‌آورد. این متغیرها در عصر بانکداری دیجیتال، نقشی فزاینده در اعتبارسنجی ایفا می‌کنند.

مقوله چهارم، اطلاعات شخصی و خانوادگی با ضریب اهمیت ۰/۱۲ شامل عواملی نظیر

وضعیت تحصیلات، اشتغال، محل سکونت، تأهل و سوابق مهاجرت است. این متغیرها اگرچه تأثیر مستقیمی به‌اندازه مقولات قبلی ندارند، اما به‌عنوان عوامل زمینه‌ای مکمل، به تحلیل دقیق‌تر کمک می‌کنند و در تمایزگذاری میان مشتریان با ریسک مشابه سودمند هستند.

در پایین‌ترین سطح، مقوله رفتارهای ریسک‌پذیری و خیریه با ضریب اهمیت ۰/۰۳۹ قرار گرفته است. این شاخص‌ها شامل نحوه عملکرد مالی مشتریان در شرایط بحرانی، میزان مشارکت در امور عام‌المنفعه و نمرات جایگزین اعتباری است. با اینکه این عوامل از لحاظ اجتماعی و اخلاقی حائز اهمیت‌اند، اما در مدل‌سازی کمی ریسک اعتباری، وزن نسبتاً اندکی دارند.

با وجود تلاش در پوشش‌دهی کامل، این پژوهش با محدودیت‌هایی مواجه بوده است. نخست، نمونه‌گیری هدفمند و محدودیت در تعداد مصاحبه‌ها، قابلیت تعمیم نتایج را تحت تأثیر قرار داده است. دوم، وابستگی به داده‌های کیفی ممکن است تحت تأثیر ذهنیت پاسخ‌دهندگان یا تحلیل‌گران قرار گیرد. همچنین به دلیل گستردگی موضوع، امکان بررسی جامع تمامی متغیرهای مؤثر، از جمله عوامل کلان اقتصادی و روان‌شناختی، فراهم نبوده است.

با توجه به نتایج، به نئوبانک‌ها توصیه می‌شود تمرکز خود را بر داده‌های تراکنشی و سوابق قانونی– دیجیتال مشتریان معطوف کنند، زیرا این اطلاعات قابلیت پیش‌بینی‌پذیری بالاتری در ارزیابی ریسک اعتباری دارند. افزون بر این، بهره‌برداری از داده‌های نوظهور مانند الگوهای رفتاری در فضای مجازی، امکان توسعه خدمات هدفمندتر را برای گروه‌های فاقد سوابق رسمی فراهم می‌سازد و سطح دسترسی به خدمات مالی را برای طیف وسیع‌تری از جمعیت افزایش می‌دهد.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آتی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های مبتنی بر کلان‌داده‌ها برای بهبود دقت و سرعت مدل‌های اعتبارسنجی بهره گیرند. همچنین، توجه به متغیرهای روان‌شناختی، سرمایه اجتماعی و تأثیرات سیاست‌های اقتصادی بر رفتار اعتباری می‌تواند مسیرهای تازه‌ای را در حوزه بانکداری دیجیتال بگشاید. یافته‌های این مطالعه می‌توانند مبنایی برای تدوین سیاست‌های داده‌محور و توسعه مدل‌های تصمیم‌یار در نئوبانک‌ها فراهم آورند، به‌گونه‌ای که هم‌زمان دقت ارزیابی را ارتقا داده و دامنه خدمات اعتباری را به صورت هوشمندانه گسترش دهند.

References

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. https://doi.org/10.2307/2326758.

Ashrafi Bafrouei, M., & Majidzadeh, M. (2019). Development and enhancement of a social credit scoring model based on blockchain. *In Proceedings of the 8th Conference on Electronic Banking and Payment Systems (Tehran, Iran)*. Monetary and Banking Research Institute. [In Persian]

Aslam, T., & Aslam, A. (2025). SocialCredit+: An AI-powered explainable credit scoring model leveraging social media and multimodal data. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.12099.

Bahramifard, M., & Pirbanieh, M. (2024). Application of machine learning in enhancing financial services and credit scoring in banking: Challenges and opportunities. *In Proceedings of the 10th National Conference on Interdisciplinary Research in Engineering and Management Sciences (Tehran, Iran)*. Permanent Secretariat of the Conference. [In Persian]

Banga, C., Beena, F., & Manchandani, P. (2023). Growth and future of neobanks – A survey. *In 2023 International Conference on Advanced Computing and Intelligent Engineering*. https://essay.utwente.nl.

