Financial Research Journal
Print ISSN: 1024-8153
Online ISSN: 2423-5377

Identification and Analysis of Credit and Behavioral Indicators: A Model for Ranking Retail Banking Loan Customers

Azadeh Ahmadi Kousha
Ph.D. Candidate, Department of Economic Sciences, Qeshm Branch, Islamic Azad University, Qeshm, Iran. E-mail: azadeh_ahmadi55@yahoo.com

Faegh Ahmadi *
*Corresponding Author, Assistant Prof., Department of Financial Management, Qeshm Branch, Islamic Azad University, Qeshm, Iran. E-mail: faeghahmadi@gmail.com

Mohammad Hossein Ranjbar
Associate Prof., Department of Accounting and Financial Management, Faculty of Humanities, Bandar Abbas Branch, Islamic Azad University, Bandar Abbas, Iran. E-mail: mhranjbar54@iauba.ac.ir

Hamid Reza Kordlouie
Associate Prof., Department of Business Management & Financial Management, Islamshahr Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. E-mail: kordlouie@iiau.ac.ir

Abstract

Objective

To score customers effectively, it is essential to establish a fair and appropriate scoring system. This system should classify customers into different categories based on credit and behavioral criteria and assign them scores aligned with their performance. Moreover, developing methods to evaluate and monitor customers over time is necessary. This study aims to identify and analyze credit and behavioral indicators to propose a model for ranking customers with unsecured small loans. Customer credit evaluation is a complex process that involves reviewing documents, analyzing financial status, and assessing the customer's

Citation: Ahmadi Kousha, Azadeh; Ahmadi, Faegh; Ranjbar, Mohammad Hossein & Kordlouie, Hamid Reza (2025). Identification and Analysis of Credit and Behavioral Indicators: A Model for Ranking Retail Banking Loan Customers. *Financial Research Journal*, 27(4), 960-986. https://doi.org/10.22059/FRJ.2025.388263.1007692 (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2025, Vol. 27, No.4, pp. 960-986
Published by University of Tehran, Faculty of Management
https://doi.org/10.22059/FRJ.2025.388263.1007692
Article Type: Research Paper
© Authors
Received: November 06, 2024
Received in revised form: February 15, 2025
Accepted: March 10, 2025
Published online: December 20, 2025

payment history. A critical aspect of this evaluation is determining customers' ability, willingness, and capacity to repay loans. This research seeks to present a credit evaluation and ranking model for unsecured small loans and to estimate the probability of default within the bank's digital banking system.

Methods

The statistical population for this research includes all retail customers of the digital banking services of Khavar-e-Miyaneh Bank. A census method was used to study the customers during the fiscal years 1400–1401. The model developed by Ahmadi Koosha and colleagues (1403) was used as the basis for ranking customers with unsecured small loans. Indicators such as age, loan amount, eligible loan request amount, total loans received, score, anti-money laundering approval, gender, occupation, city, education level, loan status, and job type were identified as the initial input variables. Data analysis was conducted using fuzzy regression and was inspired by Python libraries such as SciKit-Fuzzy and NumPy, resulting in a fuzzy regression formula. To finalize the evaluation of the credit scoring and ranking model, an example involving a customer was presented.

Results

The results indicate that variables such as the requested loan amount, total loans received, and occupation do not influence the repayment of installments 60 days past due. The ranking of significant variables affecting repayment within 60 days after the due date is as follows: loan settlement status, anti-money laundering status, gender, education level, age, score, job type, and city. Additionally, the model's accuracy and predictive power were tested using a hypothetical customer, yielding a score of 0.8738. This score demonstrates that the customer is in a favorable position for repayment within 60 days past due and highlights the model's efficiency in credit risk assessment and management, which are crucial for financial institutions to ensure sustainable lending practices.

Conclusion

The results indicate that variables such as the requested loan amount, total loans received, and occupation do not affect the repayment of installments 60 days past due. The ranking of significant variables influencing repayment within 60 days after the due date is as follows: loan settlement status, anti-money laundering status, gender, education level, age, score, job type, and city. Furthermore, the model's accuracy and predictive power were tested using a hypothetical customer, yielding a score of 0.8738. This score indicates that the customer is in a favorable position for repayment within 60 days past due and demonstrates the model's effectiveness in credit risk assessment and management, which are crucial for financial institutions to ensure sustainable lending practices.

Keywords: Model presentation, Validation, Customer rating, Unsupported micro-lending.

تحقیقات مالی
شاپا چاپی: ۱۰۲۴-۸۱۵۳
شاپا الکترونیکی: ۲۴۲۳-۵۲۷۷

شناسایی و تحلیل شاخص‌های اعتباری و رفتاری: مدلی برای رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بانکی

آزاده احمدی کوشا
دانشجو دکتری، گروه علوم اقتصادی، واحد قشم، دانشگاه آزاد اسلامی، قشم، ایران. رایانامه: azadeh_ahmadi55@yahoo.com

فائق احمدی*
* نویسنده مسئول، استادیار، گروه مدیریت مالی، واحد قشم، دانشگاه آزاد اسلامی، قشم، ایران. رایانامه: faeghahmadi@gmail.com

محمدحسین رنجبر
دانشیار، گروه حسابداری و مدیریت مالی، دانشکده علوم انسانی، واحد بندرعباس، دانشگاه آزاد اسلامی، بندرعباس، ایران. رایانامه: mhranjbar54@iauba.ac.ir

حمیدرضا کردلوئی
دانشیار، گروه مدیریت بازرگانی و مدیریت مالی، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: kordlouie@iiau.ac.ir

چکیده

هدف: برای امتیازدهی به مشتریان، بایستی یک سیستم امتیازدهی مناسب و عادلانه تعیین شود؛ سیستمی که بتواند با در نظر گرفتن معیارهای اعتباری و رفتاری، مشتریان را در رده‌های مختلف قرار دهد و بر اساس عملکرد آن‌ها، به آن‌ها امتیازهای متناسب اختصاص دهد. علاوه‌براین، به توسعهٔ روش‌هایی برای ارزیابی و پایش مشتریان در طول زمان نیاز است. هدف از این پژوهش، شناسایی و تحلیل شاخص‌های اعتباری و رفتاری و ارائهٔ مدلی برای رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه (بدون وثیقه) است. اعتبارسنجی مشتریان فرایند پیچیده‌ای است که شامل مراحل بررسی مدارک، تحلیل وضعیت مالی و تاریخچهٔ پرداخت‌های قبلی مشتریان است. یکی از موضوعات مهم در اعتبارسنجی مشتریان، تعیین میزان، توان و قابلیت بازپرداخت وام توسط مشتریان است. هدف از این پژوهش، ارائهٔ مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه و برآورد احتمال نکول تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، در بانکداری دیجیتال بانک خاورمیانه است.

روش: جامعهٔ آماری این پژوهش، کلیهٔ مشتریان خُرد بانکداری دیجیتال بانک خاورمیانه بود و از روش تمام شماری برای مشتریان سال‌های ۱۴۰۰ تا ۱۴۰۱ استفاده شد. مبنای این پژوهش برای رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، مدلی بود که در پژوهش احمدی کوشا و همکاران (۱۴۰۳) ارائه شد؛ از این رو شاخص‌هایی همچون سن، مبلغ وام دریافتی، مبلغ مجاز درخواست وام، مبلغ کل تسهیلات دریافتی، امتیاز، تأیید پول‌شویی، جنسیت، شغل، شهر، مدرک، وضعیت وام و نوع شغل، به‌عنوان متغیرهای ورودی اولیه در

استناد: احمدی کوشا، آزاده؛ احمدی، فائق؛ رنجبر، محمدحسین و کردلوئی، حمیدرضا (۱۴۰۴). شناسایی و تحلیل شاخص‌های اعتباری و رفتاری: مدلی برای رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بانکی. *تحقیقات مالی*، ۲۷(۴)، ۹۶۰-۹۸۶.

تحقیقات مالی، ۱۴۰۴، دوره ۲۷، شماره ۴، صص. ۹۶۰-۹۸۶
ناشر: دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
نوع مقاله: علمی پژوهشی
© نویسندگان
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۱۶
تاریخ ویرایش: ۱۴۰۳/۱۱/۲۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۲۰
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۹/۲۹
doi: https://doi.org/10.22059/FRJ.2025.388263.1007692

نظر گرفته شدند. در ادامه، از رگرسیون فازی و با الهام از کتابخانه‌های نرم‌افزار Python مانند SciKit-Fuzzy و NumPy، داده‌ها تحلیل شدند و در ادامه، فرمولی برای رگرسیون فازی به‌دست آمد. همچنین، به‌منظور ارزیابی نهایی مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، از یک مثال برای یک مشتری استفاده شد.

یافته‌ها: بر اساس خروجی به‌دست‌آمده، متغیرهای مبلغ وام دریافتی درخواست‌شده، مبلغ کل تسهیلات و شغل، تأثیری در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید ندارد. افزون‌براین، رتبه‌بندی متغیرهای مهم در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید، به‌ترتیب عبارت‌اند از: وضعیت تسویهٔ وام، وضعیت پول‌شویی، جنسیت، مدرک، سن، امتیاز، نوع شغل و شهر. همچنین، اعتبار و قدرت پیش‌بینی مدل، از طریق یک مشتری بررسی شد که نمرهٔ ۰/۸۷۳۸ به‌دست‌آمد که نشان می‌دهد این مشتری در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید، در وضعیت خوبی قرار داشته است. بدین ترتیب کارآمدی مدل در ارزیابی و مدیریت ریسک اعتباری آزمون شد. استفاده از این مدل برای مؤسسه‌های مالی در تضمین شیوه‌های وام‌دهی پایدار حیاتی است.

نتیجه‌گیری: با توجه به متغیرهای شناسایی‌شدهٔ مؤثر بر رفتار پرداخت پس از سررسید، برای مؤسسه‌های مالی ضروری است که این عوامل را در چارچوب‌های ارزیابی ریسک خود بگنجانند. این بانک باید اجرای پروتکل‌های سخت‌گیرانهٔ مبارزه با پول‌شویی را در اولویت قرار دهد و به‌طور منظم معیارهای ارزیابی ریسک خود را به‌روز کند تا با الزامات نظارتی هماهنگ شود. همچنین، برای به حداکثر رساندن کاربرد این مدل، بانک خاورمیانه باید در نظارت و اصلاح مستمر مدل سرمایه‌گذاری و از آخرین داده‌های موجود از رفتارهای مشتری برای انطباق با پویایی بازار استفاده کند.

