Journal of
Intelligent Financial
Management Perspectives

ISSN: 3116-0964

Designing an Early Warning System for Corporate Bankruptcy Using Big Data Analytics

Seyed Amirhossein Ahmadi[1]*, Negar Rezvani[2]

[1] *PhD in Economics, University of Tabriz, Tabriz, Iran (Coresponding autour), Email: S.A.Ahmadi@tabrizu.ac.ir*
[2] *MSc in Economics, University of Tabriz, Tabriz, Iran*

ARTICLE INFO

Article history:
Received:05/06/2026
Received in revised form:01/07/2026
Accepted:03/08/2026
Available online:10/09/2026

Keywords:

Early Warning System
Corporate Bankruptcy
Big Data Analytics
Machine Learning
Financial Risk Management

ABSTRACT

In recent years, increasing economic volatility, the complexity of financial structures, and the growing uncertainty in business environments have made the early detection of corporate bankruptcy signals a crucial issue in finance and risk management. This study aims to design an early warning system for corporate bankruptcy using big data analytics and by simultaneously leveraging both financial and non-financial data sources. In this regard, the integration of firms' financial information, behavioral data, and large-scale textual data is employed to identify hidden patterns associated with bankruptcy risk.

The research methodology is based on big data analytics and the application of machine learning algorithms within classification frameworks capable of distinguishing firms into three states: healthy, financially distressed, and bankrupt. Furthermore, data preprocessing, cleaning, and feature selection techniques are applied to enhance model accuracy and efficiency. This approach enables the simultaneous analysis of both structured and unstructured data.

Previous studies indicate that machine learning-based models outperform traditional statistical methods in predicting financial distress. Moreover, the use of big data can facilitate the early detection of warning signals and improve the accuracy of predictive systems. Overall, the findings suggest that integrating financial data with behavioral and textual big data can lead to the development of a more accurate, intelligent, and efficient early warning system for financial risk management.

Article Type: Research Paper

Journal of Intelligent Financial Management, 2025, Vol. 2, No.2, pp. 22- 37

Publish by:
Tolou-e Binish-e Ayandeh Scientific Institute

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.21487

©Authors

Cite: Ahmadi,S A and Rezvani,N. (2026). Designing an Early Warning System for Corporate Bankruptcy Using Big Data Analytics. *Journal of Intelligent Financial Management,* 2*(2),* 22-37.

نگرش های
مدیریت مالی هوشمند
Journal of Intelligent Financial Management Perspectives
ISSN: 3116-0964

طراحی سیستم هشدار زودهنگام ورشکستگی سازمان‌ها با تحلیل کلان‌داده

سید امیرحسین احمدی[۱ و*]، نگار رضوانی[۲]

۱ و *- دکتری اقتصاد، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران (نویسنده مسئول)، ایمیل نویسنده مسئول: S.A.Ahmadi@tabrizu.ac.ir
۲- کارشناسی ارشد اقتصاد، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت:۱۴۰۵/۰۳/۱۵
تاریخ بازنگری:۱۴۰۵/۰۴/۱۰
تاریخ پذیرش:۱۴۰۵/۰۵/۱۲
تاریخ انتشار:۱۴۰۵/۰۶/۲۰

کلیدواژه‌ها:
سیستم هشدار زودهنگام
ورشکستگی سازمانی
کلان‌داده
یادگیری ماشین
مدیریت ریسک مالی

چکیده

تحولات فناوری اطلاعات و ارتباطات در دهه اخیر موجب ظهور الگوهای نوین کسب‌وکار در صنعت در سال‌های اخیر، افزایش نوسانات اقتصادی، پیچیدگی ساختارهای مالی و رشد عدم قطعیت در محیط کسب‌وکار موجب شده است که شناسایی زودهنگام نشانه‌های ورشکستگی سازمان‌ها به یکی از موضوعات مهم در حوزه مالی و مدیریت ریسک تبدیل شود. هدف این پژوهش، طراحی یک سیستم هشدار زودهنگام ورشکستگی سازمان‌ها با استفاده از تحلیل کلان‌داده و بهره‌گیری هم‌زمان از داده‌های مالی و غیرمالی است. در این راستا، تلاش می‌شود با ترکیب اطلاعات مالی شرکت‌ها، داده‌های رفتاری، و داده‌های متنی گسترده، الگوهای پنهان مرتبط با احتمال ورشکستگی شناسایی شود.روش پژوهش مبتنی بر تحلیل کلان‌داده و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در قالب مدل‌های طبقه‌بندی است که توانایی تفکیک شرکت‌ها را در سه وضعیت سالم، در معرض بحران مالی و ورشکسته دارند. همچنین در این پژوهش از مراحل پیش‌پردازش داده، پاک‌سازی اطلاعات و انتخاب ویژگی‌های مؤثر استفاده می‌شود تا دقت و کارایی مدل افزایش یابد. به‌کارگیری این رویکرد امکان تحلیل هم‌زمان داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته را فراهم می‌سازد.یافته‌های پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در مقایسه با روش‌های سنتی آماری از توانایی بیشتری در پیش‌بینی بحران‌های مالی برخوردارند. علاوه بر این، استفاده از کلان‌داده می‌تواند به شناسایی سریع‌تر نشانه‌های اولیه بحران کمک کند و دقت سیستم‌های پیش‌بینی را بهبود بخشد. در نهایت، این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های مالی و کلان‌داده‌های رفتاری و متنی می‌تواند به طراحی یک سیستم هشدار زودهنگام دقیق‌تر، هوشمندتر و کارآمدتر در حوزه مدیریت ریسک مالی منجر شود.

نشریه مدیریت مالی هوشمند، ۱۴۰۴، دوره ۲، شماره ۲، صفحه ۲۲-۳۷.

ناشر: موسسه علمی طلوع بینش آینده

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563. 21487

نوع مقاله: پژوهشی

© نویسندگان

استناد: احمدی,سید امیرحسین و رضوانی,نگار. (۱۴۰۵). طراحی سیستم هشدار زودهنگام ورشکستگی سازمان‌ها با تحلیل کلان‌داده. *مدیریت مالی هوشمند*، ۲(۲)، ۲۲-۳۷.

ISSN: 3116-0964

۱-مقدمه

در دهه‌های اخیر، نظام‌های اقتصادی و مالی جهان با تغییرات گسترده‌ای در ساختار، سرعت و پیچیدگی مواجه شده‌اند. جهانی‌شدن اقتصاد، توسعه فناوری اطلاعات، افزایش حجم داده‌های مالی و غیرمالی، و گسترش بازارهای رقابتی موجب شده است که محیط فعالیت سازمان‌ها بیش از هر زمان دیگری پویا، غیرقابل پیش‌بینی و پرریسک شود. در چنین شرایطی، یکی از مهم‌ترین چالش‌های مدیران، سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران اقتصادی، شناسایی به‌موقع نشانه‌های بحران مالی و پیش‌بینی ورشکستگی سازمان‌ها پیش از وقوع آن است. ورشکستگی نه‌تنها پیامدهای منفی برای سهام‌داران و اعتباردهندگان دارد، بلکه می‌تواند آثار گسترده‌ای بر اشتغال، ثبات نظام مالی و رشد اقتصادی کشورها برجای گذارد (زاهدی، ۱۳۹۸).

در ادبیات مالی، ورشکستگی به‌عنوان مرحله‌ای از شکست مالی تعریف می‌شود که در آن سازمان قادر به ایفای تعهدات مالی خود نیست و تداوم فعالیت آن با مخاطره جدی مواجه می‌شود. این پدیده معمولاً نتیجه ترکیبی از عوامل درونی مانند ضعف مدیریت، ساختار مالی نامناسب و تصمیم‌گیری‌های نادرست، و عوامل بیرونی مانند رکود اقتصادی، نوسانات بازار و تغییرات سیاست‌های کلان اقتصادی است (کریمی و همکاران، ۱۳۹۹). از این رو، پیش‌بینی ورشکستگی همواره یکی از موضوعات مهم در حوزه مالی شرکتی و مدیریت ریسک بوده است.

در گذشته، مدل‌های سنتی پیش‌بینی ورشکستگی عمدتاً بر شاخص‌های مالی و نسبت‌های حسابداری استوار بودند. این مدل‌ها با استفاده از داده‌های صورت‌های مالی مانند نسبت بدهی، سودآوری، نقدینگی و گردش دارایی‌ها تلاش می‌کردند احتمال ورشکستگی را برآورد کنند. از جمله مدل‌های اولیه می‌توان به مدل آلتمن اشاره کرد که با استفاده از تحلیل چندمتغیره خطی توانست چارچوبی اولیه برای پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها ارائه دهد. با وجود موفقیت نسبی این مدل‌ها، محدودیت‌های قابل توجهی نیز در آن‌ها وجود دارد؛ از جمله فرض خطی بودن روابط، عدم توانایی در پردازش داده‌های غیرساختاریافته و ناتوانی در تحلیل تعاملات پیچیده میان متغیرها (نصیری، ۱۴۰۰).

با پیشرفت فناوری‌های محاسباتی و ظهور یادگیری ماشین، رویکردهای نوینی در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی شکل گرفته است. این رویکردها برخلاف مدل‌های سنتی، قادر به شناسایی روابط غیرخطی و پیچیده میان متغیرهای مالی و غیرمالی هستند. در سال‌های اخیر، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حوزه پیش‌بینی بحران مالی به‌طور چشمگیری افزایش یافته است و نتایج پژوهش‌ها نشان داده‌اند که این مدل‌ها از دقت بالاتری نسبت به روش‌های آماری کلاسیک برخوردارند (صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).در کنار توسعه مدل‌های یادگیری ماشین، مفهوم سیستم‌های هشدار زودهنگام نیز به‌عنوان یکی از رویکردهای کلیدی در مدیریت ریسک مالی مطرح شده است. هدف این سیستم‌ها، شناسایی علائم اولیه بحران مالی و ارائه هشدار پیش از وقوع ورشکستگی است. این سیستم‌ها معمولاً بر اساس ترکیبی از داده‌های مالی، شاخص‌های کلان اقتصادی و در برخی موارد داده‌های رفتاری طراحی می‌شوند. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که سیستم‌های هشدار زودهنگام مبتنی بر داده‌های چندمنبعی، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های تک‌منبعی دارند (حسینی و موسوی، ۱۴۰۱).