Behzadirad, M., Mahmoudzade, M., Heidari, A., & Sofi Majidpor, M. (2024). Validation of SADERAT Bank customers: Discrete regression scoring approach. *Journal of Economic Policy*, 16(32), 145–172. https://doi.org/10.22034/epj.2024.20513.2479. [In Persian]

Bhatnagr, P., Rajesh, A., & Misra, R. (2025). Neobank adoption: Integrating the information systems effectiveness framework with the innovation resistance model. *Management Decision*, 62(2). https://doi.org/10.1108/MD-06-2023-0977.

Bradford, T. (2020). Neobanks: Banks by any other name. *Federal Reserve Bank of Kansas City, Payments System Research Briefings*. https://www.kansascityfed.org.

Brown, J., & White, S. (2019). The impact of big data and machine learning on banking. *Journal of Financial Innovation*, 10(2), 123–135. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-573323/v1.

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2017). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches (5th ed.)*. SAGE Publications.

Elo, S., & Kyngäs, H. (2008). The qualitative content analysis process. *Journal of Advanced Nursing*, 62(1), 107–115.

https://doi.org/10.1111/j.1365-2648.2007.04569.x.

Evbuomwan, O. O., & Bosha, E. O. (2022). Fintech and credit risk in Nigeria: A case study of neobanks. *Journal of Banking*. https://www.cibng.org.

Faghih Aliabadi, H., & Ghanbarizadeh, A. (2023). Application of machine learning algorithms for bank customer credit evaluation. *In Proceedings of the 22nd International Conference on Information Technology, Computer and Telecommunications (Tehran, Iran)*. International Conference Center. [In Persian]

Glaser, B., & Strauss, A. (1967). *The discovery of grounded theory: Strategies for qualitative research*. Mill Valley, CA: Sociology Press.

Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 160(3), 523–541. https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.1997.00078.x.

Heydari, R., & Khademi, S. M. (2024). Evaluating the effect of social network on credit score with deep machine learning. *Journal of Monetary & Banking Researches*, 16(57), 409–437. https://doi.org/10.22034/jifb.2023.184063. [In Persian]

Hlongwane, R., Ramaboa, K. K. K. M., & Mongwe, W. (2024). Enhancing credit scoring accuracy with a comprehensive evaluation of alternative data. *PLOS ONE*. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0303566.

Hsieh, H. F., & Shannon, S. E. (2005). Three approaches to qualitative content analysis. *Qualitative Health Research*, 15(9), 1277–1288. https://doi.org/10.1177/1049732305276687.

Jeyhoonipour, M., Azami, S., & Delangizan, S. (2025). Modeling and identification of causal relationships between the main factors of credit risk in the banking system using the DEMATEL decision-making technique. *Journal of Economic Policy*, 17(33), 180–211. https://doi.org/10.22034/epj.2024.20992.2544. [In Persian]

Koibichuk, V., Ostrovska, N., & Kashiyeva, F. (2021). Innovation technology and cyber frauds risks of neobanks: Gravity model analysis. *Marketing I Menedžment Innovacij*, 1–15. https://doi.org/10.21272/mmi.2021.1-19.

Krippendorff, K. (2009). *Content analysis: An introduction to its methodology* (H. Naibi, Trans.). Tehran: Ney Publishing. [In Persian]

Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research,* 247(1), 124–136. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030.

Liu, Y., Rahman, A. A., Amin, S. I. M., & Ja'afar, R. (2025). Navigating fintech and banking risks: insights from a systematic literature review. *Humanities and Social Sciences Communications*. https://doi.org/10.1057/s41599-025-05055-9.

Meijer, K. P. (2021). Customer acceptance of neobanks: What role does national culture play? *[Master's thesis, University of Twente*]. https://purl.utwente.nl/essays/87910.

Monis, E., & Pai, R. (2023). Neo banks: A paradigm shift in banking. *International Journal of Case Studies in Business, IT, and Education (IJCSBE)*, **7**(2), 318–332. https://doi.org/10.5281/zenodo.8011125.

Rezaei, J. (2015). Best-worst multi-criteria decision-making method. *Omega*, 53, 49–57. https://doi.org/10.1016/j.*omega*.2014.11.009.

Sardar, S., & Anjaria, K. (2023). The future of banking: How neo banks are changing the industry. *International Journal of Management, Public Policy and Research*. https://doi.org/10.55829/ijmpr.v2i2.153.

Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2016). *Research methods for business students* (7th ed.). Pearson Education.

Subramanian, U., & Baby, M. K. (2024). Debunking Indian neo-banks' customer effort score and ESG values. *ASEAN Journal on Science and Technology for Development*, 41(2), 1–15. https://doi.org/10.61931/2224-9028.1565.

Temelkov, Z. (2020). Differences between traditional bank model and fintech-based digital bank and neobanks models. *International Scientific Refereed Online Journal*, 1–15.