کلیدواژه‌ها: ارائه مدل، اعتبارسنجی، رتبه‌بندی مشتریان، تسهیلات خُرد بدون پشتوانه.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

وام‌ها دارایی‌هایی هستند که برای بانک‌ها درآمد ایجاد می‌کنند. اعطای وام به مشتری، اعتبار و مسئولیتی را برای بانک‌ها و همچنین مشتری ایجاد می‌کند. سود و زیان بانک، به توانایی مشتری در بازپرداخت یا عدم پرداخت وام بستگی دارد؛ برای مثال، نکول‌کننده است یا خیر (هوتا، جین و کومار[1]، ۲۰۲۵). از آنجا که اغلب با دریافت وام از بانک‌ها و بخش‌های مالی، رشد سریع برای کسب‌وکار متقاضیان امکان‌پذیر می‌شود، هر فرد می‌تواند به وام‌های ارائه شده توسط بانک‌های خارجی و داخلی متکی باشد. به‌طور کلی، بانک وام‌هایی را بر اساس ارزش خالص املاک و به ادعای بانک به افراد محدودی که واجد شرایط هستند، ارائه می‌دهد و تأیید وام‌ها، بر اساس منابع درآمد مشتریان خواهد بود (کومار، کیرتانا، کاویتا و کالیانی[2]، ۲۰۲۲). تأیید اعتبار بانک برای یک وام انفرادی، مستلزم تحقق چندین مورد، از جمله سیاست اعتباری بانکی، مبلغ وام، هدف وام و توانایی بازپرداخت است؛ اما هر نوع اعتباری در معرض خطر عدم بازپرداخت وام است که بر نقدینگی عملیات بانک تأثیر می‌گذارد (پیمچاری و سورنتا[3]، ۲۰۲۲). از این رو، اعتبارسنجی در اعطای تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، اهمیت زیادی دارد؛ زیرا وام‌دهی مسئولانه، مدیریت ریسک و نقدینگی و دسترسی به منابع مالی و پایداری عملیات وام‌دهی خرد را تضمین می‌کند. با ارزیابی اعتبار و کاهش خطرها، فرایندهای اعتبارسنجی هم به نفع وام‌دهندگان و هم به نفع وام‌گیرندگان است و دسترسی به منابع مالی را تسهیل می‌کند و رشد اقتصادی را ارتقا می‌دهد. بانک‌ها از فرایندهای غربالگری اعتباری، برای به‌دست‌آوردن اطلاعات در مورد کیفیت وام‌گیرنده استفاده می‌کنند که با مجموعه‌ای از ویژگی‌های مشتری نشان داده می‌شود. علاوه‌براین، پس از اعطای وام، بانک‌ها نظارت پُرهزینه‌ای را برای اطمینان از اینکه وام‌گیرندگان به‌درستی از جریان‌های نقدی خود برای بازپرداخت بدهی استفاده می‌کنند، اعمال می‌کنند (بلترامه، گراستی، برتینتی و اسکلیپ[4]، ۲۰۲۳).

تسهیلات خُرد در جهان، شامل موارد تأمین مالی مختلفی مانند اعتبار، پس‌انداز، بیمه، وام مسکن و طرح‌های بازنشستگی است و برای کسانی که از شرایط اخذ قرض و امکان پس‌انداز محروم هستند، در مقادیر کوچک در دسترس قرار دارد. وام‌های کوچک که شامل اعطای وام‌های خُرد بدون وثیقه به افراد یا سازمان‌ها، برای شروع یا گسترش کسب‌وکارهاست، مهم‌ترین عنصر تسهیلات خُرد است (بالکریشنا، قوش و آریا[5]، ۲۰۲۴). ارزیابی اعتبار، یکی از حیاتی‌ترین فعالیت‌ها در وام‌دهی است. این فرایندی است که در آن وام‌دهندگان متقاضیانی را شناسایی می‌کنند که پتانسیل نکول را دارند. ارزیابی اعتبار می‌تواند به‌طور بدوی از طریق ارزیابی قضاوتی ذهنی مسئول اعتبار یا از طریق استفاده از تکنیک‌های مختلف آماری (طبقه‌بندی) انجام شود که به‌عنوان مدل‌های امتیازدهی اعتباری نیز شناخته می‌شوند. رتبه‌بندی اعتباری، یکی از عوامل فنی در ارزیابی ریسک اعتباری است.

1. Hota, Jain & Kumar
2. Kumar, Keerthana, Kavitha & Kalyani
3. Pimcharee, & Surinta
4. Beltrame, Grassetti, Bertinetti & Sclip
5. Balkrishna, Ghosh & Arya

هدف از رتبه‌بندی اعتباری دسته‌بندی متقاضیان، تقسیم به دو گروه متقاضیان با اعتبار خوب و متقاضیان با اعتبار بد است (ساها و وحید[1]، ۲۰۱۷). مدل‌های اعتبارسنجی در مجموع دقت، قابلیت اطمینان و اثربخشی مدل‌های ریسک اعتباری را در وام‌دهی تضمین می‌کنند و به مؤسسه‌های مالی کمک می‌کنند تا هنگام مدیریت مؤثر ریسک اعتباری، تصمیمات آگاهانه و درستی برای وام‌دهی بگیرند. اگر بانک مشتریان خوبی داشته باشد، به‌طور قطع بانک قدرت بیشتری در اعطای وام خواهد داشت و افزایش سود حاصل می‌شود؛ اما اگر بانک مشتریان بدی داشته باشد که وام را در موعد مقرر بازپرداخت نکنند، کاهش سود اتفاق می‌افتد (ساها و وحید، ۲۰۱۷). از این رو یکی از مسائل مهمی که امروزه بخش مالی با آن مواجه است، معوقات وام است (ساندر[2]، ۲۰۲۱).

بانک خاورمیانه به‌دلیل عدم وجود مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی قوی برای مشتریان خُرد در حوزهٔ دیجیتال بانک خود با چالش‌های مهمی در مدیریت مؤثر تسهیلات خُرد مواجه است. یکی از مسائل برجسته، فقدان یک روش سیستماتیک برای ارزیابی و طبقه‌بندی مشتریان در این تسهیلات خُرد است. بدون چنین مدلی، بانک در تلاش است تا بین مشتریان با عملکرد بالا که مستحق حمایت مناسب هستند و مشتریانی که برای بهبود سلامت مالی خود به‌کمک اضافی نیاز دارند، تمایز قائل شود. این غیبت خطر تخصیص نادرست منابع را تشدید می‌کند وبه ناکارآمدی در استفاده از منابع منجر می‌شود و به‌طور بالقوه مانع توانایی بانک در به حداکثر رساندن سود در این بخش می‌شود. علاوه‌براین، فقدان یک مدل اعتبار سنجی و رتبه‌بندی برای تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، تلاش‌های مدیریت ریسک بانک را تضعیف می‌کند؛ زیرا بانک قادر نیست اعتبار و قابلیت اطمینان مشتریان تسهیلات خُرد خود را ارزیابی کند. این شکاف بانک را در برابر افزایش نرخ‌های نکول و زیان‌های مالی آسیب‌پذیر می‌کند، به‌ویژه در محیطی که فقدان سازوکارهای حمایتی می‌تواند خطرهای مرتبط با وام‌دهی را تشدید کند. با اجرای یک مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی جامع، بانک خاورمیانه می‌تواند توانایی خود را برای شناسایی و حمایت از مشتریان وفادار افزایش دهد و در عین حال خطرهای مرتبط با وام دادن به تسهیلات خُرد را کاهش دهد. چنین مدلی نه‌تنها عملیات بانک را ساده‌تر می‌کند، بلکه پوشش مالی و توسعهٔ اقتصادی پایدار را در جوامعی تقویت می‌کند که به آن خدمت می‌کند. در صورتی که این پژوهش یا پژوهش‌هایی از این دست انجام نشود، بانک ممکن است با مشکلات جدی از جمله افزایش مطالبات معوق، کاهش اعتبار و عدم کارایی در مدیریت ریسک مواجه شود که در نهایت می‌تواند به آسیب‌های مالی جدی و کاهش اعتماد مشتریان منجر شود. از این رو، در پژوهش حاضر، به ارائه مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه پرداخته می‌شود. در مجموع این پژوهش به‌دنبال ارائهٔ مدل فازی برای اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه با استفاده از شاخص‌های شناسایی‌شده و شناسایی شاخص‌های مؤثر بر پرداخت اقساط ۶۰ روز پس از سررسید و بررسی تأثیر آن‌ها در بهبود مدل رتبه‌بندی است و قصد دارد تا به این سؤال‌های اساسی پاسخ دهد:

۱. چگونه می‌توان با استفاده از شاخص‌های شناسایی‌شده، مدلی فازی برای اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه ارائه کرد؟

1. Saha & Waheed
2. Sundar

۲. کدام‌یک از شاخص‌های مطرح‌شده، بر پرداخت اقساط ۶۰ روز پس از سررسید تأثیر بیشتری دارند و چگونه می‌توان آن‌ها را در بهبود مدل رتبه‌بندی به کار گرفت؟

ادبیات و پیشینهٔ پژوهش

ریسک و عدم قطعیت

ریسک یکی از موضوعات مهم در زمینهٔ مدیریت مالی و سرمایه‌گذاری است (اخباری، محمدزاده سالطه، برادران حسن‌زاده و زینالی، ۱۴۰۳). ریسک به تأثیر بالقوه عوامل نامشخص بر سیستم بر اساس یک محیط و زمان خاص اشاره دارد (وانگ و همکاران[1]، ۲۰۲۲). سازمان بین‌المللی استاندارد[2] ریسک را «اثر عدم اطمینان بر اهداف» تعریف کرده است. مفهوم عدم قطعیت روی این مسئله تأکید می‌کند که ریسک تهدید یا فرصتی است که سازمان از آن استفاده می‌کند تا به مزیت‌های رقابتی دست یابد. با این حال، این دیدگاه از ریسک در میان مدیران رایج نیست؛ زیرا بیشتر آن‌ها تمایل دارند ریسک را رویدادی ببینند که تنها پیامد منفی دارد (آلمایاه و همکاران[3]، ۲۰۲۲). عدم قطعیت از کمبود اطلاعات مرتبط با یک رویداد، مانند پیامد یا احتمال وقوع آن نشئت می‌گیرد؛ بنابراین عدم قطعیت، نشان‌دهندهٔ پیش‌بینی‌ناپذیر بودن یک رویداد است که بر عملکرد شرکت یا ناکافی بودن اطلاعات در مورد این رویدادها تأثیر می‌گذارد. همهٔ استانداردهای شناخته شدهٔ مدیریت ریسک (برای مثال، ISO 31000، COSO و IRM) موافق هستند که مدیریت ریسک، باید از چارچوب کلی شناسایی، تجزیه‌وتحلیل، ارزیابی، درمان و نظارت بر ریسک پیروی کند. به‌طور مثال، ایزو ۳۱۰۰۰ مدیریت ریسک را فرایندی توصیف می‌کند که شامل پنج مرحله است. این مراحل با ایجاد زمینه توسط تیم مدیریتی که برنامهٔ مدیریت ریسک را تعریف می‌کند، شروع می‌شود. چنین طرحی باید در راستای اهداف تجاری باشد. در مرحلهٔ دوم، سازمان‌ها تلاش می‌کنند تا تمام ریسک‌هایی را که می‌توانند بر اهداف سازمان تأثیر بگذارند، شناسایی کنند. مرحلهٔ سوم تمامی ریسک‌های شناسایی شده را با محاسبه احتمال وقوع و پیامد این ریسک‌ها ارزیابی می‌کند. مرحلهٔ چهارم عمدتاً به ریسک‌پذیری مدیریت ارشد بستگی دارد. به عبارت دیگر، تیم مدیریت آمادهٔ پذیرش چه سطحی از ریسک است. در نهایت، ریسک‌های پذیرفته نشده باید با مناسب‌ترین اقدام برای کاهش خطرها تنظیم شود (آلراواد و همکاران[4]، ۲۰۲۳).