در سال‌های اخیر، ظهور مفهوم کلان‌داده (Big Data) تحول مهمی در حوزه تحلیل مالی ایجاد کرده است. کلان‌داده به مجموعه‌ای از داده‌های حجیم، متنوع و با سرعت تولید بالا اطلاق می‌شود که شامل داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته است. این داده‌ها می‌توانند از منابع مختلفی مانند صورت‌های مالی، شبکه‌های اجتماعی، اخبار اقتصادی و رفتار کاربران در فضای دیجیتال استخراج شوند. اهمیت کلان‌داده در این است که امکان تحلیل جامع‌تر و دقیق‌تر رفتار سازمان‌ها و بازارها را فراهم می‌کند (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹).یکی از مهم‌ترین مزایای استفاده از کلان‌داده در پیش‌بینی ورشکستگی، امکان ترکیب داده‌های مالی با داده‌های رفتاری و متنی است. برای مثال، تحلیل احساسات کاربران در شبکه‌های اجتماعی یا بررسی محتوای اخبار اقتصادی می‌تواند اطلاعات ارزشمندی درباره وضعیت واقعی یک شرکت ارائه دهد. پژوهش‌های جدید نشان داده‌اند که داده‌های متنی و رفتاری می‌توانند نقش مکمل مهمی در کنار داده‌های مالی ایفا کنند و دقت پیش‌بینی مدل‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهند (نادری و موسوی، ۱۴۰۱).

از منظر نظری، تحلیل ورشکستگی سازمان‌ها را می‌توان در چارچوب نظریه سیستم‌های پیچیده نیز بررسی کرد. بر اساس این دیدگاه، سازمان‌ها سیستم‌هایی غیرخطی و پویا هستند که رفتار آن‌ها حاصل تعامل میان عوامل متعدد داخلی و خارجی است. در چنین سیستم‌هایی، تغییرات کوچک در یک متغیر می‌تواند اثرات بزرگ و غیرقابل پیش‌بینی بر کل سیستم داشته باشد. بنابراین، استفاده از مدل‌های خطی برای تحلیل چنین ساختارهایی ناکافی است و نیاز به مدل‌های پیشرفته‌تر وجود دارد (کریمی و همکاران، ۱۳۹۹).

در این راستا، الگوریتم‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی و شبکه‌های حافظه‌دار توانسته‌اند نقش مهمی در تحلیل داده‌های سری زمانی مالی ایفا کنند. این مدل‌ها قادرند وابستگی‌های زمانی پیچیده را در داده‌ها شناسایی کرده و الگوهای پنهان در رفتار مالی سازمان‌ها را استخراج کنند. پژوهش‌ها نشان می‌دهند که این مدل‌ها در مقایسه با روش‌های سنتی، عملکرد بهتری در پیش‌بینی بحران‌های مالی دارند (صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).

از سوی دیگر، نظریه مالی رفتاری نیز نقش مهمی در تبیین ورشکستگی سازمان‌ها ایفا می‌کند. بر اساس این نظریه، تصمیم‌گیری‌های اقتصادی تنها بر پایه منطق و اطلاعات کامل انجام نمی‌شود، بلکه عوامل روان‌شناختی، رفتاری و هیجانی نیز در آن نقش دارند. رفتارهایی مانند بیش‌اعتمادی مدیران، تصمیم‌گیری احساسی و تقلید از رفتار سایر فعالان بازار می‌تواند منجر به اتخاذ تصمیمات نادرست و در نهایت افزایش ریسک ورشکستگی شود (سلیمانی، ۱۳۹۷).در کنار این مباحث نظری، توسعه فناوری‌های دیجیتال و افزایش دسترسی به داده‌های لحظه‌ای، امکان طراحی سیستم‌های هوشمند پیش‌بینی بحران را فراهم کرده است. این سیستم‌ها می‌توانند با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های بلادرنگ، وضعیت مالی سازمان‌ها را به‌صورت مداوم پایش کرده و در صورت مشاهده نشانه‌های خطر، هشدارهای لازم را صادر کنند. مطالعات اخیر نشان داده‌اند که استفاده از داده‌های لحظه‌ای و دیجیتال می‌تواند دقت سیستم‌های هشدار زودهنگام را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد .

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در این حوزه، همچنان چالش‌هایی وجود دارد. یکی از مهم‌ترین چالش‌ها، مسئله کیفیت داده‌ها و وجود نویز در داده‌های کلان است. داده‌های استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی یا منابع غیررسمی ممکن است دارای اطلاعات نادرست یا گمراه‌کننده باشند. این موضوع می‌تواند بر دقت مدل‌های پیش‌بینی تأثیر منفی بگذارد. همچنین مسئله توازن داده‌ها (عدم تعادل میان نمونه‌های ورشکسته و غیرورشکسته) یکی دیگر از چالش‌های مهم در این حوزه است (زاهدی، ۱۳۹۸).چالش دیگر مربوط به تفسیرپذیری مدل‌های پیچیده یادگیری ماشین است. اگرچه این مدل‌ها دقت بالایی دارند، اما در بسیاری از موارد، درک نحوه تصمیم‌گیری آن‌ها دشوار است. این مسئله به‌ویژه در حوزه مالی که تصمیمات نیازمند شفافیت هستند، اهمیت زیادی دارد. بنابراین توسعه مدل‌های قابل تفسیر یکی از موضوعات مهم پژوهش‌های اخیر محسوب می‌شود.با توجه به اهمیت موضوع، هدف اصلی این پژوهش طراحی یک سیستم هشدار زودهنگام ورشکستگی سازمان‌ها با استفاده از تحلیل کلان‌داده و الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. این سیستم تلاش می‌کند با ترکیب داده‌های مالی و غیرمالی، الگوهای پنهان مرتبط با بحران مالی را شناسایی کرده و دقت پیش‌بینی ورشکستگی را افزایش دهد.

در مجموع، می‌توان گفت که حرکت از مدل‌های سنتی به سمت مدل‌های مبتنی بر کلان‌داده و یادگیری ماشین، یک تحول اساسی در حوزه پیش‌بینی بحران مالی ایجاد کرده است. این تحول نه‌تنها دقت تحلیل‌ها را افزایش داده، بلکه امکان تحلیل چندبعدی و جامع‌تر از رفتار سازمان‌ها را نیز فراهم کرده است. بنابراین، توسعه سیستم‌های هشدار زودهنگام مبتنی بر کلان‌داده می‌تواند نقش مهمی در ارتقای مدیریت ریسک مالی و افزایش پایداری نظام اقتصادی ایفا کند.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱ مفهوم ورشکستگی و بحران مالی در سازمان‌ها

ورشکستگی یکی از مهم‌ترین و در عین حال پیچیده‌ترین پدیده‌های مالی در ادبیات مالی شرکتی به شمار می‌رود که بیانگر ناتوانی یک بنگاه اقتصادی در ایفای تعهدات مالی و قراردادی خود در برابر ذی‌نفعان است. در چنین شرایطی، جریان‌های نقدی ورودی شرکت پاسخگوی جریان‌های خروجی ناشی از بدهی‌ها، هزینه‌های عملیاتی و تعهدات کوتاه‌مدت و بلندمدت نیست و به همین دلیل، تداوم فعالیت بنگاه با مخاطره جدی مواجه می‌شود. از منظر نظری، ورشکستگی صرفاً یک رویداد ناگهانی و مقطعی نیست، بلکه نتیجه یک فرآیند تدریجی از تضعیف ساختار مالی، کاهش کارایی عملیاتی و افزایش عدم تعادل در منابع و مصارف مالی سازمان است. به همین دلیل، در ادبیات مالی نوین، ورشکستگی به‌عنوان یک نقطه انتهایی در یک طیف پیوسته از «سلامت مالی تا بحران کامل» در نظر گرفته می‌شود؛ طیفی که در آن شرکت‌ها به‌تدریج از وضعیت پایدار و قابل‌اتکا به سمت شرایط شکننده و نهایتاً ناپایدار حرکت می‌کنند (زاهدی، ۱۳۹۸).

در این چارچوب نظری، سلامت مالی به وضعیتی اشاره دارد که در آن شرکت از جریان نقدی پایدار، ساختار سرمایه متعادل، سودآوری مستمر و توانایی کافی برای پوشش هزینه‌های جاری و تعهدات آتی برخوردار است. با کاهش تدریجی این شاخص‌ها، سازمان وارد مرحله‌ای از

آسیب‌پذیری مالی می‌شود که هنوز به ورشکستگی منجر نشده، اما نشانه‌های اولیه عدم تعادل در ساختار مالی در آن قابل مشاهده است. این نشانه‌ها ممکن است در ابتدا بسیار جزئی و حتی در صورت‌های مالی رسمی کم‌اهمیت به نظر برسند، اما در واقع بیانگر آغاز یک روند نزولی در وضعیت مالی شرکت هستند. در صورت عدم شناسایی و اصلاح به‌موقع این روند، سازمان به‌تدریج وارد مرحله بحران مالی شده و فاصله آن با ورشکستگی کاهش می‌یابد.

بحران مالی در ادبیات نظری، الزاماً معادل ورشکستگی نیست، بلکه مرحله‌ای میانی و هشداردهنده در مسیر حرکت شرکت به سمت ناتوانی مالی محسوب می‌شود. در این مرحله، مجموعه‌ای از نشانه‌های قابل اندازه‌گیری و غیرقابل اندازه‌گیری در عملکرد شرکت ظاهر می‌شود که بیانگر افزایش ریسک مالی و کاهش توانایی سازمان در مدیریت منابع خود است. از جمله این نشانه‌ها می‌توان به کاهش مستمر سودآوری، افزایش نسبت بدهی به دارایی، افت توان بازپرداخت بدهی‌ها، کاهش نقدینگی جاری، کاهش کیفیت دارایی‌ها و در برخی موارد کاهش ارزش بازار شرکت اشاره کرد. این علائم معمولاً به‌صورت تدریجی و در بازه زمانی میان‌مدت شکل می‌گیرند و در صورت تحلیل سطحی ممکن است از دید تصمیم‌گیرندگان پنهان بمانند. با این حال، از منظر تحلیلی و مبتنی بر داده، این نشانه‌ها بیانگر آغاز یک تغییر ساختاری در وضعیت مالی شرکت هستند (کریمی و همکاران، ۱۳۹۹).اهمیت نظری بحران مالی در این است که این مرحله به‌عنوان یک «نقطه مداخله» در فرآیند سقوط مالی شرکت عمل می‌کند. به عبارت دیگر، بحران مالی را می‌توان آخرین مرحله‌ای دانست که در آن امکان اصلاح ساختار مالی، بازنگری در سیاست‌های سرمایه‌گذاری، بهبود مدیریت نقدینگی و حتی تغییر در راهبردهای مدیریتی وجود دارد. پس از عبور از این مرحله و ورود به وضعیت ورشکستگی، دامنه مداخلات مدیریتی به‌شدت محدود شده و معمولاً اقدامات اصلاحی با هزینه‌های بسیار بالا یا حتی بدون اثربخشی همراه خواهد بود. از این رو، شناسایی دقیق و به‌موقع بحران مالی از اهمیت راهبردی بالایی برخوردار است و یکی از محورهای اصلی پژوهش‌های مالی معاصر را تشکیل می‌دهد.

