Financial Research Journal

Print ISSN: 1024-8153
Online ISSN: 2423-5377

Validation Indicator Identification and Customer Ranking in Microloans: A Study at Middle East Bank in Iran

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, Bandar Abbas Branch, Islamic Azad University, Bandar Abbas, Iran. E-mail: mhranjbar54@iauba.ac.ir

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

Abstract

Objective

In banking, customer management and validation are crucial to maintain financial security and organizational stability. A fundamental challenge in this area is the identification of appropriate indicators for validating and ranking customers. Because these customers generally have limited access to financial and credit information and cannot provide guarantors or good credit records, it is very challenging to determine correct and reliable indicators. Also, to score customers, there is a need to determine an appropriate and fair scoring system. This system should be able to place customers in different categories by considering credit and behavioral criteria and assigning them appropriate points based on their performance. In addition, there is a need to develop methods for evaluating and monitoring customers over time. This research aims to identify the indicators of validation and ranking of customers in micro-lending in Iran's Middle East Bank.

Methods

This research is applied-contextual in terms of purpose and exploratory in terms of method. The statistical population of this research includes all retail banking clients of Digital Middle East Bank who seek low-interest loans at an annual rate of 2%, with a penalty rate of 6%. Statistical methods in this study were carried out in two phases:

descriptive and inferential statistics. In the descriptive statistics section, various personality factors including age, gender, education, occupation, current debt status within the banking system, bounced checks history, money laundering records, bank account balance, transaction history, geographic location (residence and workplace), mobile phone model and operating system, as well as credit rating obtained from Iran's credit rating consulting company, were analyzed and presented using tables and graphs. Naive Bayes, Meta, Attribute Selected Classifier, and j48 algorithms were implemented and WEKA software was used to classify criteria and create patterns. Also, to evaluate the validation model and ranking of customers of unsupported microlending, the T-test was used at the significance level of 0.25.

Results

The findings indicate that when assessing a loan application, the following indicators should be considered to determine the applicant's ability to repay the loan or provide suitable collateral. Applicants demonstrating most or all of the following indicators are more likely to meet loan repayment requirements or offer adequate collateral: First, the person's previous loans have been settled 30 days and 60 days after the loan maturity date in the granting bank. Second, the person's previous loans have been settled in other banks. Third, the higher the requested loan amount, the better. Fourth, the person's age is above middle age. Fifth, the person's degree is not a bachelor's degree, diploma, or sub-diploma. Sixth, the person's score is above 40. Seventh, the operating system of the person's phone is not Android. Eighth, the person's phone model is not SAMSUNG or XIAOMI. Ninth, if the investigations related to the person's money laundering status are negative, then preferably, and if necessary, the loan of that person can be approved.

Conclusion

In this approach (unsupported micro-lending), banks should extend loans to individuals only after acquiring comprehensive knowledge about them before initiating any new credit arrangement. It is vital to gather the required data and ensure their creditworthiness and positive reputation. Banks need to obtain reliable and detailed information about borrowers, as extending facilities for maximum profitability also exposes the bank to associated risks.

Keywords: Customer ranking, Microlending, Validation.

Citation: Ahmadi Kousha, Azadeh; Ahmadi, Faegh; Ranjbar, Mohammad Hossein & Kordlouie, Mohammad Reza (2024). Validation Indicator Identification and Customer Ranking in Microloans: A Study at Middle East Bank in Iran. *Financial Research Journal*, 26(2), 399-423. https://doi.org/10.22059/FRJ.2024.370376.1007551 (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2024, Vol. 26, No.2, pp. 399-423
Published by University of Tehran, Faculty of Management
https://doi.org/10.22059/FRJ.2024.370376.1007551
Article Type: Research Paper
© Authors
Received: December 30, 2023
Received in revised form: February 15, 2024
Accepted: March 10, 2024
Published online: July 20, 2024

شاپا چاپی: ۸۱۵۳-۱۰۲۴
شاپا الکترونیکی: ۵۳۷۷-۲۴۲۳
تحقیقات مالی

شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد در بانک خاورمیانه

آزاده احمدی کوشا
دانشجوی دکتری، گروه علوم اقتصادی، واحد قشم، دانشگاه آزاد، 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

محمد حسین رنجبر
دانشیار، گروه حسابداری و مدیریت مالی، واحد بندرعباس، دانشگاه آزاد اسلامی، بندرعباس، ایران. رایانامه: mhranjbar54@iauba.ac.ir

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

چکیده

هدف: در بانک‌ها، مدیریت و اعتبارسنجی مشتریان، یکی از موارد حیاتی است و برای حفظ امنیت مالی و پایداری سازمان بانکی بسیار اهمیت دارد. یکی از چالش‌های اساسی در این حوزه، شناسایی شاخص‌های مناسب برای اعتبارسنجی و امتیازدهی به مشتریان است. چون اغلب این مشتریان به اطلاعات مالی و اعتباری دسترسی محدودی دارند و نمی‌توانند ضامن یا سوابق قرض‌دهی مناسبی ارائه کنند، تعیین شاخص‌های صحیح و قابل اعتماد بسیار چالش‌برانگیز است. همچنین، برای امتیازدهی به مشتریان، باید یک سیستم امتیازدهی مناسب و عادلانه وجود داشته باشد. این سیستم باید 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، نیاز به توسعه روش‌هایی برای ارزیابی و پایش مشتریان در طول زمان نیز وجود دارد. هدف این پژوهش، شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد در بانک خاورمیانه است.

روش: این پژوهش از نظر هدف کاربردی ـ زمینه‌ای و از نظر روش اکتشافی است. جامعه آماری آن، کلیهٔ مشتریان خُرد بانکداری دیجیتال بانک خاورمیانه بودند که درخواست دریافت تسهیلات کم‌بهرهٔ ۲ درصد سالانه با نرخ جریمهٔ ۶ درصد را داشتند. روش‌های آماری در این پژوهش، در دو بخش آمار توصیفی و استنباطی انجام گرفت. در بخش آمار توصیفی، برخی فاکتورهای شخصیتی همچون سن، جنسیت، تحصیلات، کسب‌وکار، وضعیت بدهی جاری نظام بانکی، وضعیت چک‌های برگشتی، وضعیت پول‌شویی، مانده موجودی حساب بانکی (بانکینو)، سوابق تراکنش‌های بانکی، مکان جغرافیایی (محل زندگی و کار)، مدل گوشی همراه و سیستم عامل گوشی و رتبهٔ اخذ شده از سامانهٔ شرکت مشاوره رتبه‌بندی اعتباری ایران و... تجزیه‌وتحلیل و از طریق جدول و نمودارها بررسی شدند. الگوریتم‌های نایو بیز، متا، Attribute Selected Classifier و الگوریتم J48 اجرا و از نرم‌افزار وکا برای رده‌بندی معیارها و ایجاد الگو استفاده شد. افزون‌بر این، به‌منظور ارزیابی نهایی مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، از آزمون تی در سطح ۰/۲۵ استفاده شد.

یافته‌ها: یافته‌ها نشان داد که اگر فردی برای درخواست وام مراجعه کند، بانک باید به شاخص‌هایی توجه کند و بر اساس آن شاخص‌ها، در خصوص پرداخت یاعدم پرداخت وام تصمیم‌گیری کند. از این رو به فردی که تمام یا بخش عمده‌ای از این شاخص‌ها را دارد، می‌توان

وام پرداخت کرد یا از متقاضی، وثیقه مناسب گرفت. این شاخص‌ها عبارت‌اند از: ۱. تسویه وام‌های قبلی شخص در بانک اعطا کننده، ۳۰ روز و ۶۰ روز بعد از سررسید وام انجام شده باشد؛ ۲. مبلغ تسهیلات دریافت شده این شخص، بالاترین مبلغ وام قابل پرداخت باشد؛ ۳. وضعیت وام‌های قبلی شخص در سایر بانک‌ها تسویه شده باشد؛ ۴. مبلغ وام درخواستی هر چه بالاتر باشد، بهتر است؛ ۵. سن فرد بالاتر از میان‌سال باشد؛ ۶. مدرک فرد کارشناسی، دیپلم و زیر دیپلم نباشد؛ ۷. امتیاز فرد بالای ۴۰ باشد؛ ۸. سیستم عامل گوشی فرد اندروید نباشد؛ ۹. مدل گوشی فرد سامسونگ یا شیائومی نباشد؛ ۱۰. بررسی‌های مربوط به وضعیت پول‌شویی فرد منفی باشد.

نتیجه‌گیری: بانک‌ها باید در این استراتژی (تسهیلات خُرد بدون پشتوانه) به اشخاصی تسهیلات بدهند که قبل از وارد شدن به هرگونه رابطهٔ اعتباری جدید، دربارهٔ آن‌ها کاملاً شناخت داشته باشند. داده‌های لازم را از آن‌ها جمع‌آوری کنند و از حسن اعتبار و شهرت آن‌ها اطمینان یابند. بانک باید اطلاعات کامل و جامعی در خصوص وام‌گیرنده دریافت کند؛ به نحوی که این اطلاعات قابل اتکا باشد؛ زیرا اعطای تسهیلات به اندازه سودآوری، می‌تواند بانک را متحمل ریسک کند.

کلیدواژه‌ها: اعتبارسنجی، رتبه‌بندی مشتریان، تسهیلات خُرد.

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

تحقیقات مالی، ۱۴۰۳، دوره ۲۶، شماره ۲، صص. ۳۹۹- ۴۲۳
ناشر: دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
نوع مقاله: علمی پژوهشی
© نویسندگان
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۰۹
تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۱۱/۲۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۲۰
تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۴/۳۰
doi: https://doi.org/10.22059/FRJ.2024.370376.1007551

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

پایهٔ علم اقتصاد، بر تخصیص بهینهٔ منابع کمیاب به فعالیت‌های اقتصادی بنا شده است. یکی از نهادههای بسیار مهم اقتصادی مورد نیاز برای انجام فعالیت‌های اقتصادی در زمینه‌های مختلف (اعم از کشاورزی، صنعت، معدن، خدمات، مسکن، صادرات، انرژی و...) وجود نهاده سرمایه است که می‌تواند در قالب تسهیلات و وام‌های بانکی تبلور یابد (رئیسی، باجلان و فلاح پور، ۱۴۰۱). بحران‌های مالی، اغلب پس از شکل‌گیری با درگیر کردن نظام بانکی، موجب بحران در این بخش از سیستم اقتصادی می‌شوند و می‌توانند کشور را در معرض ورشکستگی قرار دهند. از این رو بررسی ابعاد مختلف نظام بانکداری و نظارت بر این ابعاد عملکردی، می‌تواند مانع از بروز وقایع مخرب شود و در صورت بروز بحران، امکان مقابله با آن را تسهیل کند (راعی، انصاری و پورطالبی جاغرق، ۱۳۹۷). فراهم کردن اعتبار توسط بانک‌ها، در راستای جلوگیری از کاهش رشد تولید ناخالص داخلی یا حمایت از بخش‌های مختلف اقتصادی، در بسیاری از کشورها صورت گرفته است (سرکانیان، راعی، شیرکوند و عباسیان، ۱۴۰۲). وام یکی از منابع افزایش عرضهٔ کلی پول، برای غلبه بر بحران‌های مالی است. اخذ وام و اخذ تأییدیه وام از بانک‌ها، فرایندی طولانی دارد. در شرایط فعلی که تقریباً همه چیز دیجیتالی شده است، مردم تمایل دارند که برای هر مشکلی، راه‌حل آسانی را انتخاب کنند (پادامی، ونکاتا و دوارانی[1]، ۲۰۲۲). اعطای وام و کارت اعتباری دو خدمتی است که مؤسسه‌های مالی و اعتباری ارائه می‌کنند که می‌توان آن‌ها را در زمرهٔ خدمات پرخطر طبقه‌بندی کرد. بنابراین، به این مؤسسه‌ها بسیار توصیه می‌شود که از پشتیبانی هوشمند برای اتخاذ یک تصمیم دقیق در اعطای تسهیلات برخوردار باشند که به‌طبع، ریسک مرتبط را به حداقل می‌رساند (ایدریس، الصداوی و زیدان[2]، ۲۰۱۹).

وقوع ریسک پروژه روی یکی از اهداف پروژه‌ها مانند، زمان، هزینه، ایمنی، کیفیت و پایداری اثرهای مثبت یا منفی می‌گذارد. از آنجا که اجرای پروژه زمان زیادی طول می‌کشد و در تمام مراحل ریسک یکسان است، حفظ چرخهٔ پایدار شناسایی ریسک، کاهش ریسک و مدیریت ریسک، اهمیت دارد (شرفی، فتحی هفشجانی و احمدی[3]، ۲۰۲۳). این یک واقعیت است که انسداد منابع بانک‌ها، تأثیر منفی عمدهٔ خود را به‌طور خاص بر مؤسسه‌ها و به‌طور کلی در حوزه اقتصادی می‌گذارد و توانایی‌های بانک را به حداقل می‌رساند، بر بهره‌وری بانک تأثیر منفی می‌گذارد و همچنین پیشرفت اقتصادی را کاهش می‌دهد. بنابراین، علاوه‌بر هدف حیاتی که تضمین بازگشت منابع کارآمد برای مؤسسه‌های مالی است، هدف دیگر، جلوگیری از کمبود این منابع است. ارزیابی پیشرفت سازمان نیز از دیگر اهداف در این زمینه است. هر دو هدف را می‌توان به‌عنوان یک محیط مشارکتی در نظر گرفت (ایدریس و همکاران، ۲۰۱۹). از سویی رتبهٔ اعتباری یکی از اطلاعات مناسب برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری است. این رتبه بر هزینهٔ سرمایه و تأمین مالی شرکت‌ها تأثیر می‌گذارد (رحمانی، پارسایی و خانقاه محمدی، ۱۴۰۲). فرایند اعتبارسنجی برای اخذ تسهیلات در بانک، چندین مرحله را برای ارزیابی صلاحیت و اعتبار متقاضی شامل می‌شود. این فرایند تضمین می‌کند که بانک، وام یا سایر

1. Padimi, Venkata & Devarani
2. Idrees, Elseddawy & Zeidan
3. Sharafi, Fathi Hafashjani & Ahmadi

تسهیلات مالی را به مشتریانی ارائه می‌دهد که معیارهای خاصی دارند و می‌توانند وجوه استقراضی را بازپرداخت کنند. از سویی، یکی از اهداف بالقوهٔ اصلی برای شرکت‌های مالی، حفظ مشتری‌های بلندمدت است. دسترسی به اطلاعات بیشتر، صحیح و کامل از مشتریان، بدون شک برای کاهش سطح ریسک در ارائه تسهیلات لازم است (ایدریس و همکاران، ۲۰۱۹). توجه به این نکته مهم است که مراحل و الزامات خاص، ممکن است بسته به نوع تسهیلات درخواستی، مشخصات متقاضی و سیاست‌ها و رویه‌های داخلی بانک، متفاوت باشد (پادامی و همکاران، ۲۰۲۲؛ ایدریس و همکاران، ۲۰۱۹). تجهیز و تخصیص منابع به فعالیت‌های اقتصادی از طریق بازار مالی انجام می‌پذیرد که عملیات اعتباری و اعطای تسهیلات توسط بانک‌ها، قسمتی از این بخش است. بالا بودن ذخایر بانک‌ها و تسهیلات اعطایی غیرجاری (سررسیدگذشته، معوق، مشکوک‌الوصول و سوخت شده) بانک‌ها، بیانگر این امر است که سیستم بانکی از ابزارهای مدیریت ریسک اعتباری به‌خوبی استفاده نکرده است و الگوی مناسبی جهت مدیریت ریسک اعتباری در شبکه بانکی وجود ندارد (عربی و شاه جمالی، ۱۳۹۸). اندازه‌گیری و ارزیابی ریسک برای اشکال مختلف دارایی‌های دارای ریسک اعتباری، مسئلهٔ مهم تصمیم‌گیری برای مؤسسه‌های مالی بین‌المللی است و از زمان بحران مالی جهانی ۱۹۹۷ و ۲۰۰۸، مدیریت دقیق دارایی‌های مالی در حوزه بازارهای مالی، مهم و اثرگذار عنوان شده است. در همین راستا، بانک‌ها مدل‌های اعتباری خود را توسعه داده و به این نتیجه رسیده‌اند که بهبود مدیریت ریسک در مؤسسه‌های مالی، می‌تواند به رشد اقتصادی کشور کمک کند (مون و یونگ[1]، ۲۰۲۱). از جمله ریسک‌های بسیار متداول در بانکداری، ریسک اعتباری است که روش‌ها و ابزارهای گوناگونی جهت اندازه‌گیری و مدیریت آن به کار برده شده است. مدیریت ریسک اعتباری، همانند دیگر ریسک‌های بانک، به فراهم ساختن استراتژی‌ها، رویه‌ها و سیاست‌گذاری‌های متناسب جهت شناسایی، اندازه‌گیری و کنترل این ریسک نیازمند است (کوهی و غلامی، ۱۳۹۱). ریسک اعتباری یکی از مشکلات اساسی در بخش بانکداری است. بانک‌ها در حین انجام وظایف خود با ریسک اعتباری مواجه می‌شوند. ریسک اعتباری احتمال عدم بازپرداخت وام بانکی اعطا شده به وام‌دهندگان است. با کاهش ریسک اعتباری، بانک‌ها می‌توانند وظایف و مسئولیت‌های بهتری را برای رشد اقتصادی کشور با موفقیت انجام دهند (ساها و وحید[2]، ۲۰۱۷). ریسک اعتباری موضوع مهمی در تصمیم‌گیری و سود صنعت بانکداری است. ریسک اعتباری همچنان یکی از بزرگ‌ترین ریسک‌هاست که جبران آن برای بانک‌ها دشوار است و مفهوم زیان آتی را بیان می‌کند. از آنجا که مشتری تعهد بازپرداخت را انجام نمی‌دهد، ریسک اعتباری نیز مظهر از دست دادن سود بانک است. بررسی‌ها نشان می‌دهد که اعطای وام و صدور کارت اعتباری، دو دغدغهٔ اصلی بانک‌هاست که ریسک عدم پرداخت را به‌دنبال دارد. طبق دستورالعمل بازل، بانک‌ها باید سیستم‌های ارزیابی ریسک اعتباری خود را توسعه دهند. برخی از بانک‌ها چنین سیستم‌هایی دارند؛ با این حال، آن‌ها مقدار زیادی پول را از دست داده‌اند؛ زیرا مدل‌هایی که استفاده می‌کردند، نتوانستند به‌طور دقیق پیش‌فرض مشتریان را پیش‌بینی کنند. به‌طور سنتی، بانک‌ها از مدل‌های ایستا با عوامل جمعیت شناختی یا استاتیک برای مدل‌سازی الگوهای ریسک اعتباری استفاده می‌کردند؛ اما عوامل اقتصادی از نوسان‌های سیاسی جدا نیستند و با تغییر فضای سیاسی، محیط اقتصادی نیز با

1. Mun & Jung
2. Saha & Waheed

آن متحول می‌شود (مرادی و مخاطب رفیعی[1]، ۲۰۱۹). پیشرفت سریع وگسترده علم و فناوری وتلاش محققان برای اصلاح روش‌ها و مدل‌های پیش‌بینی، اخیراً موجب افزایش شایان توجه گرایش به استفاده ازتکنیک‌های پیشرفته هوشمند، به پیش‌بینی شده است (محبی، فدائی‌نژاد و اصولیان، ۱۴۰۱).

در بانک‌ها، مدیریت و اعتبارسنجی مشتریان یکی از موضوعات حیاتی است که برای حفظ امنیت مالی و پایداری سازمان بانکی بسیار اهمیت دارد. یکی از چالش‌های اساسی در این حوزه، شناسایی شاخص‌های مناسب برای اعتبارسنجی و امتیازدهی به مشتریان است. از آنجا که اغلب این مشتریان به اطلاعات مالی و اعتباری دسترسی محدودی دارند و نمی‌توانند ضامن یا سوابق قرض‌دهی مناسبی ارائه کنند، تعیین شاخص‌های صحیح و قابل اعتماد بسیار چالش‌برانگیز است. همچنین، برای امتیازدهی به مشتریان، به یک سیستم امتیازدهی مناسب و عادلانه نیاز است. این سیستم باید بتواند با در نظر گرفتن معیارهای اعتباری و رفتاری، مشتریان را در رده‌های مختلف قرار داده و بر اساس عملکرد آن‌ها، به آن‌ها امتیازهای متناسب اختصاص دهد. علاوه‌براین، نیاز به توسعه روش‌هایی برای ارزیابی و پایش مشتریان در طول زمان نیز وجود دارد. با توجه به پویایی و متغیر بودن شرایط اقتصادی و مالی مشتریان در مراکز کوچک، لازم است تا سیستم اعتبارسنجی و امتیازدهی، توانایی تشخیص تغییرات در رفتار و عملکرد مشتریان را داشته باشد. بنابراین، مسئله اساسی این پروژه، تعیین شاخص‌های مناسب برای اعتبارسنجی و امتیازدهی به مشتریان در تسهیلات خُرد بانکی است. در این پروژه، باید یک سیستم معیارها و شاخص‌های قابل اطمینان برای تشخیص اعتبار مشتریان و اختصاص امتیاز به آن‌ها تعیین شود. این سیستم باید قادر باشد با استفاده از داده‌های محدودی که در دسترس است، مشتریان را به‌درستی ارزیابی کند و میزان اعتبار دریافت شده آن‌ها را در نظر بگیرد. همچنین، سیستم باید قابلیت پایش مشتریان را داشته باشد و تغییرات در رفتار و عملکرد آن‌ها را شناسایی کند تا بتواند به‌طور مداوم اعتبارسنجی و امتیازدهی را به‌روزرسانی کند. با حل این مسئله، بانک‌ها قادر خواهند بود به‌طور دقیق‌تر و قابل اعتمادتری مشتریان خود را ارزیابی و بر اساس آن‌ها تصمیم‌گیری کنند. همچنین، بانک‌ها ریسک اعطای وام به مشتریان را کاهش دهند و عملکرد مالی خود را بهبود بخشند.

با توجه به آنچه بیان شد، اهداف پژوهش عبارت‌اند از:

- بررسی الگوریتم‌های نرم‌افزار وکا[2] برای رده‌بندی معیارها و ایجاد الگو؛
- شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه در بانک خاورمیانه؛
- ارزیابی نهایی شاخص‌ها و ارائه مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بدون پشتوانه، به‌منظور اعطای تسهیلات به متقاضیان با کمترین امکان نکول.

سؤال‌هایی که در این پژوهش مطرح شده است، عبارت‌اند از:

۱. مناسب‌ترین الگوریتم‌های نرم‌افزار وکا برای رده‌بندی معیارها و ایجاد الگو کدام‌اند؟

۲. شاخص‌های تأثیرگذار برای اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه که به کاهش

1. Moradi & Mokhatab Rafiei
2. Weka

نسبت تسهیلات غیرجاری در بانک خاورمیانه منجر می‌شوند، چه مواردی هستند؟ افراد با کدام شاخص‌ها کمترین نرخ نکول را دارند؟

۳. ارزیابی نهایی شاخص‌ها و مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خُرد بدون پشتوانه به چه صورت است؟

پیشینهٔ پژوهش

وانگ، جیا، فن و شیائو[1] (۲۰۲۳) به یادگیری تقویتی عمیق بر اساس تکرار تجربه اولویت‌دار طبقه‌ای متوازن، برای امتیازدهی اعتبار مشتری در وام‌دهی همتا به همتا پرداختند. در مرحلهٔ اول، امتیازدهی اعتبار مشتری به‌عنوان یک فرایند تصمیم‌گیری مارکوف زمان محدود فرموله می‌شود. متعاقباً، یک فناوری پخش تجربه اولویت‌دار طبقه‌ای متعادل برای بهینه‌سازی عملکرد از دست دادن مدل عمیق شبکه Q ارائه می‌شود. این فناوری نه تنها می‌تواند تعداد نمونه‌های تجربه اقلیت و اکثریت را در گروه کوچک با استفاده از فناوری نمونه‌گیری طبقه‌ای متعادل کند، بلکه نمونه‌های تجربه مهم‌تری را برای پخش مجدد بر اساس اصل اولویت انتخاب می‌کند. به‌منظور تأیید عملکرد مدل، چهار معیار ارزیابی برای تجزیه‌وتحلیل تجربی دو مجموعه داده امتیازدهی اعتبار مشتری در دنیای واقعی، در وام‌دهی P2P معرفی شده‌اند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل DQN-BSPER می‌تواند از چهار مدل معیار DRL و هفت مدل طبقه‌بندی معیار سنتی بهتر عمل کند. علاوه‌براین، مدل DQN-BSPER با ضریب تخفیف ۰/۱ γ دارای عملکرد عالی امتیازدهی اعتباری است.

هوتا[2] (۲۰۲۳) به ارزیابی عملکرد مقایسه‌ای برای پیش‌بینی تصویب وام در بخش مالی پرداخت. نتایج تجربی تأیید می‌کند که یادگیری گروهی بهتر از یادگیری فردی است. LR از طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه بهتر عمل می‌کند. در حالی که RF بهترین عملکرد را در بین رویکردهای آنسامبل دارد و پس از آن، به‌ترتیب XGB و Light GBM قرار دارند.

خیا، گوآ، لی، هی و چن[3] (۲۰۲۲) پژوهش با عنوان «یادگیری عمیق با درختان تصمیم: کاربرد یک رویکرد جنگل عمیق ناهمگن در امتیازدهی اعتبار برای وام‌های مصرف‌کننده آنلاین» انجام دادند. به‌گفته آن‌ها، از مقایسه می‌توان به سه نتیجه اصلی رسید. اول، جنگل‌های عمیق ناهمگن به‌طور شایان توجهی از معیارهای صنعت نسبت به تمام اقدامات ارزیابی بهتر عمل می‌کند. دوم، عملکرد پیش‌بینی‌کننده، پس از ترکیب متغیرهای کلان اقتصادی انتخاب‌شده و تأخیر مربوطه افزایش می‌یابد و نتیجه تحت اعتبارسنجی متقاطع و اعتبارسنجی زنجیره‌ای رو به جلو، قوی باقی می‌ماند. سوم، خطاهای هزینه سرمایه عملکرد مدل را از منظر نظارتی منعکس می‌کند و بنابراین به رتبه‌بندی‌های متفاوتی از آن‌ها هنگام ارزیابی دقت پیش‌بینی و سودآوری منجر می‌شود.

1. Wang, Jia, Fan & Xiao
2. Hota
3. Xia, Guo, Li, He & Chen

شا[1] (۲۰۲۲) پژوهشی با عنوان «دستکاری رتبه‌بندی و اعتبار برای اقتصاد پلتفرم: شواهد از وام‌دهی همتا به همتا» انجام داد. یافته‌های وی نشان داد که این پدیده زمانی بیشتر آشکار می‌شود که مداخلهٔ غیرمنتظره‌ای در پروژه‌های رتبه‌بندی، مانند فهرست‌هایی با رتبه‌بندی اعتباری بالا، مبالغ وام‌های زیاد و اطلاعات شخصی کمتر اعمال می‌شود. نتایج مطالعه، از اعتبار تحقیقات مرتبطی که از رتبه‌بندی اعتبار داخلی استفاده می‌کنند؛ انتقاد می‌کند؛ زیرا این متغیر احتمالاً توسط پلتفرم دستکاری می‌شود.

مون و یونگ (۲۰۲۱) به پیش‌بینی اعتبار مشتری برای بهبود ثبات اعتبار براساس هوش مصنوعی پرداختند. نتیجه پیش‌بینی‌شده نشان داد که هنگام پیش‌بینی با رگرسیون خطی و الگوریتم درخت تصمیم تقویت‌شده، الگوریتم درخت تصمیم تقویت‌شده پیش‌بینی دقیق‌تری انجام می‌دهد.

ساندار، ساپنا و موحیط[2] (۲۰۲۱) تأثیر ارزیابی ارزش اعتباری مشتری قبل از وام بر عدم پرداخت وام در مراحل بعدی در بخش روستایی را مطالعه کردند. محقق در این تحقیق سعی کرده است تا روش‌های مورد استفاده توسط NBFC برای ارزیابی قبل وام و تأثیر آن در کنترل نکول وام در مراحل بعدی وام را دریابد. این روش‌ها عمدتاً به مدیر اعتبار کمک می‌کند تا مناسب بودن متقاضی را برای پرداخت وام تشخیص دهد؛ اما اگر این روش‌ها تأثیری در کنترل نکول وام در مراحل بعدی وام داشته باشد، جای بررسی بیشتری دارد.

لی و سان[3] (۲۰۲۰) استفاده از الگوریتم تقسیم‌بندی بهینه شبکه عصبی RBF در رتبه‌بندی اعتباری را مطالعه کردند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل بهبودیافته در برخورد با داده‌های غیرعددی دقت بیشتری دارد و استحکام مدل بهبود یافته است.

هادوی، قاسمی و سرمد سعیدی (۱۴۰۲) پژوهشی با عنوان «طراحی الگوی اولویت‌بندی متقاضیان اعتبار اسنادی ریالی: راه‌کار توسعه خدمات اعتباری در بانک صادرات ایران» انجام دادند. در این پژوهش از رویکرد کیفی و روش داده‌بنیاد استفاده شده است. خبرگان صنعت بانکداری، کارشناسان، مدیران و سایر افراد آشنا به فرایند گشایش اعتبار اسنادی در بانک صادرات ایران، به‌روش گلوله برفی انتخاب شده‌اند و پس از مصاحبه با ایشان، تجزیه‌وتحلیل داده‌ها در سه مرحله کدگذاری باز، کدگذاری محوری و کدگذاری انتخابی انجام گرفته است. در این پژوهش، الگوی اولویت‌بندی مشتریان صنعتی متقاضی اعتبار اسنادی داخلی در بانک صادرات و سایر بانک‌های تجاری ارائه شده است.

سلطانی (۱۴۰۰) در پژوهشی، به‌طور خاص در بانک صادرات ایران، مشتریان حقیقی را اعتبارسنجی و رتبه‌بندی کرد. مدل پیشنهادی از جنبه‌های مختلف ارزیابی و دقت آن در رتبه‌بندی مشتریان بانک آزمایش شد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که مدل پیشنهادی می‌تواند رتبه‌بندی مشتریان بانک را با میانگین دقت ۹۳/۶۴ درصد انجام دهد. مقایسه نتایج به‌دست آمده از آزمایش روش پیشنهادی با الگوریتم‌های مشابه، نشان می‌دهد که مدل ارائه شده در رتبه‌بندی مشتریان بانک‌ها دقت و کارایی بیشتری دارد.

1. Sha
2. Sundar, Sapna & Mohit
3. Li & Sun

مهدوی و حری (۱۳۹۴) به رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک با رویکرد ترکیبی رگرسیون لجستیک ـ سمبلیک پرداختند. سه شاخص سن، سابقه ارتباط با بانک (مدت حساب) و میزان اعتبار برای پیاده‌سازی مدل ترکیبی عصبی فازی انتخاب شد. نتایج نشان داد که ۸۹/۶۷ درصد از مواقع، این سیستم می‌تواند تخمین درستی از رتبهٔ اعتباری مشتریان ارائه دهد.

بیک‌زاد، آقازاده و آقازاده (۱۳۹۳) عوامل مؤثر بر عدم بازپرداخت تسهیلات بانک کشاورزی از سوی کشاورزان شهرستان ایلام را مطالعه کردند. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که بین معیارهای امتیازدهی اعتباری بر مبنای مدل C۶ تفاوت و اولویت وجود دارد و در این بین، عامل «وثیقه» در اولویت است و پس از آن، به‌ترتیب معیارهای سرمایه، شخصیت، ظرفیت، شرایط کلی و شرایط و ضوابط اعطای تسهیلات در رده‌های بعدی قرار می‌گیرند.

از جمله نقدهایی که به تحقیقات بالا وارد است، این است که شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان، بر اساس داده‌های موجود صورت گرفته است. در مواقعی ممکن است داده‌های کافی در دسترس نباشد یا اطلاعات لازم برای انجام این فرایند به‌درستی جمع‌آوری نشده باشد. این مسئله می‌تواند به دقت و قابلیت اعتماد مدل‌ها و روش‌های استفاده شده تأثیر بگذارد. در شناسایی شاخص‌ها و رتبه‌بندی مشتریان، ممکن است نیاز به تعامل بین اطلاعات مختلف باشد. این تعامل می‌تواند مشکلاتی مانند ناهماهنگی در داده‌ها، اطلاعات ناقص یا عدم قابلیت دسترسی به اطلاعات مربوطه را به همراه داشته باشد. همچنین مدل‌های شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان، ممکن است بر اساس شرایط و محدودیت‌های خاصی طراحی شده باشند و نتایج آن‌ها قابلیت تعمیم به موقعیت‌های دیگر را نداشته باشد. این مشکل می‌تواند باعث کاهش اعتماد و قابلیت اعتماد در سیستم شناسایی شاخص‌ها و رتبه‌بندی شود. در انتها نیز می‌توان گفت که مدل‌ها و روش‌های استفاده شده، در شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان ممکن است پیچیده باشند و نیاز به تفسیر کامل داشته باشند. این می‌تواند مشکلاتی مانند عدم قابلیت فهم مدل یا نیاز به تجربه و تخصص ویژه در تفسیر نتایج را به همراه داشته باشد.

روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش از نظر هدف کاربردی ـ زمینه‌ای و از نظر روش اکتشافی است. جامعه آماری آن کلیهٔ مشتریان خرد بانکداری دیجیتال بانک خاورمیانه بود که درخواست اخذ تسهیلات کم بهره ۲ درصد سالانه با نرخ جریمه ۶ درصد را داشتند. روش‌های آماری در این پژوهش، در دو بخش آمار توصیفی و استنباطی انجام پذیرفت.

در بخش آمار توصیفی برخی فاکتورهای شخصیتی همچون سن، جنسیت، تحصیلات، کسب و کار، وضعیت بدهی جاری نظام بانکی، وضعیت چک‌های برگشتی، وضعیت پول‌شویی، مانده موجودی حساب بانکی(بانکینو)، سوابق تراکنش‌های بانکی، مکان جغرافیایی (محل زندگی و کار)، مدل گوشی همراه و سیستم عامل گوشی و رتبه اخذ شده از سامانه شرکت مشاوره رتبه‌بندی اعتباری ایران و غیره... مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفت و از طریق جدول‌ها و نمودارها بررسی شد. الگوریتم‌های نایو بیز، متا، Attribute Selected Classifier و الگوریتم j48 اجرا شد و از نرم‌افزار وکا برای

رده‌بندی معیارها و ایجاد الگو استفاده شد. همچنین، به‌منظور ارزیابی نهایی مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خرد بدون پشتوانه، از آزمون تی در سطح ۰/۰۲۵ استفاده شد.

اطلاعات مورد نیاز، از ویژگی‌های شخصیتی برای روش‌های آماری توصیفی و ارزیابی شاخص‌ها، از پایگاه اصلی اطلاعات بانک[1] و از زیرسیستم سپرده‌ها در بانکداری دیجیتال استخراج شد که تمام آن‌ها بر اساس مدارک مرتبط با ثبت احوال در مورد سن و جنسیت مطابقت داشت. سایر اطلاعات مندرج در زیرسیستم در خصوص تحصیلات، نوع کسب‌وکار، محل زندگی، مدل گوشی همراه و سیستم عامل گوشی، بر اساس خود اظهاری مشتریان بوده است. اطلاعات مرتبط با مانده حساب مشتریان و تراکنش ایشان، از ماژول اصلی سپرده‌ها استخراج شد. اطلاعات مرتبط با وضعیت بدهی جاری نظام بانکی و وضعیت چک‌های برگشتی افراد، از سامانه‌ای که توسط بانک مرکزی برای پایش بدهی متقاضیان در دسترس بانک‌ها قرار دارد، استخراج شد.

در خصوص وضعیت بدهی مشتریان بانک خاورمیانه این اطلاعات از زیرسیستم تسهیلات بانک استخراج شد. برای تعیین مشتریان پُرریسک، اطلاعات مورد نیاز از فهرست دریافتی از مرکز اطلاعات مالی در وزارت امور اقتصاد و دارایی که در اختیار بانک‌ها قرارداده می‌شود، استفاده شد که در آنجا شاخص‌ها بر اساس مستند اف‌ای‌تی‌اف بررسی شده و بانک‌ها، فقط اطلاعات نهایی را بر اساس مشتری پُرریسک یا کم‌ریسک دریافت می‌کنند.

وضعیت تأیید پول‌شویی با استفاده از محاسباتی که حاصل از شاخص‌هایی مانند نوع مشتری (حقیقی و حقوقی)، تابعیت، سابقه ارتباط با بانک، شغل، زمینه فعالیت، صورت‌های مالی حسابرسی شده برای اشخاص حقوقی و اظهارنامه تسلیمی (وفق مفاد ماده ۹۳ قانون مالیات‌های مستقیم) برای افراد حقیقی، منطقه جغرافیایی، خدمات استفاده شده از بانک، سوابق معاملات و رفتاری مشتری که برگرفته از توصیه‌های ولفسبرگ[2] است با ضرایبی تجربی و قانونی که توسط مدیریت تطبیق و پول‌شویی در بانک محاسبه می‌شود، اخذ شد.

کلیه ابزارهای استفاده شده برای جمع‌آوری اطلاعات از طریق سیستم‌های Core بانک، جمع‌آوری داده مشتریان، از سایر واحدهای داخلی (تطبیق و پول‌شویی) و سازمان‌های بیرونی (مانند وزارت امور اقتصاد و دارایی) و سیستم‌های کنترلی قابل دسترس برای بانک‌ها توسط بانک مرکزی، ثبت احوال و شرکت مشاوره رتبه‌بندی اعتباری ایران بوده است.

یافته‌های پژوهش

آمار توصیفی

مدل مد نظر در نرم‌افزار وکا با تعداد ۲۱ عدد ویژگی و تعداد ۸۶۲۲۴ نمونه اجرا شد که از این تعداد نمونه، ۶۷۷۹۴ نفر مرد و ۱۸۴۳۰ نفر زن بودند. گام بعدی، تعیین کلاس مسئله است که سایر ویژگی‌ها براساس کلاس مسئله بررسی می‌شوند. از بین فاکتورهای وضعیت تسویه یک روز بعد از سررسید، وضعیت بدهکاری ۳۰ روز بعد از سررسید و وضعیت

1. Core Systems
2. Wolsfberg

بدهکاری ۶۰ روز بعد از سررسید، می‌توان یکی را به‌عنوان کلاس مسئله در نظر گرفت. با در نظر گرفتن فاکتور وضعیت بدهکاری ۱ روز بعد از سررسید، به‌عنوان کلاس مسئله، به ادامهٔ بررسی مدل می‌پردازیم. حداقل سن نمونه‌ها ۱۸ و حداکثر سن آن‌ها ۸۸ سال (میانگین سن تقریباً ۳۳ سال) و انحراف معیار ۸/۴۱ است. با توجه به کلاس‌های مختلف در کلاس وضعیت بدهی یک روز بعد از سررسید، میانگین داده‌ها برابر با ۰/۰۱۸ و انحراف معیار داده‌ها برابر با ۰/۱۳۳ است.

در کلاس وضعیت بدهی ۳۰ روز بعد از سررسید، میانگین داده‌ها برابر با ۰/۰۰۹ و انحراف معیار داده‌ها برابر با ۰/۰۹۶است و در کلاس وضعیت بدهی ۶۰ روز بعد از سر رسید میانگین داده‌ها برابر با ۰/۰۰۶و انحراف معیار داده‌ها برابر با ۰/۰۷۶ است. این تحلیل نشان‌دهندهٔ کاهش میزان بدهی با گذشت زمان بیشتر است؛ یعنی هر چه از زمان سررسید وام بیشتر گذشته باشد، میزان بدهی کمتر می‌شود و بیشتر مشتری‌ها در روزهای اول سررسید وام بدهکار هستند و فراوانی داده‌ها در روزهای اول بعد از سررسید وام بیشتر است.

در مرحلهٔ بعدی باید متغیر وضعیت بدهکاری ۱ روز بعد از سررسید، به‌عنوان کلاس مسئله را که کلاس‌بندی سایر متغیرها براساس آن انجام می‌شود، به متغیر Nominal تبدیل کرد. برای این کار از دستور Numeric To Nominal استفاده می‌شود. با توجه به نتایج نمودار، تعداد ۸۴۶۷۷ نفر بدهی خود را یک روز بعد از سررسید تسویه کردند و ۱۵۴۷ نفر بدهی خود را تسویه نکردند. خلاصه آمار توصیفی در جدول ۱ نمایش داده شده است.

جدول ۱. خلاصه آمار توصیفی

جنسیت	مرد		زن	
	۶۷۷۹۴		۱۸۴۳۰	
سن	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار
	۱۸	۸۸	۳۳/۲۹	۸/۴۱
وضعیت تسویه	تسویه یک روز پس از سررسید		عدم تسویه یک روز پس از سررسید	
	۸۴۶۷۷		۱۵۴۷	

الگوریتم نایو بیز[1]

رابطه کلاس وضعیت بدهی یک روز بعد از سر رسید با سایر کلاس‌ها با توجه به الگوریتم نایوبیز بررسی می‌شود. با توجه به نتایج ۸۴۶۷۷ نفر که بدهی خود را یک روز بعد از سررسید تسویه کرده‌اند، بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید با میانگین ۰ و انحراف معیار ۱/۷۴ تسویه کرده‌اند و ۱۵۴۷ نفر که بدهی خود را یک روز بعد از سررسید تسویه نکردند، بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید با میانگین ۵/۳۷ و انحراف معیار ۵/۲۲ تسویه کردند.

با توجه به نتایج شکل ۱، دقت الگوریتم ۹۸/۲۷ درصد است و تعداد ۸۴۷۳۷ نمونه درست دسته‌بندی شده و تعداد ۱۴۸۷ نمونه به اشتباه دسته‌بندی شده است. تعداد ۸۳۸۴۳ نمونه از کلاس a به‌درستی در کلاس a قرار گرفتند و تعداد ۸۳۴ نمونه، از کلاس a به اشتباه در کلاس b قرار گرفتند. تعداد ۸۹۴ نمونه از کلاس b به‌درستی در کلاس b قرار گرفتند و تعداد ۶۵۳ نمونه به اشتباه از کلاس b در کلاس a قرار گرفتند. در قسمت TP Rate برای کلاس اول عدد

1. Naive Bayes

۰/۹۹۰ بدین معناست که ۹۹ درصد از نمونه‌های کلاس ۱، به‌درستی در کلاس خود قرار گرفتند. FP Rate برای کلاس اول برابر با ۰/۰۱۰ بدین مفهوم است که ۱ درصد داده‌ها، از کلاس دوم اشتباهی در کلاس اول قرار داده شده‌اند. این تحلیل برای مشخص کردن دقت الگوریتم استفاده می‌شود. وضعیت پرداخت بدهی بعد از سررسید، ۷۸درصد مرد و ۲۱درصد زن و برای گروه بعدی ۸۴ درصد مرد و ۱۶درصد زن است؛ به این معنا که مردان در تسویه بدهی بدقول‌تر از زنان هستند. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده با افزایش سن افراد، نرخ نکول کمتر می‌شود و مبلغ وام در موعد سررسید پرداخت می‌شود.

```
=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances       84737               98.2754 %
Incorrectly Classified Instances      1487                1.7246 %
Kappa statistic                          0.5372
Mean absolute error                      0.0229
Root mean squared error                  0.1158
Relative absolute error                 64.9676 %
Root relative squared error             87.2044 %
Total Number of Instances            86224

=== Detailed Accuracy By Class ===

               TP Rate   FP Rate   Precision   Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                 0.990    0.422    0.992     0.990    0.991      0.538    0.974     1.000     -0.135164
                 0.578    0.010    0.517     0.578    0.546      0.538    0.974     0.640     7.398353
Weighted Avg.    0.983    0.415    0.984     0.983    0.983      0.538    0.974     0.993

=== Confusion Matrix ===

     a     b   <-- classified as
 83843   834 |     a = -0.135164
   653   894 |     b = 7.398353
```

شکل ۱. نتایج الگوریتم نایو بیز

الگوریتم j48

این الگوریتم یکی از تعمیم‌های الگوریتم ID3 است که از معیار Gain Ratio جهت انتخاب صفت خاصه استفاده می‌کند. الگوریتم اصولاً صفتی را که حداکثر درجه جداسازی بین دسته‌ها را دارد، انتخاب می‌کند و درخت تصمیم را براساس آن می‌سازد. تولید درخت تصمیم اولیه از روی مجموعه داده‌ای، مهم‌ترین بخش الگوریتم J48 است و در نهایت یک دسته‌بندی را در قالب یک درخت تصمیم تولید می‌کند.

با توجه به شکل ۲ دقت الگوریتم ۹۹/۱۲ درصد. تعداد ۸۵۴۷۲ نمونه درست دسته‌بندی شده و تعداد ۷۵۲ نمونه به اشتباه دسته‌بندی شده است. تعداد ۸۴۶۷۷ نمونه از کلاس a به‌درستی در کلاس a قرار گرفتند. تعداد ۷۹۵ نمونه از کلاس b به‌درستی در کلاس b قرار گرفتند و تعداد ۷۵۲ نمونه به اشتباه از کلاس b در کلاس a قرار گرفتند. در قسمت TP Rate برای کلاس اول، عدد ۱ بدین معناست که ۱۰۰ درصد از نمونه‌های کلاس ۱، به‌درستی در کلاس خود قرار گرفتند. FP Rate برای کلاس اول برابر با مقدار ۰، بدین مفهوم است که الگوریتم از دقت بالایی برخوردار است. تعداد ۸۵۴۲۹ نفر بدهی خود را ۳۰ روز قبل از سررسید تسویه کرده‌اند و تعداد ۷۹۵ نفر بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید تسویه کردند. درخت تصمیم به‌دست‌آمده، در شکل ۳ نمایش داده شده است.

```
J48 pruned tree
------------------

vaziate bedehi 30 roz bad az sar resid <= -0.096467: -0.135164 (85429.0/752.0)
vaziate bedehi 30 roz bad az sar resid > -0.096467: 7.398353 (795.0)

Number of Leaves  :     2

Size of the tree :      3


Time taken to build model: 1.09 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances       85472               99.1279 %
Incorrectly Classified Instances       752                0.8721 %
Kappa statistic                          0.6749
Mean absolute error                      0.0173
Root mean squared error                  0.093
Relative absolute error                 49.0461 %
Root relative squared error             70.0453 %
Total Number of Instances            86224

=== Detailed Accuracy By Class ===

               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
               1.000    0.486    0.991      1.000    0.996      0.714    0.744     0.991     -0.135164
               0.514    0.000    1.000      0.514    0.679      0.714    0.744     0.530     7.398353
Weighted Avg.  0.991    0.477    0.991      0.991    0.990      0.714    0.744     0.982

=== Confusion Matrix ===

     a     b   <-- classified as
 84677     0 |     a = -0.135164
   752   795 |     b = 7.398353
```

شکل ۲. نتایج الگوریتمj48

شکل ۳. درخت تصمیم در الگوریتم J48

نتایج شکل ۳ بیانگر این قضیه است که ۸۵۴۲۹ نفر با میانگین ۰/۱۳۵۱۶۴- بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید تسویه کردند و ۷۹۵ نفر با میانگین ۷/۳۹ بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید تسویه نکردند.

الگوریتم Meta Attribute Selected Classifier

با توجه به نتایج الگوریتم ۸۵۴۲۹ نفر با میانگین ۰/۱۳۵۱- بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید تسویه کردند و ۷۹۵ نفر با میانگین ۷/۹۳۸ بدهی خود را ۳۰ روز بعد از سررسید تسویه نکردند.

```
Correctly Classified Instances       85472               99.1279 %
Incorrectly Classified Instances       752                0.8721 %
Kappa statistic                          0.6749
Mean absolute error                      0.0173
Root mean squared error                  0.093
Relative absolute error                 49.046  %
Root relative squared error             70.0449 %
Total Number of Instances            86224

=== Detailed Accuracy By Class ===

               TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
               1.000    0.486    0.991      1.000    0.996      0.714    0.750     0.991     -0.135164
               0.514    0.000    1.000      0.514    0.679      0.714    0.750     0.530     7.398353
Weighted Avg.  0.991    0.477    0.991      0.991    0.990      0.714    0.750     0.983

=== Confusion Matrix ===

     a     b   <-- classified as
 84677     0 |     a = -0.135164
   752   795 |     b = 7.398353
```

شکل ٤. خروجی الگوریتم Meta Attribute Selected Classifier

با توجه به شکل ۴ دقت الگوریتم ۱۲/۹۹درصد است. تعداد ۸۵۴۷۲ نمونه درست دسته‌بندی شده و تعداد ۷۵۲ نمونه به اشتباه دسته‌بندی شده است. تعداد ۸۴۶۷۷ نمونه از کلاس a به‌درستی در کلاس a و تعداد ۰ نمونه از کلاس a به اشتباه در کلاس b قرار گرفتند. تعداد ۷۹۵ نمونه از کلاس b به‌درستی در کلاس b و تعداد ۷۵۲ نمونه به اشتباه از کلاس b در کلاس a قرار گرفتند. در قسمت TP Rate برای کلاس اول، عدد ۰/۹۹۱ یعنی ۹۹ درصد از نمونه‌های کلاس ۱ به‌درستی در کلاس خود قرار گرفتند. FP Rate برای کلاس اول برابر با ۱ بدین مفهوم است که ۱ درصد داده‌ها از کلاس دوم، اشتباهی در کلاس اول قرار داده شده‌اند.

انتخاب بهترین الگوریتم برای حل مسئله

برای تست کارایی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی روی مجموعه داده‌ها از آزمون‌های آماری استفاده می‌شود. با در نظر گرفتن آزمون t و با در نظر گرفتن سطح اطمینان ۹۹/۹۷۵ و با در نظر گرفتن الگوریتم‌های نایو بیز، Meta Attribute Selected Classifier و الگوریتم j48 مشخص شده است که الگوریتم‌های مورد استفاده برای حل مسئله تفاوت معناداری با یکدیگر ایجاد نمی‌کنند و می‌توان از آن‌ها برای طبقه‌بندی استفاده کرد. الگوریتم‌های مختلف، اگرچه از نظر دقت با یکدیگر کمی اختلاف دارند، اما این دقت از لحاظ آماری معنادار نبود.

خوشه‌بندی

نتایج خوشه‌بندی مدل مورد مطالعه با الگوریتم KMians در شکل ۵ نشان داده شده است:

```
Initial starting points (random):
Cluster 0: mard,-0.154021,' 30,000,000 ',' 30,000,000 ',' 30,000,000 ', -0.134541,'foghe
diplom','karmand ','omdeforoshi va khorde foroshi',tehran,ANDROID_PHONE,XIAOMI,-
0.05414,0.108267,-0.449171,-0.096467,0,-0.135164
Cluster 1: mard,-0.391612,' 2,000,000 ',' 2,000,000 ',' 10,000,000 ',SETTLED,'6/5/2022
20:05','7/5/2022 0:00',-0.590955,'karshenasi arshad','karmand ','tolide kala be joz tala va
gavaher',tehran,IOS_PHONE,APPLE,-0.05414,0.108267,-0.449171,-0.096467,0,-0.135164
Missing values globally replaced with mean/mode
Final cluster centroids:
```

شکل ۵. خوشه‌بندی مدل مورد مطالعه با الگوریتم KMians

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، دقت خوشه‌بندی در این الگویتم برای داده‌های مسئله بسیار کم است و نتایج قابل قبولی را نمایش نمی‌دهد. ۵۰ درصد داده‌ها را در خوشه ۱ و ۵۰ درصد داده‌ها را در خوشه ۲ قرار داده است. به‌منظور بهبود دقت و پایداری الگوریتم K-means و حل مسئله تعیین مناسب‌ترین تعداد K خوشه و بهترین دانه‌های اولیه، یک الگوریتم بهبودیافته K-means براساس چگالی سایبان پیشنهاد می‌شود. با افزایش نسبت نویز، مصونیت نویز الگوریتم جدید واضح‌تر می‌شود، زمانی که نسبت نویز به ۳۰ درصد می‌رسد، نرخ دقت ۵۰ درصد و ۶ درصد در مقایسه با الگوریتم K-meansسنتی و الگوریتم K-means مبتنی بر سایبان بهبود می‌یابد. نتایج خوشه‌بندی با الگوریتم سایبان در شکل ۶ نشان داده شده است:

```
Canopy clustering
==========
Number of canopies (cluster centers) found: 2
T2 radius: 1.979
T1 radius: 2.474
Cluster 0: mard,-0.732308,' 10,000,000 ',' 10,000,000 ',' 130,000,000 ', ,-0.363363,'
diplom','karmand ','omdeforoshi va khorde
foroshi',tehran,ANDROID_PHONE,SAMSUNG,-0.05414,0.108267,-0.449171,-
0.096467,0,-0.135164,{53} <0>
Cluster 1: zan,0.321162,' 5,000,000 ',' 100,000,000 ',' 1,132,000,000
',SETTLED,'8/17/2022 10:53','6/4/2022 0:00',1.458095,'karshenasi arshad','karmand
bakhshe khososi','khadamate omomi va herfeii',tehran,IOS_PHONE,APPLE,-
0.05414,0.108267,-0.449171,-0.096467,0,-0.135164,{44} <1>
Time taken to build model (full training data) : 3.34 seconds
=== Model and evaluation on training set ===
Clustered Instances
0 71365 ( 83%)
1 14859 ( 17%)
```

شکل ٦. خوشه‌بندی مدل مورد مطالعه با الگوریتم سایبان

با توجه به نتایج خوشه‌بندی با الگویتم Canopy clustering دقت الگوریتم نسبت به روش خوشه‌بندی k میانگین خیلی بهتر است و ۸۳ درصد داده‌ها در کلاس ۰ (درصد افرادی که ۱ روز بعد از سررسید بدهی را تسویه کردند) قرار داده شده و ۱۷ درصد داده‌ها در کلاس ۱ (درصد افرادی که ۱ روز بعد از سر رسید بدهی را تسویه نکردند) قرار گرفته و دو کلاس مسئله نیز مشخص شده است. با توجه به نتایج این الگوریتم ویژگی‌ها به‌ترتیب اهمیت عبارت‌اند از: وضعیت بدهی ۳۰ روز بعد از سررسید، وضعیت بدهی ۶۰ روز بعد از سررسید، وضعیت وام، تاریخ ایجاد، تاریخ سررسید، مبلغ کل تسهیلات دریافتی، امتیاز، سن، شهر، مدرک، شغل و... با انتخاب الگوریتم One RAttribute Eval، ویژگی‌ها به‌ترتیب اهمیت عبارت‌اند از: وضعیت بدهی ۳۰ روز بعد از سررسید، وضعیت بدهی ۶۰ روز بعد از سررسید، تاریخ سررسید، مبلغ کل تسهیلات دریافتی، وضعیت وام، مبلغ مجاز درخواست وام، مبلغ وام دریافتی، سن، امتیاز، مدرک و... خلاصه نتایج خوشه‌بندی در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲. خلاصه نتایج خوشه‌بندی

	خوشه‌بندی	
خوشه‌بندی k میانگین	۸۳ درصد داده‌ها در کلاس ۰	۱۷ درصد داده‌ها در کلاس ۱
	اولویت‌بندی شاخص‌ها	
	وضعیت بدهی ۳۰ روز بعد از سررسید	
	وضعیت بدهی ۶۰ روز بعد از سررسید	
	وضعیت وام	
	تاریخ ایجاد	
	تاریخ سررسید	
	مبلغ کل تسهیلات دریافتی	
	امتیاز	
	سن	
	شهر	
	مدرک	
	شغل	
	وضعیت بدهی ۳۰ روز بعد از سررسید	
الگوریتم One Rattribute Eval	وضعیت بدهی ۳۰ روز بعد از سررسید	
	وضعیت بدهی ۶۰ روز بعد از سررسید	
	تاریخ سررسید	
	مبلغ کل تسهیلات دریافتی	
	وضعیت وام	
	مبلغ مجاز درخواست وام	
	مبلغ وام دریافتی	
	سن	
	امتیاز	
	مدرک	

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، در بخش استنباطی، الگوریتم‌های نایو بیز، متا، Selected Classifier Attribute و الگوریتم j48 اجرا و از نرم‌افزار وکا برای رده‌بندی معیارها و تولید قوانین استفاده شد. بر اساس نتایج، الگوریتم‌های مورد استفاده، برای حل مسئله تفاوت معناداری با یکدیگر ایجاد نمی‌کنند و می‌توان از آن‌ها برای طبقه‌بندی استفاده کرد. الگوریتم‌های مختلف، از نظر دقت با یکدیگر کمی اختلاف دارند؛ اما این دقت از لحاظ آماری معنادار نبود. در ادامه، برای دسته‌بندی نیز از الگوریتم‌های بسیاری استفاده شد؛ اما فقط دو الگوریتم K میانگین و سایه‌بان به جواب رسیدند که وضعیت الگوریتم سایه‌بان در خوشه‌بندی، به‌دلیل دقت آن، مطلوب‌تر تشخیص داده شد. در دسته‌بندی کلاس مسئله که یک روز پس از

سررسید است با تک‌تک متغیرهای دیگر به‌صورت جداگانه (برای مثال ۳۰ روز پس از رسید، نوع گوشی و...) مقایسه و دقت الگوریتم بررسی شد تا نشان دهد این الگوریتم توانایی دارد که داده‌ها را استخراج کند؛ اما در خوشه‌بندی تحلیل در ارتباط با مقایسهٔ یک کلاس با کلاس دیگر نیست و تنها با ایجاد دو خوشه، به بررسی صفر و یک بودن یک ویژگی پرداخته می‌شود. برای مثال با ایجاد یک خوشه، تحلیل نشان می‌دهد که آیا بدهی یک روز بعد از سررسید پرداخت می‌شود یا خیر. در گام بعد، برای بررسی وضعیت افرادی که ویژگی‌های مختلف داشتند و قرار بود بر اساس آیتم خاصی جهت وام گرفتن رتبه‌بندی شوند، از بخش آتریبیوت به رتبه‌بندی پرداخته شد. نتایج نشان داد که اگر فردی جهت درخواست وام مراجعه داشت و وضعیت تسویه وام‌های قبلی شخص ۳۰ روز و ۶۰ روز بعد از سررسید انجام شده باشد، مبلغ تسهیلات دریافتی این شخص حداکثر مبلغ وام قابل پرداخت باشد، وضعیت وام‌های قبلی شخص تسویه شده باشد، مبلغ وام دریافتی هر چه بالاتر باشد، بهتر است. سن فرد بالاتر از میان‌سال باشد، مدرک فرد کارشناسی، دیپلم و زیر دیپلم نباشد، امتیاز فرد بالای ۴۰ باشد، سیستم عامل گوشی فرد اندروید نباشد، مدل گوشی فرد سامسونگ و شیائومی نباشد و وضعیت تأیید پول‌شویی فرد منفی باشد، آنگاه ترجیحاً در صورت لزوم می‌توان با وام آن‌ها موافقت شود.

در این راستا، سرکانیان و همکاران (۱۴۰۲) به ارزیابی تأثیر مشخصه‌های بانک بر کانال وام‌دهی بانک‌ها با رویکرد FAVAR پرداختند. اما این محققان روی تأثیر چند عامل بر وام‌دهی بانک‌های ایرانی تمرکز کرده‌اند و تنها از یک مدل مشخص و از پیش تعیین شده برای بررسی بانک‌ها بهره برده‌اند. سرکانیان و همکارانش عملکرد بانک‌ها را با توجه به سیاست پولی بررسی کرده‌اند؛ اما در پژوهش حاضر، تنها یک بانک بررسی شده است. از سویی چندین مدل و الگوریتم استفاده شد تا بهینه‌ترین الگوریتم در تشخیص وضعیت وام‌دهی استفاده شود. همچنین در پژوهش حاضر ویژگی‌های شخصیتی، وضعیت بدهی، پول‌شویی، رتبه اعتباری و... افراد برای دریافت وام بررسی شده است تا بر اساس آن، کمترین نرخ نکول در دوره‌های بعدی ایجاد شود.

رحمانی، پارسایی و محمدی خانقاه (۱۴۰۲) تأثیر رتبه اعتباری بر هزینهٔ سرمایه و هزینهٔ بدهی را مطالعه کردند و به این نتیجه دست یافتند که هرچه رتبه اعتباری بالاتر باشد، ریسک کمتر است و در نتیجه، شرکت با هزینه کمتری می‌تواند تأمین مالی کند. پژوهش رحمانی و همکارانش رویکردی اکتشافی ندارد تا معیارها در اعتباردهی مشخص شوند، بلکه تأثیر رتبه اعتباری بر هزینه سرمایه را بررسی می‌کند. اما پژوهش حاضر به کشف شاخص‌ها و در ادامه، بررسی اعتبار افراد در ارتباط با ویژگی‌های آن‌ها در راستای وام‌دهی عمل می‌کند.