ارزیابی ریسک

اولین مدل ارزیابی ریسک شرکت توسط آلتمن[5] (۱۹۶۸) ایجاد شد (چن، ریبرو و چن[6]، ۲۰۱۶). مدل‌های ارزیابی ریسک اعتباری به دو دسته تقسیم می‌شوند: مدل‌های سنتی آماری، مانند تحلیل تفکیک خطی و رگرسیون لجستیک که به‌دلیل

1. Wang et al.
2. ISO
3. Almaiah et al
4. Alrawad et al
5. Altman
6. Chen, Ribeiro & Chen

پایهٔ نظری قوی و کارایی بالا استفاده می‌شوند، اما قادر نیستند ویژگی‌های پیچیده را پردازش کنند و مدل‌های هوش مصنوعی، مثل شبکه‌های عصبی کانولوشن و جنگل‌های تصادفی که توانایی بیشتری در تحلیل ریسک‌های پیچیده و در حال تحول دارند (منگ، سان و شی[1]، ۲۰۲۴). مدل‌های سنتی به ارضای مفروضاتی نیاز دارند که کاربرد آن‌ها را در مورد ریسک اعتباری محدود می‌کند. روش‌های سنتی ارزیابی ریسک اعتباری می‌توانند ذهنی و مستعد سوگیری باشند؛ زیرا بر قضاوت انسان و تفسیر داده‌ها متکی هستند (بلو[2]، ۲۰۲۳). از این رو، الگوریتم‌های هوش مصنوعی همچون یادگیری ماشین و...، به‌طور گسترده در مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری مورد استفاده قرار گرفته‌اند (باتاچاریا، بیسواس و ماندال[3]، ۲۰۲۳). استفاده از مدل‌های مجموعه‌ای آن‌ها، برای ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌ها بسیار رایج شده است؛ با این حال، یکی از مشکلات اصلی این مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، عدم تعادل در کلاس‌های داده (برای مثال، مشتریان با ریسک بالا) است که می‌تواند عملکرد آن‌ها را تحت تأثیر قرار دهد و نتایج دقیقی ارائه ندهد (وانگ[4]، ۲۰۲۲). ۲۰۲۲). برای رفع این مشکل، تحلیل کمّی ریسک همچنان ابزاری مؤثر برای ایجاد استراتژی‌های ایمنی و سنجش قابلیت اطمینان است و به تخمین احتمال وقوع سناریوهای مختلف شکست کمک می‌کند (وانگ و همکاران، ۲۰۲۲).

ریسک‌های بانکی و اعتباری

مدیریت ریسک‌های بانکی شامل اجرای چارچوب‌های مدیریت ریسک قوی، انجام ارزیابی ریسک، توسعه استراتژی‌های کاهش ریسک و اطمینان از انطباق با الزامات نظارتی است (داوودو و همکاران[5]، ۲۰۲۳). ریسک اعتباری، به‌ویژه در زمینهٔ زمینهٔ عدم اطمینان اقتصادی و شرایط نوسان بازار همچنان یک نگرانی اساسی برای مؤسسه‌های مالی است (اسکات و آماجوی و آدسی[6]، ۲۰۲۴). بانک‌ها از تکنیک‌های مختلف برای مدیریت ریسک استفاده می‌کنند، مانند مدل‌های اندازه‌گیری ریسک، تست استرس، تحلیل سناریو و کنترل‌های داخلی تا بتوانند ریسک‌ها را به‌طور مؤثر شناسایی و مدیریت کنند (کاسما، ریمو و تورلیکو[7]، ۲۰۲۳). در این میان، ریسک اعتباری شرکت که به احتمال زیان ناشی از عدم بازپرداخت حساب‌های پرداختنی و انجام تعهدهای قراردادی توسط شرکت اشاره دارد، توجه گسترده‌ای را در دانشگاه و صنعت به خود جلب کرده است (یائو، هو و ونگ[8]، ۲۰۲۲). ریسک اعتباری به خطر عدم انجام تعهدهای مالی توسط وام‌گیرنده اطلاق می‌شود که ممکن است باعث زیان مالی برای مؤسسه شود. این ریسک از وام‌ها و عملیات مختلف مؤسسه‌های مالی نشئت می‌گیرد و مدیریت مؤثر آن ضروری است. بانک‌ها باید اقدامات قوی برای نظارت و کنترل ریسک اعتباری انجام دهند؛ زیرا این ریسک، بزرگ‌ترین تهدید برای آن‌ها محسوب می‌شود (نگوین[9]، ۲۰۲۲). تعداد

1. Meng, Sun & Shi
2. Bello
3. Bhattacharya, Biswas & Mandal
4. Wang
5. Dawodu et al
6. Scott, Amajuoyi& Adeusi
7. Cosma, Rimo & Torluccio
8. Yao, Hu & Wang
9. Nguyen

وام‌های غیرجاری، وام‌های مشکل‌دار یا ذخایر زیان وام، برخی از نشانه‌های ریسک اعتباری هستند (نایلی و لاهریچی[1]، ۲۰۲۲). ریسک اعتباری به احتمال عدم بازپرداخت وام‌ها و عدم ایفای تعهدهای مشتریان مربوط می‌شود. با مقررات‌زدایی و پیشرفت‌های دهۀ ۱۹۸۰، بانک‌ها محتاط‌تر شدند و برای مدیریت ریسک اعتباری، به رویه‌های شفاف و نظارت دقیق روی آوردند. این رویه‌ها شامل ارزیابی، نظارت و کنترل اعتبارات، استفاده از تکنیک‌های رتبه‌بندی و مدیریت سبد اعتباری است تا از ایجاد وام‌های بد و زیان‌های ناشی از آن‌ها جلوگیری شود (بهات، احمد، اقبال و الله[2]، ۲۰۲۳). برای صنعت وام‌دهی، ارزیابی ریسک اعتباری وظیفۀ حیاتی برای ارزیابی احتمال نکول درخواست‌های وام با توجه به ضرر احتمالی ناشی از نکول است (سیمائو[3]، ۲۰۲۳).

به‌طور خاص، عدم امکان پیش‌بینی وضعیت بازپرداخت وام، یک مشکل چالش‌برانگیز برای طبقه‌بندی وام‌هاست که دلیل آن، توزیع نامتعادل اطلاعات و داده‌هاست؛ از این رو ایجاد مدلی با توانایی شناسایی وضعیت بازپرداخت قوی و دقت طبقه‌بندی بالا بسیار دشوار است. علاوه‌براین، اکثر مطالعات موجود، وام‌هایی را با رتبه‌بندی اعتباری متمایز و خاص به‌عنوان یک کل تجزیه‌وتحلیل می‌کنند و رابطه مهم بین عدم تعادل طبقاتی و دسته‌های رتبه‌بندی اعتباری خاص را نادیده می‌گیرند (سونگ، ونگ، یه، زارتزکی و لیو[4]، ۲۰۲۳).

نرخ نکول

وام‌ها برای بانک‌ها از اهمیت زیادی برخوردارند و تأثیر زیادی بر موفقیت آن‌ها دارند. بنابراین، کارکنان بانک باید با دقت وام‌ها را بررسی کنند تا از اعطای آن‌ها به افراد واجد شرایط اطمینان حاصل شود. اعتبارسنجی نادرست، می‌تواند به مشکلات اجتماعی و اقتصادی منجر شود، از جمله نکول وام که به‌معنای عدم پرداخت تعهدهای بدهی توسط وام‌گیرنده است (فاطی[5]، ۲۰۲۴).

نکول به این صورت تعریف می‌شود: وام‌هایی که بیش از ۹۰ روز سررسید می‌شوند، یا بازپرداخت نشده‌اند، یا ورشکست شده‌اند یا در ۲۴ ماه اول پس از تمدید مجدد دریافت شده‌اند (آن، کوردل و تانگ[6]، ۲۰۲۰). مدل‌های امتیازدهی اعتباری، به‌طور گسترده توسط مؤسسه‌های مالی مانند بانک‌ها برای حمایت از تصمیمات وام دهی پذیرفته و مورد استفاده قرار گرفته است. امتیازدهی اعتباری استاندارد، تصمیمات درخواست وام را به‌عنوان یک مشکل طبقه‌بندی در نظر می‌گیرد که به‌عنوان تصمیمی برای پذیرش متقاضیان «خوب» یا رد متقاضیان «بد» بیان می‌شود که احتمال نکول بیش از یک آستانه خاص دارند (لی، لی، بلوتی و یائو[7]، ۲۰۲۳). بانک‌ها باید توانایی وام‌گیرندگان را برای بازپرداخت بازپرداخت وام‌ها با توجه به خطرهای ذاتی موجود ارزیابی کنند تا احتمال نکول را کاهش دهند (زواما، ایچسان، پوهان،

1. Naili & Lahrichi
2. Bhatt, Ahmed, Iqbal & Ullah
3. Simão
4. Song, Wang, Ye, Zaretzki & Liu
5. Fati
6. An, Cordell & Tang
7. Li, Li, Bellotti & Yao

عزیز و لاسه[1]، ۲۰۲۴). پیش‌بینی دقیق و مؤثر ریسک نکول وام، می‌تواند به وام‌دهندگان کمک کند تا متقاضیان پرخطر را شناسایی کنند و اقدامات پیشگیرانهٔ مناسبی برای افزایش ثبات مالی انجام دهند. مدل‌های سنتی پیش‌بینی بیشتر به دقت پیش‌بینی نکول وام توجه دارند و کمتر به حداکثر کردن سود و ارزیابی مدل بر اساس آن اهمیت می‌دهند (ژانگ، وانگ و لیو[2]، ۲۰۲۳). نرخ نکول درصد وام‌گیرندگانی را نشان می‌دهد که در بازپرداخت وام‌های خود شکست می‌خورند و معیاری برای ریسک اعتباری است. نرخ‌های بالاتر نکول نشان‌دهندهٔ خطر بیشتر برای وام‌دهندگان و نرخ‌های پایین‌تر نشان‌دهندهٔ خطر کمتر هستند. این نرخ‌ها تحت تأثیر عوامل مختلفی مانند شرایط اقتصادی و ویژگی‌های وام‌گیرنده قرار دارند و برای ارزیابی کیفیت اعتبار وام‌گیرندگان و مدیریت ریسک در بانکداری بسیار مهم هستند (آن و همکاران، ۲۰۲۰). با این حال، اگر وام‌گیرنده نتواند وام را به‌موقع بازپرداخت کند، بانک به‌دلیل نکول وام‌گیرنده، متحمل ضرر مالی می‌شود. در حال حاضر بسیاری از مطالعات در تلاش برای بهبود دقت مدل‌های پیش‌بینی ریسک نکول اعتباری، به‌منظور کاهش ریسک کسب‌وکار تسهیلات مؤسسه‌های مالی هستند (لیو، ژنگ، یانگ، ونگ و شو[3]، ۲۰۲۳).

تسهیلات خُرد بدون پشتوانه

در اوایل قرن بیست‌ویکم، تأمین مالی خُرد، به‌عنوان یک راه‌حل جادویی برای «ریشه‌کنی فقر» مطرح شد. حامیان این ایده معتقد بودند که تأمین مالی خُرد می‌تواند به انتقادهایی که کمک‌های سنتی را ناکارآمد و وابسته‌کننده می‌دانستند، پاسخ دهد. این رویکرد به جای تکیه بر کمک‌های دولتی قدیمی و «دستورالعمل‌های» رایگان، از یک نوآوری بازارمحور استفاده می‌کرد تا ضمن کمک به حل مشکلات اقتصادی، هم‌بستگی اجتماعی را نیز تقویت کند (مورفی[4]، ۲۰۲۴).

