E-ISSN: 3115-7602

Strategic Studies in Financial Management and Insurance

SABA Business Development Holding

www.ssfmi.ir

Fin. Strat. Mgmt. Ins. Vol. 2, No. 3 (2025) 248–257.

Paper Type: Original Article

A Hybrid Decision-Making Model for Banking Credit Allocation Based on Neutrosophic Sets

Abdollah Abdari[1], Ali Sorourkhah[1,*]

[1] *Department of Management, Ayandegan University, Tonekabon, Iran; a.abdari@gmail.com; ali.sorourkhah@gmail.com.*

Citation:

Abdari, A., & Sorourkhah, A. (2025). A hybrid decision-making model for banking credit allocation based on neutrosophic sets. *Strategic Studies in Financial Management and Insurance, 2*(3), 248-257.

Received: 08/01/2025 Reviewed: 28/03/2025 Revised: 20/04/2025 Accepted: 19/06/2025

Abstract

Purpose: Despite the profitability of credit activities, loan granting exposes banks to considerable credit risk, which, in the event of borrowers' inability to fulfill their financial obligations, may increase non-performing loans and threaten banks' financial stability. Traditional credit risk assessment approaches, which mainly rely on historical financial data, statistical models, and expert judgments, typically analyze qualitative indicators in a deterministic, simplified manner; as a result, they do not fully account for the uncertainty, ambiguity, and subjectivity inherent in human judgment. Accordingly, this study aims to present a structured decision-making framework for ranking and prioritizing loan applicants that explicitly models the uncertainty existing in credit evaluation by integrating quantitative financial indicators with qualitative expert judgments.

Methodology: Adopting a hybrid approach based on quantitative and qualitative indicators, this study employs neutrosophic sets to manage uncertainty. In the first step, evaluation indicators were identified through prior studies and expert opinions and classified into quantitative indicators (collateral value, credit score, loan-to-collateral ratio) and qualitative indicators (reputation and credibility, occupational and professional status, socioeconomic position). Subsequently, indicator weights were determined using pairwise comparisons. Quantitative data were extracted from financial records, while qualitative data were collected using neutrosophic sets to account for uncertainty. After converting these data into crisp values, they were incorporated into a decision matrix, and the final ranking of loan applicants was conducted using the TOPSIS method.

Findings: The results indicate that applicants with higher financial capacity and more reliable collateral are prioritized for receiving credit facilities. Moreover, a comparison of outputs from neutrosophic sets and those from the Likert scale shows that the neutrosophic approach performs better at reducing uncertainty, improving data accuracy, and improving the quality of ranking results.

Originality/Value: Unlike conventional approaches that rely on Likert scales or deterministic scoring of qualitative indicators, the proposed framework more realistically represents uncertainty and ambiguity in the data. Furthermore, this study demonstrates that the effective use of neutrosophic sets does not require complex neutrosophic extensions of multi-criteria decision-making methods; instead, neutrosophic information can be converted into crisp values via a score function and combined with the classical TOPSIS method to obtain more accurate results with lower computational complexity. The empirical comparison with the Likert-based approach further confirms that the neutrosophic framework enhances ranking accuracy and improves decision-making quality in credit risk management, particularly when loan applicants exhibit closely similar characteristics.

Keywords: Prioritization, Loan applicants, Neutrosophic collections, TOPSIS.

Corresponding Author: ali.sorourkhah@gmail.com https://doi.org/10.22105/ssfmi.v2i3.87

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

مطالعات راهبردی در مدیریت مالی و بیمه

دوره ۲، شماره (۳)، (۱۴۰۴)، ۲۵۷-۲۴۸

www.ssfmi.ir

نوع مقاله: پژوهشی

یک مدل ترکیبی تصمیم‌گیری برای تخصیص اعتبارات بانکی بر پایه مجموعه‌های نوتروسوفیک

عبداله آبداری[۱]، علی سرورخواه[۱*]

[۱]گروه مدیریت، دانشگاه آیندگان، تنکابن، ایران.

چکیده

هدف: با وجود سودآوری فعالیت‌های اعتباری، اعطای وام بانک‌ها را در معرض ریسک اعتباری قابل‌توجهی قرار می‌دهد که در صورت ناتوانی وام‌گیرندگان در ایفای تعهدات مالی، می‌تواند منجر به افزایش مطالبات معوق و تهدید ثبات مالی بانک‌ها شود. رویکردهای سنتی ارزیابی ریسک اعتباری که عمدتا بر داده‌های مالی تاریخی، مدل‌های آماری و قضاوت‌های کارشناسی متکی هستند، معمولا شاخص‌های کیفی را به‌صورت قطعی و ساده‌سازی‌شده تحلیل می‌کنند و درنتیجه، عدم‌قطعیت، ابهام و ذهنیت موجود در قضاوت‌های انسانی را به‌طور کامل در نظر نمی‌گیرند. بر این اساس، هدف این پژوهش ارایه یک چارچوب تصمیم‌گیری ساختاریافته برای رتبه‌بندی و اولویت‌بندی متقاضیان وام است که با تلفیق شاخص‌های کمی مالی و قضاوت‌های کیفی خبرگان، عدم‌قطعیت موجود در ارزیابی اعتباری را به‌صورت صریح مدل‌سازی کند.

روش‌شناسی پژوهش: با اتخاذ یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر شاخص‌های کمی و کیفی، این مطالعه مجموعه‌های نوتروسوفیک را برای مدیریت عدم قطعیت به‌کار گرفته است. در گام نخست، شاخص‌های ارزیابی با استفاده از مطالعات پیشین و نظر خبرگان شناسایی و در دو گروه کمی (ارزش وثیقه، امتیاز اعتباری و نسبت وام به وثیقه) و کیفی (شهرت و اعتبار، وضعیت شغلی و حرفه‌ای و موقعیت اقتصادی-اجتماعی) طبقه‌بندی شدند. سپس وزن شاخص‌ها از طریق مقایسات زوجی تعیین شد. در ادامه، داده‌های کمی از پرونده‌های مالی استخراج و داده‌های کیفی با استفاده از مجموعه‌های نوتروسوفیک برای مدیریت عدم‌قطعیت گردآوری شد. این داده‌ها پس از تبدیل به مقادیر قطعی، وارد ماتریس تصمیم شده و رتبه‌بندی نهایی متقاضیان با روش تاپسیس انجام گرفت.

یافته‌ها: یافته‌ها نشان داد متقاضیانی که از توان مالی بالاتر و وثایق قابل‌اتکاتر برخوردارند، در اولویت دریافت تسهیلات قرار می‌گیرند. علاوه بر این، مقایسه خروجی‌های حاصل از مجموعه‌های نوتروسوفیک در مقابل مقیاس لیکرت بیانگر آن است که رویکرد نوتروسوفیک در کاهش عدم‌قطعیت، افزایش دقت داده‌ها و بهبود کیفیت رتبه‌بندی عملکرد بهتری دارد.

اصالت/ارزش افزوده علمی: برخلاف رویکردهای متداول مبتنی بر طیف لیکرت یا امتیازدهی قطعی به شاخص‌های کیفی، چارچوب پیشنهادی قادر است عدم‌قطعیت و ابهام موجود در داده‌ها را به‌صورت واقع‌گرایانه‌تری بازنمایی کند. همچنین، این مطالعه نشان می‌دهد که برای بهره‌گیری مؤثر از توانمندی مجموعه‌های نوتروسوفیک، نیازی به استفاده از نسخه‌های پیچیده نوتروسوفیک روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره نیست و می‌توان با تبدیل اطلاعات نوتروسوفیک به مقادیر قطعی از طریق تابع امتیاز و به‌کارگیری روش کلاسیک تاپسیس، به نتایجی دقیق‌تر با پیچیدگی محاسباتی کمتر دست یافت. مقایسه تجربی با رویکرد مبتنی بر طیف لیکرت نیز تایید می‌کند که چارچوب نوتروسوفیک به‌ویژه در شرایطی که متقاضیان دارای ویژگی‌های نزدیک به هم هستند، موجب بهبود دقت رتبه‌بندی و ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری در مدیریت ریسک اعتباری می‌شود.

کلیدواژه‌ها: اولویت‌بندی، متقاضیان وام، مجموعه‌های نوتروسوفیک، تاپسیس.

۱- مقدمه

موسسات مالی و بانک‌ها به‌عنوان شریان اصلی جوامع مدرن و عامل محرک رشد اقتصادی در کشورهای درحال‌توسعه در نظر گرفته می‌شوند [1]. در ادبیات مالی، بانک‌ها مهم‌ترین واسطه‌های مالی به‌حساب می‌آیند و در همه کشورها نقش ویژه‌ای دارند. وام‌های بانکی نیز به دلایل مختلفی برای

بخش مالی و واقعی اقتصاد اهمیت دارند [2]. توزیع وام اصلی‌ترین فعالیت اغلب بانک‌هاست. اعطای وام ممکن است به اندازه‌ای که سودآور است، بانک را در معرض انواع مختلفی از ریسک‌ها قرار دهد. به هم

ین دلیل، بانک‌ها با توجه به سودآوری کلی خود باید رابطه بین ریسک و بازده را برای هر وام ارزیابی کنند [3]. ریسک اعتباری یکی از مشکلاتی است که بانک‌ها در اجرای وظایف خود با آن مواجه هستند. ریسک اعتباری به معنای ریسک زیان مالی است که زمانی به وقوع می‌پیوندد که یک وام‌گیرنده نتواند تعهدات مالی خود را انجام دهد. درحالی‌که عوامل زیادی وجود دارند که ریسک اعتباری را تشکیل می‌دهند، دقت در اعطای وام (امتیازدهی اعتباری)، نظارت مداوم بر پرداخت‌های مشتری و الگوهای رفتاری دیگر می‌تواند درصد ریسک را کاهش دهد [4].

کاهش و مدیریت ریسک به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی در بهبود فرایند اعتباردهی و به‌تبع آن، بهبود عملکرد بانک‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد و نقشی اساسی در تداوم ارایه تسهیلات و بقای بانک‌ها و موسسات مالی ایفا می‌کند. علت این اهمیت آن است که مطالبات معوقه یکی از مهم‌ترین دلایل ورشکستگی بانک‌ها به شمار می‌رود؛ ازاین‌رو، موفقیت بانک‌ها در مدیریت این فرایندها از ارزش بالایی برخوردار است [5]. موسسات مالی برای بقا در محیط‌های پرریسک به مدیریت موثر ریسک‌ها نیاز دارند [3]. مدیریت ریسک اعتباری نیز همواره نقش کلیدی در حفظ ثبات مالی و تضمین سودآوری بانک‌ها ایفا کرده است [6]. ارزیابی ریسک اعتباری، به‌عنوان بخش مهمی از این مدیریت، توانایی بازپرداخت وام توسط متقاضی را بررسی کرده و به‌سلامت پورتفوی و ثبات مالی کمک می‌کند. این ارزیابی معمولا بر داده‌های مالی تاریخی، مدل‌های آماری و قضاوت کارشناسان تکیه دارد [4].

تحقیقات در زمینه مدل‌های ارزیابی ریسک اعتباری دارای سابقه طولانی بوده و به توسعه مدل‌های متعددی منجر شده است. نخستین رویکردها، مانند روش تحلیل کارشناسی، بر ارزیابی کیفی و امتیازدهی ذهنی کارشناسان باتجربه متمرکز بودند. این روش‌ها با تحلیل جامع عوامل مختلف متقاضی و تکیه بر اطلاعات شخصی و وثیقه تلاش می‌کردند ریسک را کاهش دهند، اما به دلیل ماهیت دستی و مبتنی بر قضاوت خود، محدودیت‌هایی در کارایی و دامنه کاربرد داشتند [7]. با رشد صنعت بانکداری و افزایش حجم معاملات، روش‌های سنتی ناکارآمد شده و نیاز به رویکردهای پیچیده‌تر و نظام‌مندتر پدیدار شد [6]. تحلیل کارشناسی در عمل اعتباری قابل‌اجرا است، اما محدودیت‌های آشکاری دارد. در بیشتر مطالعات صورت‌گرفته در این زمینه، مجموعه‌ای از شاخص‌های کیفی و کمی به‌صورت قطعی تحلیل می‌شوند [5]. بااین‌حال، تحلیل قطعی شاخص‌های کیفی نمی‌تواند نتایج دقیقی ارایه دهد، زیرا عدم قطعیت و ابهام موجود در قضاوت این شاخص‌ها را نادیده می‌گیرد.

در سال ۱۹۶۵، زاده [8] برای نخستین بار مفهوم مجموعه‌های فازی را به‌منظور مقابله با عدم قطعیت در سیستم‌های پیچیده معرفی کرد. چند دهه بعد، آتاناسوف [9] در سال ۱۹۸۶ مفهوم مجموعه‌های فازی شهودی را مطرح کرد که علاوه بر درنظر گرفتن درجه عضویت، درجه عدم عضویت را نیز لحاظ می‌کرد و بدین ترتیب چارچوب جامع‌تری را برای تحلیل شرایط مبهم فراهم ساخت. در ادامه این تحولات، اسماراندااکه [10] در سال ۱۹۹۸ مجموعه‌های نوتروسوفیک را معرفی کرد که نه تنها به عضویت و عدم عضویت (یا به عبارتی درستی و نادرستی)، بلکه درجه عدم‌تعیین را نیز به‌عنوان یک عنصر کلیدی درنظر می‌گرفتند. مجموعه‌های نوتروسوفیک به‌عنوان یکی از رویکردهای پیشرفته در حوزه منطق فازی، ابزاری موثر برای مدل‌سازی اطلاعات ناقص، مبهم و چندمعیاره فراهم می‌آورند. این مجموعه‌ها با استفاده از مفاهیم زبانی مانند "نه خیلی روشن" یا "نسبتا خوب"، امکان تحلیل موقعیت‌های پیچیده و مبهم را برای مدیران فراهم می‌کنند. در واقع، این ابزار نوین به مدیران کمک می‌کند تا در مواجهه با شرایط ناپایدار و پرابهام، تصمیمات بهتری اتخاذ کرده و با اعتماد بیشتری به ارزیابی واقعیت‌های چندوجهی بپردازند [11].

در این پژوهش که به بررسی مساله تصمیم‌گیری در اعطای تسهیلات بانکی به متقاضیان می‌پردازد، برای رفع کاستی‌های مطالعات پیشین از مجموعه‌های نوتروسوفیک جهت ارزیابی شاخص‌های کیفی استفاده می‌شود تا نتایج دقیق‌تر و قابل‌اعتمادتری حاصل شود. سپس، با استفاده از تابع امتیاز، عملکرد گزینه‌ها در شاخص‌ها محاسبه و بر اساس آن، ماتریس تصمیم ساخته می‌شود و در نهایت، با استفاده از رویکرد تاپسیس کلاسیک، رتبه‌بندی گزینه‌ها صورت می‌پذیرد. به‌طور مشخص، این مطالعه به دنبال پاسخ‌گویی به سوالات زیر است:

۱. چه شاخص‌های کیفی و کمی بر فرایند تصمیم‌گیری در اعطای تسهیلات بانکی تاثیرگذار هستند؟
۲. چالش‌های موجود در ارزیابی ریسک اعتباری با استفاده از روش‌های سنتی کدام‌اند و چگونه می‌توان آن‌ها را رفع کرد؟
۳. چگونه استفاده از مجموعه‌های نوتروسوفیک می‌تواند به بهبود فرایند اولویت‌بندی متقاضیان کمک کند.

۲- پیش‌نیازها و پیشینه

۲-۱- مجموعه‌های نوتروسوفیک

بر اساس منطق فازی، زیرشاخه‌های بسیاری مرتبط با عدم قطعیت شکل گرفته‌اند. در یکی از جدیدترین پیشروی‌ها در زمینه مجموعه‌های فازی، اسمرانداکه [10] مفهوم مجموعه‌های نوتروسوفیک را ارایه کرد. این نوع مجموعه‌ها، به جای تنها توجه به درجه عضویت و عدم عضویت، به درجه عدم تعین نیز توجه می‌کنند. یک مجموعه نوتروسوفیک با استفاده از یک تابعی، درجه معینی و نادرستی عضویت مشخص می‌شود. یک مجموعه نوتروسوفیک تک‌مقداره[1] به‌صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$N = \{(x: . T_{N(x)}, I_{N(x)}, F_{N(x)}) . , x \in X\},$$

که در آن $T_{N(x)}$ بیانگر درجه عضویت درستی، $I_{N(x)}$ درجه عضویت عدم تعین و $F_{N(x)}$ درجه عضویت عدم درستی است. این توابع، اعداد حقیقی استاندارد یا غیراستاندارد در [۰،۱] هستند و شرایط زیر در آن صدق می‌کند:

$$0 \leq T_{N(x)} + I_{N(x)} + F_{N(x)} \leq 3.$$

برای سادگی، یک مجموعه $SVNS$ به‌صورت $x = (T_N, I_N, F_N)$ نشان داده می‌شود.

۲-۲- پیشینه

یک مطالعه به بررسی چارچوب‌های نظری هوش مصنوعی در ارزیابی ریسک اعتباری و نقش آن در افزایش دقت و کارایی بانک‌ها پرداخته است. هدف پژوهش، تحلیل کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی و پردازش زبان طبیعی در ارزیابی ریسک اعتباری و شناسایی فرصت‌ها و چالش‌های این چارچوب‌ها برای تحول بخش بانکی است. روش پژوهش شامل بررسی مفاهیم نظری و مطالعات موردی با بهره‌گیری از شواهد تجربی است. نتایج نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند با پردازش داده‌های گسترده، شناسایی الگوهای پیچیده و سازگاری با تغییرات بازار، فرایندهای امتیازدهی اعتباری را بهینه کند، متقاضیان پرریسک را با دقت بیشتری شناسایی کرده و شرایط وام‌دهی را سفارشی‌سازی کند. همچنین، این فناوری با نظارت بلادرنگ بر سبدهای اعتباری، مدیریت پیشگیرانه ریسک و بهبود سودآوری بانک‌ها را ممکن می‌سازد [4].

پژوهشی به مطالعه نقش تحلیل‌های پیش‌بینی در مدیریت ریسک اعتباری در بخش بانکی می‌پردازد و هدف آن بررسی تاثیر این تحلیل‌ها بر بهبود دقت ارزیابی ریسک، تسریع تصمیم‌گیری و افزایش عملکرد کلی بانک‌ها است. روش پژوهش طراحی کیفی بوده و با ترکیب ادبیات موجود و مطالعات موردی واقعی، روندهای کلیدی همچون ادغام تحلیل‌های پیش‌بینی در عملیات بانکی، استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین و رعایت الزامات نظارتی را شناسایی می‌کند. نتایج نشان می‌دهند که تحلیل‌های پیش‌بینی می‌توانند به کاهش ریسک اعتباری، تصمیم‌گیری هوشمندانه‌تر و تاب‌آوری بیشتر در بانک‌ها کمک کنند، اما چالش‌هایی مانند کیفیت داده، تفسیرپذیری مدل‌ها و هزینه‌های پیاده‌سازی همچنان وجود دارند. این پژوهش راهنمایی برای متخصصان و پژوهشگران در مواجهه با تحولات تحلیل‌های پیش‌بینی در بانکداری ارایه می‌دهد [6].

یک مطالعه با هدف بررسی رابطه بین ریسک تقلب مالی و ریسک اعتباری در بازار مالی چین انجام شده است. پژوهش نشان می‌دهد که تقلب در صورت‌های مالی می‌تواند تاثیرات منفی بر عدالت و شفافیت بازار سرمایه داشته باشد و منافع قانونی سرمایه‌گذاران را تهدید کند. در این پژوهش، تکامل مدل‌های ارزیابی ریسک اعتباری از روش‌های تحلیل کارشناسی اولیه به مدل‌های مدرن مبتنی بر آمار و یادگیری ماشین، ازجمله مدل‌های *Z-score*، *SVM* و جنگل‌های تصادفی بررسی شده است. توجه ویژه‌ای به کاربرد الگوریتم *C5.0* در ارزیابی ریسک اعتباری شده که مزایای آن از نظر دقت پیش‌بینی و ویژگی‌های داده‌ها برجسته می‌شود. نتایج پژوهش با استفاده از منحنی‌های *ROC* و *KS* نشان می‌دهد که مدل پیش‌بینی دارای دقت بالایی است و رویکرد جدیدی برای ارزیابی ریسک تقلب مالی ارایه می‌دهد [7].

یک مطالعه با هدف ارایه تحلیلی سیستماتیک و جامع درباره ارزیابی ریسک اعتباری، به بررسی سه جنبه اصلی شامل طبقه‌بندی الگوریتم‌ها، ویژگی‌های داده و روش‌های یادگیری می‌پردازد. روش پژوهش شامل دسته‌بندی الگوریتم‌ها به طبقه‌بندی‌های تکی سنتی، هوشمند و مدل‌های

[1] Single-Valued Neutrosophic Set (SVNS)

ترکیبی، تحلیل ویژگی‌های داده در چهار گروه (اطلاعات ساختار خارجی، کیفیت داده، کمیت داده و اطلاعات داخلی) و بررسی روش‌های یادگیری بر اساس وضعیت داده و برچسب‌ها است. نتایج نشان می‌دهد که چارچوب‌های ارایه‌شده به بهبود تفسیرپذیری، کاهش سوگیری و ارتقای عدالت مدل‌های ریسک اعتباری کمک می‌کنند. این مقاله به‌عنوان راهنمایی برای پژوهشگران و فعالان حوزه مدل‌سازی و تحلیل ریسک اعتباری عمل می‌کند [1].

مطالعه‌ای با هدف بررسی روش‌های یادگیری ماشین در ارزیابی ریسک اعتباری در بانکداری و بیمه انجام شده است که به تاثیر این تکنیک‌ها در بهبود پیش‌بینی نکول وام، امتیازدهی اعتباری و تقسیم‌بندی ریسک می‌پردازد. این پژوهش با مرور مفاهیم پایه و روش‌های سنتی ارزیابی ریسک، محدودیت‌های این روش‌ها را در مدیریت داده‌های گسترده و پروفایل‌های ریسک پویا بررسی کرده و سپس الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مانند رگرسیون لجستیک، درخت‌های تصمیم و شبکه‌های عصبی را در پیش‌بینی ریسک تحلیل می‌کند. همچنین، چالش‌هایی مانند کیفیت داده، تفسیرپذیری مدل و ملاحظات اخلاقی موردتوجه قرار گرفته و راهکارهایی برای بهبود این فرایندها ارایه شده است. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از یادگیری ماشین دقت و چابکی مدیریت ریسک اعتباری را بهبود داده و موسسات مالی را در مدیریت بهتر وام‌ها و پیشبرد سیاست‌های مالی توانمند می‌سازد [12].

یک پژوهش با هدف شناسایی ویژگی‌های موثر در ارزیابی ریسک اعتباری در صنعت مالی انجام شده است. این پژوهش با استفاده از چهار روش انتخاب ویژگی شامل انتخاب ویژگی تک‌متغیره[1]، حذف بازگشتی ویژگی‌ها[2]، اهمیت ویژگی با استفاده از درخت‌های تصمیم[3] (FIDT) و مقدار اطلاعات[4] تلاش کرده است تا ویژگی‌های اصلی در پیش‌بینی ریسک وام را تعیین کند. روش پژوهش مبتنی بر اجرای دو نسخه از الگوریتم *XGBoost* بر روی مجموعه داده باز پلتفرم *Lending Club* برای مقایسه عملکرد این روش‌ها بوده است. نتایج نشان می‌دهد که هر چهار روش توانسته‌اند مرتبط‌ترین ویژگی‌ها را شناسایی کنند و به بهبود فرایند ارزیابی ریسک اعتباری کمک کنند [13].

پژوهشی با هدف بهبود هنجاری و قابلیت اطمینان ارزیابی ریسک اعتباری برای شرکت‌های املاک و مستغلات چین، یک رویکرد یکپارچه و چندمعیاری برای تصمیم‌گیری گروهی پیشنهاد می‌کند. روش پژوهش شامل ایجاد یک شاخص ارزیابی ریسک اعتباری برای شرکت‌های املاک و مستغلات چین و استفاده از ترکیب مجموعه‌های زبانی مبهم و روش رتبه‌بندی ترجیحی برای پردازش داده‌های با عدم‌قطعیت بالا است. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی از طریق مطالعه موردی و تحلیل‌های حساسیت و مقایسه‌ای، معقولیت و قابلیت اجرایی آن تایید شده و یک پارادایم اصلاح‌شده برای ارزیابی ریسک اعتباری در این صنعت ارایه می‌دهد [14].

یک پژوهش با هدف پیشنهاد یک مدل ارزیابی چندکلاسه جدید برای ریسک اعتباری شخصی مبتنی بر نظریه ادغام اطلاعات (MIFCA) و استفاده از شش الگوریتم یادگیری ماشین، به بررسی نحوه بهبود ارزیابی ریسک اعتباری می‌پردازد. روش پژوهش شامل استفاده از داده‌های واقعی یک بانک تجاری در چین برای ارزیابی عملکرد مدل *MIFCA* است. نتایج نشان می‌دهند که این مدل دقت بالاتری در ارزیابی چندکلاسه ارایه می‌دهد و برای ارزیابی‌های مختلف ریسک کاربردی و عمومی است. یافته‌های این پژوهش می‌توانند به بانک‌ها و موسسات مالی کمک کنند تا قابلیت‌های پیشگیری و کنترل ریسک خود را تقویت کرده و از خسارات مالی جلوگیری کنند [15].

مطالعه‌ای با هدف مقایسه عملکرد مدل‌های رگرسیون لجستیک[5] و تحلیل تفکیکی خطی[6] در پیش‌بینی ریسک اعتباری و توان بازپرداخت وام‌گیرندگان انجام شده است. پژوهش با استفاده از نمونه‌ای از شرکت‌های کوچک و متوسط[7] بخش خصوصی الجزایر به بررسی این دو روش پرداخته است. نتایج نشان می‌دهند که هر دو مدل نسبت به تحلیل مالی سنتی در طبقه‌بندی شرکت‌ها موثرتر بوده و می‌توانند به‌طور موثری در ارزیابی ریسک اعتباری مورداستفاده قرار گیرند [16].

مطالعه‌ای با هدف بررسی تاثیر یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در ارزیابی ریسک اعتباری در بازارهای نوظهور انجام شده است. این پژوهش با استفاده از رویکرد مرور ادبیات از طریق تحلیل مستند و مفهومی، نشان داد که هوش مصنوعی و یادگیری ماشین تاثیر زیادی بر ارزیابی ریسک

---

[1] Univariate Feature Selection (UFS)
[2] Recursive Feature Elimination (RFE)
[3] Feature Importance of Decision Trees (FIDT)
[4] Information Value (IV)
[5] Logistic Regression (LR)
[6] Linear Discriminant Analysis (LDA)
[7] Small and Medium-Sized Enterprises (SMEs)

اعتباری دارند و با استفاده از منابع داده جایگزین مانند داده‌های عمومی، مشکلات عدم تقارن اطلاعات، انتخاب معیوب و ریسک اخلاقی را برطرف می‌کنند. این فناوری‌ها به وام‌دهندگان این امکان را می‌دهند که ریسک اعتباری را به‌طورجدی تحلیل کرده و توانایی مشتریان در بازپرداخت وام‌ها را ارزیابی کنند، درنتیجه افراد کم‌درآمد نیز می‌توانند به اعتبار دسترسی پیدا کنند. این مطالعه توصیه می‌کند که موسسات مالی مانند بانک‌ها و موسسات اعتباری بیشتر در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین سرمایه‌گذاری کنند تا اطمینان حاصل شود که خانوارهای مالی حذف‌شده نیز بتوانند اعتبار دریافت کنند [17].

۳-۲- شکاف مطالعاتی

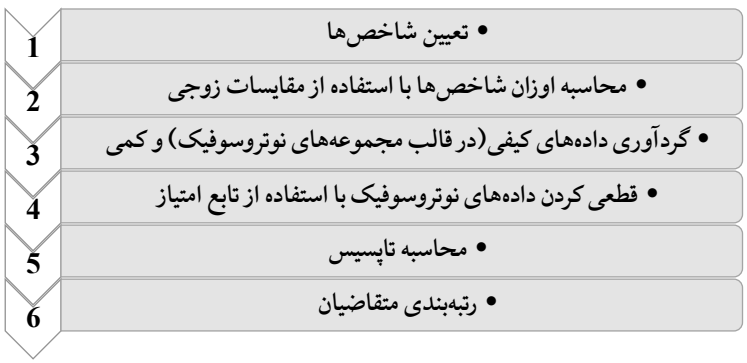
تحلیل شاخص‌های کیفی ارزیابی متقاضیان وام که به‌طور مستقیم بر اساس نظرات کارشناسان بانکی انجام می‌شود، با چالش‌هایی ازجمله نادیده گرفتن عدم قطعیت و ابهام در قضاوت‌ها مواجه است. این مساله می‌تواند منجر به کاهش دقت و اعتبار نتایج شود، چرا که قضاوت‌های انسانی اغلب تحت تاثیر عوامل ذهنی و مبهم قرار دارند و استفاده از روش‌های مرسوم ممکن است نتواند این جنبه‌ها را به‌طور کامل درنظر بگیرد. به‌منظور رفع این کاستی در پژوهش‌های پیشین و بهبود فرایند تصمیم‌گیری، از مجموعه‌های نوتروسوفیک برای جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها استفاده می‌شود. این رویکرد به دلیل توانایی ذاتی در مدیریت هم‌زمان قطعیت، عدم قطعیت و تناقض موجود در داده‌ها، ابزاری مناسب برای تحلیل نظرات کارشناسان محسوب می‌شود. این ویژگی‌ها باعث می‌شود که نظرات کارشناسان بانکی که پایه اصلی ارزیابی متقاضیان وام است، با دقت بیشتری در تصمیم‌گیری نهایی لحاظ شوند.

۳- روش پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف کاربردی-توسعه‌ای و از نظر شیوه اجرا توصیفی است. در اجرای این روش، ابتدا شاخص‌های مساله از طریق بررسی پیشینه شناسایی و در مرحله بعد، داده‌های موردنیاز جمع‌آوری می‌شود. برای جمع‌آوری داده‌های مساله، داده‌های کمی از پرونده‌های متقاضیان اخذ شده و برای شاخص‌های کیفی، قضاوت‌های کلامی کارشناس بانک در قالب مجموعه‌های نوتروسوفیک گردآوری می‌شود. سپس، با استفاده از تابع امتیاز، مجموعه‌های فوق به حالت قطعی تبدیل شده و در نهایت، اولویت‌بندی گزینه‌ها با استفاده از تاپسیس انجام می‌شود.

مالک اصلی این مساله، بانک یا موسسه مالی ارایه‌دهنده تسهیلات (شعبه تنکابن) است که هدف آن کاهش ریسک اعتباری و بهبود فرایند تصمیم‌گیری در اعطای وام به متقاضیان است. ازآنجاکه انتخاب نادرست متقاضی می‌تواند منجر به افزایش مطالبات معوق و زیان مالی شود، بانک به‌عنوان مالک مساله به دنبال روشی کارآمد و علمی برای ارزیابی و رتبه‌بندی متقاضیان بر اساس شاخص‌های کمی و کیفی است.

جامعه آماری این پژوهش شامل ۲۵ نفر از متقاضیان وام بانکی در بانک دی (شعبه تنکابن) است. این افراد به‌عنوان نمونه آماری انتخاب شده‌اند تا فرایند اولویت‌بندی متقاضیان وام، بر اساس شاخص‌های کمی و کیفی تعریف‌شده در پژوهش، بررسی شود. داده‌های مربوط به این متقاضیان، شامل اطلاعات مالی و اعتباری و همچنین قضاوت‌های کارشناسان بانک، مبنای اجرای الگوریتم پیشنهادی در این پژوهش قرار گرفته است. **شکل ۱** مراحل کلی الگوریتم پیشنهادی را نمایش می‌دهد.



شکل ۱- مراحل الگوریتم پیشنهادی.
Figure 1- Steps of the proposed algorithm.

در مرحله اول، شاخص‌های شناسایی‌شده از ادبیات و پیشینه مطالعاتی در اختیار خبرگان مساله قرار داده می‌شود و شاخص‌های نهایی انتخاب می‌شوند. شاخص‌های نهایی کیفی انتخاب‌شده شهرت و اعتبار، وضعیت شغلی و حرفه‌ای، موقعیت اقتصادی و اجتماعی و شاخص‌های نهایی کمی ارزش وثیقه، امتیاز اعتباری و نسبت وام به وثیقه هستند.

در مرحله دوم، برای تعیین اوزان شاخص‌ها جدولی برای انجام مقایسات زوجی طراحی و در اختیار تیم خبرگان گذاشته می‌شود تا داده‌های موردنیاز گردآوری شود. در نهایت، با استفاده از روش مقایسات زوجی، وزن هر شاخص محاسبه می‌شود.

در مرحله سوم، داده‌های کمی از پرونده‌های مالی و اعتباری متقاضیان استخراج و جمع‌آوری می‌شود و برای گردآوری داده‌های کیفی که مبتنی بر قضاوت کلامی کارشناسان است، به‌منظور رفع ابهام و مدیریت عدم‌قطعیت موجود در این قضاوت‌ها، از مجموعه‌های نوتروسوفیک استفاده می‌شود. این رویکرد امکان دستیابی به داده‌هایی دقیق و قابل‌اعتمادتر را فراهم می‌کند.

در مرحله چهارم، داده‌های نوتروسوفیک را با استفاده از تابع امتیاز (**رابطه (۱)**) به داده‌های کمی تبدیل می‌کنیم [18].

$$SF = \frac{(1-I)(T-F)+1}{2}. \qquad (۱)$$

در مرحله پنجم، با استفاده از داده‌های گردآوری‌شده در مراحل پیشین، ماتریس تصمیم تشکیل می‌شود. سپس محاسبات مربوط به روش تاپسیس انجام می‌گیرد.

در مرحله ششم، با توجه به محاسبات انجام‌شده در مرحله قبل، رتبه‌بندی نهایی متقاضیان وام بانکی را انجام می‌دهیم.

۴- موردمطالعه

در مرحله اول، شاخص‌های شناسایی‌شده از ادبیات موضوع و پیشینه پژوهش در اختیار تیم خبرگان قرار گرفت و شش شاخص نهایی انتخاب شد که شامل سه شاخص کیفی و سه شاخص کمی است. در مرحله دوم و بر اساس مقایسات زوجی صورت‌گرفته از سوی خبرگان پژوهش، اوزان شاخص‌ها محاسبه شد. وزن شاخص‌ها به همراه نوع آن‌ها در **جدول ۱** آمده است.

جدول ۱- نوع و وزن شاخص‌ها.

Table 1- Type and weight of indicators.

شاخص	نوع شاخص	وزن شاخص
شهرت و اعتبار	کیفی	0.15
وضعیت شغلی و حرفه‌ای	کیفی	0.09
موقعیت اقتصادی و اجتماعی	کیفی	0.06
ارزش وثیقه	کمی	0.41
امتیاز اعتباری	کمی	0.03
عنوان مقاله	کمی	0.26

در مرحله سوم، داده‌های کمی از پرونده‌های مالی متقاضیان استخراج و داده‌های کیفی مبتنی بر قضاوت کارشناسان با استفاده از مجموعه‌های نوتروسوفیک برای کاهش ابهام و مدیریت عدم‌قطعیت گردآوری شد. این داده‌ها در **جدول الف-۱** آمده است.

در مرحله چهارم، با استفاده از **رابطه (۱)** داده‌های نوتروسوفیک به داده‌های کمی تبدیل و ماتریس تصمیم تشکیل شد. ماتریس تصمیم در **جدول ۱** آمده است.

جدول ۲- ماتریس تصمیم.
Table 2- Decision matrix.

متقاضی	شهرت و اعتبار	وضعیت شغلی	موقعیت اقتصادی	ارزش وثیقه (میلیون)	امتیاز اعتباری	نسبت وام به وثیقه
1	0.770	0.725	0.580	100	65	0.500
2	0.570	0.540	0.605	80	60	0.375
3	0.700	0.815	0.770	500	75	0.600
4	0.680	0.660	0.815	300	65	0.666
5	0.465	0.395	0.465	90	50	0.222
6	0.815	0.815	0.770	100	80	0.800
7	0.860	0.860	0.815	700	90	1
8	0.770	0.700	0.620	50	70	0.400
9	0.535	0.540	0.580	150	72	0.666
10	0.430	0.620	0.700	50	55	0.400
11	0.660	0.580	0.725	250	68	0.500
12	0.860	0.860	0.815	200	85	0.750
13	0.570	0.380	0.465	80	63	0.625
14	0.570	0.535	0.570	350	77	0.571
15	0.815	0.700	0.860	400	92	0.875
16	0.605	0.620	0.770	200	71	0.500
17	0.815	0.700	0.740	100	82	0.800
18	0.570	0.815	0.780	50	60	0.600
19	0.620	0.440	0.540	80	58	0.500
20	0.725	0.660	0.700	220	80	0.681
21	0.580	0.815	0.640	300	65	0.666
22	0.815	0.860	0.780	70	76	0.571
23	0.860	0.815	0.770	50	93	1
24	0.725	0.740	0.640	100	70	0.650
25	0.770	0.770	0.680	90	82	0.555

در مرحله پنجم و با استفاده از روش تاپسیس، رتبه‌بندی متقاضیان صورت پذیرفت. نتایج این رتبه‌بندی در **جدول ۱** نشان داده شده است.

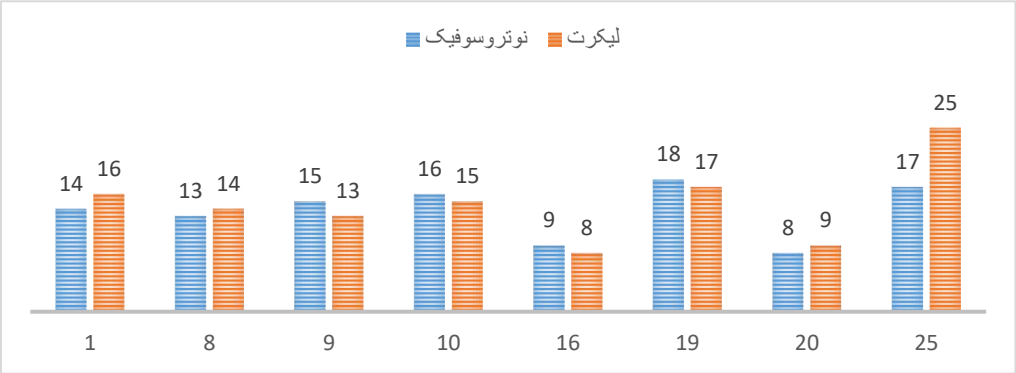
جدول ۳- رتبه‌بندی متقاضیان.
Table 3- Ranking of applicants.

رتبه	متقاضی	نسبت نزدیکی	رتبه	متقاضی	نسبت نزدیکی
1	7	0.776	14	1	0.189
2	3	0.677	15	9	0.188
3	15	0.512	16	10	0.184
4	14	0.467	17	25	0.172
5	4	0.391	18	19	0.169
6	21	0.390	19	22	0.163
7	11	0.342	20	24	0.153
8	20	0.281	21	18	0.138
9	16	0.279	22	13	0.134
10	12	0.255	23	6	0.132
11	5	0.239	24	17	0.128
12	2	0.201	25	23	0.091
13	8	0.192	-	-	-

در ادامه و به‌منظور مقایسه روش پیشنهادی این پژوهش با روش سنتی که در آن قضاوت‌های کلامی کارشناسان از طریق طیف لیکرت گردآوری می‌شد، محاسبات را یک بار دیگر با داده‌های طیف لیکرت انجام دادیم.

برای تشکیل ماتریس تصمیم جدید، مقادیر کمی‌شده سه شاخص کیفی که در **جدول ۱** محاسبه شده بودند، به مقادیر معادل در طیف لیکرت تبدیل شدند. در این فرایند، مقادیر بین ۰ تا ۰/۱۹۹ به عدد ۱، مقادیر بین ۰/۲ تا ۰/۳۹۹ به عدد ۲، مقادیر بین ۰/٤ تا ۰/۵۹۹ به عدد ۳، مقادیر بین ۰/٦ تا ۰/۷۹۹ به عدد ٤ و مقادیر بین ۰/۸ تا ۱ به عدد ۵ تبدیل شدند و در ادامه، محاسبات تاپسیس طبق مراحلی که قبلا ذکر کردیم، انجام شد.

متقاضیانی که در دو روش نوتروسوفیک و لیکرت رتبه‌های متفاوتی اخذ کردند در **شکل ۲** نمایش داده شده است. محور افقی شماره متقاضیان و محور عمودی رتبه اختصاص‌یافته در هر روش را ارایه می‌کند.



شکل ۲- مقایسه رتبه متقاضیان.
Figure 2- Comparison of applicants' rankings.

این نتایج نشان می‌دهد که استفاده از مجموعه‌های نوتروسوفیک در فرایند اولویت‌بندی متقاضیان وام بانکی منجر به بهبود دقت تصمیم‌گیری و مدیریت بهتر عدم‌قطعیت در مقایسه با روش‌های سنتی می‌شود.

۵- نتیجه‌گیری

بانک‌ها به‌عنوان متولیان بخش پولی اقتصاد و بازتاب سیاست‌های این حوزه در سطح جامعه، نقش چشمگیری در ایجاد و حفظ رشد پایدار اقتصادی کشور ایفا می‌کنند. افزایش رقابت میان بانک‌ها و همچنین فشارهای روزافزون سهامداران و سپرده‌گذاران برای دستیابی به بازدهی بالاتر، بانک‌ها را وادار ساخته است تا همچون بسیاری از نهادهای دیگر، تمرکز ویژه‌ای بر مدیریت دارایی‌ها و بدهی‌های خود داشته باشند. وام‌های بانکی نیز به دلیل تاثیرات قابل‌توجه بر بخش‌های مالی و واقعی اقتصاد از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. با افزایش روزافزون تعداد درخواست‌های تایید وام، بانک‌ها باید در فرایند انتخاب متقاضیان سیاست‌های مشخص و دقیقی را اعمال کنند. تصمیم‌گیری درباره تایید وام‌ها نیازمند توجه به مجموعه‌ای از پارامترهای تعریف‌شده است که بانک‌ها بر اساس آن‌ها، متقاضیان مناسب‌تر را شناسایی و اولویت‌بندی می‌کنند. اتخاذ این رویکرد نه‌تنها به مدیریت بهتر منابع مالی بانک کمک می‌کند، بلکه باعث افزایش کارایی در ارایه خدمات و کاهش ریسک‌های مرتبط با اعطای وام می‌شود.

تحقیقات ارزیابی ریسک اعتباری با تاکید بر روش‌هایی مانند تحلیل کارشناسی آغاز شد که بر قضاوت‌های کیفی و اطلاعات شخصی متکی بودند. این روش‌ها به‌رغم تلاش برای کاهش ریسک، به دلیل ماهیت دستی و محدودیت در دقت، ناکارآمدی‌هایی داشتند. با رشد بانکداری و افزایش معاملات، نیاز به مدل‌های پیشرفته‌تر که عدم قطعیت و ابهام شاخص‌های کیفی را درنظر بگیرند، بیشتر شد. برای رفع این محدودیت‌ها، این پژوهش داده‌های کیفی را در قالب مجموعه‌های نوتروسوفیک گردآوری کرده است تا نتایجی دقیق‌تر و منطقی‌تر ارایه دهد و به تصمیم‌گیرندگان در اولویت‌بندی متقاضیان وام کمک کند.

در این مطالعه، برای مقایسه رویکرد پیشنهادی با روش‌های سنتی، از اعداد طیف لیکرت برای شاخص‌های کیفی استفاده کردیم و رتبه‌بندی را مجددا انجام دادیم. رتبه‌بندی‌ها با هر دو روش تحلیل و تفاوت‌ها نشان داده شدند. تحلیل تفاوت‌ها نشان می‌دهد که مجموعه‌های نوتروسوفیک، با درنظر گرفتن بهتر عدم‌قطعیت داده‌ها و به‌کارگیری محاسبات دقیق‌تر، دقت بیشتری در اولویت‌بندی متقاضیان داشته و منجر به بهبود مدیریت ریسک اعتباری در فرایند تصمیم‌گیری می‌شود. این اختلافات خصوصا در رتبه‌بندی متقاضیانی با داده‌های نزدیک به هم مشهود است.

با توجه به نتایج به‌دست آمده از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی در شعبه تنکابن بانک دی، توصیه می‌شود که بانک‌ها از این رویکرد ترکیبی مبتنی بر شاخص‌های کمی و کیفی به همراه مجموعه‌های نوتروسوفیک برای بهبود دقت ارزیابی و اولویت‌بندی متقاضیان وام بهره‌مند شوند. به‌عنوان‌مثال، ادغام مدل پیشنهادی در سامانه‌های اطلاعاتی و اعتبارسنجی بانک‌ها، می‌تواند فرایند تصمیم‌گیری را به‌صورت خودکار و با حداقل دخالت انسانی اجرا کند؛ همچنین، برگزاری دوره‌های آموزشی برای مدیران و کارشناسان اعتباری در این زمینه می‌تواند راهگشا باشد. به‌علاوه، با توجه به نتایج این پژوهش، شاخص‌های کیفی مانند شهرت و اعتبار متقاضی تاثیر بسزایی در رتبه‌بندی نهایی دارند؛ بنابراین، پیشنهاد می‌شود در تصمیم‌گیری‌های اعتباری بانک‌ها توجه بیشتری به این شاخص‌ها شود.

با وجود فراوانی استفاده از طیف لیکرت در پژوهش‌های مختلف و متنوع حوزه مدیریت، نتایج این مطالعه (تفاوت رتبه‌های نهایی گزینه‌های تصمیم) نشان داد که استفاده از مجموعه‌های نوتروسوفیک می‌تواند جایگزین مناسبی برای این طیف باشد و به شیوه مناسب‌تری در ارزیابی‌ها و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی ایفای نقش کند. باید به این نکته نیز اشاره کرد که گرچه طیف لیکرت نوتروسوفیک در سال‌های گذشته در مطالعات زیادی مورداستفاده قرار گرفته است، نتایج این مطالعه نشان داد که استفاده از تابع امتیاز مجموعه‌های نوتروسوفیک شیوه ساده‌تری برای مواجهه با مسایل این‌چنینی است.

از سوی دیگر، نتایج این مطالعه نشان داد که برای بهره‌گیری از توانمندی مجموعه‌های نوتروسوفیک در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی، نیازی به استفاده از رویکردهای پیچیده نظیر تحلیل سلسله‌مراتبی نوتروسوفیک یا تاپسیس نوتروسوفیک نیست. برای این منظور، کافی است با استفاده از تابع امتیاز، مجموعه‌های نوتروسوفیک را به داده‌های قطعی تبدیل کرد و سپس، با استفاده از رویکردهای کلاسیک نسبت به حل مساله اقدام نمود. با این شیوه، علاوه بر درنظر گرفتن عدم قطعیت موجود در داده‌های مساله، از پیچیدگی محاسبات نیز کاسته می‌شود.

منابع

[1] Zhang, X., & Yu, L. (2024). Consumer credit risk assessment: A review from the state-of-the-art classification algorithms, data traits, and learning methods. *Expert systems with applications*, *237*, 121484. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121484

[2] Cheng, Y., Yang, Q., Wang, L., Xiang, A., & Zhang, J. (2024). *Research on credit risk early warning model of commercial banks based on neural network algorithm*. https://arxiv.org/abs/2405.10762

[3] Okoli, U. I., Obi, O. C., Adewusi, A. O., & Abrahams, T. O. (2024). Machine learning in cybersecurity: A review of threat detection and defense mechanisms. *World journal of advanced research and reviews*, *21*(1), 2286–2295. https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.21.1.0315

[4] Edunjobi, T. E., & Odejide, O. A. (2024). Theoretical frameworks in AI for credit risk assessment: Towards banking efficiency and accuracy. *International journal of scientific research updates*, *7*(01), 92–102. https://doi.org/10.53430/ijsru.2024.7.1.0030

[5] Mehrabi, M., Sorourkhah, A., & Edalatpanah, S. A. (2023). Decision-making regarding the granting of facilities to Sepah Bank loan applicants based on credit risk factors considering hesitant fuzzy sets. *Financial and banking strategic studies*, *1*(3), 153-166. (**In Persian**). https://doi.org/10.22105/fbs.2023.181500

[6] Addy, W. A., Ugochukwu, C. E., Oyewole, A. T., Ofodile, O. C., Adeoye, O. B., & Okoye, C. C. (2024). Predictive analytics in credit risk management for banks: A comprehensive review. *GSC advanced research and reviews*, *18*(2), 434–449. https://doi.org/10.30574/gscarr.2024.18.2.0077

[7] Xin, Q., Song, R., Wang, Z., Xu, Z., & Zhao, F. (2024). Enhancing bank credit risk management using the C5. 0 decision tree algorithm. *Journal of computer technology and applied mathematics*, *1*(4), 100–107. https://doi.org/10.5281/zenodo.14032041

[8] Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, *8*(3), 338–353. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X

[9] Atanassov, K. T. (1989). More on intuitionistic fuzzy sets. *Fuzzy sets and systems*, *33*(1), 37–45. https://doi.org/10.1016/0165-0114(89)90215-7

[10] Smarandache, F. (1998). *Neutrosophy: Neutrosophic probability, set, and logic: Analytic synthesis & synthetic analysis*. American Research Press. https://philpapers.org/rec/SMANNP

[11] Forouzandeh, M., & Saadi, Z. (2025). Prioritization and appropriate contract allocation of production risks. *Innovation management & operational strategies*, *6*(3), 287–311. https://doi.org/10.22105/imos.2025.496535.1422

[12] Zanke, P. (2023). Machine learning approaches for credit risk assessment in banking and insurance. *Internet of things and edge computing journal*, *3*(1), 29–47. https://orcid.org/0009-0002-4341-2972

[13] Jemai, J., & Zarrad, A. (2023). Feature selection engineering for credit risk assessment in retail banking. *Information*, *14*(3), 200. https://doi.org/10.3390/info14030200

[14] Chen, Z. S., Zhou, J., Zhu, C. Y., Wang, Z. J., Xiong, S. H., Rodríguez, R. M., ... & Skibniewski, M. J. (2023). Prioritizing real estate enterprises based on credit risk assessment: an integrated multi-criteria group decision support framework. *Financial innovation*, *9*(1), 120. https://doi.org/10.1186/s40854-023-00517-y

[15] Wang, T., Liu, R., & Qi, G. (2022). Multi-classification assessment of bank personal credit risk based on multi-source information fusion. *Expert systems with applications*, *191*, 116236. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116236

[16] Levy, A., & Baha, R. (2021). *Credit risk assessment: A comparison of the performances of the linear discriminant analysis and the logistic regression [Évaluation du risque de crédit des PME: Une approche comparative des performances de l'analyse discriminante linéaire et de la régres*. https://ideas.repec.org/p/hal/journl/hal-04553429.html

[17] Mhlanga, D. (2021). Financial inclusion in emerging economies: The application of machine learning and artificial intelligence in credit risk assessment. *International journal of financial studies*, *9*(3), 39. https://doi.org/10.3390/ijfs9030039

[18] Ghaforiyan, M., Sorourkhah, A., & Edalatpanah, S. A. (2024). Identifying and prioritizing antifragile tourism strategies in a neutrosophic environment. *Journal of fuzzy extension and applications*, *5*(3), 374–394. https://doi.org/10.22105/jfea.2024.456894.1470

پیوست

جدول الف-۱- داده‌های کمی و کیفی.

Table A-1- Quantitative and qualitative data.

متقاضی	شهرت و اعتبار	وضعیت شغلی	موقعیت اقتصادی	ارزش وثیقه (میلیون)	امتیاز اعتباری	نسبت وام به وثیقه
1	0.7, 0.1, 0.1	0.7, 0.1, 0.2	0.5, 0.2, 0.3	100	65	0.500
2	0.5, 0.3, 0.3	0.4, 0.2, 0.3	0.6, 0.3, 0.3	80	60	0.375
3	0.7, 0.2, 0.2	0.8, 0.1, 0.1	0.7, 0.1, 0.1	500	75	0.600
4	0.6, 0.1, 0.2	0.6, 0.2, 0.2	0.8, 0.1, 0.1	300	65	0.666
5	0.4, 0.3, 0.5	0.2, 0.3, 0.5	0.4, 0.3, 0.5	90	50	0.222
6	0.8, 0.1, 0.1	0.8, 0.1, 0.1	0.7, 0.1, 0.1	100	80	0.800
7	0.9, 0.1, 0.1	0.9, 0.1, 0.1	0.8, 0.1, 0.1	700	90	1
8	0.7, 0.1, 0.1	0.7, 0.2, 0.2	0.6, 0.2, 0.3	50	70	0.400
9	0.5, 0.3, 0.4	0.5, 0.2, 0.4	0.5, 0.2, 0.3	150	72	0.666
10	0.4, 0.3, 0.6	0.6, 0.2, 0.3	0.7, 0.2, 0.2	50	55	0.400
11	0.6, 0.2, 0.2	0.5, 0.2, 0.3	0.6, 0.1, 0.1	250	68	0.500
12	0.9, 0.1, 0.1	0.9, 0.1, 0.1	0.8, 0.1, 0.1	200	85	0.750
13	0.5, 0.3, 0.3	0.3, 0.4, 0.7	0.4, 0.3, 0.5	80	63	0.625
14	0.5, 0.3, 0.3	0.4, 0.3, 0.3	0.5, 0.3, 0.3	350	77	0.571
15	0.8, 0.1, 0.1	0.7, 0.2, 0.2	0.9, 0.1, 0.1	400	92	0.875
16	0.6, 0.3, 0.3	0.6, 0.2, 0.3	0.8, 0.1, 0.2	200	71	0.500
17	0.8, 0.1, 0.1	0.7, 0.2, 0.2	0.8, 0.2, 0.2	100	82	0.800
18	0.6, 0.3, 0.4	0.8, 0.1, 0.1	0.8, 0.2, 0.1	50	60	0.600
19	0.6, 0.2, 0.3	0.4, 0.4, 0.6	0.5, 0.2, 0.4	80	58	0.500
20	0.7, 0.1, 0.2	0.6, 0.2, 0.2	0.7, 0.2, 0.2	220	80	0.681
21	0.6, 0.2, 0.4	0.8, 0.1, 0.1	0.7, 0.3, 0.3	300	65	0.666
22	0.8, 0.1, 0.1	0.9, 0.1, 0.1	0.8, 0.2, 0.1	70	76	0.571
23	0.9, 0.1, 0.1	0.8, 0.1, 0.1	0.7, 0.1, 0.1	50	93	1
24	0.7, 0.1, 0.2	0.7, 0.2, 0.1	0.6, 0.3, 0.2	100	70	0.650
25	0.8, 0.1, 0.2	0.8, 0.1, 0.2	0.6, 0.1, 0.2	90	82	0.555

در جدول فوق، برای جلوگیری از طولانی شدن اعداد در شاخص ارزش وثیقه، شش صفر مربوط به واحد میلیون تومان حذف شده است.