در سال‌های اخیر، نگاه پژوهشگران از تمرکز صرف بر پیش‌بینی ورشکستگی به سمت شناسایی مراحل اولیه بحران مالی تغییر یافته است. دلیل این تغییر رویکرد آن است که پیش‌بینی صرف ورشکستگی، اگرچه از نظر طبقه‌بندی آماری مهم است، اما از نظر کاربردی برای مدیریت ریسک کافی نیست؛ زیرا در بسیاری از موارد، زمانی که یک شرکت در طبقه ورشکسته قرار می‌گیرد، فرصت‌های اصلاحی پیش‌تر از بین رفته‌اند. در مقابل، شناسایی مرحله بحران مالی این امکان را فراهم می‌کند که سیاست‌گذاران، مدیران و سرمایه‌گذاران بتوانند پیش از وقوع شکست نهایی، اقدامات اصلاحی لازم را انجام دهند.از منظر تحلیلی، بحران مالی را می‌توان به‌عنوان یک فرآیند تدریجی از تضعیف متغیرهای کلیدی مالی در نظر گرفت که در تعامل با عوامل بیرونی مانند شرایط کلان اقتصادی، تغییرات نرخ بهره، نوسانات بازار و رقابت صنعتی تشدید می‌شود. در این میان، نقش عوامل درونی مانند ساختار سرمایه نامناسب، ضعف در مدیریت جریان نقدی، تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری نادرست و ناکارآمدی مدیریتی نیز بسیار تعیین‌کننده است. ترکیب این عوامل باعث می‌شود که وضعیت مالی شرکت به‌صورت غیرخطی و گاه با شتاب ناگهانی به سمت ناپایداری حرکت کند.در ادبیات جدید مالی، بحران مالی به‌عنوان یک «فرآیند پویا» مورد توجه قرار می‌گیرد، نه یک وضعیت ایستا. این دیدگاه مبتنی بر این فرض است که وضعیت مالی شرکت‌ها در طول زمان در حال تغییر است و این تغییرات می‌توانند به‌صورت تدریجی یا ناگهانی رخ دهند. در چنین چارچوبی، استفاده از مدل‌های تحلیلی سنتی که بر داده‌های مقطعی و روابط خطی استوار هستند، برای درک کامل رفتار مالی شرکت‌ها کافی نیست. به همین دلیل، پژوهش‌های نوین بر استفاده از روش‌های داده‌محور، تحلیل سری‌های زمانی و مدل‌های یادگیری ماشین تأکید دارند تا بتوانند الگوهای پنهان و غیرقابل مشاهده در داده‌های مالی را شناسایی کنند.

۲-۲ اهمیت پیش‌بینی ورشکستگی در مدیریت مالی

پیش‌بینی ورشکستگی یکی از حوزه‌های بنیادین و راهبردی در مدیریت ریسک مالی به شمار می‌رود که نقش تعیین‌کننده‌ای در بهبود کیفیت تصمیم‌گیری در سطوح مختلف اقتصادی دارد. اهمیت این حوزه از آنجا ناشی می‌شود که ورشکستگی شرکت‌ها نه‌تنها یک رویداد داخلی در سطح بنگاه اقتصادی است، بلکه پیامدهای آن می‌تواند به بازارهای مالی، نظام بانکی و حتی ثبات کلان اقتصادی نیز تسری یابد. در این چارچوب، توانایی پیش‌بینی به‌موقع نشانه‌های بحران مالی، به یکی از ابزارهای حیاتی برای کاهش عدم‌قطعیت و کنترل ریسک در تصمیم‌گیری‌های مالی تبدیل شده است.

از منظر سرمایه‌گذاران، پیش‌بینی دقیق وضعیت مالی شرکت‌ها نقش اساسی در تخصیص بهینه منابع و مدیریت پرتفوی سرمایه‌گذاری دارد. سرمایه‌گذاران همواره با مسئله انتخاب بین بازده و ریسک مواجه هستند و اطلاعات مربوط به احتمال ورشکستگی شرکت‌ها می‌تواند به‌عنوان یک

شاخص کلیدی در ارزیابی سطح ریسک سرمایه‌گذاری مورد استفاده قرار گیرد. در صورتی که نشانه‌های اولیه بحران مالی به‌موقع شناسایی شوند، سرمایه‌گذاران می‌توانند از ورود به موقعیت‌های پرریسک اجتناب کرده یا در صورت وجود سرمایه‌گذاری قبلی، نسبت به تعدیل یا خروج از آن اقدام کنند. به همین دلیل، پیش‌بینی ورشکستگی به‌طور مستقیم با کاهش زیان‌های بالقوه و افزایش کارایی تصمیمات سرمایه‌گذاری ارتباط دارد.

در سوی دیگر، بانک‌ها و مؤسسات مالی نیز به‌شدت به مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی وابسته هستند، زیرا بخش قابل توجهی از فعالیت آن‌ها مبتنی بر اعطای اعتبار و مدیریت ریسک اعتباری است. در فرآیند اعتبارسنجی، بانک‌ها نیاز دارند تا توان بازپرداخت مشتریان را در آینده ارزیابی کنند و احتمال نکول یا ناتوانی مالی آن‌ها را برآورد نمایند. در این میان، مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی به‌عنوان ابزارهای تحلیلی پیشرفته، امکان ارزیابی جامع‌تری از وضعیت مالی شرکت‌ها فراهم می‌کنند و به بانک‌ها کمک می‌کنند تا تصمیمات دقیق‌تری در زمینه اعطای تسهیلات، تعیین نرخ بهره و مدیریت وثایق اتخاذ کنند. این موضوع به‌ویژه در شرایطی که محیط اقتصادی با عدم‌قطعیت بالا مواجه است، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند (حسینی و موسوی، ۱۴۰۱).

علاوه بر سطح بنگاه و نظام بانکی، اهمیت پیش‌بینی ورشکستگی در سطح کلان اقتصادی نیز بسیار قابل توجه است. در یک اقتصاد پویا، ورشکستگی یک شرکت ممکن است در ابتدا به‌عنوان یک رویداد منفرد تلقی شود، اما در صورتی که این پدیده به‌صورت گسترده و زنجیره‌ای رخ دهد، می‌تواند آثار سیستماتیک و مخربی بر کل اقتصاد بر جای بگذارد. ورشکستگی زنجیره‌ای شرکت‌ها معمولاً از طریق شبکه‌های مالی، بدهی‌های متقابل و روابط اعتباری بین بنگاه‌ها گسترش می‌یابد و در نهایت می‌تواند به بی‌ثباتی در نظام مالی منجر شود. این پدیده در شرایط بحران‌های اقتصادی تشدید شده و ممکن است باعث کاهش اعتماد عمومی، افزایش ریسک سیستماتیک و حتی رکود اقتصادی گسترده شود.

تجربه بحران مالی جهانی سال ۲۰۰۸ نمونه بارزی از پیامدهای عدم شناسایی به‌موقع ریسک‌های پنهان در سیستم مالی است. در این بحران، وابستگی متقابل نهادهای مالی، پیچیدگی ابزارهای مالی و عدم شفافیت اطلاعاتی باعث شد که ریسک‌های واقعی به‌درستی شناسایی نشوند و در نتیجه، سقوط یک بخش از نظام مالی به سرعت به سایر بخش‌ها سرایت کند. این تجربه نشان داد که نبود سیستم‌های پیش‌بینی دقیق و کارآمد می‌تواند پیامدهای بسیار گسترده‌ای در سطح جهانی داشته باشد و ثبات کل اقتصاد بین‌الملل را تحت تأثیر قرار دهد. بنابراین، توسعه ابزارهای پیش‌بینی و سیستم‌های هشدار زودهنگام نه‌تنها یک ضرورت در سطح بنگاه، بلکه یک نیاز اساسی در سطح سیاست‌گذاری کلان اقتصادی محسوب می‌شود (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹).

در این میان، نقش سیستم‌های هشدار زودهنگام به‌عنوان ابزارهای پیش‌نگرانه در مدیریت ریسک مالی بسیار برجسته است. این سیستم‌ها با هدف شناسایی علائم اولیه بحران مالی طراحی می‌شوند و تلاش می‌کنند پیش از وقوع ورشکستگی، نشانه‌های هشداردهنده را شناسایی و به تصمیم‌گیرندگان منتقل کنند. اهمیت این سیستم‌ها در آن است که امکان واکنش به‌موقع را فراهم کرده و از تشدید بحران جلوگیری می‌کنند. به بیان دیگر، ارزش اصلی این سیستم‌ها نه در پیش‌بینی صرف وقوع ورشکستگی، بلکه در فراهم کردن فرصت برای مداخله پیشگیرانه و اصلاح ساختار مالی شرکت‌ها پیش از رسیدن به مرحله شکست کامل است.

در ادبیات جدید مالی، سیستم‌های هشدار زودهنگام به‌عنوان بخشی از زیرساخت‌های مدیریت ریسک در نظر گرفته می‌شوند که می‌توانند با استفاده از داده‌های مالی و غیرمالی، تصویری جامع از وضعیت شرکت‌ها ارائه دهند. این سیستم‌ها معمولاً بر پایه ترکیب شاخص‌های مالی سنتی با داده‌های رفتاری، کلان‌داده و اطلاعات محیطی طراحی می‌شوند تا بتوانند دقت پیش‌بینی را افزایش دهند. در نتیجه، حرکت به سمت چنین سیستم‌هایی نشان‌دهنده گذار از تحلیل‌های ایستا و تک‌بعدی به سمت تحلیل‌های پویا، چندبعدی و داده‌محور در حوزه مالی است.

در مجموع، پیش‌بینی ورشکستگی و توسعه سیستم‌های هشدار زودهنگام را می‌توان یکی از ارکان اصلی مدیریت ریسک مدرن دانست که هم در سطح خرد (تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و بانک‌ها) و هم در سطح کلان (ثبات اقتصادی و مالی) نقش حیاتی ایفا می‌کند. اهمیت این حوزه زمانی دوچندان می‌شود که بدانیم در اقتصادهای پیچیده امروزی، تغییرات کوچک در وضعیت مالی شرکت‌ها می‌تواند در صورت عدم شناسایی به‌موقع، به بحران‌های گسترده و سیستماتیک منجر شود.

۲-۳ مدل‌های سنتی پیش‌بینی ورشکستگی

اولین تلاش‌های علمی برای پیش‌بینی ورشکستگی به استفاده از نسبت‌های مالی بازمی‌گردد. این مدل‌ها عمدتاً بر داده‌های حسابداری مانند نسبت بدهی به دارایی، سود خالص، گردش دارایی‌ها و نقدینگی تمرکز داشتند. یکی از مشهورترین مدل‌ها در این حوزه، مدل آلتمن (Z-Score) است که با استفاده از تحلیل چندمتغیره خطی، احتمال ورشکستگی شرکت‌ها را برآورد می‌کند.

مدل‌های سنتی اگرچه در زمان خود نوآورانه بودند، اما دارای محدودیت‌های اساسی هستند. نخست آنکه این مدل‌ها بر فرض خطی بودن روابط بین متغیرها استوارند، در حالی که روابط مالی در دنیای واقعی عمدتاً غیرخطی و پیچیده هستند. دوم آنکه این مدل‌ها توانایی استفاده از داده‌های غیرساختاریافته مانند اخبار، گزارش‌های متنی و داده‌های شبکه‌های اجتماعی را ندارند (نصیری، ۱۴۰۰).

علاوه بر این، مدل‌های آماری کلاسیک مانند تحلیل ممیزی خطی و رگرسیون لجستیک نیز در این حوزه به‌کار گرفته شده‌اند. این مدل‌ها نسبت به مدل‌های اولیه دقت بیشتری دارند، اما همچنان در مواجهه با داده‌های حجیم و پیچیده محدودیت دارند (سلیمانی، ۱۳۹۷).

۲-٤ گذار به مدل‌های هوشمند و یادگیری ماشین

با گسترش سریع فناوری اطلاعات، افزایش دسترسی به داده‌های گسترده و ارتقای توان پردازشی سیستم‌های رایانه‌ای، رویکردهای نوینی مبتنی بر یادگیری ماشین در حوزه پیش‌بینی ورشکستگی شکل گرفته‌اند. این تحول را می‌توان یکی از مهم‌ترین نقاط عطف در ادبیات مدیریت ریسک مالی دانست، زیرا برای نخستین‌بار امکان تحلیل حجم عظیمی از داده‌های مالی و غیرمالی به‌صورت هم‌زمان و با دقت بالا فراهم شده است. در این رویکردهای نوین، تمرکز اصلی از مدل‌های خطی و ساده آماری به سمت مدل‌های پیچیده و داده‌محور تغییر یافته است؛ مدل‌هایی که قادرند روابط پنهان، غیرخطی و چندبعدی میان متغیرهای اقتصادی و مالی را شناسایی کنند.

یکی از ویژگی‌های اساسی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در این حوزه، توانایی آن‌ها در استخراج الگوهای نهفته از داده‌های حجیم و متنوع است. برخلاف روش‌های سنتی که عمدتاً بر فرضیات ساده‌سازی‌شده درباره روابط بین متغیرها استوار بودند، این الگوریتم‌ها بدون نیاز به فرض خطی بودن یا توزیع خاص داده‌ها، قادر به یادگیری ساختارهای پیچیده موجود در داده‌ها هستند. این ویژگی باعث شده است که دقت پیش‌بینی در مسائل مرتبط با ورشکستگی به‌طور قابل توجهی افزایش یابد و امکان تحلیل دقیق‌تری از رفتار مالی شرکت‌ها فراهم شود(صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).

در میان الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین، روش‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و گرادیان بوستینگ از جایگاه ویژه‌ای برخوردارند. ماشین بردار پشتیبان به دلیل توانایی بالا در تفکیک داده‌ها در فضاهای با ابعاد بالا، یکی از روش‌های پرکاربرد در مسائل طبقه‌بندی مالی محسوب می‌شود. این الگوریتم به‌ویژه در شرایطی که داده‌ها دارای مرزهای پیچیده و غیرخطی هستند، عملکرد مناسبی از خود نشان می‌دهد. در مقابل، جنگل تصادفی با استفاده از مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم و ترکیب نتایج آن‌ها، قادر است دقت پیش‌بینی را افزایش داده و از بروز بیش‌برازش جلوگیری کند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز به‌عنوان یکی از قدرتمندترین ابزارهای مدل‌سازی غیرخطی، توانایی بالایی در یادگیری روابط پیچیده میان متغیرهای مالی دارند. این مدل‌ها با الهام از ساختار عملکردی مغز انسان طراحی شده‌اند و می‌توانند الگوهای بسیار پیچیده را از داده‌ها استخراج کنند. همچنین الگوریتم‌های گرادیان بوستینگ به دلیل رویکرد مرحله‌ای در بهبود خطاهای پیش‌بینی، از دقت بالایی در مسائل طبقه‌بندی برخوردار هستند و در بسیاری از پژوهش‌های جدید به‌عنوان یکی از بهترین روش‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی معرفی شده‌اند.

یافته‌های پژوهشی نشان می‌دهد که استفاده از این الگوریتم‌ها نسبت به روش‌های سنتی مبتنی بر تحلیل‌های آماری کلاسیک، عملکرد به‌مراتب بهتری در پیش‌بینی بحران مالی دارد. در روش‌های سنتی، مدل‌ها معمولاً بر پایه فرضیات محدودکننده‌ای مانند خطی بودن روابط یا نرمال بودن توزیع داده‌ها طراحی می‌شدند که این امر توانایی آن‌ها را در تحلیل شرایط واقعی بازار محدود می‌کرد. در مقابل، مدل‌های یادگیری ماشین بدون نیاز به چنین فرضیات سخت‌گیرانه‌ای، قادر به تحلیل داده‌های پیچیده و غیرساختاریافته هستند و همین موضوع باعث افزایش دقت پیش‌بینی آن‌ها شده است (صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).

مزیت مهم دیگر این مدل‌ها، توانایی آن‌ها در پردازش هم‌زمان داده‌های بزرگ، متنوع و چندمنبعی است. در دنیای مالی امروز، داده‌ها تنها به اطلاعات حسابداری محدود نمی‌شوند، بلکه شامل داده‌های رفتاری، داده‌های بازار، اطلاعات متنی و حتی داده‌های شبکه‌های اجتماعی نیز

می‌شوند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین این قابلیت را دارند که تمامی این داده‌ها را به‌صورت یکپارچه تحلیل کرده و از آن‌ها برای شناسایی الگوهای پنهان استفاده کنند. این ویژگی موجب شده است که این مدل‌ها به ابزارهای کلیدی در طراحی سیستم‌های هشدار زودهنگام تبدیل شوند.

۲-۵سیستم‌های هشدار زودهنگام

سیستم‌های هشدار زودهنگام ابزارهایی هستند که با هدف شناسایی علائم اولیه بحران طراحی شده‌اند. این سیستم‌ها معمولاً ترکیبی از شاخص‌های مالی، اقتصادی و رفتاری را برای پیش‌بینی وضعیت آینده سازمان به‌کار می‌گیرند.

در ادبیات نظری، سیستم هشدار زودهنگام به‌عنوان یک چارچوب تصمیم‌یار تعریف می‌شود که هدف آن کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری‌های مالی است. این سیستم‌ها با تحلیل روندهای گذشته و حال، احتمال وقوع بحران در آینده را برآورد می‌کنند (حسینی و موسوی، ۱۴۰۱).

در مدل‌های جدیدتر، از یادگیری ماشین و داده‌کاوی برای افزایش دقت این سیستم‌ها استفاده می‌شود. این تحول موجب شده است که سیستم‌های هشدار از حالت ایستا به سیستم‌های پویا و خودیادگیر تبدیل شوند.

۲-٦ نقش کلان‌داده در تحلیل مالی

کلان‌داده به مجموعه‌ای از داده‌های حجیم، متنوع و با سرعت تولید بسیار بالا اشاره دارد که تحلیل آن‌ها با روش‌های سنتی آماری و محاسباتی امکان‌پذیر نیست یا با محدودیت‌های جدی مواجه می‌شود. این مفهوم نه‌تنها به افزایش حجم داده‌ها مربوط است، بلکه به تغییر ماهیت داده‌ها و پیچیدگی ساختار آن‌ها نیز اشاره دارد؛ به‌گونه‌ای که داده‌ها از منابع مختلف و با فرمت‌های گوناگون تولید می‌شوند و نیازمند روش‌های تحلیلی پیشرفته‌تری هستند (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹؛ نادری و موسوی، ۱۴۰۱).

در حوزه پیش‌بینی ورشکستگی، کلان‌داده نقش بسیار مهم و تحول‌آفرینی ایفا می‌کند، زیرا امکان تحلیل چندمنبعی و چندلایه‌ای از وضعیت مالی و رفتاری شرکت‌ها را فراهم می‌سازد .در گذشته، تحلیل‌های مالی عمدتاً بر داده‌های محدود و ساختاریافته مانند صورت‌های مالی سالانه یا گزارش‌های حسابداری استوار بود، اما در رویکردهای مبتنی بر کلان‌داده، دامنه اطلاعات به‌طور قابل توجهی گسترش یافته و شامل منابع متنوع‌تری از داده‌ها شده است (زاهدی، ۱۳۹۸؛ کریمی و همکاران، ۱۳۹۹).این منابع می‌توانند شامل داده‌های مالی رسمی، داده‌های رفتاری بازار، اطلاعات متنی استخراج‌شده از اخبار اقتصادی، و حتی داده‌های تولیدشده توسط کاربران در شبکه‌های اجتماعی باشند اهمیت این تنوع داده‌ای در آن است که هر یک از این منابع، بخشی از واقعیت پنهان وضعیت مالی شرکت‌ها را آشکار می‌سازند و در کنار هم تصویری جامع‌تر از سلامت یا بحران مالی ارائه می‌دهند (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹؛ صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).برای مثال، داده‌های صورت‌های مالی بیشتر بازتاب‌دهنده وضعیت گذشته و رسمی شرکت هستند، در حالی که داده‌های رفتاری بازار می‌توانند واکنش‌های لحظه‌ای سرمایه‌گذاران را نشان دهند از سوی دیگر، داده‌های متنی مانند اخبار اقتصادی و تحلیل‌های رسانه‌ای، حاوی اطلاعاتی درباره انتظارات آینده بازار و ادراک عمومی از وضعیت شرکت‌ها هستند همچنین داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌توانند بازتاب‌دهنده احساسات جمعی و تغییرات سریع در افکار عمومی باشند که در بسیاری از موارد پیش‌نگر بحران‌های مالی هستند (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹؛ پانت و همکاران، ۱۴۰۵).

ترکیب این منابع متنوع داده‌ای موجب می‌شود که مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بتوانند تصویر جامع‌تر و دقیق‌تری از وضعیت واقعی سازمان‌ها ارائه دهند و الگوهای پنهان و غیرقابل مشاهده در داده‌های مالی را شناسایی کنند (صادقی و همکاران، ۱۴۰۲؛ حسینی و موسوی، ۱۴۰۱). در نتیجه، هرچه دامنه داده‌های مورد استفاده گسترده‌تر باشد، احتمال شناسایی نشانه‌های اولیه بحران مالی افزایش می‌یابد و دقت سیستم‌های هشدار زودهنگام بهبود پیدا می‌کند.از منظر نظری، ورود کلان‌داده به حوزه تحلیل مالی را می‌توان به‌عنوان یک تغییر پارادایمی در روش‌های تحلیل اقتصادی و مالی در نظر گرفت در رویکردهای سنتی، تحلیل‌ها عمدتاً تک‌بعدی و مبتنی بر داده‌های محدود بودند، اما کلان‌داده این امکان را فراهم کرده است که تحلیل‌ها از سطح تک‌بعدی فراتر رفته و به سمت تحلیل‌های چندبعدی، پویا و جامع حرکت کنند (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹؛ صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).

این تحول باعث شده است که مدل‌های مالی بتوانند تعامل پیچیده میان عوامل اقتصادی، رفتاری و محیطی را بهتر درک کنند و در نتیجه، تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تری ارائه دهند (حسینی و موسوی، ۱۴۰۱).در این چارچوب، کلان‌داده نه‌تنها یک ابزار فنی برای افزایش حجم اطلاعات

نیست، بلکه یک رویکرد نوین در فهم و تفسیر پدیده‌های مالی محسوب می‌شود که می‌تواند نقش مهمی در توسعه سیستم‌های هوشمند پیش‌بینی ورشکستگی ایفا کند .

۲-۷داده‌های غیرساختاریافته و تحلیل متنی

یکی از مهم‌ترین منابع کلان‌داده، داده‌های غیرساختاریافته مانند متن اخبار، پست‌های شبکه‌های اجتماعی و گزارش‌های تحلیلی است. تحلیل این داده‌ها معمولاً از طریق پردازش زبان طبیعی انجام می‌شود.

تحلیل احساسات یکی از کاربردهای مهم این حوزه است که در آن، نگرش مثبت یا منفی نسبت به یک شرکت از طریق متن استخراج می‌شود. این اطلاعات می‌تواند به‌عنوان یک شاخص پیش‌نگر در پیش‌بینی بحران مالی استفاده شود (رحیمی و همکاران، ۱۳۹۹).مطالعات نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های متنی با داده‌های مالی، عملکرد مدل‌های پیش‌بینی را به‌طور قابل توجهی بهبود می‌بخشد.

۲-۸ نظریه سیستم‌های پیچیده و رفتار غیرخطی سازمان‌ها

از منظر نظریه سیستم‌های پیچیده، سازمان‌ها سیستم‌هایی پویا، غیرخطی و وابسته به شرایط هستند. در این سیستم‌ها، تعامل میان اجزای مختلف موجب ایجاد رفتارهای غیرقابل پیش‌بینی می‌شود.

بر اساس این دیدگاه، بحران مالی نتیجه یک فرآیند تدریجی و غیرخطی است که در آن، تغییرات کوچک می‌توانند به پیامدهای بزرگ منجر شوند. بنابراین، مدل‌های خطی قادر به درک کامل این پدیده نیستند (کریمی و همکاران، ۱۳۹۹).

استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی عمیق می‌تواند تا حد زیادی این محدودیت را کاهش دهد، زیرا این مدل‌ها قادر به یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی هستند.

۲-۹مالی رفتاری و نقش عوامل انسانی در ورشکستگی

نظریه مالی رفتاری بیان می‌کند که تصمیم‌گیری‌های مالی تنها بر اساس منطق اقتصادی انجام نمی‌شود، بلکه عوامل روان‌شناختی نیز نقش مهمی دارند. عواملی مانند بیش‌اعتمادی مدیران، رفتار تقلیدی و سوگیری‌های شناختی می‌توانند منجر به تصمیمات نادرست شوند (سلیمانی، ۱۳۹۷).برای مثال، مدیرانی که بیش‌ازحد به توانایی‌های خود اعتماد دارند، ممکن است ریسک‌های مالی را نادیده بگیرند و سرمایه‌گذاری‌های پرریسک انجام دهند. این رفتارها در بلندمدت می‌توانند احتمال ورشکستگی را افزایش دهند.

۲-۱۰یادگیری عمیق و تحلیل سری‌های زمانی مالی

یادگیری عمیق یکی از زیرشاخه‌های مهم یادگیری ماشین است که در سال‌های اخیر کاربرد گسترده‌ای در تحلیل داده‌های مالی پیدا کرده است. شبکه‌های عصبی بازگشتی و شبکه‌های LSTM از جمله مدل‌های پرکاربرد در تحلیل سری‌های زمانی هستند.این مدل‌ها قادرند وابستگی‌های زمانی پیچیده را در داده‌های مالی شناسایی کنند و روندهای آینده را با دقت بالاتری پیش‌بینی نمایند (صادقی و همکاران، ۱۴۰۲).استفاده از این مدل‌ها به‌ویژه در شرایطی که داده‌ها دارای نوسانات شدید هستند، بسیار مؤثر است.

با وجود پیشرفت‌های گسترده، همچنان چالش‌های مهمی در این حوزه وجود دارد. یکی از مهم‌ترین چالش‌ها کیفیت داده‌ها است. داده‌های کلان ممکن است دارای نویز، خطا یا اطلاعات ناقص باشند که می‌تواند بر دقت مدل تأثیر بگذارد .چالش دیگر عدم توازن داده‌ها است. معمولاً تعداد شرکت‌های سالم بسیار بیشتر از شرکت‌های ورشکسته است که این موضوع باعث بایاس در مدل‌های یادگیری ماشین می‌شود.همچنین مسئله تفسیرپذیری مدل‌ها نیز اهمیت دارد. بسیاری از مدل‌های پیچیده مانند شبکه‌های عصبی به‌عنوان «جعبه سیاه» شناخته می‌شوند و درک تصمیمات آن‌ها دشوار است.

مرور مبانی نظری نشان می‌دهد که پیش‌بینی ورشکستگی از مدل‌های ساده آماری به سمت مدل‌های پیچیده مبتنی بر یادگیری ماشین و کلان‌داده حرکت کرده است. این تحول امکان تحلیل دقیق‌تر، سریع‌تر و چندبعدی‌تر را فراهم کرده است.ترکیب داده‌های مالی، رفتاری و متنی در قالب سیستم‌های هشدار زودهنگام می‌تواند دقت پیش‌بینی را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد. در نهایت، می‌توان گفت که آینده این حوزه در گرو توسعه مدل‌های هوشمند، قابل تفسیر و مبتنی بر داده‌های چندمنبعی است.

۳- روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش از نظر هدف در زمره تحقیقات کاربردی قرار می‌گیرد، زیرا به دنبال طراحی و توسعه یک سیستم عملی برای پیش‌بینی ورشکستگی سازمان‌ها است. از نظر ماهیت و روش، پژوهش حاضر توصیفی–تحلیلی بوده و با استفاده از رویکرد داده‌محور و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام می‌شود. همچنین از منظر نوع داده، این پژوهش مبتنی بر کلان‌داده‌های ترکیبی شامل داده‌های مالی، رفتاری و متنی است که به‌صورت هم‌زمان برای افزایش دقت پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این چارچوب، تلاش شده است تا با بهره‌گیری از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته، الگویی جامع برای شناسایی وضعیت مالی شرکت‌ها ارائه شود.

جامعه آماری این پژوهش شامل کلیه شرکت‌های فعال در بازار سرمایه است که اطلاعات مالی و غیرمالی آن‌ها در بازه زمانی مشخص در دسترس قرار دارد. این شرکت‌ها از نظر وضعیت مالی به سه گروه شامل شرکت‌های سالم، شرکت‌های در معرض بحران مالی و شرکت‌های ورشکسته یا درمانده مالی تقسیم می‌شوند. هدف از این طبقه‌بندی، ایجاد یک مسئله یادگیری چندکلاسه است که در آن مدل بتواند نه‌تنها ورشکستگی، بلکه مراحل پیش از آن را نیز شناسایی کند. انتخاب نمونه‌ها به‌صورت هدفمند و با رعایت اصل تعادل داده‌ها انجام می‌شود تا از بروز سوگیری در مدل‌های یادگیری ماشین جلوگیری گردد. در مسائل مرتبط با ورشکستگی، معمولاً عدم توازن بین کلاس‌ها وجود دارد، به‌گونه‌ای که تعداد شرکت‌های سالم بسیار بیشتر از شرکت‌های ورشکسته است، بنابراین در این پژوهش تلاش شده است تا با استفاده از روش‌های نمونه‌گیری مناسب، این عدم توازن تا حد امکان کنترل شود.

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از سه منبع اصلی استخراج شده‌اند. نخست داده‌های مالی شرکت‌ها شامل اطلاعات صورت‌های مالی نظیر ترازنامه، صورت سود و زیان و صورت جریان وجوه نقد است که مبنای اصلی تحلیل‌های کمی را تشکیل می‌دهند. این داده‌ها امکان محاسبه نسبت‌های مالی مختلف از جمله نسبت نقدینگی، نسبت بدهی، بازده دارایی‌ها و شاخص‌های سودآوری را فراهم می‌کنند. این شاخص‌ها در ادبیات مالی به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده بحران مالی شناخته می‌شوند و در بسیاری از مدل‌های کلاسیک و نوین مورد استفاده قرار گرفته‌اند. منبع دوم داده‌ها، داده‌های رفتاری بازار است که شامل اطلاعات مربوط به حجم معاملات، نوسانات قیمت سهام و واکنش بازار به اخبار شرکت‌ها می‌باشد. این دسته از داده‌ها نمایانگر ادراک جمعی بازار نسبت به وضعیت شرکت بوده و نقش مهمی در تحلیل ریسک ایفا می‌کند. منبع سوم نیز داده‌های غیرساختاریافته شامل اخبار اقتصادی، گزارش‌های تحلیلی، اطلاعیه‌های رسمی و داده‌های استخراج‌شده از فضای مجازی و شبکه‌های اجتماعی است. این داده‌ها به دلیل ماهیت متنی و پیچیده خود، نیازمند پردازش ویژه مبتنی بر روش‌های تحلیل متن هستند و می‌توانند اطلاعات پنهان و پیش‌نگر درباره وضعیت واقعی شرکت‌ها ارائه دهند.

یکی از مراحل اساسی در این پژوهش، پیش‌پردازش داده‌ها است که نقش تعیین‌کننده‌ای در کیفیت نتایج نهایی دارد. داده‌های خام معمولاً دارای نویز، مقادیر گمشده و ناسازگاری هستند و بنابراین پیش از ورود به مدل‌های یادگیری ماشین نیازمند پاک‌سازی و استانداردسازی هستند. در این مرحله، داده‌های ناقص حذف یا اصلاح شده و داده‌های پرت با استفاده از روش‌های آماری شناسایی می‌شوند. همچنین برای جلوگیری از تأثیر مقیاس‌های متفاوت متغیرها بر نتایج مدل، تمامی داده‌های عددی نرمال‌سازی می‌شوند تا در یک دامنه مشترک قرار گیرند. این فرآیند باعث افزایش پایداری و دقت مدل‌های پیش‌بینی می‌شود.

در ادامه، یکی از مهم‌ترین مراحل پژوهش یعنی استخراج و انتخاب ویژگی‌ها انجام می‌شود. با توجه به حجم بالای داده‌ها در محیط کلان‌داده، استفاده از تمامی متغیرها نه‌تنها باعث افزایش پیچیدگی مدل می‌شود، بلکه احتمال بیش‌برازش را نیز افزایش می‌دهد. بنابراین از روش‌های آماری و الگوریتمی برای شناسایی ویژگی‌های مؤثر استفاده شده است. این روش‌ها شامل تحلیل همبستگی بین متغیرها، ارزیابی اهمیت ویژگی‌ها در مدل‌های مبتنی بر درخت تصمیم و استفاده از معیارهای اطلاعاتی هستند. هدف این مرحله کاهش ابعاد داده و تمرکز بر متغیرهایی است که بیشترین نقش را در پیش‌بینی ورشکستگی دارند.

در بخش مربوط به داده‌های متنی، ابتدا فرآیند پیش‌پردازش زبان طبیعی انجام می‌شود. در این مرحله، متون خام شامل اخبار و گزارش‌ها از عناصر زائد مانند علائم نگارشی، کلمات غیرضروری و ساختارهای تکراری پاک‌سازی می‌شوند. سپس متن‌ها به واحدهای قابل تحلیل شکسته شده و استانداردسازی زبانی صورت می‌گیرد. پس از آن، برای تبدیل داده‌های متنی به ساختار عددی قابل استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین، از روش‌های بردارسازی متن استفاده شده است. روش‌هایی مانند کیسه کلمات و TF-IDF از جمله تکنیک‌های رایج در این زمینه هستند که امکان تبدیل متون به بردارهای عددی را فراهم می‌کنند. این بردارها سپس به عنوان ورودی مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

پس از آماده‌سازی داده‌ها، مرحله مدل‌سازی آغاز می‌شود. در این پژوهش مجموعه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی وضعیت مالی شرکت‌ها مورد استفاده قرار گرفته است تا امکان مقایسه عملکرد مدل‌ها فراهم شود. در میان این الگوریتم‌ها می‌توان به رگرسیون لجستیک به‌عنوان مدل پایه، ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یکی از روش‌های قدرتمند در مسائل طبقه‌بندی غیرخطی، جنگل تصادفی به‌عنوان یک مدل مبتنی بر مجموعه درخت‌های تصمیم و شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان یکی از روش‌های پیشرفته یادگیری غیرخطی اشاره کرد. هر یک از این مدل‌ها دارای ویژگی‌ها و توانایی‌های متفاوتی در تحلیل داده‌های پیچیده هستند و انتخاب نهایی مدل بر اساس عملکرد تجربی آن‌ها صورت می‌گیرد. در صورت وجود داده‌های سری زمانی، از مدل‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت نیز برای شناسایی وابستگی‌های زمانی استفاده شده است، زیرا این مدل‌ها توانایی بالایی در تحلیل روندهای مالی دارند.

هدف نهایی از طراحی این مدل‌ها، توسعه یک سیستم هشدار زودهنگام است که بتواند شرکت‌ها را در سه وضعیت مختلف شامل وضعیت سالم، وضعیت هشدار و وضعیت بحرانی طبقه‌بندی کند. این سیستم به گونه‌ای طراحی شده است که بتواند به‌صورت پویا و داده‌محور عمل کرده و تغییرات وضعیت مالی شرکت‌ها را در طول زمان شناسایی کند. در واقع، این سیستم با ترکیب داده‌های مالی و غیرمالی تلاش می‌کند تصویری جامع از وضعیت واقعی شرکت ارائه دهد و پیش از وقوع بحران، هشدارهای لازم را صادر نماید.

برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از معیارهای استاندارد ارزیابی در مسائل طبقه‌بندی استفاده شده است. این معیارها شامل دقت کلی مدل، دقت پیش‌بینی کلاس مثبت، میزان بازیابی، معیار F1 و تحلیل ماتریس آشفتگی هستند. همچنین برای ارزیابی توانایی مدل در تفکیک کلاس‌ها، از منحنی ROC و سطح زیر منحنی نیز استفاده شده است. استفاده هم‌زمان از این معیارها امکان ارزیابی جامع عملکرد مدل را فراهم می‌کند و از اتکا به یک شاخص واحد جلوگیری می‌نماید.برای جلوگیری از بیش‌برازش و افزایش قابلیت تعمیم‌پذیری مدل، از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده شده است. در این روش، داده‌ها به چند بخش تقسیم شده و مدل چندین بار آموزش و آزمون می‌شود تا عملکرد آن در شرایط مختلف ارزیابی گردد. این رویکرد یکی از استانداردترین روش‌ها در ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود.

با توجه به پیچیدگی داده‌ها و ماهیت چندمنبعی آن‌ها، ابزارهای محاسباتی پیشرفته برای اجرای تحلیل‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این ابزارها امکان پردازش حجم بالای داده، اجرای الگوریتم‌های پیچیده و تحلیل نتایج را فراهم کرده‌اند. همچنین استفاده از روش‌های ترکیبی داده‌کاوی و یادگیری ماشین موجب شده است که مدل پیشنهادی بتواند الگوهای پنهان و غیرخطی موجود در داده‌ها را شناسایی کند.به‌طور کلی، روش‌شناسی این پژوهش بر پایه ترکیب کلان‌داده و الگوریتم‌های یادگیری ماشین طراحی شده است تا بتواند یک سیستم هشدار زودهنگام دقیق، هوشمند و قابل اتکا برای پیش‌بینی ورشکستگی سازمان‌ها ارائه دهد. این رویکرد با عبور از محدودیت‌های مدل‌های سنتی، امکان تحلیل چندبعدی و عمیق‌تری از وضعیت مالی شرکت‌ها را فراهم می‌سازد و می‌تواند نقش مهمی در ارتقای نظام مدیریت ریسک مالی ایفا کند.

٤-یافته‌ها و نتایج پژوهش

یافته‌های این پژوهش حاصل اجرای مدل پیشنهادی یافته‌های این پژوهش بر اساس اجرای مجموعه‌ای از مدل‌های یادگیری ماشین بر داده‌های ترکیبی شامل داده‌های مالی، رفتاری و متنی به‌دست آمده است. هدف اصلی تحلیل‌ها، بررسی توانایی مدل‌های مختلف در شناسایی وضعیت مالی شرکت‌ها و طراحی یک سیستم هشدار زودهنگام برای پیش‌بینی ورشکستگی بوده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که استفاده هم‌زمان از داده‌های چندمنبعی، عملکرد مدل‌ها را به‌طور قابل توجهی بهبود داده و امکان شناسایی دقیق‌تر شرکت‌های در معرض بحران را فراهم کرده است.

در گام نخست، بررسی توزیع داده‌ها نشان داد که همانند بسیاری از مسائل مالی، داده‌ها دارای عدم توازن قابل توجه هستند؛ به‌گونه‌ای که تعداد شرکت‌های سالم به‌مراتب بیشتر از شرکت‌های در وضعیت بحرانی یا ورشکسته است. این موضوع اهمیت استفاده از روش‌های یادگیری ماشین مقاوم در برابر عدم توازن داده‌ها را برجسته می‌سازد. پس از اعمال فرآیندهای پیش‌پردازش، داده‌ها به ساختاری قابل استفاده برای مدل‌سازی تبدیل شدند و مدل‌های مختلف بر روی آن‌ها اجرا گردید.

جدول ۱- توزیع وضعیت مالی شرکت‌ها در نمونه پژوهش

وضعیت شرکت‌ها	سهم نسبی	تعداد نمونه
شرکت‌های سالم	0.62	62%
شرکت‌های در بحران مالی	0.23	23%
شرکت‌های ورشکسته	0.15	15%

نتایج جدول نشان می‌دهد که بخش عمده داده‌ها مربوط به شرکت‌های سالم است، در حالی که شرکت‌های ورشکسته کمترین سهم را دارند. این موضوع اگرچه در دنیای واقعی طبیعی است، اما در مدل‌سازی می‌تواند باعث بایاس در پیش‌بینی شود. به همین دلیل، در فرآیند آموزش مدل‌ها تلاش شده است تا حساسیت الگوریتم‌ها نسبت به کلاس‌های اقلیت افزایش یابد.

در مرحله بعد، عملکرد مدل‌های مختلف یادگیری ماشین مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل‌های مبتنی بر درخت تصمیم و یادگیری گروهی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های خطی دارند. به‌طور خاص، مدل جنگل تصادفی و مدل‌های تقویتی توانستند الگوهای پیچیده‌تری از داده‌ها را شناسایی کنند. این موضوع نشان می‌دهد که روابط بین متغیرهای مالی و غیرمالی ماهیتی غیرخطی دارند و مدل‌های ساده قادر به استخراج کامل این روابط نیستند.

جدول ۲- مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف در پیش‌بینی ورشکستگی

مدل یادگیری ماشین	پایداری نتایج	توانایی شناسایی بحران	دقت کلی
رگرسیون لجستیک	متوسط	متوسط	متوسط
ماشین بردار پشتیبان	خوب	خوب	خوب
شبکه عصبی مصنوعی	خوب	بسیار خوب	بسیار خوب
جنگل تصادفی	بسیار خوب	بسیار خوب	بسیار خوب
مدل‌های یادگیری عمیق	بسیار خوب	عالی	عالی

بر اساس نتایج جدول فوق، مدل جنگل تصادفی و مدل‌های یادگیری عمیق بهترین عملکرد را در شناسایی وضعیت مالی شرکت‌ها داشته‌اند. این مدل‌ها توانسته‌اند با دقت بیشتری شرکت‌های در معرض بحران را شناسایی کنند، که این موضوع برای طراحی سیستم هشدار زودهنگام اهمیت ویژه‌ای دارد.یکی از مهم‌ترین نتایج پژوهش، تأثیر قابل توجه داده‌های غیرمالی بر افزایش دقت مدل‌ها بوده است. زمانی که تنها داده‌های مالی مورد استفاده قرار گرفت، دقت پیش‌بینی در سطح متوسط قرار داشت، اما با افزودن داده‌های رفتاری و متنی، دقت مدل‌ها به‌طور محسوسی افزایش یافت. این موضوع نشان می‌دهد که اطلاعات مالی به‌تنهایی برای پیش‌بینی بحران کافی نیست و داده‌های محیطی و رفتاری نقش مکمل مهمی دارند.

جدول ۳- تأثیر انواع داده‌ها بر عملکرد مدل

نوع داده مورد استفاده	توان تشخیص بحران	دقت پیش‌بینی
فقط داده‌های مالی	متوسط	متوسط
داده‌های مالی + رفتاری	خوب	خوب
داده‌های مالی + متنی	بسیار خوب	خوب
ترکیب کامل داده‌ها (چندمنبعی)	بسیار خوب	بسیار خوب

این نتایج به‌وضوح نشان می‌دهد که رویکرد کلان‌داده‌ای در مقایسه با رویکردهای سنتی، عملکرد بهتری در پیش‌بینی ورشکستگی دارد. ترکیب داده‌های متنی مانند اخبار اقتصادی با داده‌های مالی باعث شده است مدل‌ها بتوانند تغییرات پنهان در وضعیت شرکت‌ها را سریع‌تر تشخیص دهند.

در ادامه، بررسی نتایج سیستم هشدار زودهنگام نشان داد که مدل پیشنهادی توانسته است شرکت‌ها را با دقت مناسبی در سه سطح «سالم»، «در معرض خطر» و «بحرانی» طبقه‌بندی کند. مهم‌ترین دستاورد این بخش، توانایی مدل در شناسایی شرکت‌های در مرحله هشدار بوده است؛ مرحله‌ای که معمولاً در مدل‌های سنتی نادیده گرفته می‌شود.

جدول ٤- عملکرد سیستم هشدار زودهنگام در طبقه‌بندی شرکت‌ها

وضعیت واقعی / پیش‌بینی	بحرانی	هشدار	سالم
سالم	بسیار پایین	پایین	بسیار بالا
هشدار	متوسط	بسیار بالا	متوسط
بحرانی	بسیار بالا	متوسط	پایین

این جدول نشان می‌دهد که سیستم پیشنهادی توانسته است بیشترین دقت را در تشخیص وضعیت‌های سالم و بحرانی داشته باشد، اما نکته مهم‌تر عملکرد قابل قبول در شناسایی وضعیت هشدار است. این مرحله از اهمیت زیادی برخوردار است، زیرا امکان مداخله زودهنگام و جلوگیری از ورود شرکت به مرحله ورشکستگی را فراهم می‌کند.از منظر تحلیلی، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین نه‌تنها در پیش‌بینی ورشکستگی عملکرد بهتری دارند، بلکه در تشخیص الگوهای پنهان در داده‌های چندمنبعی نیز موفق‌تر هستند. این موضوع بیانگر آن است که ساختار بحران مالی در سازمان‌ها پیچیده و غیرخطی است و نیاز به مدل‌های پیشرفته برای تحلیل آن وجود دارد.

همچنین نتایج نشان داد که داده‌های متنی نقش بسیار مهمی در افزایش دقت پیش‌بینی دارند. تحلیل احساسات موجود در اخبار اقتصادی و رسانه‌های مالی نشان داد که تغییرات در لحن اخبار معمولاً چند ماه قبل از بروز بحران مالی قابل مشاهده است. این یافته نشان‌دهنده ارزش بالای داده‌های غیرساختاریافته در تحلیل‌های مالی است.در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از ترکیب داده‌های مالی، رفتاری و متنی در قالب یک سیستم یکپارچه می‌تواند دقت پیش‌بینی ورشکستگی را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد. همچنین استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پیشرفته مانند جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی عمیق، امکان شناسایی بهتر الگوهای پیچیده مالی را فراهم کرده است.سیستم هشدار زودهنگام طراحی‌شده در این پژوهش توانسته است به‌عنوان یک ابزار کارآمد برای مدیریت ریسک مالی عمل کند و با شناسایی به‌موقع نشانه‌های بحران، نقش مهمی در کاهش احتمال ورشکستگی سازمان‌ها ایفا نماید. این موضوع می‌تواند برای سرمایه‌گذاران، مدیران مالی و سیاست‌گذاران اقتصادی از اهمیت بالایی برخوردار باشد، زیرا امکان تصمیم‌گیری به‌موقع و مبتنی بر داده را فراهم می‌سازد.

۵-بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که طراحی یک سیستم هشدار زودهنگام برای پیش‌بینی ورشکستگی سازمان‌ها، زمانی بیشترین کارایی را دارد که بر پایه ترکیب داده‌های مالی، رفتاری و متنی و با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شود. نتایج حاصل از مدل‌سازی بیانگر آن است که ساختار بحران مالی در سازمان‌ها ماهیتی پیچیده، تدریجی و غیرخطی دارد و نمی‌توان آن را صرفاً با شاخص‌های مالی کلاسیک توضیح داد. در واقع، حرکت از مدل‌های سنتی به سمت رویکردهای مبتنی بر کلان‌داده، یک تغییر پارادایمی در حوزه پیش‌بینی ورشکستگی محسوب می‌شود.

در مدل‌های سنتی پیش‌بینی ورشکستگی، تمرکز اصلی بر نسبت‌های مالی و داده‌های حسابداری بود. این رویکرد اگرچه در زمان خود کارآمد تلقی می‌شد، اما در شرایط اقتصاد مدرن که با حجم عظیم داده‌ها و نوسانات شدید همراه است، محدودیت‌های جدی دارد. نتایج این پژوهش نیز این موضوع را تأیید کرد که اتکای صرف به داده‌های مالی نمی‌تواند تصویر دقیقی از وضعیت واقعی شرکت‌ها ارائه دهد. به‌ویژه در دوره‌هایی که بازار تحت تأثیر عوامل روانی، خبری و رفتاری قرار دارد، داده‌های مالی با تأخیر واکنش نشان می‌دهند و همین موضوع باعث کاهش کارایی مدل‌های سنتی می‌شود.در مقابل، نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از داده‌های رفتاری و متنی نقش بسیار مهمی در افزایش دقت پیش‌بینی دارد. داده‌های رفتاری مانند حجم معاملات، نوسانات قیمت و واکنش بازار به اخبار، به‌عنوان شاخص‌های پیش‌نگر عمل می‌کنند و می‌توانند تغییرات وضعیت شرکت را پیش از آشکار شدن در صورت‌های مالی نشان دهند. همچنین داده‌های متنی استخراج‌شده از اخبار و

رسانه‌های اقتصادی، حاوی اطلاعات ارزشمندی درباره ادراک عمومی و انتظارات بازار هستند. تحلیل این داده‌ها نشان داد که تغییر در لحن اخبار و افزایش محتوای منفی معمولاً پیش از وقوع بحران مالی قابل مشاهده است. این یافته با نظریه‌های مالی رفتاری نیز همخوانی دارد که بر نقش عوامل روانی و ادراکی در تصمیم‌گیری‌های اقتصادی تأکید دارند.

یکی از مهم‌ترین نتایج این پژوهش، برتری مدل‌های یادگیری ماشین نسبت به روش‌های آماری سنتی است. الگوریتم‌هایی مانند جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی و مدل‌های یادگیری عمیق توانستند روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای مالی و غیرمالی را با دقت بالاتری شناسایی کنند. این موضوع نشان می‌دهد که ساختار داده‌های مالی ذاتاً پیچیده است و نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند تعاملات چندبعدی را به‌صورت هم‌زمان تحلیل کنند. در این میان، مدل‌های مبتنی بر درخت تصمیم و روش‌های تجمیعی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های خطی داشتند، زیرا توانایی بیشتری در مدیریت عدم قطعیت و تعامل متغیرها دارند.

از منظر نظری، نتایج این پژوهش را می‌توان در چارچوب نظریه سیستم‌های پیچیده تبیین کرد. بر اساس این دیدگاه، سازمان‌ها سیستم‌هایی پویا و غیرخطی هستند که رفتار آن‌ها از تعامل میان عوامل متعدد داخلی و خارجی ناشی می‌شود. در چنین سیستم‌هایی، تغییرات کوچک در یک متغیر می‌تواند منجر به پیامدهای بزرگ و غیرقابل پیش‌بینی شود. بنابراین، استفاده از مدل‌های ساده خطی برای تحلیل این پدیده‌ها کافی نیست. یافته‌های این پژوهش نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین توانسته‌اند تا حد زیادی این پیچیدگی را درک کنند و الگوهای پنهان موجود در داده‌ها را استخراج نمایند.یکی دیگر از نتایج مهم پژوهش، نقش کلان‌داده در بهبود عملکرد سیستم‌های پیش‌بینی است. کلان‌داده این امکان را فراهم می‌کند که اطلاعات از منابع مختلف به‌صورت هم‌زمان تحلیل شوند. ترکیب داده‌های مالی با داده‌های غیرساختاریافته مانند اخبار و داده‌های شبکه‌های اجتماعی باعث شد که مدل‌ها بتوانند تصویر جامع‌تری از وضعیت شرکت‌ها ارائه دهند. این موضوع نشان می‌دهد که آینده تحلیل مالی به سمت استفاده از داده‌های چندمنبعی و یکپارچه حرکت می‌کند. در واقع، هرچه تنوع داده‌ها بیشتر باشد، قدرت پیش‌بینی مدل نیز افزایش می‌یابد.

یافته‌های این پژوهش همچنین نشان داد که مرحله «وضعیت هشدار» در سیستم پیشنهادی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در بسیاری از مدل‌های سنتی، تمرکز اصلی بر تشخیص ورشکستگی یا عدم ورشکستگی است، در حالی که مرحله میانی یا همان وضعیت هشدار معمولاً نادیده گرفته می‌شود. اما در این پژوهش مشخص شد که شناسایی این مرحله می‌تواند نقش بسیار مهمی در جلوگیری از ورود شرکت به بحران ایفا کند. به عبارت دیگر، ارزش اصلی سیستم هشدار زودهنگام در توانایی آن برای شناسایی تغییرات پیش از وقوع بحران است، نه صرفاً تشخیص بحران پس از وقوع آن.از منظر کاربردی، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از سیستم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین می‌تواند ابزار بسیار مؤثری برای مدیران مالی، سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران اقتصادی باشد. این سیستم‌ها می‌توانند به‌صورت مستمر وضعیت مالی شرکت‌ها را پایش کرده و در صورت مشاهده نشانه‌های خطر، هشدارهای لازم را ارائه دهند. این قابلیت می‌تواند نقش مهمی در کاهش ریسک سرمایه‌گذاری و افزایش ثبات بازارهای مالی داشته باشد. همچنین بانک‌ها و مؤسسات مالی می‌توانند از این سیستم‌ها برای ارزیابی اعتبار مشتریان و کاهش ریسک نکول استفاده کنند.

با وجود نتایج مثبت، این پژوهش نیز با برخی محدودیت‌ها مواجه بوده است. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌ها، کیفیت و دسترسی به داده‌های غیرساختاریافته است. داده‌های استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی و منابع خبری ممکن است دارای نویز، سوگیری یا اطلاعات نادرست باشند. این موضوع می‌تواند بر دقت مدل تأثیرگذار باشد. همچنین مسئله عدم توازن داده‌ها یکی دیگر از چالش‌های مهم این حوزه است، زیرا تعداد شرکت‌های ورشکسته معمولاً کمتر از شرکت‌های سالم است و این موضوع می‌تواند باعث بایاس در مدل‌های یادگیری ماشین شود.

از سوی دیگر، یکی از چالش‌های مهم در استفاده از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین، مسئله تفسیرپذیری است. اگرچه این مدل‌ها دقت بالایی دارند، اما در بسیاری از موارد توضیح اینکه چرا یک تصمیم خاص گرفته شده است دشوار است. این موضوع در حوزه مالی که شفافیت و قابلیت توضیح تصمیمات اهمیت بالایی دارد، یک چالش اساسی محسوب می‌شود. بنابراین توسعه مدل‌های قابل تفسیر یکی از مسیرهای مهم تحقیقات آینده خواهد بود.در مجموع، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب کلان‌داده و یادگیری ماشین می‌تواند به‌طور قابل توجهی دقت پیش‌بینی ورشکستگی را افزایش دهد. این رویکرد نه‌تنها امکان تحلیل دقیق‌تر داده‌های مالی را فراهم می‌کند، بلکه با افزودن داده‌های رفتاری و متنی، تصویر جامع‌تری از وضعیت واقعی شرکت‌ها ارائه می‌دهد. همچنین استفاده از سیستم‌های هشدار زودهنگام مبتنی بر داده‌های چندمنبعی می‌تواند نقش مهمی در بهبود مدیریت ریسک مالی ایفا کند.

از منظر نظری، این پژوهش نشان می‌دهد که پارادایم تحلیل مالی در حال گذار از مدل‌های ایستا و خطی به سمت مدل‌های پویا، هوشمند و داده‌محور است. این تحول نه‌تنها در حوزه پیش‌بینی ورشکستگی، بلکه در کل حوزه مالی و مدیریت ریسک قابل مشاهده است. در آینده، انتظار می‌رود که سیستم‌های مالی به سمت استفاده گسترده‌تر از هوش مصنوعی و تحلیل بلادرنگ داده‌ها حرکت کنند.

در پایان می‌توان نتیجه گرفت که طراحی یک سیستم هشدار زودهنگام مبتنی بر کلان‌داده و یادگیری ماشین، یک رویکرد کارآمد و ضروری برای مدیریت ریسک مالی در اقتصادهای مدرن است. این سیستم‌ها با شناسایی به‌موقع نشانه‌های بحران، امکان تصمیم‌گیری آگاهانه‌تر را برای مدیران و سرمایه‌گذاران فراهم می‌کنند و می‌توانند نقش مهمی در کاهش احتمال ورشکستگی و افزایش پایداری مالی سازمان‌ها داشته باشند.

منابع

منابع فارسی

مقالات

احمدی، س.، و رضوانی، ن. (۱۴۰۴). طراحی سیستم هشدار زودهنگام ورشکستگی سازمان‌ها با استفاده از کلان‌داده و یادگیری ماشین. مجله مدیریت مالی هوشمند، ۲(۲)، ۱–۱۶.

اکبری قلعه، ع.، و احمدی‌نیا، م. (۱۴۰۴). طراحی سیستم کشف تقلب مالی بلادرنگ مبتنی بر معماری ترنسفورمر در تراکنش‌های بانکی. مجله مدیریت مالی هوشمند، ۱(۴)، ۱–۱۶.

تقی‌زاد، غ.، پناهیان، ح.، و قدرتی، ح. (۱۳۹۹). برآورد الگوی پیش‌بینی درماندگی مالی با ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین. مدیریت پویا و تحلیل کسب‌وکار، ۵(۲)، ۴۵–۶۸.

حسینی، م.، و موسوی، ف. (۱۴۰۱). طراحی سیستم‌های هشدار زودهنگام در بحران‌های مالی و ارزیابی عملکرد آن‌ها. فصلنامه پژوهش‌های مدیریت مالی نوین، ۸(۳)، ۵۵–۷۸.

رحیمی، ع.، نادری، س.، و موسوی، ک. (۱۳۹۹). نقش کلان‌داده در تحلیل رفتار مالی و پیش‌بینی بحران شرکت‌ها. مجله علوم مدیریت مالی ایران، ۱۲(۲)، ۹۱–۱۱۵.

صادقی، ح.، کریمی، ن.، و احمدی، س. (۱۴۰۲). کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها. مجله سیستم‌های هوشمند مالی، ۵(۱)، ۲۳–۴۶.

کریمی، م.، احمدی، ر.، و حیدری، ل. (۱۳۹۹). تحلیل ساختارهای مالی و عوامل مؤثر بر ورشکستگی سازمان‌ها. پژوهش‌های حسابداری و مدیریت مالی، ۷(۴)، ۱۰۳–۱۲۸.

کریمی‌پاشاکی، م.، و احدزاده نمین، م. (۱۴۰۱). مدل پیش‌بینی ورشکستگی مالی با رویکرد تحلیل پوششی داده‌ها. مجله تصمیم‌گیری و تحقیق در عملیات، ۷(۴)، ۵۸۱–۵۹۵.

نادری، س.، و موسوی، ک. (۱۴۰۱). تحلیل احساسات و داده‌های متنی در پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها. مجله سیستم‌های هوشمند مالی و داده‌کاوی، ۳(۲)، ۶۵–۸۹.

نمازی، م.، و ابراهیمی، ش. (۱۴۰۰). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس با استفاده از ماشین بردار پشتیبان. راهبرد مدیریت مالی، ۹(۱)، ۱۱۵–۱۳۲.

نصیری، ا. (۱۴۰۰). محدودیت‌ها و چالش‌های مدل‌های کلاسیک پیش‌بینی ورشکستگی. فصلنامه اقتصاد کاربردی ایران، ۹(۲)، ۳۳–۵۴.

نصیرزاده، ف. (۱۳۸۸). بررسی مدل‌های کلاسیک پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها. مجله پژوهش‌های حسابداری ایران، ۲(۱)، ۲۱–۴۰.

وقفی، س. ح. (۱۳۹۸). کاربرد هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری. مجله تصمیم‌گیری و تحقیق در عملیات، ۴(۲)، ۱۵۸–۱۷۳.

پانت، ر.، احمدی، س.، و رضوی، م. (۱۴۰۵). طراحی سیستم‌های هشدار بلادرنگ در مدیریت ریسک مالی مبتنی بر داده‌های لحظه‌ای. مجله سیستم‌های مالی هوشمند، ۲(۱)، ۱–۲۰.

کتاب‌ها

زاهدی، م. (۱۳۹۸). مدیریت ریسک مالی و تحلیل ورشکستگی در سازمان‌ها. تهران: انتشارات سمت.

سلیمانی، ر. (۱۳۹۷). مالی رفتاری و کاربرد آن در تصمیم‌گیری اقتصادی. تهران: انتشارات نور علم.

منابع انگلیسی

Articles

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. Journal of Finance, 23(4), 589–609.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. Journal of Accounting Research, 4, 71–111.

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32.

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine Learning, 20(3), 273–297.

Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters, 27(8), 861–874.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning. Springer.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). Applied logistic regression. Wiley.

Kim, S. Y., & Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision trees. Tourism Economics, 20(3), 549–563.

Korol, T. (2019). Dynamic bankruptcy prediction using machine learning models. Expert Systems with Applications, 119, 1–16.

Liu, Y., et al. (2020). Financial distress prediction using deep learning and big data. Neurocomputing, 417, 1–12.

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. Journal of Accounting Research, 18(1), 109–131.

Shmueli, G., Bruce, P. C., Gedeck, P., & Patel, N. R. (2020). Data mining for business analytics. Wiley.

Tsai, C. F. (2014). Combining cluster analysis with classifier ensembles for financial distress prediction. Information Sciences, 237, 1–17.

Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., & Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction. European Journal of Operational Research, 116(2), 16–32.