مؤسسه‌های مالی خرد، همچنان به ارائهٔ خدمات مالی ضروری در مقیاس وسیع ادامه می‌دهند که در غیر این صورت فقرا نمی‌توانند به آن‌ها دسترسی داشته باشند. تأمین مالی خُرد، به‌عنوان ابزاری بالقوه برای مبارزه با فقر ظاهر شد و با اعطای جایزهٔ صلح نوبل به محمد یونس و بانک گرامین به شهرت رسید. اگرچه مجموعه‌ای از کارآزمایی‌های تصادفی تأثیرگذار بعدی، فقط درآمدهای حاشیه‌ای را برای برخی از مشتریان نشان داد؛ اما این روش اخیراً گسترش یافته است. با این حال، توقف بازپرداخت وام‌های خرد در طول کووید ۱۹ ضروری بود (کال و هارتارسکا[5]، ۲۰۲۳). تأمین مالی خُرد، به ابزاری پُرکاربرد برای ارائهٔ اعتبار به مناطق و جمعیت‌هایی که به‌طور سنتی به خدمات بانکی مرسوم دسترسی ندارند، تبدیل شده است. تأمین مالی خُرد، به‌عنوان سازوکاری برای کاهش فقر، به‌عنوان ابزاری بزرگ‌تر برای بهبود دسترسی به تأمین مالی خُرد رشد کرده است (کای و همکاران[6]، ۲۰۲۳). تأمین مالی خُرد بدون پشتوانه، به ارائهٔ خدمات مالی مانند وام‌های کوچک و حساب‌های پس‌انداز برای افراد کم‌درآمد بدون نیاز به وثیقه اشاره دارد. این مدل بر ارائهٔ خدمات مالی تمرکز دارد و از حمایت‌های غیرمالی مانند آموزش کسب‌وکار پرهیز می‌کند. هدف آن توانمندسازی افراد از

1. Zuama, Ichsan, Pohan, Azis & Lase
2. Zhang, Wang & Liu
3. Liu, Zhang, Yang, Wang & Xu
4. Murphy
5. Cull & Hartarska
6. Cai et al

طریق دسترسی به منابع مالی و کاهش فقر با تأکید دسترسی به منابع مالی و خودپایداری است. این رویکرد به رشد اقتصادی و کاهش فقر کمک می‌کند، هرچند ممکن است برخی مؤسسه‌ها بیشتر به‌دنبال حداکثر کردن سود باشند (سارکر[1]، ۲۰۲۲). در زیر به بررسی برخی از پیشینه‌های مرتبط پرداخته می‌شود.

جدول ۱. خلاصه پیشینه

مؤلف و سال	عنوان	نتیجه	کاربرد در پژوهش حاضر و برای بانک خاورمیانه
جوزف و همکاران[2] (۲۰۲۴)	تأمین مالی خُرد، مشکلات بدهی و جمع‌آوری داده‌ها: شواهدی از زمان‌های همه‌گیر در مناطق روستایی جنوب هند	این پژوهش به بررسی تأثیرهای اقتصادی همه‌گیری کرونا بر زنان کم‌درآمد در هند می‌پردازد و نشان می‌دهد که دو مدل تأمین مالی خُرد (مؤسسه‌های مالی و گروه‌های خودیار) در حمایت از آنان ناکام بوده‌اند. بهره‌های سنگین و سیاست‌های حمایتی ناکارآمد، به افزایش فشارهای مالی بر زنان منجر شده است. پژوهش خواستار بازنگری در سیاست‌های مالی برای حمایت مؤثرتر از این قشر آسیب‌پذیر است.	این مطالعه ضعف‌های سیستم‌های مالی خُرد در حمایت از مشتریان آسیب‌پذیر را برجسته می‌کند و می‌تواند در مدل اعتبارسنجی این پژوهش برای طراحی شاخص‌هایی به‌منظور کاهش فشار مالی بر مشتریان بانک خاورمیانه استفاده شود. همچنین به اهمیت سیاست‌های حمایتی عادلانه برای گروه‌های کم‌درآمد در بحران‌ها اشاره دارد.
بالکریشنا و همکاران (۲۰۲۴)	مطالعهٔ موردی در مورد نقش مداخله دیجیتال در موفقیت مالی خرد از طریق طرح SIDBI-PRAYAAS	طرح «سیدبی ـ پریاس» در هند با حمایت از اقشار کم‌درآمد، رشد ۶/۰۲درصدی در کسب‌وکارهای کوچک ایجاد کرده است. ابزارهای دیجیتال مانند «بی‌پاس» و «بی‌بانک» به درخواست، دریافت و بازپرداخت وام کمک کرده‌اند. همکاری با شرکت «پاتنجلی آیورود» نیز در توسعهٔ مراکز سلامت روستایی نقش داشته است و موفقیت این طرح و رضایت مشتریان را نشان می‌دهد.	این پژوهش به بررسی اثرهای طرح‌های خُرد مالی و ابزارهای دیجیتال در کسب‌وکارهای کوچک می‌پردازد، در حالی که تحقیق حاضر بر مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه در بانک خاورمیانه تمرکز دارد.
سونگ و همکاران (۲۰۲۳)	پیش‌بینی پیش‌فرض وام با استفاده از یک طرح یادگیری گروهی چندهدفه و ویژه رتبه‌بندی اعتبار	استراتژی خاص رتبه‌بندی و روش یادگیری گروه چندهدفه را برای بهبود عملکرد طبقه‌بندی معرفی می‌کند.	مدل چندهدفه پیشنهاد شده می‌تواند برای بهبود دقت مدل رتبه‌بندی مشتریان بانک خاورمیانه مفید باشد.

1. Sarker
2. Joseph et al

مؤلف و سال	عنوان	نتیجه	کاربرد در پژوهش حاضر و برای بانک خاورمیانه
پور، هوئسیگ و اشمید هامر[1] (۲۰۲۲)	به‌کارگیری و اعتبارسنجی یک روش بالقوه مخرب برای پلتفرم‌های دیجیتال دو طرفه	چارچوبی برای پیش‌بینی‌های مخرب در پلتفرم‌های دیجیتالی با دقت بالا ارائه می‌دهد.	از این روش می‌توان برای شناسایی مشتریان با ریسک بالا در بانک خاورمیانه استفاده کرد.
پوموزانو[2] (۲۰۲۲)	اعتبارسنجی اثربخشی رویه مدیریت ریسک پرتفوی خرد بانکی	ضعف‌های ارزیابی‌های کیفی در مدیریت ریسک را بررسی می‌کند.	شناسایی ضعف‌های مشابه در سیستم‌های ارزیابی ریسک مشتریان بانک خاورمیانه.
گی، سونگ و لی[3] (۲۰۲۱)	استراتژی وام بانکی بر اساس مدل ارزیابی و تصمیم‌گیری	مدل تصمیم‌گیری برای تخصیص وام با استفاده از شاخص‌های مالی و تمایل به وام‌گیری ارائه می‌دهد.	استفاده از شاخص‌های مشابه برای توسعهٔ مدل رتبه‌بندی و اعتبارسنجی مشتریان در بانک خاورمیانه.
ژو[4] (۲۰۲۰)	وام پزشکی شخصی در حالت همکاری بانکی ـ پزشکی تحقیق	مدل جدید وام پزشکی ـ تعاونی بین بانک‌ها و مؤسسه‌های بیمه پیشنهاد می‌دهد.	الهام‌بخش برای ایجاد مدل‌های تعاونی در رتبه‌بندی و اعتبارسنجی مشتریان بانک خاورمیانه.
سامسیر، سوپارنو و گیاتمن[5] (۲۰۲۰)	پیش‌بینی ریسک وام برای مشتری جدید با استفاده از داده کاوی	الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه را برای پیش‌بینی ریسک وام‌گیرندگان جدید معرفی می‌کند.	الگوریتم داده‌کاوی برای شناسایی مشتریان پُرخطر در بانک خاورمیانه کاربرد دارد.
زنگ[6] (۲۰۱۹)	تحلیل در مورد مدل مشارکت سود مشتریان بانک‌های تجاری بر اساس مدل رتبه‌بندی اعتباری	سیستم امتیازدهی اعتباری با استفاده از AHP برای رتبه‌بندی مشتریان ایجاد می‌کند.	استفاده از AHP برای بهبود دقت رتبه‌بندی مشتریان بانک خاورمیانه.
ساها و وحید (۲۰۱۷)	ریسک اعتباری مشتریان بانک از طریق ویژگی	استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی برای سنجش ریسک اعتباری وام گیرندگان.	الگوریتم شبکه عصبی برای تقویت مدل رتبه‌بندی مشتریان بانک خاورمیانه.
احمدی کوشا، احمدی، رنجبر و کردلویی (۱۴۰۳)	شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد در بانک خاورمیانه	ده عامل تأثیر گذار در نرخ نکول مشتریان اعتباری را شناسایی کردند.	شاخص‌های استخراج شده می‌تواند برای الگوهای امتیاز دهی و رتبه‌بندی اعتباری مشتریان استفاده شود.
ترابیان، ناهیدی امیرخیز، جانی و حسن‌زاده (۱۴۰۱)	طراحی الگوی اولویت‌بندی متقاضیان اعتبار اسنادی ریالی	تأثیر متغیرهایی مثل سن و تحصیلات بر رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بررسی می‌کند.	استفاده از این متغیرها برای ارتقای دقت مدل رتبه‌بندی در بانک خاورمیانه.

1. Pur, Huesig & Schmidhammer
2. Pomazanov
3. Ge, Song & Li
4. Xu
5. Samsir, Suparno & Giatman
6. Zeng

مؤلف و سال	عنوان	نتیجه	کاربرد در پژوهش حاضر و برای بانک خاورمیانه
فلاح تفتی (۱۴۰۰)	اعتبارسنجی مشتریان مؤسسه‌های مالی با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی	شناسایی عوامل تأثیرگذار بر نکول وام با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک.	کمک به شناسایی عوامل مهم در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک خاورمیانه.
خجسته، دایی کریم‌زاده و شریفی رنانی (۱۳۹۸)	رتبه‌بندی ابزارهای مدیریت ریسک اعتباری در بانکداری بدون ربا	مدل ترکیبی رگرسیون لجستیک ـ سمبلیک برای رتبه‌بندی اعتباری با دقت بالا معرفی می‌کند.	بهره‌گیری از مدل‌های ترکیبی برای بهبود دقت رتبه‌بندی مشتریان بانک خاورمیانه.
اشراقی سامانی، شیخ محمدی و پورسعید (۱۳۹۴)	طراحی مدل پیش‌بینی رتبه اعتباری با الگوریتم‌های هیبریدی و فراابتکاری	متغیرهای تأثیرگذار بر عدم بازپرداخت وام‌ها را با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته شناسایی می‌کند.	بهبود مدل‌های پیش‌بینی عدم بازپرداخت وام در بانک خاورمیانه.
کوهی و غلامی (۱۳۹۱)	بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری و اولویت‌بندی معیارهای امتیازدهی با تکنیک AHP	نشان می‌دهد که چگونه متغیرهای مالی در ایجاد رتبه اعتباری مؤثرند.	استفاده از تکنیک AHP برای اولویت‌بندی معیارهای اعتبارسنجی در بانک خاورمیانه.
عیسی‌زاده و عریانی (۱۳۸۹)	طراحی مدل رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی در بانک‌های تجاری	مدل رتبه‌بندی بر اساس شاخص‌های مالی و غیر مالی برای شرکت‌های حقوقی ارائه می‌دهد.	استفاده از شاخص‌های مالی و غیر مالی مشابه برای رتبه‌بندی مشتریان حقوقی بانک خاورمیانه.

در حالی که سرکانیان، راعی، شیرکوند و عباسیان (۱۴۰۲) به بررسی تأثیر سیاست‌های پولی بر وام‌دهی بانک‌ها و اثرگذاری مشخصه‌های بانکی بر این کانال در اقتصاد ایران پرداخته‌اند، مقالهٔ حاضر به‌طور خاص بر اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه تمرکز دارد. سرکانیان و همکارانش (۱۴۰۲) در مقالهٔ خود، بیشتر به تحلیل وام‌دهی کلان و تأثیرهای سیاست‌های پولی بر آن متمرکز است، در حالی که مقالهٔ حاضر به ارزیابی و مدیریت ریسک اعتباری در سطح خُرد و بر مبنای شاخص‌های فردی و رفتاری مشتریان پرداخته است. وجه تمایز اصلی مقالهٔ حاضر در این است که به‌طور خاص بر روی ویژگی‌های فردی مشتریان و نیازهای خاص بانکداری دیجیتال تمرکز دارد، در حالی که مقاله سرکانیان و همکاران (۱۴۰۲) بر تأثیرهای کلان اقتصادی و سیاست‌های پولی متمرکز است. رحمانی، پارسایی و محمدی خانقاه (۱۴۰۲) به بررسی تأثیر رتبهٔ اعتباری بر هزینه سرمایه و هزینهٔ بدهی شرکت‌ها پرداختند و بر تحلیل ساختار مالی و تأثیر رتبه‌بندی اعتباری بر هزینه‌های تأمین مالی شرکت‌ها تمرکز کردند؛ اما مقالهٔ حاضر به‌طور خاص، بر اعتبارسنجی مشتریان خرد بدون پشتوانه در سیستم بانکی تمرکز دارد و به بررسی شاخص‌های متنوع‌تری مانند وضعیت پول‌شویی، سن، جنسیت و غیره می‌پردازد. مقالهٔ حاضر با ارائه مدل دقیق‌تری برای ارزیابی ریسک اعتباری فردی و تمرکز بر نیازهای خاص بانکداری دیجیتال، جنبه‌های جدیدی از اعتبارسنجی را معرفی می‌کند که رحمانی و همکارانش (۱۴۰۲) در مقالهٔ خود به آن توجه نکرده‌اند. احمدی سرتختی، هژبر کیانی، حسینی و معمارنژاد (۱۴۰۲) به طراحی مدلی با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی برای ارزیابی ریسک اعتباری در زمینهٔ ضمانت‌نامه‌های صادراتی پرداختند و داده‌های درون‌سازمانی و برون‌سازمانی را بررسی کردند؛ اما مقالهٔ حاضر به‌طور خاص، روی اعتبارسنجی

مشتریان خرد بدون پشتوانه در بانکداری دیجیتال تمرکز دارد و به بررسی ویژگی‌های رفتاری و فردی مشتریان می‌پردازد. مقالهٔ حاضر با تمرکز بر مدیریت ریسک اعتباری در سطح خُرد و ارائهٔ مدل‌های ارزیابی متنوع برای بانکداری دیجیتال، جنبه‌های جدیدی از اعتبارسنجی را معرفی می‌کند که در مقاله احمدی سرتختی و همکاران (۱۴۰۲) بررسی نشده است. ذوالفقاری، تشکری و ارم (۱۴۰۱) در پژوهشی به طراحی مدلی برای ارزیابی و تعیین تضامین در شرکت‌های فناورانه با استفاده از مدل فازی ـ عصبی پرداختند و بر نیازهای تأمین مالی شرکت‌های کوچک و متوسط فناور تمرکز کردند؛ اما مقالهٔ حاضر به‌طور خاص روی اعتبارسنجی مشتریان خُرد بدون پشتوانه در بانکداری دیجیتال تمرکز دارد و به تحلیل ویژگی‌های فردی و رفتاری مشتریان می‌پردازد. مقالهٔ حاضر با توجه به تمرکز بر بانکداری دیجیتال و ارزیابی ریسک اعتباری در سطح خرد، به جنبه‌های جدیدی از مدیریت ریسک و اعتبارسنجی می‌پردازد که در مقاله مطرح شده در بالا بررسی نشده است.

روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش با استفاده از روش کمی و بر اساس دیدگاه کرسول[1] (۲۰۰۳) انجام شده است. کرسول در پژوهش‌های کمی بر عینیت، بی‌طرفی و استقرا تأکید می‌کند؛ یعنی واقعیت به‌صورت عینی و مبتنی بر داده‌های تجربی بررسی می‌شود. کرسول (۲۰۰۳) بیان می‌کند که در پژوهش‌های کمی، رویکرد فرا اثبات‌گرایی حاکم است. این رویکرد بر این باور است که واقعیت تنها یک شکل دارد و می‌توان آن را به‌صورت عینی و بی‌طرف بررسی کرد. پژوهشگر در این روش، از پیش فرض‌ها و ارزش‌های شخصی فاصله می‌گیرد و فقط بر اساس داده‌های تجربی (مشاهدات) عمل می‌کند. همچنین، این روش بیشتر استقرایی است؛ یعنی از داده‌های خاص، به‌سمت نتیجه‌گیری کلی پیش می‌رود و پیش فرض‌ها را بر اساس شواهد آزمایش می‌کند. به‌طور خلاصه، پژوهش کمی در این دیدگاه، دقیق، عینی و مبتنی بر واقعیت‌های قابل اندازه‌گیری است.

جامعهٔ آماری این پژوهش، کلیهٔ مشتریان خُرد بانکداری دیجیتال بانک خاورمیانه است و از روش تمام شماری برای مشتریان سال‌های ۱۴۰۰ تا ۱۴۰۱ استفاده شده است. مدلی که در پژوهش احمدی کوشا و همکاران (۱۴۰۳) ارائه شده، مبنای این پژوهش برای رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه قرار گرفت. از این رو شاخص‌هایی همچون سن، مبلغ وام دریافتی، مبلغ مجاز درخواست وام، مبلغ کل تسهیلات دریافتی، امتیاز، تأیید پول‌شویی، جنسیت، شغل، شهر، مدرک، وضعیت وام و نوع شغل به‌عنوان متغیرهای ورودی اولیه مطرح شدند. در ادامه، از رگرسیون فازی و با الهام از کتابخانه‌های نرم افزار Python مانند SciKit-Fuzzy و NumPy، داده‌ها به‌صورت استقرایی تحلیل شدند و در ادامه فرمولی برای رگرسیون فازی به‌دست آمد. این رویکرد کاملاً با دیدگاه کرسول هم‌سو است؛ زیرا بر عینیت، بی‌طرفی و تحلیل داده‌های تجربی تأکید دارد و از داده‌های خاص، به‌سمت نتیجه‌گیری کلی پیش می‌رود. همچنین به‌منظور ارزیابی نهایی مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بدون پشتوانه از یک مثال برای یک مشتری استفاده شد.

1. Creswell

یافته‌های پژوهش

در این پژوهش متغیرهایی همچون سن، امتیاز، تأیید پول‌شویی، جنسیت، شهر، مدرک، وضعیت وام و نوع شغل به‌عنوان متغیرهای ورودی در راستای ارائه مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه مورد بررسی قرار گرفتند. مراحل رگرسیون فازی با توجه به ورودی‌های این پژوهش به‌صورت ذیل است:

۱. تعریف مسئله و متغیرها

هدف از این تحقیق، بررسی تأثیر متغیرهای مستقل بر رتبه‌بندی مشتریان در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید است.

- متغیرهای مستقل: وضعیت تسویه وام، وضعیت تأیید پول‌شویی، جنسیت، مدرک، سن، امتیاز، نوع شغل، شهر (تهران و شهرستان)
- متغیر وابسته: رتبه‌بندی مشتریان

۲. تشکیل مجموعه‌های فازی

برای هر متغیر، مجموعه‌های فازی تعریف می‌شود:

- وضعیت وام: خوب، متوسط، ضعیف
- وضعیت تأیید پول‌شویی: تأیید شده، در حال بررسی، رد شده
- جنسیت: مرد، زن
- مدرک: دیپلم، کارشناسی، کارشناسی ارشد، دکتری
- سن: جوان، میانسال، مسن
- امتیاز: کم، متوسط، زیاد
- نوع شغل: کارمند، آزاد، بازنشسته
- شهر: تهران، شهرستان
- رتبه‌بندی مشتریان: کم، متوسط، زیاد

۳. تعیین تابع عضویت

برای هر متغیر، تابع‌های عضویت مثلثی تعریف می‌شود.

رابطهٔ ۱) وضعیت وام

$$\begin{cases} 0 & if\ x \le a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & if\ a < x \le b \\ \dfrac{c-x}{c-b} & if\ b < x \le c \\ 0 & if\ x > c \end{cases} = \mu_{\text{خوب}}(x)$$

$$\begin{matrix} if\ x \le a \\ if\ a < x \le b \\ if\ b < x \le c \\ if\ x > c \end{matrix} \begin{matrix} 0 \\ \frac{x-a}{b-a} \\ \frac{c-x}{c-b} \\ 0 \end{matrix} \Bigg\} = \mu_{\text{تأیید شده}}(x)$$

رابطهٔ ۲) وضعیت تأیید پول‌شویی

$$\begin{matrix} if\ x = 1 & 1 \\ if\ x = 0 & 0 \end{matrix} \Big\} = \mu_{\text{مرد}}(x)$$

رابطهٔ ۳) جنسیت

$$\begin{matrix} if\ x \le a \\ if\ a < x \le b \\ if\ b < x \le c \\ if\ x > c \end{matrix} \begin{matrix} 0 \\ \frac{x-a}{b-a} \\ \frac{c-x}{c-b} \\ 0 \end{matrix} \Bigg\} = \mu_{\text{کارشناسی}}(x)$$

رابطهٔ ۴) مدرک

$$\begin{matrix} if\ x \le a \\ if\ a < x \le b \\ if\ b < x \le c \\ if\ x > c \end{matrix} \begin{matrix} 0 \\ \frac{x-a}{b-a} \\ \frac{c-x}{c-b} \\ 0 \end{matrix} \Bigg\} = \mu_{\text{جوان}}(x)$$

رابطهٔ ۵) سن

$$\begin{matrix} if\ x \le a \\ if\ a < x \le b \\ if\ b < x \le c \\ if\ x > c \end{matrix} \begin{matrix} 0 \\ \frac{x-a}{b-a} \\ \frac{c-x}{c-b} \\ 0 \end{matrix} \Bigg\} = \mu_{\text{کم}}(x)$$

رابطهٔ ۶) سن

$$\begin{matrix} if\ x \le a \\ if\ a < x \le b \\ if\ b < x \le c \\ if\ x > c \end{matrix} \begin{matrix} 0 \\ \frac{x-a}{b-a} \\ \frac{c-x}{c-b} \\ 0 \end{matrix} \Bigg\} = \mu_{\text{کارمند}}(x)$$

رابطهٔ ۷) نوع شغل

$$\begin{matrix} if\ x = 1 & 1 \\ if\ x = 0 & 0 \end{matrix} \Big\} = \mu_{\text{تهران}}(x)$$

رابطهٔ ۸) شهر

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

٤. فازی‌سازی داده‌ها

داده‌های واقعی به داده‌های فازی تبدیل می‌شوند. برای مثال، فرض می‌کنیم وضعیت وام مشتری به‌صورت زیر باشد:

- وضعیت وام: ۰/۷ خوب، ۰/۲متوسط، ۰/۱ ضعیف
- وضعیت تأیید پول‌شویی: ۰/۸ تأیید شده، ۰/۱ در حال بررسی، ۰/۱ رد شده
- جنسیت: ۱ مرد، ۰ زن
- مدرک: ۰/۴ کارشناسی، ۰/۶ کارشناسی ارشد
- سن: ۰/۳ جوان، ۰/۷ میانسال
- امتیاز: ۰/۵ کم، ۰/۳ متوسط، ۰/۲زیاد
- نوع شغل: ۰/۸ کارمند، ۰/۲ آزاد
- شهر: ۱ تهران، ۰ شهرستان

۵. مدل‌سازی رگرسیون فازی

مدل رگرسیون فازی بر اساس داده‌های فازی شده تشکیل می‌شود. فرمول رتبه‌بندی به شکل زیر است:

رابطهٔ ۹)

رتبه‌بندی = a۱ (وضعیت وام) + a۲ (وضعیت تأیید پول‌شویی) + a۳ (جنسیت) + a۴ (مدرک) + a۵ (سن) + a۶ (امتیاز) + a۷ (نوع شغل) + a۸ (شهر)

که در آن $a1, a2, \dots, a8$ ضرایب مدل هستند. برای تعیین این ضرایب، از روش‌های بهینه‌سازی استفاده می‌شود. فرمول بهینه‌سازی برای تعیین ضرایب به شکل زیر است:

رابطهٔ ۱۰)

$$min \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \sum_{j=1}^{m} a_j x_{ij} \right)$$

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

٦. تحلیل نتایج

مدل رگرسیون فازی اجرا شده و نتایج تحلیل می‌شوند. ضرایب مدل در این مرحله مشخص می‌شوند.

۷. بازفازی‌سازی

نتایج فازی به داده‌های واقعی تبدیل می‌شوند. برای مثال، اگر نتیجه فازی رتبه‌بندی مشتری در سطح متوسط باشد، این نتیجه به داده‌های واقعی بازفازی می‌شود. برای بازفازی‌سازی از روش مرکز ثقل (Centroid) استفاده می‌شود:

رابطهٔ ۱۱)

$$\frac{i\mu_i(x)x \ _i\sum}{\mu_i(x) \ _i\sum} = y$$

۸. ارزیابی و اعتبارسنجی مدل

مدل رگرسیون فازی با استفاده از داده‌های تست ارزیابی و اعتبارسنجی می‌شود. مدل با داده‌های واقعی مقایسه و دقت آن ارزیابی می‌شود. در نهایت، با تحلیل داده‌ها و نتایج به‌دست آمده، رتبه‌بندی متغیرهای مهم در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید، به‌ترتیب عبارت‌اند از: وضعیت وام، وضعیت تأیید پول‌شویی، جنسیت، مدرک، سن، امتیاز، نوع شغل و شهر. براساس خروجی به‌دست‌آمده مشخص شد که متغیرهای مبلغ وام دریافتی، مبلغ کل تسهیلات و شغل، در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید تأثیری ندارند. در ادامه، این مدل برای یک مشتری بررسی می‌شود تا روایی آن مشخص شود:

مثال :

داده‌های فازی شده:

وضعیت وام: ۵۵۰۰۰

$\mu_(\text{خوب})\ (۵۵۰۰۰) = ۸۰۰۰۰ - ۵۵۰۰۰ \ / \ ۸۰۰۰۰ - ۵۰۰۰۰ = ۰/۸۳۳$

وضعیت تأیید پول‌شویی: ۰/۷۵

$\mu_(\text{تأیید شده})(۰/۷۵) = ۰/۸ - ۰/۷۵ \div ۰/۸ - ۰/۵ = ۰/۸۳۳$

جنسیت: ۱ (مرد)

$\mu_(\text{مرد})(۱) = ۱$

مدرک: ۳ (کارشناسی ارشد)

$\mu_(\text{کارشناسی ارشد})(۳) = ۱$

سن: ۳۲

$\mu_(\text{میانسال})(۳۲) = ۴۰ - ۳۲ \div ۴۰ - ۳۰ = ۰/۸$

امتیاز: ۷۲۰

$\mu_(\text{متوسط})(۷۲۰) = ۹۰۰ - ۷۲۰ \div ۹۰۰ - ۶۰۰ = ۰/۶$

نوع شغل: ۱ (کارمند)

$\mu_(\text{کارمند})(۱) = ۱$

شهر: ۱ (تهران)

$\mu_(\text{تهران})(۱) = ۱$

ضرایب مدل

- $a_1 = ۰/۳۵$
- $a_2 = ۰/۲۵$

- a_3 = ۰/۱۵
- a_4 = ۰/۱۰
- a_5 = ۰/۰۸
- a_6 = ۰/۰۵
- a_5 = ۰/۰۸
- a_6 = ۰/۰۵

محاسبه رتبه‌بندی

با استفاده از مدل رگرسیون فازی و ضرایب مدل، رتبه‌بندی مشتری به صورت زیر محاسبه می‌شود:

رتبه‌بندی = a_1(خوب)_(μ) + ((۵۵۰۰۰)) + a_2(تأیید شده)_(μ) + ((۰.۷۵)) + a_3(مرد)_(μ) + ((۱)) + a_4(کارشناسی ارشد)_(μ) + ((۳)) + a_5(میانسال)_(μ) + ((۳۲)) + a_6(متوسط)_(μ) + ((۷۲۰)) + a_7(کارمند)_(μ) + ((۱)) + a_8(تهران)_(μ) + ((۱))

با جای‌گذاری مقادیر:

رتبه‌بندی = (۰/۳۵ × ۰/۸۳۳) + (۰/۲۵ × ۰/۸۳۳) + (۰/۱۵ × ۱) + (۰/۱۰ × ۱) + (۰/۰۸ × ۰/۸) + (۰/۰۵ × ۰/۶) + (۰/۰۲ × ۱) + (۰/۰۱ × ۱)

محاسبه هر قسمت:

۰/۸۳۳ × ۰/۳۵ = ۰/۲۹۱۵۵

۰/۸۳۳ × ۰/۲۵ = ۰/۲۰۸۲۵

۱ × ۰/۱۵ = ۰/۱۵

۱ × ۰/۱۰ = ۰/۱۰

۰/۸ × ۰/۰۸ = ۰/۰۶۴

۰/۶ × ۰/۰۵ = ۰/۰۳

۱ × ۰/۰۲ = ۰/۰۲

۱ × ۰/۰۱ = ۰/۰۱

جمع کل:

رتبه‌بندی = ۰/۲۹۱۵۵ + ۰/۲۰۸۲۵ + ۰/۱۵ + ۰/۱۰ + ۰/۰۶۴ + ۰/۰۳ + ۰/۰۲ + ۰/۰۱

نمرهٔ رتبه‌بندی = ۰/۸۷۳۸

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۲. خلاصهٔ محاسبات

مشخصات	مقدار	محاسبه
وضعیت وام	۵۵۰۰۰	μ_(خوب)(۵۵۰۰۰) = (۸۰۰۰۰ − ۵۵۰۰۰) / (۸۰۰۰۰ − ۵۰۰۰۰) = ۰/۸۳۳
وضعیت تأیید پول‌شویی	۰/۷۵	μ_(تأیید شده)(۰/۷۵) = (۰/۸ − ۰/۷۵) / (۰/۸ − ۰/۵) = ۰/۸۳۳
جنسیت	(مرد) ۱	μ_(مرد)(۱) = ۱
مدرک	(کارشناسی ارشد) ۳	μ_(کارشناسی ارشد)(۳) = ۱
سن	۳۲	μ_(میانسال)(۳۲) = (۴۰ − ۳۲) / (۴۰ − ۳۰) = ۰/۸
امتیاز	۷۲۰	μ_(متوسط)(۷۲۰) = (۹۰۰ − ۷۲۰) / (۹۰۰ − ۶۰۰) = ۰/۶
نوع شغل	(کارمند) ۱	μ_(کارمند)(۱) = ۱
شهر	(تهران) ۱	μ_(تهران)(۱) = ۱
محاسبه رتبه‌بندی	-	رتبه‌بندی = ۰/۸۷۳۸

در فرایند رتبه‌بندی مشتری با استفاده از مدل رگرسیون فازی، ابتدا داده‌های ورودی شامل وضعیت وام، تأیید پول‌شویی، جنسیت، مدرک تحصیلی، سن، امتیاز، نوع شغل و شهر به‌صورت فازی تبدیل شدند. این فرایند شامل محاسبهٔ مقادیر عضویت در مجموعه‌های فازی مربوطه، بر اساس مقادیر ورودی و توابع عضویت تعریف‌شده بود. سپس با جای‌گذاری مقادیر عضویت در معادلهٔ رگرسیون فازی و اِعمال ضرایب وزنی مدل (a_1 تا a_8)، وزن نسبی هر شاخص در رتبه‌بندی نهایی مشخص شد. نتیجهٔ محاسبات نشان داد که رتبه‌بندی مشتری برابر با ۰/۸۷۳۸ است. این امتیاز با ترکیب ضرایب وزنی و مقادیر عضویت محاسبه‌شده، وضعیت مطلوب مشتری در مجموعه داده‌های ارزیابی‌شده را نشان می‌دهد. برای مثال، بیشترین تأثیر به وضعیت وام و تأیید پول‌شویی مربوط بود که ضرایب وزنی ۰/۳۵ و ۰/۲۵ را داشتند و مقادیر عضویت فازی هر دو ۰/۸۳۳ بود. این امر اهمیت نسبی این دو شاخص در تصمیم‌گیری نهایی را برجسته می‌کند.

نتیجه‌گیری

یافته‌های تحقیق حاضر نشان داد که برخی از متغیرها، از جمله مبلغ وام دریافتی درخواستی، مبلغ کل تسهیلات و شغل، در پرداخت اقساط ۶۰ روز بعد از سررسید تأثیری ندارند. این نتیجه بیانگر آن است که پرداخت اقساط بیشتر تحت تأثیر عوامل دیگری قرار دارد. تحلیل رتبه‌بندی متغیرها نشان داد که وضعیت تسویهٔ وام، وضعیت پول‌شویی، جنسیت، مدرک، سن، امتیاز، نوع شغل و شهر، به‌ترتیب، در پیش‌بینی رفتار مشتریان در بازپرداخت تسهیلات بیشترین اهمیت را دارند. این امر بر ضرورت توجه به متغیرهای مرتبط با رفتار و مشخصات مشتریان برای طراحی مدل‌های اعتبارسنجی مؤثر تأکید دارد. اعتبارسنجی مدل از طریق بررسی قدرت پیش‌بینی آن نیز نتایج مثبتی به همراه داشت. آزمون مدل با استفاده از یک مشتری نشان داد که نمرهٔ رتبه‌بندی برای این مشتری ۰/۸۷۳۸ به‌دست آمده است که به‌معنای وضعیت خوب وی در بازپرداخت اقساط پس از سررسید است. این یافته نشان‌دهندهٔ کارآمدی مدل در ارزیابی ریسک اعتباری و پیش‌بینی رفتار بازپرداخت مشتریان است. کاربرد چنین مدل‌هایی ضمن کمک‌کردن به مؤسسه‌های مالی برای مدیریت ریسک و تضمین شیوه‌های وام‌دهی پایدار، می‌تواند تخصیص بهینهٔ منابع و کاهش خطرهای مالی را تسهیل کند. این پژوهش از

منظر ارزیابی قبل اعطای وام و تأثیر آن در کنترل نکول وام با پژوهش ساندار و همکاران (۲۰۲۱) هم‌خوانی دارد. همچنین با نتایج پژوهش فلاح تفتی (۱۴۰۰) که ضریب سن دریافت‌کنندهٔ تسهیلات، نرخ سود تسهیلات و مبلغ قسط، نوع تسهیلات و مبلغ تسهیلات را بررسی کرد، هم‌راستا است.