ذوالفقاری، تشکری و ارم (۱۴۰۱) در پژوهش خود به طراحی مدل تعیین تضامین جهت تأمین مالی طرح‌ها و شرکت‌های کوچک و متوسط (SME) فناور با استفاده از مدل فازی ـ عصبی پرداختند. مدل آن‌ها برای ارزیابی و اعتبارسنجی و تعیین تضامین طرح‌های فناورانه و شرکت‌های دانش‌بنیان معرفی شده است. بین پژوهش آن‌ها با پژوهش حاضر دو وجه تمایز وجود دارد: اول، پژوهش آن‌ها مربوط به شرکت‌های دانش‌بنیان است و دوم، از مدل فازی ـ عصبی و تنها از الگوریتم ANFIS در نرم‌افزار متلب استفاده شده است؛ اما در پژوهش حاضر، چندین الگوریتم بررسی شد تا بهینه‌ترین انتخاب شود و بر اساس آن نیز، تأثیرگذارترین شاخص‌ها انتخاب شد و مدل مجدداً با نرم‌افزار اس‌پی‌اس‌اس

راستی آزمایی و قدرت پیش‌بینی مدل بررسی شد. قدرت پیش‌بینی مدل بستگی به میزان درصد درستی مقادیر تجربی و مقادیر به‌دست آمده در مدل رگرسیون لجستیک باینری دارد و قدرت پیش‌بینی مدل در پژوهش حاضر ۹۹/۴ بوده است. در نهایت کریمی و محمدی (۱۴۰۱) الگوی مالی پایدار برای کسب‌وکارِ بانک‌های اجتماعی را مطالعه کردند؛ اما پژوهش آن‌ها رویکردی مقایسه‌ای دارد و با استفاده از روش شبیه‌سازی، پایداری جریان نقدینگی و بازدهی بانک اجتماعی با به‌کارگیری ابزارهای مالی مبتنی بر دارایی را با بانک اجتماعی مبتنی بر تسهیلات بدهی با استقراض خُرد مقایسه کرده است. آن‌ها دو رویکرد را مقایسه کردند؛ اما پژوهش حاضر به‌طور خاص برای بانک خاورمیانه و در ارتباط با بررسی الگوریتم‌های نرم‌افزار وکا برای رده‌بندی معیارها و ایجاد الگو، شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خرد و در نهایت، ارزیابی نهایی و ارائه مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان تسهیلات خرد بدون پشتوانه بوده است که می‌تواند برای تمامی انواع تسهیلات خرد قابل استفاده باشد.

پیشنهادها

بانکداری یکی از صنایع مهم در اقتصاد کشورهاست و بسیاری از مشتریان برای تأمین مالی نیازهای خود به بانک‌ها رجوع می‌کنند. این نیاز مشتریان به تسهیلات، به‌دلیل افزایش هزینه‌ها و نوسان‌های اقتصادی بیشتر شده است. در این زمینه، اعتبارسنجی مشتریان امری بسیار حیاتی است. در حوزه بانکداری، اعتبارسنجی مشتریان و ارزیابی اعتبار آن‌ها از اهمیت بسیاری برخوردار است. بخش اعتبارسنجی مشتریان، به‌دلیل ریسک‌های مالی و عدم پرداخت اقساط وام‌ها، تسهیلات و خدمات بانکی برای بانک‌ها یکی از چالش‌های مهم است. در این راستا، ارائه مدل اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در ارتباط با پرداخت تسهیلات و وام‌های خرد، به‌عنوان یک راه‌کار مطرح شده است. می‌توان از روش‌های مختلفی برای اعتبارسنجی مشتریان استفاده کرد؛ برای مثال، سابقهٔ مشتری را تحلیل کرد یا به بررسی سابقه کاری و درآمد آن، ارزش سرمایه‌گذاری و میزان تضمین‌ها و سپرده‌های ثبت شده توسط مشتری اشاره کرد. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند به‌عنوان روشی جدید و دقیق برای اعتبارسنجی مشتریان در نظر گرفته شود. با توجه به اینکه بیشتر تسهیلات و وام‌های بانکی، برای مشتریان حقوقی از جمله شرکت‌ها و کارخانه‌ها اعطا می‌شوند، می‌توان به‌عنوان یکی از شاخص‌های اعتبارسنجی، میزان فعالیت و سودآوری شرکت در دوره‌های گذشته را مورد بررسی قرار داد. در صنعت بانکداری توجه به تسهیلات کلان و شرکتی موجب شده است که برای اعتبارسنجی تسهیلات خُرد، از مدل‌های رتبه‌بندی و اعتبارسنجی با آن حساسیتی که برای وام‌های کلان در نظر گرفته می‌شود، استفاده نشود. اگرچه تمرکز بر این نوع وام‌ها با توجه به میزان درخواست مشتریان حقیقی می‌تواند نقش مهمی در راه‌اندازی کسب‌وکارها ایفا کند. به‌منظور پرداختن به این موضوع، می‌توان یک مدل اعتبارسنجی و سیستم رتبه‌بندی مشتریان را پیاده‌سازی کرد تا اطمینان حاصل شود که تسهیلات خُرد در بازپرداخت دچار مشکل نمی‌شود و به‌طور موازی، نیازهای مشتریان خرد را نیز برآورده می‌کند. مدل اعتبارسنجی چارچوبی است که می‌تواند برای ارزیابی پرداخت تسهیلات خُرد در صنعت بانکداری استفاده شود. امتیازدهی اعتباری، ابزاری برای مدیریت ریسک است که با استفاده از آمار و اطلاعات کمی متقاضیان تسهیلات و نیز تکنیک‌های آماری، مشتریان را رتبه‌بندی می‌کند؛ به‌طوری که آثار ویژگی‌های مختلف متقاضیان

تسهیلات را برای نکول شدن آن جداگانه بررسی می‌کند و با محاسبه احتمال نکول شدن تسهیلات متقاضی، عمل رتبه‌بندی متقاضیان اعتباری در واحدهای ریسک را انجام می‌دهد. این امر می‌تواند به‌طور مرتب به‌روز شود تا تغییرات در پرداخت تسهیلات را منعکس کند. در مدل‌های امتیازدهی اعتباری، متقاضیان اعتبار را به دو گروه اعتباری خوب و بد تقسیم می‌کنند. گروه اعتباری خوب گروهی هستند که دیون خود را به‌موقع بازپرداخت می‌کنند و گروه اعتباری بد گروهی هستند که به احتمال مشخص، دیون آن‌ها نکول خواهد شد. از جمله فواید نظام امتیازدهی اعتباری، کوتاه شدن فرایند اعطای تسهیلات، سرعت عمل بیشتر و کاهش ریسک اعتباری در جهت پاسخ‌گویی به افزایش تقاضا برای خدمات اعتباری بانک است. امتیازدهی اعتباری منافع آشکاری در ارتباط با کاهش زمان لازم برای تصویب تسهیلات دارد که موجب افزایش استفاده از آن در ارزیابی تسهیلات شده است. این روش زمان لازم در فرایند تصویب تسهیلات را به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهد؛ از این رو سیستم رتبه‌بندی مشتریان، روشی برای بازخورد و پیش‌بینی رفتار آتی مشتری در مورد احتمال نکول تسهیلات اعطا شده محسوب می‌شود.

با توجه به نتایج پژوهش، پیشنهادهای کاربردی می‌تواند به‌منظور بهبود و افزایش دقت مدل ارائه شده در اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات خُرد بدون پشتوانه ارائه شود. بر طبق آنچه بیان شد، می‌توان دریافت که بانک‌ها باید در این استراتژِی (تسهیلات خرد بدون پشتوانه) به اشخاصی تسهیلات بدهند که قبل از وارد شدن به هرگونه رابطه اعتباری جدید، در خصوص آن‌ها کاملاً شناخت داشته باشند و داده‌های لازم را از آن‌ها جمع‌آوری کنند و از حُسن اعتبار و شهرت آن‌ها مطمئن شوند. بانک باید اطلاعات کامل و جامعی را در خصوص وام‌گیرنده دریافت کند؛ به نحوی که این اطلاعات قابل اتکا باشد؛ زیرا اعطای تسهیلات به اندازه سودآوری می‌تواند بانک را متحمل ریسک کند. هرچه تعداد و محتوای داده‌های مشتری بیشتر و با دقت‌تر جمع‌آوری شده باشد و کامل، قابل اتکا و صحیح‌تر باشد (بدین معنا که از منبع صحت اطلاعات جمع‌آوری شده اطمینان بیشتری حاصل شود)، نتیجهٔ آن، امتیاز خروجی برای تصمیم‌گیری دقیق‌تر و کم‌ریسک‌تر خواهد بود. برای مثال، محقق می‌تواند در تحقیقات بعدی اطلاعاتی همچون وضعیت دارایی و درآمد مشتری (در صورت امکان و تمایل مشتری به ارائه اطلاعات در این خصوص) یا تعداد فرزندان، وضعیت شغلی همسر و... را به مدل اضافه و برای بهبود آن استفاده کند. همچنین می‌توان ضرایب اهمیت را از مدل استخراج شده بر اساس تجربه تعدیل کرد و با بهره‌مندی از فناوری‌های نوین، به کاهش خطاهای احتمالی در ارزیابی اعتباری مشتریان کمک کرد. برای بهبود مدل، می‌توان معیارهای دیگری، مانند تعداد دعاوی مالی و قضایی مشتریان را در نظر گرفت و مدل را با این معیارها بهبود بخشید. بانک باید امکان ارزیابی مستمر و تکمیل و اصلاح داده‌ها را فراهم کند. در صورت لزوم به اخذ وثایق (بر اساس امتیاز خروجی) فرایندها، سیستم‌ها و روش‌های لازم در این خصوص پیش‌بینی و پیاده‌سازی شود. پیشنهاد دیگر این است که معیارهای مورد استفاده در مدل اعتبارسنجی، به گونه‌ای باشند که درک آن‌ها و امکان ارائه اطلاعات برای مشتریان آسان باشد. همچنین، افزایش اطلاع‌رسانی و ترویج آگاهی مشتریان دربارهٔ معیارهای اعتبارسنجی، از طریق سایت‌ها و شبکه‌های اجتماعی پیشنهاد می‌شود. به‌طور مثال، برای بهبود تأیید پول‌شویی، مراحل تأیید پول‌شویی به‌شکلی ساده‌تر و مفهومی‌تر برای مشتریان توضیح داده شود. علاوه‌براین، به مشتریان

باید به‌صورت دوره‌ای دربارهٔ این موضوع آگاهی داده شود تا در صورت لزوم، بتوانند اقداماتی را برای اخذ تأیید عدم پول‌شویی در تراکنش‌های مالی خود انجام دهند. پیشنهاد دیگر این است که به‌منظور بهبود وضعیت تسویه وام‌های درخواستی آتی، بهتر است برای مشتریانی که وام‌های قبلی خود را به‌موقع و به‌درستی تسویه کرده‌اند، مزایایی ارائه شود. این امر می‌تواند باعث تشویق سایر مشتریان به تسویهٔ به‌موقع وام‌های خود شود و بهبود مستقیمی در وضعیت تسویه وام‌ها داشته باشد.

در مجموع، در حالی که شناسایی شاخص‌های اعتبارسنجی و رتبه‌بندی مشتریان در تسهیلات بانکی خرد برای عملکرد آن‌ها ضروری است، چالش‌ها و کاستی‌های چشمگیری وجود دارد که باید برطرف شود. این چالش‌ها عبارت‌اند از: ذهنیت و سوگیری، در دسترس بودن داده‌ها و مسائل مربوط به کیفیت، سواد مالی محدود در بین مشتریان، عدم استانداردسازی، اتکای بیش از حد به امتیازدهی اعتباری سنتی، خطر بدهکاری بیش از حد و حمایت ناکافی از مشتری. پرداختن به این مسائل برای تضمین رشد مسئولانه و پایدار مؤسسه‌های بانکداری خرد و حفاظت از رفاه مالی جمعیت آسیب‌پذیری که به آن‌ها خدمت می‌کنند، حیاتی است.

منابع

بیک‌زاده، جعفر؛ آقازاده، غلامرضا و آقازاده، محمد رضا (۱۳۹۳). بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری و اولویت‌بندی معیارهای امتیازدهی اعتباری (C۶) مشتریان بانکی با تکنیک AHP: مطالعه موردی بانک ملی استان آذربایجان غربی. *روند (روند پژوهش‌های اقتصادی)*، ۲۱(۶۸)، ۱۲۱– ۱۵۰.

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.

راعی، رضا؛ انصاری، حجت‌اله و پورطالبی جاغرق، محمد (۱۳۹۷). بررسی اثرات قدرت بازار و ساختار درآمدی بر سودآوری و ریسک ورشکستگی در نظام بانکداری ایران. *راهبرد مدیریت مالی*، ۶(۲)، ۵۱– ۷۲.

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

رئیسی، سارا؛ باجلان، سعید و فلاح پور، سعید (۱۴۰۳). بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها با استفاده از رویکرد اکچوئری و شبکه عصبی مصنوعی. *تحقیقات مالی*. (در دست انتشار). doi: 10.22059/FRJ.2021.311064.1007074

سرکانیان، جواد؛ راعی، رضا؛ شیرکوند، سعید و عباسیان، عزت اله (۱۴۰۲). ارزیابی تأثیر مشخصه‌های بانک بر کانال وام‌دهی بانک‌ها با رویکرد FAVAR. *تحقیقات مالی*، (۲۵۱)، ۱–۲۵.

سلطانی، ساسان (۱۴۰۰). اعتبارسنجی مشتریان مؤسسه‌های مالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توسعه یافته با کمک الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی: بانک ملی مرکزی ایلام). *فصلنامه رویکردهای نوین در تحقیقات علوم پایه، فنی و مهندسی*، ۴(۱۳)، ۴۲– ۶۱.

عربی، سیدهادی و شاه جمالی، مهدیه (۱۳۹۸). رتبه بندی ابزارهای مدیریت ریسک اعتباری در بانکداری بدون ربا با استفاده از تکنیک AHP. *نشریه اقتصاد و بانکداری اسلامی*، ۸(۲۸)، ۷–۳۹.

کریمی، حمیدرضا و محمدی، پرستو (۱۴۰۱). الگوی مالی پایدار برای کسب‌وکارِ بانک‌های اجتماعی. *تحقیقات مالی*، ۲۴(۴)، ۴۸۰-۵۰۴.

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

محبی، سمیه؛ فدایی نژاد، محمداسماعیل و اصولیان، محمد (۱۴۰۱). پیش بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان بر مبنای تکنیک کاهش ابعاد. *راهبرد مدیریت مالی*، ۱۰(۳۸)، ۱-۲۶.

مهدوی، کاوه و حری، محمدصادق (۱۳۹۴). طراحی مدلی جهت پیش‌بینی رتبه اعتباری مشتریان بانک‌ها با استفاده از الگوریتم فراابتکاری و هیبریدی چند معیاره شبکه عصبی فازی ـ کلونی مورچگان (مطالعه موردی شعب پست بانک استان تهران). *پژوهش‌های مدیریت در ایران*، ۱۹(۱) ۹۱- ۱۱۶.

هادوی، محمد حسین؛ قاسمی، بهروز و سرمد سعیدی، سهیل (۱۴۰۲). طراحی الگوی اولویت‌بندی متقاضیان اعتبار اسنادی ریالی: راه‌کار توسعه خدمات اعتباری در بانک صادرات ایران. *اقتصاد پولی مالی*، ۳۰(۲۶).

References

Arabi, S H. & Shah Jamali, M. (2018). Ranking of credit risk management tools in interest-free banking using AHP technique. *Journal of Islamic Economics and Banking*, 8 (28), 7-39. (*in Persian*)

Beikzadeh, J., Aghazadeh, G. & Aghazadeh, M. (2013). Investigating factors affecting credit risk and prioritizing credit scoring criteria (6C) of bank customers using AHP technique: a case study of National Bank of West Azarbaijan province. *Trend (Economic Research Trends)*, 21(68), 121-150. (*in Persian*)

Hadavi, M H ., Ghasemi, B. & Sarmad Saidi, S. (2023). Designing a pattern for prioritizing rial letter of credit applicants: a strategy for developing credit services in Saderat Bank of Iran. *Financial monetary economy*, 30(26). (*in Persian*)

Hota, L. (2023). A Comparative Performance Assessment for Prediction of Loan Approval in Financial Sector. *Mathematics*, 8(10), 1756.

Idrees, A. M., Elseddawy, A. I. & Zeidan, M. O. (2019). Knowledge discovery based framework for enhancing the house of quality. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(7), 324-331.

Kohi, H. & Gholami, R. (2011). Credit rating of legal clients of the industry sector using data envelopment analysis (DEA) model. *Quantitative Studies in Management*, 3(3), 115-138. (*in Persian*)

Li, X., & Sun, Y. (2021). Application of RBF neural network optimal segmentation algorithm in credit rating. *Neural Computing and Applications*, 33(14), 8227-8235.

Mahdavi, K. & Horri, M. (2014). Model for Credit Rating Prediction of Banks CustomersBy use of A Meta-Heuristic Hybrid Multi-Attribute Fuzzy neural network-Ant Colony (Case

study on Tehran's Postbank branches). *Management Research in Iran*, 19(1), 91-116. (*in Persian*)

Mohabi, S., Fadainejad, M. I. & Usulian, M. (2022). Prediction of total index of Tehran Stock Exchange using support vector regression based on dimensionality reduction technique. *Financial Management Strategy*, 10(38), 1-26. (*in Persian*)

Moradi, S. & Mokhatab Rafiei, F. (2019). A dynamic credit risk assessment model with data mining techniques: evidence from Iranian banks. *Financial Innovation*, 5(1), 1-27.

Mun, J. H. & Jung, S. W. (2021). A customer credit Prediction Researched to Improve Credit Stability based on Artificial Intelligence. *Korea Journal of Artificial Intelligence*, 9(1), 21–27.

Padimi, V., Venkata, S. T. & Devarani, D. N. (2022). Applying Machine Learning Techniques To Maximize The Performance of Loan Default Prediction. *Journal of Neutrosophic and Fuzzy Systems (JNFS)*, 2(2), 44-56.

Rahmani, P. & Mohammadi Khanqah, G. (2023). Credit rating and cost of capital. *Financial Research*, 25 (1), 126-110. (*in Persian*)

Rai, R., Ansari, H. E. & Portalebi Jaghargh, M. (2017). Investigating the effects of market power and income structure on profitability and bankruptcy risk in Iran's banking system. *Financial Management Strategy*, 6(2), 51-72. (*in Persian*)

Raisi, S., Bajlan, S. & Falahpour, S. (2024). Optimization of credit portfolio of banks using actuarial approach and artificial neural network. *Financial research*. doi: 10.22059/FRJ.2021.311064.1007074 (*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.

Sarkanian, J., Rai, R., Shirkund, S. & Abbasian, E. (2023). Evaluating the effect of bank characteristics on banks' lending channel with the FAVAR approach. *Financial Research*, 25 (1), 1-25. (*in Persian*)

Sha, Y. (2022). Rating manipulation and creditworthiness for platform economy: Evidence from peer-to-peer lending. *International Review of Financial Analysis*, 84, 102393.

Sharafi, G., Fathi Hafashjani, K. & Ahmadi, F. (2023). Identification of Factors Affecting Project Financing Risk. *Financial Research Journal*, 25(3), 485-507.

Soltani, S. (2021). Validation of customers of financial institutions using artificial neural network developed with the help of genetic algorithm (case study: National Bank of Ilam). *Quarterly Journal of New Approaches in Basic Science, Technical and Engineering Research*, 4(13), 42-61. (*in Persian*)

Sundar, R., Sapna, S. & Mohit, G. (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*, 12(12), 232-240.

Wang, Y., Jia, Y., Fan, S. & Xiao, J. (2023). Deep Reinforcement Learning Based on Balanced Stratified Prioritized Experience Replay for Customer Credit Scoring in Peer-to-Peer Lending. *Artificial Intelligence Review*, 57(4).

Xia, Y., Guo, X., Li, Y., He, L. & Chen, X. (2022). Deep learning meets decision trees: An application of a heterogeneous deep forest approach in credit scoring for online consumer lending. *Journal of Forecasting*, 41(8), 1669-1690.

Xiaobing, H., Xiaobing, L. & Yuanqian, R. (2018). Enterprise credit risk evaluation based on neural network algorithm. *Cognitive Systems Research*, 52, 317-324.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی