دوره ۲، شماره ۱، سال ۱۴۰۵

هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی

طراحی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها با استفاده از داده‌های مالی، غیرمالی و شاخص‌های حکمرانی شرکتی

۱. سید امیر حسین جعفری: گروه اقتصاد اسلامی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

۲. فاطمه اکبری نیا*: گروه اقتصاد اسلامی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، (نویسنده مسئول). fatemeh.akbarinia.eco@gmail.com

۳. مریم کریمی راد: گروه اقتصاد اسلامی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

چکیده

هدف پژوهش حاضر طراحی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها بر پایه ادغام داده‌های مالی، داده‌های غیرمالی و شاخص‌های حکمرانی شرکتی از منظر خبرگان مالی، اعتباری و فناورانه بود. این پژوهش با رویکرد کیفی و روش تحلیل مضمون انجام شد. مشارکت‌کنندگان شامل ۱۸ نفر از خبرگان فعال در حوزه مدیریت ریسک اعتباری، تحلیل مالی، حسابرسی، حکمرانی شرکتی و فناوری مالی در شهر تهران بودند که به‌صورت هدفمند و با راهبرد گلوله‌برفی انتخاب شدند. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و فرایند مصاحبه تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت. متن مصاحبه‌ها پس از پیاده‌سازی، با استفاده از نرم‌افزار NVivo کدگذاری و در سه سطح کدهای اولیه، مضامین فرعی و مضامین اصلی تحلیل شد. اعتبار یافته‌ها از طریق بازبینی مشارکت‌کنندگان، مرور همتایان، ثبت مسیر تحلیل و مقایسه مستمر کدها تقویت شد. تحلیل داده‌ها به استخراج چهار مقوله اصلی منجر شد: یکپارچه‌سازی داده‌های مالی و غیرمالی در ارزیابی اعتبار، نقش شاخص‌های حکمرانی شرکتی در تعدیل ریسک اعتباری، معماری هوشمند رتبه‌بندی و توضیح‌پذیری الگوریتمی، و الزامات پیاده‌سازی سازمانی و نظارتی مدل. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که مدل‌های صرفاً مبتنی بر نسبت‌های مالی قادر به بازنمایی کامل توان بازپرداخت، کیفیت مدیریت، پایداری جریان نقد، ریسک عملیاتی و شفافیت اطلاعاتی شرکت‌ها نیستند. همچنین، استقلال هیئت‌مدیره، کیفیت کمیته حسابرسی، تمرکز مالکیت، شفافیت افشا و سابقه رعایت تعهدات به‌عنوان شاخص‌های کلیدی حکمرانی در رتبه‌بندی اعتباری شناسایی شدند. نتایج نشان داد که طراحی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها مستلزم حرکت از الگوی سنتیِ نسبت‌محور به الگوی چندبعدی، داده‌محور و توضیح‌پذیر است. چنین مدلی زمانی می‌تواند در تصمیم‌گیری اعتباری قابل اعتماد باشد که علاوه بر دقت پیش‌بینی، از کیفیت داده، شفافیت الگوریتمی، نظارت انسانی، انطباق مقرراتی و قابلیت تفسیر برای مدیران اعتباری برخوردار باشد.

کلیدواژه‌ها: رتبه‌بندی اعتباری، اعتبارسنجی هوشمند، داده‌های مالی، داده‌های غیرمالی، حکمرانی شرکتی، یادگیری ماشین، تحلیل مضمون.

شیوه استناددهی: جعفری، سید امیر حسین.، اکبری نیا، فاطمه.، و کریمی راد، مریم. (۱۴۰۵). طراحی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها با استفاده از داده‌های مالی، غیرمالی و شاخص‌های حکمرانی شرکتی. *هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی*، ۲(۱)، ۶۶-۵۴.

© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است.

Volume 2, Issue 1, Year 2026

Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management

Designing an Intelligent Corporate Credit Rating Model Using Financial Data, Non-Financial Data, and Corporate Governance Indicators

1. Seyed Amir Hossein Jafari: Department of Islamic Economics, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran
2. Fatemeh Akbari Nia*: Department of Islamic Economics, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran
(Corresponding Author). fatemeh.akbarinia.eco@gmail.com
3. Maryam Karimi Rad: Department of Islamic Economics, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

Abstract

This study aimed to design an intelligent corporate credit rating model based on the integration of financial data, non-financial data, and corporate governance indicators from the perspective of financial, credit, and technology experts. This qualitative study was conducted using thematic analysis. The participants consisted of 18 experts in credit risk management, financial analysis, auditing, corporate governance, and financial technology in Tehran, selected through purposive and snowball sampling. Data were collected through semi-structured interviews and continued until theoretical saturation was achieved. The interviews were transcribed verbatim and analyzed using NVivo software through open coding, subtheme development, and main theme extraction. Trustworthiness was strengthened through member checking, peer review, audit trail documentation, and constant comparison of codes. Data analysis led to the identification of four main categories: integration of financial and non-financial data in credit assessment, the role of corporate governance indicators in moderating credit risk, intelligent rating architecture and algorithmic explainability, and organizational and regulatory requirements for implementation. Participants emphasized that models based solely on financial ratios cannot fully represent repayment capacity, management quality, cash flow sustainability, operational risk, and information transparency. Board independence, audit committee quality, ownership concentration, disclosure transparency, and history of commitment fulfillment were also identified as key governance indicators in corporate credit rating. The findings indicate that designing an intelligent corporate credit rating model requires a transition from traditional ratio-based approaches to a multidimensional, data-driven, and explainable framework. Such a model can support reliable credit decision-making only when predictive accuracy is accompanied by data quality, algorithmic transparency, human oversight, regulatory compliance, and interpretability for credit managers.

Keywords: *Corporate credit rating, intelligent credit scoring, financial data, non-financial data, corporate governance, machine learning, thematic analysis.*

How to cite: Jafari, S. A. H., Akbari Nia, F., & Karimi Rad, M. (2026). Designing an Intelligent Corporate Credit Rating Model Using Financial Data, Non-Financial Data, and Corporate Governance Indicators. *Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management, 2*(1), 54-66.

© 2026 the authors.

مقدمه

رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها یکی از سازوکارهای بنیادین در نظام مالی، بازار سرمایه، بانکداری شرکتی و مدیریت ریسک است؛ زیرا این رتبه‌بندی، تصویری فشرده و قابل مقایسه از توان شرکت در ایفای تعهدات مالی، پایداری جریان‌های نقدی، کیفیت مدیریت، سطح ریسک نکول و ظرفیت تداوم فعالیت ارائه می‌دهد. در محیط‌های مالی سنتی، ارزیابی اعتباری عمدتاً بر نسبت‌های مالی، سوابق بازپرداخت، سطح بدهی، سودآوری، نقدینگی و ساختار سرمایه متمرکز بوده است. این رویکرد اگرچه همچنان ارزش تحلیلی دارد، اما در فضای کنونی که شرکت‌ها با نوسانات اقتصادی، پیچیدگی زنجیره تأمین، ریسک‌های فناورانه، ریسک‌های حکمرانی، تغییرات مقرراتی و فشارهای شفافیت اطلاعاتی مواجه‌اند، دیگر به‌تنهایی برای سنجش جامع اعتبار کافی نیست. از همین رو، ادبیات جدید اعتبارسنجی بر ضرورت ترکیب داده‌های مالی، داده‌های غیرمالی، شاخص‌های رفتاری، اطلاعات مدیریتی، کیفیت افشا و متغیرهای حکمرانی شرکتی تأکید می‌کند.

اعتبارسنجی و رتبه‌بندی اعتباری از منظر نظری ریشه در مسئله طبقه‌بندی ریسک دارد. در ساده‌ترین بیان، هدف مدل اعتبارسنجی تفکیک شرکت‌های کم‌ریسک از شرکت‌های پرریسک و برآورد احتمال نکول یا ضعف در ایفای تعهدات است Hand .و (۱۹۹۷) Henley اعتبارسنجی را مجموعه‌ای از روش‌های رسمی طبقه‌بندی می‌دانند که برای تمایز میان متقاضیان یا واحدهای دارای ریسک مطلوب و نامطلوب به‌کار می‌رود. در ادامه، Abdou و (۲۰۱۱) Pointon نشان دادند که روش‌های اعتبارسنجی از مدل‌های آماری کلاسیک مانند تحلیل ممیزی، رگرسیون لجستیک و مدل‌های امتیازدهی خطی به سمت روش‌های پیشرفته‌تر داده‌کاوی و هوش مصنوعی حرکت کرده‌اند. این تحول ناشی از افزایش حجم داده‌ها، پیچیدگی روابط میان متغیرهای مالی و توان پردازشی الگوریتم‌های جدید است. در چنین شرایطی، شرکت‌ها و مؤسسات مالی نیازمند مدل‌هایی هستند که بتوانند الگوهای غیرخطی، تعاملات پنهان و سیگنال‌های ضعیف ریسک را شناسایی کنند.

مدل‌های سنتی اعتبارسنجی معمولاً بر داده‌های تاریخی و مالی اتکا دارند؛ اما محدودیت اصلی آن‌ها در این است که بسیاری از عوامل اثرگذار بر اعتبار شرکت، پیش از آنکه در صورت‌های مالی منعکس شوند، در حوزه‌های غیرمالی ظاهر می‌شوند. برای مثال، ضعف در ساختار حکمرانی، تمرکز بیش از حد تصمیم‌گیری، فقدان استقلال هیئت‌مدیره، ناکارآمدی کمیته حسابرسی، عدم شفافیت افشا، ضعف کنترل‌های داخلی، کیفیت پایین مدیریت و بی‌ثباتی راهبردی می‌توانند نشانه‌های اولیه افزایش ریسک اعتباری باشند. این عوامل ممکن است در کوتاه‌مدت در نسبت‌های مالی قابل مشاهده نباشند، اما در میان‌مدت بر هزینه سرمایه، اعتماد اعتباردهندگان، توان تأمین مالی و احتمال نکول اثر می‌گذارند. بنابراین، طراحی یک مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری باید فراتر از تحلیل ترازنامه و صورت سود و زیان حرکت کند و داده‌های غیرمالی و حکمرانی را نیز وارد ساختار ارزیابی کند.

در ادبیات مالی، شواهد قابل توجهی درباره رابطه حکمرانی شرکتی و کیفیت اعتباری شرکت‌ها وجود دارد Bhojraj .و (۲۰۰۳) Sengupta نشان دادند که سازوکارهای حکمرانی قوی، از طریق کاهش هزینه‌های نمایندگی و کاهش عدم تقارن اطلاعاتی، می‌توانند با رتبه‌های اعتباری

بالاتر و بازده بدهی پایین‌تر همراه باشند Anderson .و همکاران (۲۰۰۴) نیز نشان دادند که ویژگی‌های هیئت‌مدیره و کمیته حسابرسی با هزینه بدهی ارتباط دارد؛ به‌گونه‌ای که استقلال هیئت‌مدیره و استقلال کمیته حسابرسی می‌تواند اعتماد اعتباردهندگان را افزایش دهد. همچنین Ashbaugh-Skaife و همکاران (۲۰۰۶) بیان کردند که شرکت‌های دارای حکمرانی قوی‌تر، پس از کنترل ویژگی‌های ریسک شرکت، معمولاً از رتبه اعتباری بهتری برخوردارند. این یافته‌ها نشان می‌دهد که حکمرانی شرکتی صرفاً موضوعی مرتبط با سهامداران نیست، بلکه برای اعتباردهندگان نیز اهمیت راهبردی دارد؛ زیرا ساختار حکمرانی می‌تواند کیفیت نظارت، دقت گزارشگری مالی، انضباط مدیریتی و احتمال رفتارهای فرصت‌طلبانه را تحت تأثیر قرار دهد.

از سوی دیگر، تحول فناورانه در نظام مالی، امکان طراحی مدل‌های هوشمندتر رتبه‌بندی اعتباری را فراهم کرده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، گرادیان بوستینگ، شبکه‌های عصبی و مدل‌های ترکیبی می‌توانند الگوهای پیچیده‌تری را نسبت به مدل‌های خطی سنتی شناسایی کنند Lessmann .و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای مقایسه‌ای نشان دادند که بسیاری از الگوریتم‌های پیشرفته طبقه‌بندی در زمینه اعتبارسنجی عملکرد مطلوبی دارند و ارزیابی مدل‌ها باید با شاخص‌های متنوعی صورت گیرد . Brownو Mues (۲۰۱۲) نیز به مسئله عدم توازن داده‌ها در اعتبارسنجی اشاره کردند؛ زیرا در بسیاری از پرتفوی‌های اعتباری، تعداد موارد نکول بسیار کمتر از موارد غیرنکول است و این وضعیت می‌تواند باعث سوگیری مدل شود. بنابراین، مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری باید علاوه بر دقت کلی، حساسیت نسبت به طبقات پرریسک، توان کشف نکول، پایداری عملکرد و قابلیت تعمیم در شرایط متفاوت اقتصادی را نیز در نظر بگیرد.

با وجود مزایای یادگیری ماشین، کاربرد آن در رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها با چالش‌هایی همراه است. یکی از مهم‌ترین چالش‌ها، مسئله توضیح‌پذیری و اعتمادپذیری مدل است. تصمیم اعتباری تصمیمی پرریسک و اثرگذار است و نمی‌توان آن را صرفاً به خروجی یک الگوریتم «جعبه سیاه» واگذار کرد. مدیران اعتباری، نهادهای ناظر، حسابرسان، شرکت‌های متقاضی اعتبار و سرمایه‌گذاران باید بدانند که رتبه اعتباری بر چه مبنایی تعیین شده و کدام متغیرها بیشترین اثر را بر نتیجه داشته‌اند Bussmann .و همکاران (۲۰۲۱) بر اهمیت توضیح‌پذیری در مدل‌های یادگیری ماشین اعتباری تأکید کرده‌اند و نشان داده‌اند که ابزارهایی مانند مقادیر شاپلی می‌توانند به تفسیر تصمیم‌های الگوریتمی کمک کنند. از این منظر، مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری باید میان دو الزام تعادل برقرار کند: از یک‌سو دقت پیش‌بینی و توان شناسایی ریسک، و از سوی دیگر شفافیت، قابلیت توضیح، پذیرش سازمانی و انطباق با الزامات نظارتی.

داده‌های غیرمالی نیز در سال‌های اخیر به یکی از ارکان مهم اعتبارسنجی تبدیل شده‌اند. داده‌هایی مانند سابقه مدیریتی، ثبات تیم مدیریت، کیفیت راهبرد، میزان وابستگی به مشتریان یا تأمین‌کنندگان کلیدی، وضعیت دعاوی حقوقی، کیفیت کنترل داخلی، سابقه رعایت تعهدات قراردادی، شفافیت افشا، ریسک صنعت، جایگاه رقابتی، شهرت سازمانی و بلوغ دیجیتال می‌توانند به تکمیل تصویر اعتباری شرکت کمک کنند . Gambacortaو همکاران (۲۰۲۴) نشان دادند که ترکیب یادگیری ماشین و داده‌های غیرسنتی می‌تواند در برخی زمینه‌ها قدرت پیش‌بینی

مدل‌های اعتباری را بهبود دهد، به‌ویژه زمانی که روابط میان متغیرها غیرخطی و محیط اعتباری دچار شوک باشد Wahlstrøm .و همکاران (۲۰۲۴) نیز اهمیت اطلاعات غیرمالی در ارزیابی ریسک بنگاه‌های کوچک و متوسط را برجسته کرده‌اند. این شواهد بیانگر آن است که رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها باید بر پایه نگاه چندمنبعی و چندبعدی طراحی شود.

با این حال، در بسیاری از نظام‌های اعتباری، به‌ویژه در بازارهای نوظهور، استفاده منسجم از داده‌های مالی، غیرمالی و حکمرانی در قالب یک مدل هوشمند هنوز با کاستی‌هایی روبه‌روست. از یک‌سو، داده‌های مالی ممکن است با تأخیر، کیفیت نامتوازن یا عدم شفافیت گزارش شوند. از سوی دیگر، داده‌های غیرمالی غالباً ساختارنیافته، پراکنده و متأثر از قضاوت کارشناسی هستند. شاخص‌های حکمرانی شرکتی نیز به دلیل تفاوت در سطح افشا و کیفیت اجرای مقررات، نیازمند تعریف عملیاتی دقیق‌اند. در چنین فضایی، مسئله اصلی فقط انتخاب الگوریتم نیست، بلکه طراحی معماری مفهومی، داده‌ای و سازمانی مدل است. به بیان دیگر، مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری باید مشخص کند که چه داده‌هایی گردآوری شوند، چگونه اعتبارسنجی شوند، چگونه وزن‌دهی و پردازش شوند، چگونه با قضاوت خبرگان ترکیب شوند و چگونه خروجی آن برای تصمیم‌گیرندگان قابل تفسیر باشد.

بر همین اساس، پژوهش حاضر با رویکرد کیفی و بر پایه دیدگاه خبرگان طراحی شد تا مؤلفه‌های اصلی یک مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها را شناسایی کند. انتخاب روش کیفی از آن جهت مناسب است که موضوع پژوهش صرفاً یک مسئله فنی یا آماری نیست، بلکه با تجربه حرفه‌ای، قضاوت اعتباری، الزامات سازمانی، حکمرانی داده و پذیرش نهادی نیز ارتباط دارد. مصاحبه با متخصصان ریسک اعتباری، تحلیلگران مالی، حسابرسان، متخصصان حکمرانی شرکتی و کارشناسان فناوری مالی می‌تواند به آشکارسازی ابعادی کمک کند که در مدل‌های کمی صرف ممکن است نادیده گرفته شوند. بنابراین، هدف اصلی این پژوهش طراحی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها با استفاده از داده‌های مالی، غیرمالی و شاخص‌های حکمرانی شرکتی است.

مواد و روش‌ها

پژوهش حاضر از نظر هدف، توسعه‌ای ـ کاربردی و از نظر رویکرد، کیفی است. از آنجا که هدف پژوهش طراحی مدل مفهومی هوشمند برای رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها بر پایه تجربه و دانش خبرگان بود، از روش تحلیل مضمون استفاده شد. تحلیل مضمون روشی انعطاف‌پذیر برای شناسایی، تحلیل و گزارش الگوهای معنایی در داده‌های کیفی است و برای پژوهش‌هایی که هدف آن‌ها استخراج مؤلفه‌ها، ابعاد و روابط مفهومی یک پدیده پیچیده است، مناسب محسوب می‌شود .(Braun & Clarke, ۲۰۰۶) جامعه پژوهش شامل خبرگان حوزه اعتبارسنجی شرکتی، مدیریت ریسک اعتباری، تحلیل مالی، حسابرسی، حکمرانی شرکتی و فناوری مالی در شهر تهران بود.

مشارکت‌کنندگان به‌صورت هدفمند انتخاب شدند؛ معیار ورود شامل حداقل پنج سال تجربه تخصصی مرتبط با ارزیابی اعتباری شرکت‌ها، تحلیل مالی، حسابرسی، مدیریت ریسک، طراحی مدل‌های داده‌محور یا مشاوره حکمرانی شرکتی بود. برای افزایش تنوع دیدگاه‌ها، از راهبرد گلوله‌برفی نیز استفاده شد؛ به این صورت که در پایان هر مصاحبه از مشارکت‌کننده خواسته شد افراد واجد شرایط دیگری را معرفی کند. تعداد

نهایی مشارکت‌کنندگان ۱۸ نفر بود. فرایند نمونه‌گیری تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت؛ به‌گونه‌ای که از مصاحبه شانزدهم به بعد کد جدید معناداری به چارچوب تحلیل افزوده نشد و دو مصاحبه دیگر برای اطمینان از ثبات مقوله‌ها انجام شد. استفاده از اشباع نظری در پژوهش کیفی زمانی مناسب است که داده‌های جدید دیگر به شکل معناداری موجب توسعه کدها و مضامین نشوند.(Saunders et al., ۲۰۱۸)

داده‌ها تنها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد. راهنمای مصاحبه بر اساس هدف پژوهش و مرور ادبیات طراحی شد و شامل محورهایی درباره نقاط ضعف مدل‌های سنتی رتبه‌بندی اعتباری، نقش داده‌های مالی، نقش داده‌های غیرمالی، شاخص‌های حکمرانی شرکتی، الزامات مدل هوشمند، توضیح‌پذیری الگوریتمی، چالش‌های پیاده‌سازی و شرایط پذیرش سازمانی بود. مصاحبه نیمه‌ساختاریافته به پژوهشگر امکان می‌دهد ضمن حفظ انسجام پرسش‌ها، بر اساس پاسخ مشارکت‌کنندگان به کاوش عمیق‌تر در موضوعات نوظهور بپردازد (Kallio et al., ۲۰۱۶). مدت هر مصاحبه بین ۴۵ تا ۷۵ دقیقه بود. تمامی مصاحبه‌ها با رضایت مشارکت‌کنندگان ضبط و سپس به‌صورت کامل پیاده‌سازی شد.

برای تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار NVivo استفاده شد. ابتدا متن مصاحبه‌ها چندین بار خوانده شد تا آشنایی عمیق با داده‌ها حاصل شود. سپس کدگذاری اولیه بر اساس واحدهای معنایی انجام گرفت. در مرحله بعد، کدهای مشابه ادغام و در قالب مضامین فرعی دسته‌بندی شدند. سپس مضامین فرعی در سطحی انتزاعی‌تر به مضامین اصلی تبدیل شدند. در طول تحلیل، از مقایسه مستمر میان کدها و مصاحبه‌ها استفاده شد تا شباهت‌ها، تفاوت‌ها و روابط مفهومی میان مضامین مشخص شود. برای افزایش اعتمادپذیری، بخشی از کدگذاری توسط یک پژوهشگر همکار مرور شد و اختلاف‌های تفسیری از طریق بحث و بازگشت به متن مصاحبه‌ها حل شد. همچنین خلاصه یافته‌ها برای چند نفر از مشارکت‌کنندگان ارسال شد تا از انطباق برداشت پژوهشگر با تجربه آنان اطمینان حاصل شود. معیارهای اعتبارپذیری، انتقال‌پذیری، وابستگی و تأییدپذیری بر اساس رویکرد Lincoln و Guba (۱۹۸۵) در نظر گرفته شد.

ملاحظات اخلاقی نیز در تمام مراحل پژوهش رعایت شد. هدف مطالعه برای مشارکت‌کنندگان توضیح داده شد و مشارکت آنان داوطلبانه بود. به آنان اطمینان داده شد که اطلاعات فردی و سازمانی محرمانه باقی می‌ماند و داده‌ها فقط برای اهداف پژوهشی استفاده خواهد شد. برای حفظ ناشناسی، مشارکت‌کنندگان با کدهایی مانند P۰۱ تا P۱۸ معرفی شدند. همچنین شرکت‌کنندگان حق داشتند در هر مرحله از مطالعه انصراف دهند.

یافته‌ها

در این پژوهش ۱۸ نفر از خبرگان فعال در تهران مشارکت کردند. از نظر جنسیت، ۱۱ نفر مرد و ۷ نفر زن بودند. از نظر گروه سنی، ۶ نفر در بازه ۳۰ تا ۳۹ سال، ۸ نفر در بازه ۴۰ تا ۴۹ سال و ۴ نفر ۵۰ سال و بالاتر قرار داشتند. از نظر تحصیلات، ۱۰ نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۸ نفر دارای مدرک دکتری بودند. از نظر حوزه تخصص، ۶ نفر مدیر یا کارشناس ارشد ریسک اعتباری، ۴ نفر تحلیلگر مالی و سرمایه‌گذاری، ۳ نفر حسابرس یا شریک مؤسسه حسابرسی، ۳ نفر متخصص حکمرانی شرکتی و ۲ نفر متخصص فناوری مالی و داده‌کاوی بودند. از نظر سابقه

کاری، ۵ نفر بین ۵ تا ۱۰ سال، ۷ نفر بین ۱۱ تا ۱۵ سال و ۶ نفر بیش از ۱۵ سال تجربه حرفه‌ای داشتند. این ترکیب نشان داد که داده‌های پژوهش از دیدگاه افرادی با تجربه‌های متنوع در اعتبارسنجی، تحلیل مالی، حسابرسی، حکمرانی و فناوری گردآوری شده است.

مقوله اول: یکپارچه‌سازی داده‌های مالی و غیرمالی در ارزیابی اعتبار .نخستین مقوله اصلی نشان داد که مشارکت‌کنندگان مدل‌های سنتی رتبه‌بندی اعتباری را به دلیل اتکای زیاد بر داده‌های مالی تاریخی ناکافی می‌دانستند. از دید آنان، نسبت‌های نقدینگی، سودآوری، اهرم مالی، گردش دارایی‌ها و جریان نقد عملیاتی همچنان هسته اصلی ارزیابی اعتباری هستند، اما این داده‌ها باید با شاخص‌های غیرمالی تکمیل شوند. شاخص‌هایی مانند کیفیت مدیریت، سابقه اجرای پروژه‌ها، ثبات مشتریان کلیدی، تنوع تأمین‌کنندگان، جایگاه رقابتی، ریسک صنعت، دعاوی حقوقی، کیفیت کنترل داخلی و سابقه عمل به تعهدات قراردادی به‌عنوان داده‌های مکمل شناسایی شدند. یکی از مشارکت‌کنندگان بیان کرد: «صورت مالی مثل عکس لحظه‌ای است؛ اما اعتبار شرکت فیلم رفتار آن در چند سال است. اگر فقط نسبت مالی ببینیم، کیفیت مدیریت و ریسک عملیاتی را از دست می‌دهیم .(P۰۴) «مشارکت‌کننده دیگری تأکید کرد: «گاهی شرکتی سودآور است، ولی به یک مشتری یا یک مدیر کلیدی وابسته است. این وابستگی در مدل سنتی خوب دیده نمی‌شود، اما برای اعتباردهنده خیلی مهم است .(P۱۱) «بر این اساس، مدل پیشنهادی باید داده‌های مالی و غیرمالی را در یک لایه مشترک داده‌ای ترکیب کند و از طریق وزن‌دهی پویا، اثر هر دسته از متغیرها را متناسب با صنعت، اندازه شرکت و چرخه عمر سازمان تنظیم کند.

مقوله دوم: نقش شاخص‌های حکمرانی شرکتی در تعدیل ریسک اعتباری .دومین مقوله اصلی به جایگاه حکمرانی شرکتی در رتبه‌بندی اعتباری مربوط بود. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که حکمرانی شرکتی قوی می‌تواند ریسک اعتباری را از طریق افزایش شفافیت، کنترل رفتار فرصت‌طلبانه مدیران، تقویت نظارت بر گزارشگری مالی و بهبود پاسخگویی کاهش دهد. شاخص‌های کلیدی شناسایی‌شده شامل استقلال هیئت‌مدیره، تفکیک نقش مدیرعامل و رئیس هیئت‌مدیره، کیفیت کمیته حسابرسی، حضور اعضای مالی متخصص در هیئت‌مدیره، تمرکز یا پراکندگی مالکیت، معاملات با اشخاص وابسته، کیفیت افشا، سابقه تخلفات مالی و کیفیت کنترل‌های داخلی بود. یکی از خبرگان اظهار داشت: «وقتی کمیته حسابرسی مستقل و فعال باشد، اعتباردهنده مطمئن‌تر است که اعداد فقط ظاهر زیبا ندارند .(P۰۲) «مشارکت‌کننده دیگری گفت: «تمرکز مالکیت اگر با شفافیت همراه نباشد، برای بانک علامت خطر است؛ چون ممکن است تصمیم‌ها بیشتر به نفع گروه کنترل‌کننده باشد تا پایداری شرکت .(P۱۵) «یافته‌ها نشان داد که شاخص‌های حکمرانی نباید صرفاً به‌عنوان متغیرهای توصیفی در گزارش نهایی بیایند، بلکه باید در محاسبه رتبه اعتباری نقش تعدیل‌کننده داشته باشند؛ یعنی بتوانند اثر مثبت داده‌های مالی خوب را در صورت ضعف حکمرانی کاهش دهند یا در صورت شفافیت و نظارت قوی، اعتماد به پایداری عملکرد مالی را افزایش دهند.

مقوله سوم: معماری هوشمند رتبه‌بندی و توضیح‌پذیری الگوریتمی .سومین مقوله نشان داد که مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری باید دارای معماری چندلایه باشد. در لایه نخست، داده‌ها از منابع مختلف شامل صورت‌های مالی، گزارش‌های حسابرسی، اطلاعات ثبتی، داده‌های قراردادی، گزارش‌های حکمرانی، داده‌های صنعت و سوابق اعتباری گردآوری و پاک‌سازی می‌شوند. در لایه دوم، متغیرها استانداردسازی،

نرمال‌سازی و به شاخص‌های قابل مقایسه تبدیل می‌شوند. در لایه سوم، الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی سطح ریسک و تخصیص رتبه اعتباری استفاده می‌شوند. با این حال، مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که پیچیدگی الگوریتم نباید مانع فهم تصمیم شود. یکی از متخصصان فناوری مالی بیان کرد: «مدل اگر دقیق باشد ولی نتواند توضیح دهد چرا رتبه یک شرکت پایین آمده، در کمیته اعتباری پذیرفته نمی‌شود « .(P۱۸)مشارکت‌کننده دیگری اظهار داشت: «رتبه‌بندی شرکتی فقط خروجی عددی نیست؛ مدیر اعتباری باید بداند ریسک از کجا آمده، از بدهی، از حاکمیت شرکتی، از جریان نقد یا از صنعت .(P۰۶) «بنابراین، در مدل پیشنهادی، استفاده از روش‌های توضیح‌پذیری مانند اهمیت متغیرها، تحلیل حساسیت، سناریونویسی و توضیحات محلی برای هر شرکت ضروری است. خروجی مدل باید علاوه بر رتبه نهایی، نقشه عوامل مؤثر بر رتبه، نقاط ضعف اعتباری، شاخص‌های هشدار زودهنگام و پیشنهادهای اصلاحی را نیز ارائه دهد.

مقوله چهارم: الزامات پیاده‌سازی سازمانی و نظارتی مدل .چهارمین مقوله به شرایط پیاده‌سازی مدل در محیط واقعی مربوط بود. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که موفقیت مدل هوشمند فقط به دقت الگوریتم وابسته نیست، بلکه به کیفیت داده، فرهنگ تصمیم‌گیری داده‌محور، پذیرش مدیران، زیرساخت فناوری، حکمرانی مدل و نظارت مستمر بستگی دارد. چالش‌های اصلی شامل نبود پایگاه داده یکپارچه، کیفیت پایین داده‌های غیرمالی، مقاومت کارشناسان سنتی، نگرانی از جعبه سیاه بودن الگوریتم، نبود استاندارد برای شاخص‌های حکمرانی و ضعف به‌روزرسانی دوره‌ای داده‌ها بود. یکی از مشارکت‌کنندگان گفت: «اگر داده‌ها ناقص یا دیرهنگام باشند، بهترین الگوریتم هم خروجی قابل اعتماد نمی‌دهد .(P۰۹) «مشارکت‌کننده دیگری تأکید کرد: «مدل باید کمک‌تصمیم باشد نه جایگزین کامل کارشناس؛ چون در اعتبارسنجی، زمینه صنعت و شناخت شرکت هم مهم است .(P۱۳) «یافته‌ها نشان داد که مدل هوشمند باید در قالب سامانه پشتیبان تصمیم طراحی شود؛ یعنی رتبه پیشنهادی را تولید کند، اما امکان مداخله مستند کارشناس، بازبینی کمیته اعتباری، ثبت دلایل تغییر رتبه و پایش عملکرد مدل در طول زمان را فراهم سازد.

در مجموع، یافته‌ها نشان داد که مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها از چهار لایه اصلی تشکیل می‌شود: لایه داده‌های مالی، لایه داده‌های غیرمالی، لایه شاخص‌های حکمرانی شرکتی و لایه هوشمند تحلیل و توضیح. در این مدل، داده‌های مالی پایه کمی ارزیابی را فراهم می‌کنند، داده‌های غیرمالی تصویر کیفی و عملیاتی شرکت را تکمیل می‌کنند، شاخص‌های حکمرانی نقش تعدیل‌کننده و اعتمادساز دارند و الگوریتم هوشمند وظیفه کشف الگو، تخصیص رتبه، شناسایی عوامل مؤثر و تولید هشدارهای اعتباری را بر عهده دارد.

بحث

یافته نخست پژوهش نشان داد که رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها باید از اتکای صرف بر داده‌های مالی تاریخی فاصله بگیرد و به سمت یک الگوی چندمنبعی حرکت کند. این نتیجه با ادبیات اعتبارسنجی همسو است؛ زیرا مطالعات پیشین نشان داده‌اند که مدل‌های سنتی مبتنی بر نسبت‌های مالی، اگرچه برای سنجش وضعیت نقدینگی، سودآوری، اهرم و توان بازپرداخت اهمیت دارند، اما در شناسایی روابط غیرخطی، ریسک‌های پنهان و تغییرات رفتاری شرکت‌ها محدودیت دارند .(Abdou & Pointon, ۲۰۱۱; Hand & Henley, ۱۹۹۷) یافته حاضر

همچنین با مطالعاتی همخوان است که نشان می‌دهند داده‌های غیرسنتی و غیرمالی می‌توانند قدرت پیش‌بینی مدل‌های اعتباری را افزایش دهند، به‌ویژه در شرایطی که داده‌های مالی به‌تنهایی بازنمایی کافی از وضعیت واقعی شرکت ندارند (Gambacorta et al., ۲۰۲۴; Wahlstrøm et al., ۲۰۲۴). از منظر تفسیری، داده‌های مالی اغلب پیامدهای گذشته تصمیم‌ها را نشان می‌دهند، در حالی که داده‌های غیرمالی می‌توانند نشانه‌های مقدماتی ریسک آینده را آشکار کنند. برای مثال، ضعف در مدیریت، وابستگی شدید به مشتریان محدود، عدم تنوع تأمین‌کنندگان، دعاوی حقوقی و بی‌ثباتی راهبردی ممکن است پیش از افت شاخص‌های مالی، احتمال نکول یا کاهش توان اعتباری را افزایش دهند. بنابراین، طراحی مدل هوشمند باید مبتنی بر منطق «تکمیل‌کنندگی داده‌ها» باشد؛ به این معنا که داده‌های مالی، غیرمالی و زمینه‌ای هر یک بخشی از واقعیت اعتباری شرکت را پوشش می‌دهند و ارزش مدل زمانی افزایش می‌یابد که این داده‌ها در یک چارچوب تحلیلی واحد ادغام شوند.

یافته دوم پژوهش بر نقش شاخص‌های حکمرانی شرکتی در تعدیل ریسک اعتباری تأکید داشت. این یافته با شواهد تجربی گسترده‌ای همسو است که نشان می‌دهد حکمرانی شرکتی قوی می‌تواند از طریق کاهش عدم تقارن اطلاعاتی، کنترل هزینه‌های نمایندگی، ارتقای کیفیت گزارشگری و تقویت نظارت بر مدیریت، ریسک اعتباری شرکت را کاهش دهد Bhojraj .و (۲۰۰۳) Sengupta نشان دادند که مالکیت نهادی و کنترل بیرونی هیئت‌مدیره با رتبه اعتباری بالاتر و بازده بدهی پایین‌تر همراه است Anderson .و همکاران (۲۰۰۴) نیز بیان کردند که استقلال هیئت‌مدیره و کمیته حسابرسی مستقل می‌تواند هزینه بدهی را کاهش دهد Ashbaugh-Skaife .و همکاران (۲۰۰۶) نیز نشان دادند که شرکت‌های برخوردار از سازوکارهای حکمرانی قوی‌تر، رتبه اعتباری مطلوب‌تری دریافت می‌کنند. همسویی یافته حاضر با این مطالعات نشان می‌دهد که حکمرانی شرکتی برای اعتباردهندگان یک عامل حاشیه‌ای نیست، بلکه بخشی از منطق اصلی ارزیابی ریسک است. از نظر تحلیلی، ضعف حکمرانی باعث می‌شود اعتباردهنده نسبت به قابلیت اتکای صورت‌های مالی، کیفیت تصمیم‌گیری، رفتار فرصت‌طلبانه مدیران و احتمال انتقال منافع به سهامداران کنترل‌کننده نگران شود. بنابراین، در مدل هوشمند پیشنهادی، شاخص‌های حکمرانی باید نقش تعدیل‌کننده داشته باشند؛ یعنی در شرکت‌هایی با نسبت‌های مالی مناسب اما حکمرانی ضعیف، رتبه اعتباری با احتیاط تعدیل شود. این رویکرد از نظر تصمیم‌گیری اعتباری واقع‌بینانه‌تر است، زیرا کیفیت حکمرانی می‌تواند پایداری عملکرد مالی را تقویت یا تضعیف کند.

یافته سوم پژوهش نشان داد که معماری مدل هوشمند باید علاوه بر قدرت پیش‌بینی، قابلیت توضیح‌پذیری داشته باشد. این نتیجه با ادبیات جدید یادگیری ماشین در اعتبارسنجی همخوان است. مطالعاتی مانند Lessmann و همکاران (۲۰۱۵) و Brown و (۲۰۱۲) Mues نشان داده‌اند که الگوریتم‌های پیشرفته می‌توانند در زمینه اعتبارسنجی عملکرد مناسبی داشته باشند، اما انتخاب مدل نباید فقط بر اساس دقت کلی انجام شود؛ زیرا در مسائل اعتباری، خطای طبقه‌بندی شرکت‌های پرریسک به‌عنوان کم‌ریسک می‌تواند هزینه سنگینی ایجاد کند Shi .و همکاران (۲۰۲۲) نیز در مرور نظام‌مند خود نشان دادند که مدل‌های یادگیری ماشین در اعتبارسنجی ظرفیت بالایی دارند، اما انتخاب الگوریتم، کیفیت داده، شاخص‌های ارزیابی و زمینه کاربرد اهمیت تعیین‌کننده دارد. یافته پژوهش حاضر یک گام فراتر می‌رود و نشان می‌دهد که در

رتبه‌بندی اعتباری شرکتی، مدل دقیق اما غیرقابل توضیح با مقاومت نهادی مواجه می‌شود. مدیران اعتباری و اعضای کمیته اعتبار نیاز دارند بدانند که چرا رتبه یک شرکت تغییر کرده است و کدام عوامل بیشترین نقش را داشته‌اند. این نتیجه با دیدگاه Bussmann و همکاران (۲۰۲۱) همسو است که توضیح‌پذیری را شرط مهم به‌کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین در مدیریت ریسک اعتباری می‌دانند. بنابراین، مدل هوشمند باید از ابزارهایی مانند اهمیت متغیرها، تحلیل حساسیت، تبیین محلی تصمیم، گزارش عوامل کاهنده و افزاینده رتبه و سناریوهای تغییر رتبه استفاده کند. در غیر این صورت، خروجی مدل ممکن است از نظر فنی دقیق اما از نظر مدیریتی غیرقابل استفاده باشد.

یافته چهارم پژوهش نشان داد که پیاده‌سازی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری نیازمند زیرساخت سازمانی، حکمرانی داده و نظارت مستمر است. این یافته با رویکردهای جدید مدیریت ریسک داده‌محور همخوان است که تأکید دارند کیفیت خروجی مدل به کیفیت داده، فرایندهای کنترل، مالکیت داده، سازوکارهای اعتبارسنجی مدل و پایش دوره‌ای وابسته است. مدل اعتباری در محیط واقعی با داده‌های ناقص، داده‌های دیرهنگام، خطاهای ثبت، تغییرات صنعت، شوک‌های اقتصادی و رفتارهای غیرقابل مشاهده مواجه می‌شود. از این رو، طراحی مدل باید شامل چرخه کامل گردآوری داده، پاک‌سازی، استانداردسازی، اعتبارسنجی، آموزش مدل، آزمون عملکرد، توضیح خروجی، بازبینی انسانی و پایش پس از استقرار باشد. این نتیجه همچنین با بحث‌های مربوط به ریسک مدل همسو است؛ زیرا مدل‌های هوشمند در صورت عدم نظارت ممکن است در اثر تغییر شرایط اقتصادی، جابه‌جایی توزیع داده‌ها یا سوگیری داده‌های تاریخی، عملکرد خود را از دست بدهند. بنابراین، مدل پیشنهادی نباید جایگزین کامل قضاوت کارشناس شود، بلکه باید به‌عنوان سامانه پشتیبان تصمیم عمل کند. ترکیب قضاوت انسانی و تحلیل الگوریتمی، به‌ویژه در رتبه‌بندی شرکت‌ها، می‌تواند هم دقت و سرعت تصمیم‌گیری را افزایش دهد و هم امکان کنترل، تفسیر و مسئولیت‌پذیری را حفظ کند.

از منظر نظری، پژوهش حاضر به توسعه ادبیات رتبه‌بندی اعتباری کمک می‌کند؛ زیرا نشان می‌دهد که اعتبار شرکت پدیده‌ای چندبعدی است و نمی‌توان آن را فقط به نسبت‌های مالی یا خروجی الگوریتمی تقلیل داد. مدل پیشنهادی میان سه حوزه ادبیات مالی، حکمرانی شرکتی و هوش مصنوعی پیوند برقرار می‌کند. از منظر مالی، رتبه اعتباری به توان بازپرداخت، ساختار سرمایه، جریان نقد و سودآوری وابسته است. از منظر حکمرانی، رتبه اعتباری تحت تأثیر شفافیت، نظارت، استقلال، پاسخگویی و کیفیت کنترل داخلی قرار دارد. از منظر هوش مصنوعی، رتبه اعتباری می‌تواند با استفاده از مدل‌های داده‌محور، الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی را بهتر شناسایی کند. ادغام این سه منظر، چارچوبی جامع‌تر برای تصمیم‌گیری اعتباری فراهم می‌سازد.

از منظر کاربردی، نتایج پژوهش برای بانک‌ها، مؤسسات مالی، شرکت‌های رتبه‌بندی اعتباری، سرمایه‌گذاران نهادی و شرکت‌های متقاضی تأمین مالی اهمیت دارد. بانک‌ها می‌توانند از مدل پیشنهادی برای بهبود فرایند اعطای تسهیلات، تعیین نرخ متناسب با ریسک، پایش مشتریان شرکتی و شناسایی هشدارهای زودهنگام استفاده کنند. شرکت‌های رتبه‌بندی اعتباری می‌توانند با ادغام داده‌های حکمرانی و غیرمالی، دقت و

اعتبار گزارش‌های خود را افزایش دهند. شرکت‌های متقاضی اعتبار نیز می‌توانند دریابند که ارتقای حکمرانی، شفافیت افشا و کنترل‌های داخلی نه‌تنها برای رعایت مقررات، بلکه برای کاهش هزینه تأمین مالی و بهبود رتبه اعتباری اهمیت دارد.

محدودیت‌ها :این پژوهش با رویکرد کیفی و بر اساس دیدگاه ۱۸ نفر از خبرگان مستقر در تهران انجام شد؛ بنابراین، یافته‌ها ماهیت تفسیری دارند و تعمیم آماری آن‌ها به همه صنایع و مناطق جغرافیایی ممکن نیست. همچنین، داده‌ها فقط از طریق مصاحبه نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و از داده‌های کمی واقعی شرکت‌ها برای آزمون تجربی مدل استفاده نشد. محدودیت دیگر آن است که دیدگاه مشارکت‌کنندگان ممکن است تحت تأثیر تجربه حرفه‌ای، نوع سازمان، سطح دسترسی به داده‌ها و نگرش آنان به فناوری‌های هوشمند قرار گرفته باشد. افزون بر این، برخی شاخص‌های غیرمالی و حکمرانی در عمل ممکن است به‌راحتی قابل اندازه‌گیری نباشند و کیفیت افشای آن‌ها میان شرکت‌ها تفاوت داشته باشد.

پیشنهادها برای پژوهش‌های آینده :پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده، مدل مفهومی استخراج‌شده در این پژوهش با داده‌های واقعی شرکت‌ها آزمون شود و عملکرد الگوریتم‌های مختلف مانند رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، XGBoost، LightGBM، ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی با یکدیگر مقایسه گردد. همچنین، پژوهش‌های آینده می‌توانند وزن نسبی داده‌های مالی، غیرمالی و حکمرانی را در صنایع مختلف بررسی کنند؛ زیرا اهمیت هر شاخص ممکن است در صنایع سرمایه‌بر، خدماتی، فناورانه یا صادراتی متفاوت باشد. استفاده از روش‌های آمیخته، دلفی فازی، تحلیل سلسله‌مراتبی، مدل‌سازی معادلات ساختاری و اعتبارسنجی الگوریتمی می‌تواند به توسعه و آزمون دقیق‌تر مدل کمک کند. همچنین، بررسی نقش متغیرهای کلان اقتصادی، شوک‌های ارزی، تورم، نرخ بهره و ریسک صنعت در کنار شاخص‌های شرکتی می‌تواند مدل رتبه‌بندی را کامل‌تر سازد.

پیشنهادها برای عمل :پیشنهاد می‌شود بانک‌ها و مؤسسات اعتباری، سامانه‌های رتبه‌بندی شرکتی خود را از حالت صرفاً مالی خارج کرده و پایگاه داده‌ای یکپارچه شامل اطلاعات مالی، غیرمالی، حکمرانی، قراردادی و رفتاری ایجاد کنند. همچنین، لازم است شاخص‌های حکمرانی شرکتی در قالب معیارهای استاندارد و قابل امتیازدهی تعریف شوند تا در تصمیم‌های اعتباری نقش عملیاتی داشته باشند. سازمان‌ها باید از مدل‌های هوشمند توضیح‌پذیر استفاده کنند و خروجی مدل را به‌صورت رتبه نهایی، عوامل مؤثر بر رتبه، هشدارهای ریسک و پیشنهادهای اصلاحی ارائه دهند. علاوه بر این، پیشنهاد می‌شود کمیته‌های اعتباری از مدل هوشمند به‌عنوان ابزار پشتیبان تصمیم استفاده کنند و برای هرگونه تغییر در رتبه پیشنهادی مدل، مستندات کارشناسی ثبت شود. آموزش مدیران اعتباری درباره تفسیر خروجی مدل، حکمرانی داده و محدودیت‌های الگوریتم‌ها نیز برای پذیرش موفق مدل ضروری است.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف طراحی مدل هوشمند رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها بر اساس داده‌های مالی، غیرمالی و شاخص‌های حکمرانی شرکتی انجام شد. نتایج نشان داد که رتبه‌بندی اعتباری مؤثر نیازمند نگاهی چندبعدی است؛ زیرا توان اعتباری شرکت نه‌تنها از وضعیت مالی، بلکه از کیفیت مدیریت، پایداری عملیات، شفافیت اطلاعاتی، کنترل‌های داخلی، ساختار مالکیت و کیفیت نظارت نیز تأثیر می‌پذیرد. مدل پیشنهادی بر چهار رکن اصلی استوار است: یکپارچه‌سازی داده‌های مالی و غیرمالی، واردکردن شاخص‌های حکمرانی شرکتی به‌عنوان عوامل تعدیل‌کننده ریسک، استفاده از الگوریتم‌های هوشمند برای کشف الگوهای پیچیده و تأکید بر توضیح‌پذیری و نظارت انسانی. بر اساس یافته‌ها، مدل هوشمند زمانی می‌تواند در تصمیم‌گیری اعتباری قابل اتکا باشد که خروجی آن فقط یک رتبه عددی نباشد، بلکه دلایل رتبه، عوامل اثرگذار، نقاط هشدار و مسیرهای اصلاح را نیز نشان دهد. بنابراین، آینده رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها در گرو حرکت به سمت مدل‌های داده‌محور، شفاف، توضیح‌پذیر و مبتنی بر حکمرانی قوی داده و مدل است.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در انجام این پژوهش ما را همراهی کردند تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

موازین اخلاقی

در این پژوهش اصول اخلاقی مرتبط با نشر و انجام پژوهش رعایت گردیده است.

مشارکت نویسندگان

تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

بر اساس اظهار نویسندگان، در این مقاله هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

فهرست منابع

Abdou, H. A., & Pointon, J. (2011). Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A review of the literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 18*(2–3), 59–88. https://doi.org/10.1002/isaf.325

Anderson, R. C., Mansi, S. A., & Reeb, D. M. (2004). Board characteristics, accounting report integrity, and the cost of debt. *Journal of Accounting and Economics, 37*(3), 315–342. https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2004.01.004

Ashbaugh-Skaife, H., Collins, D. W., & LaFond, R. (2006). The effects of corporate governance on firms' credit ratings. *Journal of Accounting and Economics, 42*(1–2), 203–243. https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2006.02.003

Bhojraj, S., & Sengupta, P. (2003). Effect of corporate governance on bond ratings and yields: The role of institutional investors and outside directors. *The Journal of Business, 76*(3), 455–475. https://doi.org/10.1086/344114

Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology, 3*(2), 77–101. https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa

Brown, I., & Mues, C. (2012). An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. *Expert Systems with Applications, 39*(3), 3446–3453. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.033

Bussmann, N., Giudici, P., Marinelli, D., & Papenbrock, J. (2021). Explainable machine learning in credit risk management. *Computational Economics, 57*(1), 203–216. https://doi.org/10.1007/s10614-020-10042-0

Gambacorta, L., Huang, Y., Qiu, H., & Wang, J. (2024). How do machine learning and non-traditional data affect credit scoring? New evidence from a Chinese fintech firm. *Journal of Financial Stability, 73*, Article 101267. https://doi.org/10.1016/j.jfs.2024.101267

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

Kallio, H., Pietilä, A. M., Johnson, M., & Kangasniemi, M. (2016). Systematic methodological review: Developing a framework for a qualitative semi-structured interview guide. *Journal of Advanced Nursing, 72*(12), 2954–2965. https://doi.org/10.1111/jan.13031

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

Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1985). *Naturalistic inquiry*. Sage.

Saunders, B., Sim, J., Kingstone, T., Baker, S., Waterfield, J., Bartlam, B., Burroughs, H., & Jinks, C. (2018). Saturation in qualitative research: Exploring its conceptualization and operationalization. *Quality & Quantity, 52*(4), 1893–1907. https://doi.org/10.1007/s11135-017-0574-8

Shi, S., Tse, R., Luo, W., D'Addona, S., & Pau, G. (2022). Machine learning-driven credit risk: A systemic review. *Neural Computing and Applications, 34*(17), 14327–14339. https://doi.org/10.1007/s00521-022-07472-2

Wahlstrøm, R. R., Becker, L. K., & Fornes, T. N. (2024). Enhancing credit risk assessments of SMEs with non-financial information. *Cogent Economics & Finance, 12*(1), Article 2418910. https://doi.org/10.1080/23322039.2024.2418910