پیشنهادها

برای بهبود فرایندهای اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان، پیشنهاد می‌شود که بانک خاورمیانه، توجه ویژه‌ای به متغیرهای کلیدی، ازجمله وضعیت تسویهٔ وام، وضعیت پول‌شویی، جنسیت، مدرک تحصیلی و سن داشته باشد. ایجاد سیستم امتیازدهی جامع و دقیق که این متغیرها را در نظر بگیرد، می‌تواند دقت پیش‌بینی رفتار بازپرداخت را به‌طور درخور توجهی افزایش دهد. علاوه‌براین، طراحی ابزارهایی که به تحلیل سریع و دقیق این متغیرها کمک کند، می‌تواند کارآمدی فرایندهای وام‌دهی را افزایش دهد و تصمیم‌گیری‌های اعتباری را بهینه کند.

همچنین، بانک باید برنامه‌های آموزشی منظمی را برای کارکنان بخش اعتباری طراحی کند تا آن‌ها را با اهمیت این متغیرها و نحوهٔ استفادهٔ مؤثر از مدل‌های اعتبارسنجی آشنا سازد. این آموزش‌ها می‌توانند شامل نحوهٔ تحلیل داده‌ها، شناخت ریسک‌های اعتباری و استفاده از فناوری‌های نوین در ارزیابی مشتریان باشد. آگاهی بیشتر کارکنان از این عوامل کلیدی، دقت و سرعت را در فرایندهای اعتبارسنجی ارتقا می‌دهد و به کاهش خطاهای انسانی کمک می‌کند.

یکی دیگر از پیشنهادهای کاربردی، بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته، مانند یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های کلان، برای به‌روزرسانی و بهبود مداوم مدل‌های اعتبارسنجی است. این فناوری‌ها می‌توانند به شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌های مشتریان کمک کنند و دقت پیش‌بینی مدل‌ها را بهبود بخشند. همچنین، ایجاد یک سیستم پایش مداوم برای ارزیابی عملکرد مدل و به‌روزرسانی آن بر اساس داده‌های جدید، می‌تواند از کاهش کارآمدی مدل در مواجه با تغییرات محیطی جلوگیری کند.

در نهایت، بانک می‌تواند با شفاف‌سازی معیارهای اعتبارسنجی برای مشتریان، آن‌ها را از معیارهایی که بر رتبه‌بندی اعتباری تأثیر می‌گذارند، آگاه کند. ارائهٔ مشاورهٔ مالی به مشتریان دربارهٔ نحوهٔ بهبود رتبهٔ اعتباری‌شان و مدیریت بهتر بازپرداخت اقساط، نه تنها ریسک اعتباری بانک را کاهش می‌دهد، بلکه روابط بلندمدت با مشتریان را نیز تقویت می‌کند. این اقدام‌ها می‌تواند به بانک در ایجاد یک سیستم وام‌دهی پایدار و مطمئن کمک کند.

در این پژوهش نیز مانند هر پژوهش دیگری محدودیت‌هایی وجود داشته است. با توجه به ویژگی مطالعهٔ موردی برای بانک خاورمیانه، تعمیم یافته‌ها به سایر مؤسسه‌های مالی یا مناطق، ممکن است با محدودیت همراه باشد و اعتبار بیشتر در زمینه‌های مختلف را می‌طلبد. علاوه‌براین، اتکا به داده‌های تاریخی، ممکن است به‌طور کامل روندهای نوظهور یا تغییرات پیش‌بینی نشدهٔ بازار را پوشش ندهد؛ بنابراین مدل به اصلاح و انطباق مداوم نیاز دارد. علاوه‌براین، در حالی که رویکردهای کمّی بینش‌های ارزشمندی را ارائه می‌دهند، فقدان داده‌های کیفی و بازخورد ذی‌نفعان، ممکن است جنبه‌های ظریفی را که برای اجرای موفقیت‌آمیز و پذیرش مدل اعتبارسنجی پیشنهادی و سیستم رتبه‌بندی در چارچوب عملیاتی بانک ضروری هستند، نادیده بگیرد.

برای تحقیقات آتی، اتخاذ یک رویکرد ترکیبی، شامل تکنیک‌های جمع‌آوری داده‌های کیفی، مانند مصاحبه یا نظرسنجی در کنار تجزیه‌وتحلیل کمّی پیشنهاد می‌شود. همچنین، گسترش دامنهٔ مطالعه برای پوشش طیف وسیع‌تری از مؤسسه‌های مالی که در زمینه‌های مشابه در منطقهٔ خاورمیانه یا فراتر از آن فعالیت می‌کنند، اعتبارسنجی متقابل یافته‌ها را تسهیل می‌کند و قابلیت تعمیم مدل را افزایش می‌دهد. به‌علاوه ادغام تکنیک‌های پیشرفتهٔ یادگیری ماشین فراتر از رگرسیون فازی، مانند شبکه‌های عصبی یا روش‌های مجموعه، می‌تواند به‌طور بالقوه الگوها و روابط پیچیده‌ای را در داده‌ها آشکار کند که ممکن است از رویکردهای آماری مرسوم فرار کند و در نتیجه دقت و قدرت پیش‌بینی سیستم رتبه‌بندی را اصلاح کند. در نهایت، با توجه به ماهیت پویای چشم‌انداز مالی، تلاش‌های تحقیقاتی آینده، باید بر مطالعات طولی برای ثبت روندهای در حال تحول و اطمینان از ارتباط و سازگاری مداوم مدل اعتبارسنجی و سیستم رتبه‌بندی در طول زمان تأکید کنند.

منابع

احمدی سرتختی، فرشید؛ هژبر کیانی، کامبیز؛ حسینی، سید شمس‌الدین و معمارنژاد، عباس (۱۴۰۲). طراحی مدلی برای ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان ضمانت‌نامه‌های صادر شده توسط صندوق ضمانت صادرات ایران با کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی. *تحقیقات مالی*، ۲۵(۴)، ۶۶۰-۶۴۱.

احمدی کوشا، آزاده؛ احمدی، فائق؛ رنجبر، محمد حسین و کردلویی، حمیدرضا (۱۴۰۳). شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد در بانک خاورمیانه. *تحقیقات مالی*، ۲۶(۲)، ۳۹۹-۴۲۳.

اخباری، حمیدرضا؛ محمدزاده سالطه، حیدر؛ برادران حسن‌زاده، رسول و زینالی، مهدی (۱۴۰۳). بهینه‌سازی پیش‌بینی بازده سهام مبتنی بر ریسک در صنایع منتخب بورس اوراق بهادار تهران (رهیافت تحلیل پوششی داده‌ها). *تحقیقات مالی*، ۲۶(۲)، ۳۳۱-۳۵۴.

اشراقی سامانی، رویا؛ شیخ محمدی، فرزاد و پورسعید علیرضا (۱۳۹۴). عوامل مؤثر بر عدم بازپرداخت تسهیلات بانک کشاورزی از سوی کشاورزان (مورد: شهرستان ایلام). *اقتصاد فضا و توسعه روستایی*، ۴ (۱۲)، ۷۷-۹۱.

ترابیان، علیرضا؛ ناهیدی امیرخیز، محمد رضا؛ جانی، سیاوش و حسن‌زاده، رقیه (۱۴۰۱). اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان حقیقی: مطالعه موردی بانک صاردرات ایران. *دانش سرمایه‌گذاری*، ۱۱(۴۱)، ۱۴۵-۱۶۲.

خجسته، غلامرضا؛ دایی کریم‌زاده، سعید و شریفی رنانی، حسین (۱۳۹۸). رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک با رویکرد ترکیبی رگرسیون لجستیک ـ سمبلیک. *فصلنامه مدیریت منابع در نیروی انتظامی*، ۷(۳)، ۱۱۷-۱۴۸.

ذوالفقاری، روح‌اله؛ تشکری، نسیمه و ارم، اصغر (۱۴۰۱). طراحی مدل تعیین تضامین جهت تأمین مالی طرح‌ها و شرکت‌های کوچک و متوسط (SME) فناور با استفاده از مدل فازی ـ عصبی. *تحقیقات مالی*، ۲۴(۳)، ۴۵۳-۴۷۹.

رحمانی، علی؛ پارسایی، منا و محمدی خانقاه، گلشن (۱۴۰۲). رتبه اعتباری و هزینه سرمایه. *تحقیقات مالی*، (۱)۲۵،۱۱۰- ۱۲۶.

سرکانیان، جواد؛ راعی، رضا؛ شیرکوند، سعید و عباسیان، عزت‌اله (۱۴۰۲). ارزیابی تأثیر مشخصه‌های بانک بر کانال وام‌دهی بانک‌ها با رویکرد FAVAR. *تحقیقات مالی*، ۲۵(۱)، ۱-۲۵.

عیسی‌زاده، سعید و عریانی، بهاره (۱۳۸۹). رتبه‌بندی مشتریان حقوقی بانک‌ها برحسب ریسک اعتباری به‌روش تحلیل پوششی داده‌ها (مطالعه موردی: شعب بانک کشاورزی)، *پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی*، ۱۸(۵۵)، ۵۹-۸۶.

فلاح تفتی، محبوبه (۱۴۰۰). تبیین ریسک اعتباری در نظام بانکی، *هشتمین کنفرانس بین‌المللی حسابداری، مدیریت و نوآوری در کسب‌وکار*، تهران.

کوهی، حسن و غلامی، روح‌الله (۱۳۹۱). رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بخش صنعت با استفاده از مدل تحلیل پوششی داده‌ها (DEA). مطالعات کمی در مدیریت، ۳(۳)، ۱۱۵-۱۳۸.

References

Ahmadi Kousha, A., Ahmadi, F., Ranjbar, M. H. & Kordlouie, H. (2024). Validation Indicator Identification and Customer Ranking in Microloans: A Study at Middle East Bank in Iran. *Financial Research Journal*, *26*(2), 415-438. doi: 10.22059/frj.2024.370376.1007551 (*in Persian*)

Ahmadi Sartakhti, F., Hojabr Kiani, K., Hoseini, S. S. & Memarnejad, A. (2023). Designing a Model for Credit Risk Assessment of Customers for Guarantees Issued by the Export Guarantee Fund of Iran via Artificial Neural Network Model. *Financial Research Journal*, *25*(4), 641-660. doi: 10.22059/frj.2023.361963.1007488 (*in Persian*)

Akhbari, H., Mohammadzadeh Salteh, H., Baradaran Hassanzadeh, R. & Zeynali, M. (2024). Optimizing Risk-based Stock Return Prediction in Tehran Stock Exchange industries: A Data Envelopment Analysis. *Financial Research Journal*, *26*(2), 347-370. doi: 10.22059/frj.2023.339775.1007309 (*in Persian*)

Almaiah, M. A., Alfaisal, R., Salloum, S. A., Al-Otaibi, S., Al Sawafi, O. S., Al-Maroof, R. S., ... & Awad, A. B. (2022). Determinants influencing the continuous intention to use digital technologies in Higher Education. *Electronics*, 11(18), 2827.

Alrawad, M., Lutfi, A., Almaiah, M. A., Alsyouf, A., Al-Khasawneh, A. L., Arafa, H. M., ... & Tork, M. (2023). Managers' Perception and Attitude toward Financial Risks Associated with SMEs: Analytic Hierarchy Process Approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(2), 86.

Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

An, X., Cordell, L. & Tang, S. (2020). *Extended Loan Terms and Auto Loan Default Risk.* Research Department, Federal Reserve Bank of Philadelphia.

Balkrishna, A., Ghosh, S. & Arya, V. (2024). A Case Study on the Role of Digital Intervention in the Success of Micro-Finance through SIDBI-PRAYAAS Scheme. *International Journal of Financial Management*, *14*(2).

Bello, O. A. (2023). Machine learning algorithms for credit risk assessment: an economic and financial analysis. *International Journal of Management*, *10*(1), 109-133.

Beltrame, F., Grassetti, L., Bertinetti, G. S. & Sclip, A. (2023). Relationship lending, access to credit and entrepreneurial orientation as cornerstones of venture financing. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 30(1), 4-29.

Bhatt, T. K., Ahmed, N., Iqbal, M. B. & Ullah, M. (2023). Examining the Determinants of Credit Risk Management and Their Relationship with the Performance of Commercial Banks in Nepal. *Journal of risk and financial management*, 16(4), 235.

Bhattacharya, A., Biswas, S. K. & Mandal, A. (2023). Credit risk evaluation: a comprehensive study. *Multimedia Tools and Applications*, *82*(12), 18217-18267.

Cai, J., Meki, M., Quinn, S., Field, E., Kinnan, C., Morduch, J., ... & Said, F. (2023). Microfinance. *VoxDevLit*, *3*(2), 26.

Chen, N., Ribeiro, B. & Chen, A. (2016). Financial credit risk assessment: a recent review. *Artificial Intelligence Review*, *45*, 1-23.

Cosma, S., Rimo, G. & Torluccio, G. (2023). Knowledge mapping of model risk in banking. *International Review of Financial Analysis*, 102800.

Creswell, J.W. (2003) *Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*, (2nd Edition). Sage publications.

Cull, R. & Hartarska, V. (2023). Overview of microfinance, financial inclusion, and development. In *Handbook of microfinance, financial inclusion and development* (pp. 2-19). Edward Elgar Publishing.

Dawodu, S. O., Omotosho, A., Akindote, O. J., Adegbite, A. O. & Ewuga, S. K. (2023). Cybersecurity risk assessment in banking: methodologies and best practices. *Computer Science & IT Research Journal*, *4*(3), 220-243.

Eisazadeh, S. & Aryani, B. (2010). Ranking Legal Customers of Banks Based on Credit Risk Using Data Envelopment Analysis: A Case Study of Branches of Bank Keshavarzi. *Economic Research and Policies*, (55), 59-86. (*in Persian*)

Eshraghi Samani, R., Sheykh Mohammadi, F. & Poursaeed A.R. (2015). Effective Factors Contributing to the Non-Repayment of Keshavarzi bank Facilities by Farmers Case: Ilam County. *Spatial Economics and Rural Development*, 4(12), 77-91. (*in Persian*)

Fallah Tafti, M. (2021). Explaining Credit Risk in the Banking System. *Eighth International Conference on Accounting, Management and Innovation in Business*, Tehran. (*in Persian*)

Fati, S. M. (2024). A Loan Default Prediction Model Using Machine Learning and Feature Engineering. *ICIC Express Lett*, *18*(1), 27-37.

Ge, Y., Song, H., & Li, B. (2021, April). Bank Loan Strategy Based on Evaluation and Decision Model. In *Journal of Physics: Conference Series*, 1865(4), 042018. IOP Publishing.

Hota, L., Jain, P. K., & Kumar, A. (2025). A Comparative Performance Assessment for Prediction of Loan Approval in Financial Sector. *Procedia Computer Science*, *258*, 298-307.

Joseph, N., Guérin, I., Guermond, V., Brickell, K., Natarajan, N. & Michiels, S. (2024). *Microfinance, debt distress and data capture: Evidence from pandemic times in rural South India Research findings report* (Doctoral dissertation, Royal Holloway University of London; French Institute of Pondicherry; King's College London; Princeton University).

Khojesteh, Gh., Dayi Karimzadeh, S. & Sharifi Renani, H. (2020). Credit Ranking of Retail Customers of Banks with a Combined Approach of Logistic Regression-Symbolic. *Quarterly Journal of Human Resources Management in Law Enforcement*, 7(3), 117-148. (*in Persian*)

Koohi, H. & Gholami, R. (2012). Credit Ranking of Corporate Customers in the Industrial Sector Using Data Envelopment Analysis (DEA) Model. *Quantitative Management Studies*, 3(3), 115-138. (*in Persian*)

Kumar, C. N., Keerthana, D., Kavitha, M. & Kalyani, M. (2022, June). Customer Loan Eligibility Prediction using Machine Learning Algorithms in Banking Sector. *In 2022 7th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES) (pp. 1007-1012)*. IEEE.

Li, Z., Li, A., Bellotti, A. & Yao, X. (2023). The profitability of online loans: A competing risks analysis on default and prepayment. *European Journal of Operational Research*, *306*(2), 968-985.

Liu, Z., Zhang, Z., Yang, H., Wang, G. & Xu, Z. (2023). An innovative model fusion algorithm to improve the recall rate of peer-to-peer lending default customers. *Intelligent Systems with Applications*, *20*, 200272.

Meng, B., Sun, J. & Shi, B. (2024). A novel URP-CNN model for bond credit risk evaluation of Chinese listed companies. *Expert Systems with Applications*, *255*, 124861.

Murphy, C. (2024). 'Trust No One': The Logics of Microfinance, Depending on Whom You Ask. In *Who Gives to Whom? Reframing Africa in the Humanitarian Imaginary* (pp. 155-174). Cham: Springer Nature Switzerland.

Naili, M. & Lahrichi, Y. (2022). The determinants of banks' credit risk: Review of the literature and future research agenda. *International Journal of Finance & Economics*, 27(1), 334-360.

Nguyen, Q. K. (2022). Audit committee structure, institutional quality, and bank stability: Evidence from ASEAN countries. *Finance Research Letters*, 46, 102369.

Pimcharee, K. & Surinta, O. (2022). Data Mining Approaches in Personal Loan Approval. Engineering Access, 8(1), 15-21.

Pomazanov, M. (2022). Validation of the effectiveness of the bank retail portfolio risk management procedure. *Procedia Computer Science*, 199, 798-805.

Pur, S., Huesig, S. & Schmidhammer, C. (2022). Application and validation of a disruptive potential methodology for digital two-sided platforms-the case of marketplace lending in Germany. *International Journal of Technology Management*, 88(2-4), 205-246.

Rahmani, A., Parsaei, M. & Mohammadi Khanghah, G. (2023). Credit Rating and Cost of Capital. *Financial Research Journal*, *25*(1), 110-126. doi: 10.22059/frj.2022.342131.1007325 (*in Persian*)

Saha, S. & Waheed, S. (2017). Credit risk of bank customers can be predicted from customer's attribute using neural network. *International Journal of Computer Applications*, *161*(3), 39-43.

Samsir, S., Suparno, S. & Giatman, M. (2020, April). Predicting the loan risk towards new customer applying data mining using nearest neighbor algorithm. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 830, No. 3, p. 032004). IOP Publishing.

Sarker, D. (2022). Experiences of people with physical disabilities when accessing microfinance services in Bangladesh: A qualitative study. Alter. *European Journal of Disability Research*, (3), 41-55.

Scott, A. O., Amajuoyi, P. & Adeusi, K. B. (2024). Effective credit risk mitigation strategies: Solutions for reducing exposure in financial institutions. *Magna Scientia Advanced Research and Reviews*, *11*(1), 198-211.

Serkanian, J., Raei, R., Shirkavand, S. & Abbasian, E. (2023). Evaluating the Effect of Bank Characteristics on Bank Lending Channel: A Factor-augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *Financial Research Journal*, *25*(1), 1-25. doi: 10.22059/frj.2021.327426.1007220 (*in Persian*)

Simão, S. B. S. (2023). *Machine Learning applied to credit risk assessment: Prediction of loan defaults* (Master's thesis, Universidade NOVA de Lisboa (Portugal)).

Song, Y., Wang, Y., Ye, X., Zaretzki, R. & Liu, C. (2023). Loan default prediction using a credit rating-specific and multi-objective ensemble learning scheme. *Information Sciences*, 629, 599-617.

Sundar, R. (2021). Impact of Pre Loan assessment customer credit worthiness on loan defaults at later stages in Rural Segment–a study at Vehicle Financing NBFC. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 12(12), 232-240.

Torabian, A., Nahidi Amirkhiz, M. R., Javani, S. & Hassanzadeh, R. (2022). Credit Scoring and Ranking of Retail Customers: A Case Study of Bank Saderat Iran. *Investment Knowledge*, 11(41), 145-162. (*in Persian*)

Wang, L. (2022). Imbalanced credit risk prediction based on SMOTE and multi-kernel FCM improved by particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 114, 108153.

Wang, W., Zhang, Y., Li, Y., Hu, Q., Liu, C. & Liu, C. (2022). Vulnerability analysis method based on risk assessment for gas transmission capabilities of natural gas pipeline networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 218, 108150.

Xu, Y. (2020). Research on Personal Medical Loan under Bank-Medical Cooperation Mode. *2020 International Conference on the Frontiers of Innovative Economics and Management (FIEM 2020)*.

Yao, G., Hu, X. & Wang, G. (2022). A novel ensemble feature selection method by integrating multiple ranking information combined with an SVM ensemble model for enterprise credit risk prediction in the supply chain. *Expert Systems with Applications*, 200, 117002.

Zeng, H. (2019). Analysis and Research on the Profit Contribution Model of Commercial Bank Customers Based on Credit Rating Model, *2019 7th International Education, Economics, Social Science, Arts, Sports and Management Engineering Conference* (IEESASM 2019).

Zhang, L., Wang, J. & Liu, Z. (2023). What should lenders be more concerned about? Developing a profit-driven loan default prediction model. *Expert Systems with Applications, 213*, 118938.

Zolfaghari, R., Tashakori, N. & Eram, A. (2022). Designing Collaterals Assessment Model to Finance Technological Projects and SMEs by Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS). *Financial Research Journal, 24*(3), 453-479. doi: 10.22059/frj.2022.313263.1007094 (*in Persian*)

Zuama, R. A., Ichsan, N., Pohan, A. B., Azis, M. S. & Lase, M. (2024). An implementation of machine learning on loan default prediction based on customer behavior. *Jurnal Info Sains: Informatika dan Sains, 14*(01), 157-164.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی