



A Comparative Meta-Analysis of Regression and AI Models in
Bankruptcy Prediction: The Role of Market Variables

Saeed Fathi*¹ | Arezoo Dehghani²

1. Corresponding Author: Professor, Department of Management, Faculty of Administrative Sciences and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran | s.fathi@ase.ui.ac.ir
2. M.Sc. in Finance, Department of Management, Faculty of Administrative Sciences and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Volume info

Vol. 7
Summer 2026
P.P: 11-32

Article Type

Research Paper

Article History

Received:
2026-02-14
Revised:
2026-09-07
Accepted:
2026-09-19
Published:
2026-09-21

ISSN – E-ISSN

ISSN: 2717-1809
E-ISSN: 2717-199X



Abstract

This study employs the meta-analysis approach to assess the predictive accuracy of artificial intelligence (AI) models against traditional logistic regression in bankruptcy forecasting and to evaluate the contribution of market-based variables. It addresses two primary research questions derived from apparent contradictions in the extant empirical literature: (1) Which methodological approach—AI or logistic regression—provides superior predictive performance? (2) Does the incorporation of market variables enhance the accuracy of bankruptcy prediction models? A meta-analysis study identified relevant empirical studies published between 1990 and 2024. From this corpus, 573 effect sizes were extracted and analyzed using Comprehensive Meta-Analysis (CMA) software to test the corresponding hypotheses. The results indicate that AI-based models demonstrate statistically significant superiority in predictive accuracy compared to regression-based models. Furthermore, the analysis confirms that model performance is positively associated with the inclusion of a more number of market predictive variables of the bankruptcy prediction model. These findings clarify methodological efficacy and underscore the value of market data in bankruptcy prediction.

Keywords: bankruptcy, artificial intelligence, neaural networks logistic regression, meta-analysis.

Cite this article: Fathi, Saeed, & Dehghani, Arezoo. (1405). A Meta-analysis Comparing Regression Models and Artificial Intelligence in Bankruptcy Prediction and the Role of Marketing Variables. Strategic Budget and Finance Research, 7(2), 11-32.

DOR: [20.1001.1.27171809.1405.7.2.1.4](https://doi.org/20.1001.1.27171809.1405.7.2.1.4)



Publisher: Imam Hossein
University.

© The Author(s).



فرا تحلیل مقایسه مدل‌های رگرسیونی و هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی و نقش متغیرهای بازاری

سعید فتحی^{۱*} | آرزو دهقانی^۲

۱. نویسنده مسئول: استاد، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران s.fathi@ase.ui.ac.ir

۲. کارشناسی ارشد مالی، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

چکیده

پیش‌بینی ورشکستگی و شناخت متغیرهای پیش‌بین (بازاری یا حسابداری) برای صاحبان بدهی و صاحبان سهام هرکدام با اهدافی که دارند اهمیت خاصی دارد. هدف این پژوهش مقایسه فراتحلیلی قدرت پیش‌بینی مدل‌هایی نظیر شبکه عصبی، رگرسیون لجستیک و غیره در هفت مرحله فراتحلیل است که در مطالعات تجربی قبلی اجرا شده است؛ سپس تناقض‌ها بر اساس ویژگی‌های مدل‌ها، نظیر نوع کشور، نوع پنجره ارزیابی، پایان دوره تخمین و فاصله داده تا ورشکستگی مورد آزمون استحکام قرار گرفته است. جامعه آماری شامل کلیه آزمون‌های تجربی در پیش‌بینی ورشکستگی است که در گزارش‌های علمی گذشته بین سال‌های ۱۹۸۰ تا ۲۰۲۴ منتشر شده است. پس از غربالگری ۳۰ مقاله فراتحلیل شد تا ۵۷۳ اندازه اثر برای آزمون دو فرضیه، به کمک نرم افزار سی‌ام‌ای محاسبه و مورد استفاده قرار گیرد. طبق نتایج هوش مصنوعی نسبت به رگرسیون و درخت تصمیم نسبت به کل مدل‌ها بیشترین دقت پیش‌بینی را داشته است. از طرفی با افزایش تعداد متغیرهای بازاری در مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی، دقت مدل افزایش می‌یابد؛ بنابراین به نظر می‌رسد بازار و سهامداران به موقع و به شکل مناسبی ورشکستگی شرکت را متوجه می‌شوند و نسبت به آن واکنش نشان می‌دهند. **کلیدواژه‌ها:** ورشکستگی، شبکه عصبی، هوش مصنوعی، رگرسیون لجستیک، فراتحلیل.

سال و شماره

سال ۷
تابستان ۱۴۰۵
صص: ۳۲-۱۱

نوع مقاله

مقاله پژوهشی

سابقه مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۱/۲۵
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۶/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۶/۲۸
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۶/۳۰

شاپا چاپی و الکترونیکی

شاپا چاپی: ۱۸۰۹-۲۷۱۷
الکترونیکی: X ۱۹۹-۲۷۱۷



استناد: فتحی، سعید و دهقانی، آرزو. (۱۴۰۵). فراتحلیل مقایسه مدل‌های رگرسیونی و هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی و نقش متغیرهای بازاری. پژوهش‌های راهبردی بودجه و مالیه، ۷(۲)، ۳۲-۱۱.

DOR: 20.1001.1.27171809.1405.7.2.1.4

© نویسنده گان.

ناشر: دانشگاه جام امام حسین (ع).



OPEN ACCESS

مقدمه و بیان مسئله

ورشکستگی به عنوان نمادی از رکود اقتصاد و نوسانات شدید بازار سرمایه (رن^۱ و همکاران، ۲۰۲۶) انگیزه حضور در بازار سرمایه را کاهش می‌دهد. عدم اطلاع از بحران مالی می‌تواند زیان‌های غیر قابل جبرانی به همه ذی‌نفعان از جمله سهامداران، مدیران و اعتباردهندگان وارد کند (آلاکا^۲ و همکاران، ۲۰۱۵) و پیش‌بینی عملکرد نقشی حیاتی برای مدیریت و سرمایه‌گذاران (لین^۳ و همکاران، ۲۰۲۵) دارد به خصوص با رویکرد مدیریت ریسک (رن و همکاران، ۲۰۲۶). به همین دلیل پژوهشگران زیادی تلاش کردند مطالعات تجربی دقیقی در پیش‌بینی این پدیده انجام دهند (ویلسون و شاردا^۴، ۱۹۹۴). ورشکستگی معمولاً با مدل‌های مبتنی بر رگرسیون (پراییت، لاجیت و تحلیل تشخیصی) شبکه عصبی، تحلیل آماری، درخت تصمیم و غیره قابل پیش‌بینی است (ژانگ و همکاران، ۱۹۹۹). مدل‌های مبتنی بر رگرسیون شامل یکسری پیش‌فرض‌هایی است که باعث عملکرد ضعیف آن می‌شود (ژانگ و همکاران، ۱۹۹۹). به همین دلیل بسیاری پژوهشگران از جمله هوساکا^۵ (۲۰۱۸) و شاردا و ویلسون (۱۹۹۶)، معتقدند رویکرد شبکه عصبی در مقایسه با سایر تکنیک‌های آماری پیش‌بینی دقیق‌تری دارد؛ چرا که پیش‌فرض‌های محدود کننده کمتری در آن اعمال می‌شود. از طرفی پیش‌بینی ورشکستگی با متغیرهای پیش‌بین مختلفی انجام می‌شود از جمله متغیرهای حسابداری (زمیجوسکی^۶، ۱۹۸۴؛ اوهلسون^۷، ۱۹۸۰؛ آلتمن، ۱۹۶۸) و متغیرهای بازاری (بازده سهام، سود هر سهم، ارزش بازاری به ارزش دفتری سهام) (چن و هو^۸، ۲۰۱۸؛ مرتون^۹، ۱۹۷۴). نتایج مطالعات تجربی در مورد اینکه کدام یک از این دو دسته متغیر نقش بیشتری در افزایش دقت پیش‌بینی مدل‌های ورشکستگی دارد نیز درگیر تناقض است. از یک طرف متغیرهای حسابداری ماهیتی گذشته‌نگر دارد و متغیرهای بازاری (به دلیل پیش‌بینی آینده سودآوری شرکت در تخمین قیمت سهام) ماهیت آینده‌نگر دارد (اوگدن و همکاران، ۲۰۰۳) و

1 Ren

2 Alaka

3 Lin

4 Sharda & Wilson

5 Hosaka

6 Zmijewski

7 Ohlson

8 Chen & Xu

9 Merton

انتظار می‌رود عملکرد بهتری در تخمین ورشکستگی داشته باشد. از طرف دیگر متغیرهای بازاری قابلیت توضیح‌دهندگی و تفسیرپذیری ضعیف‌تری نسبت به متغیرهای حسابداری دارد (نچارپور و همکاران، ۲۰۲۴).

به دلیل اینکه در مطالعات تجربی به خاطر محدودیت در زمان، مکان، روش و رویکرد، امکان شناسایی تضاد نتایج وجود ندارد (فتحی و ابوطالبی، ۲۰۲۳) شناسایی فراتحلیلی درجه تضاد نتایج این دو فرضیه و عوامل آن، چیزی است که این پژوهش به ادبیات مالی شرکتی اضافه می‌کند و تاکنون در داخل و خارج از کشور انجام نشده است و نوآوری آن به حساب می‌آید. ضمن اینکه نقش متغیرهای بازاری در مقایسه با متغیرهای حسابداری در دقت پیش‌بینی نیز تاکنون مورد توجه نبوده است. با توجه به اینکه ممکن است یافته‌ها تابع شرایط آزمون باشد، سعی شده است نتایج بر اساس متغیرهای ساختاری مورد ارزیابی استحکام^۱ قرار گیرد. در ادامه مقاله مبانی نظری، پیشینه تجربی، روش‌شناسی پژوهش و یافته‌ها و نتایج تحلیل و تفسیر خواهد شد.

مبانی نظری پژوهش

باتوجه به تحولات اقتصادی، نوسانات بازارهای مالی و گسترش فناوری‌های نوین، مدیریت ریسک‌های اعتباری و احتمال نکول اولویت پیدا کرده است (صفابخش، ۲۰۲۵). ورشکستگی زمانی وقوع می‌یابد که بدهی‌های شرکت از ارزش دارایی‌های موجود آن تجاوز کند (پاپاداکیس^۲، ۲۰۰۸). البته این پدیده ناگهانی محقق نمی‌شود و با توجه به مراحل که دارد نشانه‌هایی از قبل به جای می‌گذارد که می‌تواند مبانی تشخیص و پیش‌بینی آن قرار گیرد (حاجیه، ۲۰۰۳).

پیش‌بینی ورشکستگی برای سهامداران با هدف هدایت مدیریت و یا تصمیمات سرمایه‌گذاری، برای صاحبان بدهی برای تعیین نرخ بازده مورد توقع و برای مدیریت در راستای عمل به تعهدات حداکثرسازی ثروت صاحبان سهام اهمیت دارد. هشدار اولیه از احتمال ورشکستگی، مدیریت و سرمایه‌گذاران را قادر می‌سازد تا دست به اقدامات پیشگیرانه بزنند و فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند (بهرام‌فر و همکاران، ۲۰۰۵). این هشدار برای کسانی که قصد دارند منابع مالی خود را در اختیار شرکت‌ها قرار دهند از

1 Robusntess check

2 Papadakis

اهمیت بسزایی برخوردار است زیرا آن‌ها باید نسبت به بازگشت اصل و فرع منابع مالی خود اطمینان داشته باشند (گل‌تیر و آندر‌داون^۱، ۱۹۹۵).

پیش‌بینی ورشکستگی مبتنی بر رگرسیون

هم در کشورهای توسعه یافته و هم در کشورهای در حال توسعه، پژوهش‌گران به منظور ساخت مدل‌های جدید، تلاش‌های زیادی کرده‌اند که هریک از این مدل‌ها به نوبه خود تحت شرایط محیط اقتصادی حاکم در هنگام ایجاد مدل دارای درصد بالایی از اطمینان است (قدیری-مقدم و همکاران، ۲۰۰۹). از جمله مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی با رویکرد رگرسیون می‌توان به مدل بیور (۱۹۶۶)، آلتمن (۱۹۶۸)، آلتمن (۱۹۸۳)، آلتمن و همکاران (۱۹۹۵) و اسپرینگیت^۲ (۱۹۷۸)، اوهلسون (۱۹۸۰) و زیم‌جوسکی (۱۹۸۴) اشاره کرد. علاوه بر موارد مذکور که مقالات کلیدی توسعه ادبیات این حوزه است، مطالعات تجربی متعددی انجام شده است که در این فراتحلیل بارویکرد کمی و انتقادی مورد تحلیل قرار خواهد گرفت.

پیش‌بینی ورشکستگی مبتنی بر هوش مصنوعی و برتری به مدل‌های آماری

هوش مصنوعی نوعی از مدل‌های یادگیری ماشینی است که ساختار و عملکردی مشابه شبکه‌های عصبی بیولوژیکی در مغز انسان دارد. در مرحله آموزش، شبکه عصبی از مجموعه‌ای از داده‌ها با عنوان داده آموزشی یاد می‌گیرد. در دوره آزمون با هدف ارزیابی میزان یادگیری شبکه و اندازه‌گیری عملکرد آن شبکه روی یک مجموعه داده به طور معمول جداگانه به نام مجموعه داده آزمون، ارزیابی می‌شود (ویسوکي و اسلپاکزوک^۳، ۲۰۲۲).

به طور کلی اجزای کلیدی شبکه عصبی شامل فرآیندهایی مانند لایه‌ها (ورودی، پنهان، خروجی)، نرون‌ها، توابع فعال‌سازی، وزن‌ها، الگوریتم‌ها و غیره است (ویسوکي و اسلپاکزوک^۳، ۲۰۲۲). بین لایه ورودی و خروجی حداقل یک لایه پنهان یا میانی برای ثبت روابط و الگوهای پیچیده در داده‌ها وجود دارد (آلمیدا^۴ و همکاران، ۲۰۲۲). در طول فرآیند آموزش، شبکه عصبی یاد می‌گیرد که وزن‌ها را برای به حداقل رساندن خطاها و پیش‌بینی‌های دقیق تنظیم کند (کاسترا و

1 Glautier & underdowan

2 Springate

3 Wysocki & Slepaczuk

4 Almeida

بوید^۱، ۱۹۹۶). الگوریتم‌های مختلفی برای آموزش شبکه‌های عصبی و توانمندسازی آنها برای یادگیری از داده‌ها استفاده می‌شود. این الگوریتم‌ها شامل گرادیان نزولی (کوهن^۲ و همکاران، ۲۰۲۰)، نزول گرادیان تصادفی، پس انتشار^۳ (آماري^۴، ۱۹۹۳) و غیره است. شبکه‌های عصبی دارای انواع مختلفی است نظیر شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) یا شبکه پیشخور (ایلت یوزر^۵، ۲۰۲۲؛ ویسوکی و اسلپاکزوک^۶، ۲۰۲۲)، شبکه‌های عصبی پیشخور عمیق (گودفلو^۶ و همکاران، ۲۰۱۶)، ماشین بردار پشتیبان (بوسر^۷ و همکاران، ۱۹۹۲). مدل جنگل تصادفی (بریمان^۸، ۲۰۰۱)، یادگیری گروهی، الگوریتم‌های تقویت (لو^۹ و همکاران، ۲۰۲۲).

مدل‌های آماری با دو هدف کلیدی تعیین روابط بین متغیرها و انجام پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرد (کاتر^{۱۰} و همکاران، ۲۰۰۴) که البته مفروضات غیر واقع‌بینانه زیادی در مورد داده‌ها دارد. یکی از راه‌های جایگزین، به کارگیری رویکرد هوش مصنوعی است. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با در نظر گرفتن کمترین مفروضات به بررسی متغیرها و ساختار داده‌ها می‌پردازد و می‌توان آن را به عنوان روشی نیمه پارامتری برای مدل‌بندی داده‌ها در نظر گرفت، به خصوص در پیش‌بینی ورشکستگی که تمرکز بر افزایش دقت پیش‌بینی است و قادر است با کشف روابط موجود بین داده‌ها، خروجی مناسبی را با کمترین خطا تولید کند (جرز^{۱۱} و همکاران، ۲۰۰۳). از دیگر تفاوت‌های شبکه عصبی و رگرسیون می‌توان به حساسیت به روش‌های نمونه‌گیری اشاره کرد. نکته دیگر آن که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در فاز اول به عنوان یک انتخابگر متغیر غیرخطی برای پیش‌بینی کننده‌های مهم است در حالی که رگرسیون لجستیک می‌تواند برای ایجاد رابطه بین این پیش‌بینی کننده‌ها استفاده شود (زکیک^{۱۲} و همکاران، ۲۰۱۶). بر این اساس طبق فرضیه اول:

1 Kaastra & Boyd

2 Cohen

3 Backpropagation

4 Amari

5 Ilt'uzer

6 Goodfellow

7 Boser

8 Breiman

9 Luo

10 Kutner

11 Jerez

12 Zekic

در دقت پیش‌بینی ورشکستگی، تفاوت معناداری بین مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و مدل‌های آماری وجود دارد.

برتری متغیرهای بازاری در پیش‌بینی ورشکستگی

به عنوان نمونه‌ای از کارهای تجربی، هاشمی و همکاران (۲۰۲۳)، از نسبت ارزش بازار حقوق صاحبان سهام به کل ارزش بازار و اسفکیاناکیس^۱ (۲۰۲۱) نیز از نسبت ارزش افزوده اقتصادی به کل دارایی به عنوان معیارهای بازاری برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند و نقش متغیرهای بازاری را در پیش‌بینی ورشکستگی تایید می‌کنند. در اندازه‌گیری متغیرهای بازاری از قیمت بازار سهام استفاده شده که بر چون مبتنی بر تخمین و پیش‌بینی آینده سودآوری است، انتظار می‌رود حاوی اطلاعات مهمی در مورد آینده و نکول و ورشکستگی شرکت باشد. این موضوع شاهدی است بر اینکه چرا روش‌های مبتنی بر قیمت بازار (مرتون، ۱۹۷۴ و گسک، ۱۹۷۷) از اطلاعات بازاری برای تخمین احتمال نکول استفاده می‌کنند و استفاده از قیمت بازار عاملی متمایز در مقایسه با الگوهای مبتنی بر داده‌های حسابداری است (نچارپور و همکاران، ۱۴۰۳). داده‌های حسابداری برعکس داده‌های بازاری که آینده‌نگر استفا ذاتاً تاریخی است و تنها بر عملکرد گذشته دلالت دارد. به علاوه الگوهای مبتنی بر قیمت‌های بازار از نوسانات تخمینی ارزش بازاری برای تخمین ریسک نکول استفاده می‌کند و توانایی آن را دارد که شکاف‌های اعتباری که در کوتاه‌مدت به وجود می‌آید را پیش‌بینی و قیمت‌گذاری کند درحالی که این کار با استفاده از مدل‌های مبتنی بر داده‌های حسابداری امکان‌پذیر نیست (آلام^۲ و همکاران، ۲۰۱۰). بر این اساس فرضیه دوم پژوهش به شرح ذیل تعریف شده است.

با افزایش تعداد متغیرهای بازاری در مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی، دقت مدل افزایش می‌یابد.

پیشینه پژوهش

رن و همکاران (۲۰۲۶) مدل پیش‌بینی ورشکستگی جدیدی ارائه کردند که شامل یک ماژول کدسازی مبتنی بر داده، یک ماژول کدسازی ریسک، یک ماژول مبتنی بر فراگراف و

1 Sfakianakis

2 Alam

تصمیم‌گیری دوگانه مبتنی بر خبرگی است. در این مدل تلاش شده است برای جلوگیری از تخمین تورش دار، پیش‌بینی‌های خبرگان حوزه ریسک و غیر ریسک را تلفیق کند. بر اساس داده‌ها و نتایج تجربی این مدل توانسته است با دقت ۷۷/۶۴ درصد عملکرد مطلوب‌تری نسبت به مدل‌های موجود حاصل کند.

لین و همکاران (۲۰۲۵) مدلی ترکیبی برای پیش‌بینی ورشکستگی ارائه کرده‌اند. این مدل شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۱ (پیچشی) را با هوش مصنوعی توضیح پذیر^۲ تلفیق می‌کند و با ورودی نسبت‌های مالی، متغیرهای کلیدی موثر بر قدرت پیش‌بینی مدل و اهمیت هر متغیر را مشخص کرده است. در نهایت ادعا شده است که مدل تلفیقی این پژوهش توانسته است توضیح‌دهندگی، شفافیت و اعتماد را در پیش‌بینی ورشکستگی ارتقا دهد.

رادوانوویک و هاس^۳ (۲۰۲۳) از داده‌های مالی کامپوستات آمریکای شمالی از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۰ استفاده کرده‌اند. نتیجه حاکی از آن است که مدل‌های یادگیری ماشین در مقایسه با مدل‌های پیش‌بینی آماری سنتی بهتر عمل می‌کنند زیرا مدل‌های پیش ورشکستگی سنتی تنها روی رویداد ورشکستگی تمرکز می‌کنند و اثرات اجتماعی-اقتصادی را در نظر نمی‌گیرند در صورتیکه مدل‌های یادگیری ماشین هزینه‌های متفاوتی که به واسطه‌ی ورشکستگی ایجاد می‌شود را در نظر می‌گیرند. نتایج شتی و همکاران (۲۰۲۲)، در پیش‌بینی ورشکستگی با چندین تکنیک پیشرفته یادگیری ماشین نشان داد ورشکستگی با دقت ۸۲ تا ۸۳ درصد با استفاده از سه نسبت مالی شامل بازده دارایی‌ها، نسبت جاری و نسبت پرداخت بدهی قابل پیش‌بینی است. اسفاکیاناکیس^۴ (۲۰۲۱) با استفاده از الگوی تحلیل تشخیصی، نمونه‌ای از ۲۸ شرکت تولیدی یونانی که در دوره ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۵ ورشکست شده بودند را بررسی کردند. مشخص شد که نسبت‌های آنی، پوشش بهره جریان نقدی و ارزش افزوده اقتصادی تقسیم بر کل دارایی‌ها برای پیش‌بینی ورشکستگی در یونان با دقت ۹۶ درصد قابل استفاده است. هوساکا^۵ (۲۰۱۸) از صورت‌های مالی (ترازنامه و صورت سود و زیان) ۱۰۲ شرکت که به دلیل ورشکستگی از بورس ژاپن حذف شده بودند و صورت‌های مالی ۲۰۶۲ شرکت موجود در بورس در طی چهار دوره مالی استفاده کرد. نتایج حاکی از آن بود که

1 Convolutional

2 Explainable Artificial Intelligence

3 Radovanovi & Haas

4 Sfakianakis

5 Hosaka

پیش‌بینی ورشکستگی از طریق شبکه عصبی نسبت به سایر روش‌ها از جمله روش آلتمن و درخت تصمیم عملکرد بهتری دارد.

ترکمن و نجفی (۲۰۲۴) ابتدا با استفاده از ۵ نسبت مالی در بازه ۱۰ ساله ۱۳۸۹-۱۳۹۸ و الگوریتم k- نزدیکترین همسایگی داده‌های آموزش پالایش شده و سپس با تکیه بر ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر جریمه دسته‌بندی، جهت ساخت مدل پیش‌بینی به کار گرفته شد. نتایج نتایج نشان داد با ترکیب مدل‌های k- نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان خطای کلی پیش‌بینی نسبت به مدل‌های سنتی کاهش یافته و ضرایب جریمه ماشین بردار پشتیبان با سطح احتمال بالایی معنادار است. هاشمی و همکاران (۲۰۲۳) به بررسی کاربرد یادگیری ماشین در ارائه الگویی برای پیش‌بینی ورشکستگی پرداخت. طبق نتایج از بین نسبت‌های مالی مشخص شده در مدل اول فقط نسبت درآمد خالص به کل دارایی و نسبت ارزش بازار حقوق صاحبان سهام به کل ارزش بازار می‌تواند توانایی مدل پیش‌بینی ورشکستگی را بهبود ببخشد. رحیمی و همکاران (۲۰۲۱) با انتخاب متغیرهای مالی موثر برای پیش‌بینی ورشکستگی سعی در پیش‌بینی درماندگی مالی با روش شبکه عصبی مصنوعی دارد. در بیش از ۹۷ درصد موارد، این روش، درماندگی مالی شرکت‌ها را به درستی پیش‌بینی کرده است.

قوام و همکاران (۲۰۲۵) با هدف تحلیل اعتبار شرکت‌های دانش‌بنیان از رویکرد شبکه عصبی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی LVQ با دقت ۹۶ درصد از بهترین عملکرد در بین چهار مدل مقایسه شده برخوردار است.

جدول ۱. خلاصه پیشینه پژوهش

ردیف	نویسنده / نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	روش شناسی پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
۱	رن و همکاران (۲۰۲۶)	پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی با ابرگراف سلسله‌مراتبی و کارشناسان تصمیم‌گیر دوگانه	برای جلوگیری از تخمین تورش‌دار، پیش‌بینی‌های خبرگان حوزه ریسک و غیر ریسک تلفیق شده است.	این مدل توانسته است با دقت ۷۷/۶۴ درصد عملکرد مطلوب‌تری نسبت به مدل‌های موجود حاصل کند.

جدول ۱. خلاصه پیشینه پژوهش

ردیف	نویسنده / نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	روش شناسی پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
۲	لین و همکاران (۲۰۲۵)	پیش‌بینی ورشکستگی: تلفیق شبکه‌های عصبی کانولوشنی و تکنیک‌های هوش مصنوعی تبیین‌پذیر	این مدل شبکه‌های عصبی کانولوشنی (پیچشی) را با هوش مصنوعی توضیح‌پذیر تلفیق می‌کند.	مدل تلفیقی این پژوهش توانسته است توضیح‌دهندگی، شفافیت و اعتماد را در پیش‌بینی ورشکستگی ارتقا دهد.
۳	رادوانوویک و هاس (۲۰۲۳)	ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس هزینه‌های اجتماعی-اقتصادی	از داده‌های مالی کامپوستات آمریکای شمالی از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۰ استفاده کرده‌اند.	نتیجه حاکی از آن است که مدل‌های یادگیری ماشین در مقایسه با مدل‌های پیش‌بینی آماری سنتی بهتر عمل می‌کنند.
۴	ترکمن و نجفی (۱۴۰۲)	پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از ترکیب مدل‌های داده کاوی مبتنی بر جریمه دسته‌بندی نادرست	با ۵ نسبت مالی در بازه ۱۳۸۹-۱۳۹۸ و الگوریتم k -نزدیکترین همسایگی با تکیه بر ماشین بردار پشتیبان مدل ساخته شد.	نتایج نتایج نشان داد با ترکیب مدل‌های k -نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان خطای کلی پیش‌بینی نسبت به مدل‌های سنتی کاهش یافته

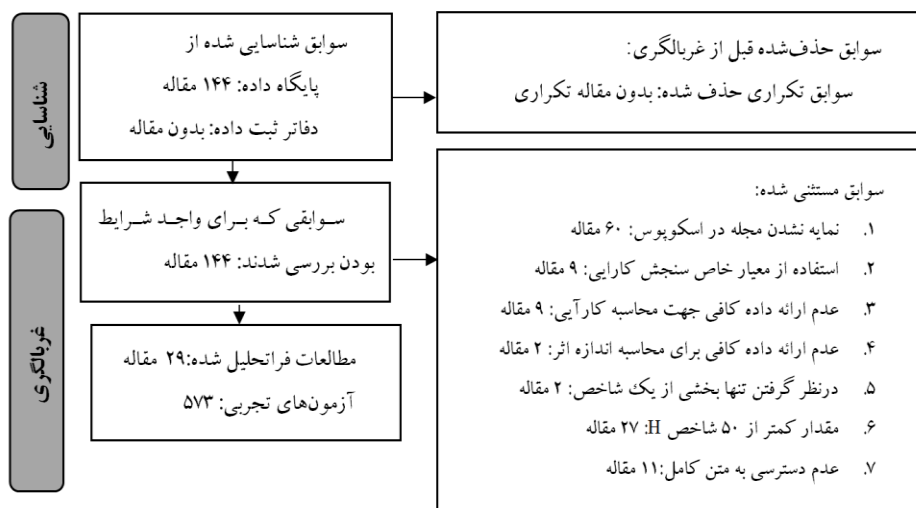
روش‌شناسی پژوهش

با توجه به رویکرد فراتحلیل، جامعه آماری، آزمون‌های پیش‌بینی ورشکستگی در مطالعات تجربی گذشته است که در مقالات تجربی منتشر شده در مجلات با شاخص H حداقل ۱ در پایگاه اسکوپوس گزارش شده باشد. از نظر زمانی کلیه پژوهش‌های منتشر شده سال ۱۹۸۰ تا ۲۰۲۴ در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفت. محدوده زمانی داده‌های به کار گرفته شده در پژوهش‌های تجربی گذشته، سال‌های ۱۹۶۵ تا ۲۰۲۲ است. رویکرد فراتحلیل در هفت مرحله به شرح ذیل اجرا شده است. مرحله اول تعیین هدف و جامعه است. هدف، مقایسه قدرت پیش‌بینی الگوهایی است

که در مطالعات تجربی قبلی برآورد شده است و دقت پیش‌بینی رویکرد شبکه عصبی، رگرسیون لجستیک، تحلیل آماری، درخت تصمیم و سایر روش‌ها مقایسه شده است. در مرحله دوم (گردآوری مطالعات)، سه گام اصلی شامل تعیین کلیدواژه‌ها، تعیین پایگاه‌های داده و جست‌وجوی مقالات طی شده است. برای جست‌وجوی مقالات، از کلید واژه‌های زیر در گوگل اسکولار استفاده و در نهایت ۱۴۴ مطالعه شناسایی شد.

Neural networks, Corporate bankruptcy, Neural Network Approach, Bankruptcy prediction, Logistic regression bankruptcy prediction, Bankruptcy prediction models, Comparison of bankruptcy prediction models, Bankruptcy prediction studies

ضمناً سایر پایگاه‌ها مانند Elsevier، Ebsco، Emerald، Sciencedirect نیز بررسی شد ولی مطالعات بیشتری حاصل نشد. در مرحله سوم (غربال مطالعات) غربالگری مطالعات با شرایط زیر صورت گرفت: الف) به پیروی از استاجکویک و لوتانز^۱ (۲۰۰۳) اطلاعات لازم برای محاسبه اندازه اثر گزارش شده باشد. ب) ویژگی‌های داده‌های استفاده شده در مقاله، خاص و کم تکرار نباشد. ج) مجله ناشر مقاله در پایگاه اسکوپوس نمایه شده و مقدار شاخص H آن حداقل یک باشد. د) امکان دسترسی به متن کامل گزارش برای پژوهشگر وجود داشته باشد. نمودار PRISMA مربوط به انتخاب مطالعات در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱. جریان اطلاعات غربال مطالعات از طریق پایگاه‌های اطلاعاتی و دفاتر ثبت داده

براین اساس ۵۷۷ اندازه اثر محاسبه و پس از حذف ۴ داده پرت، تعداد ۵۷۳ اندازه اثر برای آزمون فرضیه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. مجموع مشاهدات تجربی در کل آزمون‌های مورد بررسی در دوره تخمین و ارزیابی به ترتیب برابر ۱،۷۸۱،۵۳۹ و ۲،۲۱۸،۸۶۵ مشاهده و متوسط داده‌های هر آزمون در در دوره‌ی تخمین و ارزیابی به ترتیب برابر ۳۱۰۹ و ۳۸۰۹ مشاهده است. در مرحله چهارم (استخراج داده) الف) اطلاعات عمومی مقاله (نویسنده، سال نشر، عنوان نشریه و مقاله)، ب) اطلاعات اندازه اثر (صحت تخصیص و تعداد مشاهدات دوره ارزیابی) و ج) اطلاعات مربوط به آزمون استحکام (مانند کشور مورد مطالعه، فاصله داده تا ورشکستگی، روش تخمین مدل، روش ارزیابی مدل و سال پایان دوره تحلیل) گردآوری شد. مرحله پنجم محاسبه اندازه اثر است. اندازه اثر معیار استاندارد است که به وسیله آن می‌توان قدرت نتایج هر یک از مطالعات میدانی را اندازه‌گیری و سپس هریک از نتایج را با یکدیگر مقایسه کرد. اندازه اثر محاسبه شده در این پژوهش، اندازه اثر I^2 است و مقدار آماره t با استفاده از رابطه ۳ به اندازه اثر تبدیل شده است (شاون ۱ و همکاران، ۲۰۰۳ به نقل از کوهن ۲، ۱۹۸۸). در مطالعات تجربی فراطحلیل شده، آماره $\bar{P}$ (نسبت موفقیت و شکست در پیش‌بینی) با فرمول $\bar{P} = \frac{A}{B}$ و $\bar{P} = \frac{A'}{B'}$ (آذر و مؤمنی، ۲۰۱۳) برای هر آزمون محاسبه شده است. که در آن $\bar{P}$ صحت تخصیص، A تعداد شرکت‌هایی که مدل ورشکسته پیش‌بینی کرده است و واقعا ورشکست شده‌اند، B تعداد شرکت‌هایی است که مدل ورشکسته پیش‌بینی کرده است، A' تعداد شرکت‌هایی که مدل غیر ورشکسته پیش‌بینی کرده و واقعا غیر ورشکسته هستند و B' تعداد شرکت‌هایی مدل غیر ورشکسته پیش‌بینی کرده است. برای محاسبه آماره t از رابطه $t = \frac{\bar{P}}{\frac{\bar{P}(1-\bar{P})}{\sqrt{n}}}$ استفاده شده است (آذر و مؤمنی، ۲۰۱۳) که در آن t آماره آزمون است و مقدار آن با سایر اطلاعات با استفاده از رابطه $r = \sqrt{\frac{t^2}{t^2 + df}}$ (روزنتال و دیمتسو، ۲۰۰۱) به اندازه اثر تبدیل شد. که در آن df درجه آزادی و r اندازه اثر است. بر این اساس، به کمک ورژن دوم نرم‌افزار سی‌ام‌ای برای هر آزمون در هر گزارش، یک مقدار برای اندازه اثر به دست آمد. مرحله ششم تعیین اندازه اثر مشترک با رویکرد میانگین وزنی با وزن خطای استاندارد است. میانگین وزنی واریانس اندازه اثر از رابطه $\bar{r} = \frac{\sum_i w_i r_i}{\sum_i w_i}$ محاسبه شده است. که در آن r_i اندازه اثر و w_i وزن نمونه است و از معکوس واریانس نمونه‌گیری به صورت $w_i = \frac{1}{\sigma_{e_i}^2}$ محاسبه

1 Shown

2 Cohen

شده است (موریس و دیشون^۱، ۲۰۰۲). که در آن $\hat{\sigma}_{e_i}^2$ (واریانس نمونه‌گیری) از رابطه $\hat{\sigma}_{e_i}^2 = \frac{1}{\sqrt{n-3}}$ محاسبه شده است (کارد^۲، ۲۰۱۲). که در آن n تعداد مشاهدات دوره‌ی ارزیابی است. برای انتخاب بین روش اثرات ثابت یا تصادفی (هومن^۳، ۲۰۱۲) از آماره همگنی استفاده شده است. مرحله هفتم ارزیابی ناهمگونی است. ناهمگونی^۳ عبارت است از تفاوت بین نتایج پژوهش‌ها (قربانی‌زاده، ۲۰۱۵ به نقل از هیگینگز^۴ و همکاران، ۲۰۰۳). موریس و دیشون (۲۰۰۲) مطرح می‌کنند که تفاوت در مطالعات باید در آزمون‌های همگونی اندازه اثر در نظر گرفته شود. آزمون‌های همگونی مبتنی بر مقایسه واریانس مشاهده شده از اندازه اثر $\hat{\sigma}_r^2$ با واریانس نظری ناشی از خطای نمونه‌گیری $\hat{\sigma}_e^2$ است. بنابراین واریانس مشاهده شده طبق رابطه $\hat{\sigma}_r^2 = \frac{\sum_i w_i (r_i - \bar{r})^2}{\sum_i w_i}$ محاسبه شده است. به طوری که $w_i = 1/\hat{\sigma}_{e_i}^2$ است و واریانس ناشی از خطای نمونه‌گیری از میانگین وزنی واریانس اندازه اثرهای انفرادی (i) در رابطه $\hat{\sigma}_e^2 = \frac{\sum_{i=1}^k w_i \hat{\sigma}_{e_i}^2}{\sum_{i=1}^k w_i} = \frac{k}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{\hat{\sigma}_{e_i}^2}}$ محاسبه شده است. که در آن k تعداد اندازه اثرها است. از طرف دیگر همجیز^۵ (۱۹۸۲) رابطه $Q = \frac{k \hat{\sigma}_r^2}{\hat{\sigma}_e^2}$ را برای محاسبه ناهمگونی اندازه اثرها ارائه کرده است. آماره Q دارای توزیع کای اسکوار با درجه آزادی $(k-1)$ است. در نرم‌افزار سی‌ام‌ای نیز این آزمون با آماره Q گزارش می‌شود، به طوری که مقدار بالای Q (و به تبع آن مقدار پایین سطح معنی داری) نشانگر ناهمگونی اندازه اثرهاست.

در ارزیابی سوگیری انتشار در فراتحلیل چنانچه نتایج متفاوت با زمانی نباشد که از تمامی پژوهش‌های یک حیطه استفاده شود اصطلاحاً گفته می‌شود پژوهش دارای سوگیری انتشار نیست و می‌توان به نتایج حاصل شده اتکا کرد (روستین^۶ و همکاران، ۲۰۰۵). دو روش پرکاربرد سوگیری، نمودار فانل (قیفی) و روش N ایمن از خطا است. در نمودار قیفی در این پژوهش، بیشتر مطالعات مورد استفاده در بالای نمودار به شکل متقارن پراکنده شده است که نشانگر عدم سوگیری انتشار است. نقاط مشکی در سمت چپ و پایین نمودار، مشاهدات گمشده‌ای را نشان می‌دهد که به ایجاد تقارن کامل شکل منجر خواهد شد. تعداد این نقاط نسبت به نقاط سفید (مشاهدات استفاده شده) بسیار اندک است. اندک بودن تعداد نقاط مشکی نسبت به نقاط سفید

1 Morris & Deshon

2 Card

3 Homogeneity

2 Higgins

5 Hedges

6 Rothstein

نشان دیگری برای عدم سوگیری قابل ملاحظه در این پژوهش است. در آزمون چینش دوال توئیدی، طبق نتایج برآورد نقطه‌ای (میانگین وزنی اندازه اثر) در مشاهدات برابر با ۰/۹۲۲۹۶ و حدود پایین و بالای آن (۰/۹۱۵۲۰ و ۰/۹۳۰۰۴) است؛ این پارامترها در حالت تعدیل شده با استفاده از مشاهدات گمشده برابر با ۰/۹۲۲۹۶ و (۰/۹۱۵۲۰ و ۰/۹۳۰۰۴) است و طبق این آزمون تعداد صفر مشاهده گمشده است.

یافته‌های پژوهش

طبق تحلیل توصیفی اندازه اثرهای محاسبه شده میانگین اندازه اثر برابر ۰/۸۷۹، انحراف معیار آن برابر ۰/۰۸۴، کوچکترین مقدار برابر ۰/۳۶۲ و بزرگترین مقدار ۰/۹۹۹۵ بوده است. اندازه اثرها در فاصله بین ۰/۷ تا ۱ پراکنده و دارای چولگی منفی است. داده‌ها در طول زمان روند صعودی با شیبی آرام در مقادیر اندازه اثر دارد یعنی تقریباً در طول زمان دقت پیش‌بینی مدل‌های ورشکستگی افزایش یافته است. برای آزمون فرضیه اول میانگین وزنی اندازه اثر همه مطالعات، سطح معناداری و آماره آزمون در جدول ۲ گزارش شده است.

جدول ۲: نتایج مربوط به آزمون فرضیه اول

آزمون ناهمگنی		آزمون فرض صفر		میانگین وزنی اندازه اثر	تعداد مشاهدات	روش‌های پیش‌بینی ورشکستگی
سطح معناداری	آماره Q	سطح معناداری	آماره Z			
اثرات ثابت						
۰,۰۰۰	۴۰۹۶۴۷	۰,۰۰۰	۱۹۸۴	۰/۹۴۸	۲۵۰	هوش مصنوعی
۰,۰۰۰	۵۴۱۲۳	۰,۰۰۰	۱۳۰۲	۰/۸۹۲	۲۳۰	رگرسیون
۰,۰۰۰	۹۴۷۰۷	۰,۰۰۰	۶۱۴	۰/۹۰۱	۴۶	تحلیل آماری
۰,۰۰۰	۱۰۹۱۲	۰,۰۰۰	۴۴۲	۰/۹۸۱	۱۶	درخت تصمیم
۰,۰۰۰	۹۲۳۲۱	۰,۰۰۰	۵۰۹	۰/۹۸۰	۱۹	سایر روش‌ها
۰,۰۰۰	۶۶۱۷۱۲	-	-	-	-	واریانس درون گروهی

جدول ۲: نتایج مربوط به آزمون فرضیه اول

۰,۰۰۰	۱۱۲۸۰۸	-	-	-	-	واریانس بین گروهی
۰,۰۰۰	۷۷۴۵۲۰	۰,۰۰۰	۲۵۲۰	۰/۹۳۱	۵۶۱	واریانس کل
اثرات تصادفی						
-	-	۰,۰۰۰	۴۵	۰,۹۳۵	۲۵۰	هوش مصنوعی
-	-	۰,۰۰۰	۷۸	۰,۸۷۸	۲۳۰	رگرسیون
-	-	۰,۰۰۰	۱۲	۰,۹۰۸	۴۶	تحلیل آماری
-	-	۰,۰۰۰	۱۰	۰,۹۴۸	۱۶	درخت تصمیم
-	-	۰,۰۰۰	۶	۰,۹۷۹	۱۹	سایر روش‌ها
۰,۰۰۰	۷۴	-	-	-	-	واریانس بین گروهی
-	-	۰,۰۰۰	۹۲	۰,۸۹۲	۵۶۱	واریانس کل

چون مقدار سطح معناداری در آزمون واگرایی با تقریب سه رقم اعشار برابر صفر است یعنی مقادیر اندازه اثر واگرا است و از مدل اثرات تصادفی برای تحلیل استفاده شده است. با توجه به اینکه سطح معناداری آزمون واریانس بین گروهی قریب به صفر و زیر ۰/۰۱ است. پس دقت پیش‌بینی این پنج روش برابر نیست. در ضمن هوش مصنوعی به غیر از روش درخت تصمیم نسبت به سایر روش‌ها توانسته است عملکرد بهتری در پیش‌بینی ورشکستگی از خود به جای بگذارد. ارزیابی استحکام نتایج در جدول شماره ۳ مشاهده می‌شود.

جدول ۳: میانگین دقت مدل‌های پیش‌بینی در هر طبقه و ارزیابی استحکام فرضیه اول

فاصله یک	فاصله صفر*	آمریکا	آسیا	اروپا	برون نمونه‌ای	درون نمونه‌ای	طبقه مدل
۰,۹۳۵	۰,۹۲۲	۰,۹۳۱	۰,۹۳۰	۰,۹۵۱	۰,۹۲۷	۰,۹۴۷	هوش مصنوعی
۰,۸۹۰	۰,۹۲۴	۰,۸۶۴	۰,۹۳۱	۰,۹۱۴	۰,۸۷۸	۰,۸۷۹	رگرسیون
۰,۹۱۵	۰,۹۰۴	۰,۸۸۸	-	۰,۹۱۵	۰,۹۱۳	۰,۸۹۳	تحلیل آماری
۰,۹۵۴	۰,۹۹۰	۰,۹۲۸	-	۰,۹۶۲	۰,۹۳۳	۰,۹۶۲	درخت تصمیم
۰,۹۹۷	۰,۹۰۸	-	۰,۹۸۵	۰,۹۷۰	۰,۹۶۱	۰,۹۹۸	سایر روش‌ها
۱۹,۵۰۳	۲۷/۸۷	۱۵,۹۸۸	۲,۵۷۵	۱۷,۴۲۷	۳۱,۳۲۸	۲۶,۷۱۱	آماره Q
۰,۰۰۱	۰,۰۰۰	۰,۰۰۱	۰,۲۷۶	۰,۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	معناداری
	۲۰۱۰	۲۰۰۰	۱۹۹۰	۱۹۸۰	فاصله سه	فاصله دو	

جدول ۳: میانگین دقت مدل‌های پیش‌بینی در هر طبقه و ارزیابی استحکام فرضیه اول

فاصله فاصله یک	فاصله صفر*	آمریکا	آسیا	اروپا	برون نمونه‌ای	درون نمونه‌ای	طبقه مدل
	۰,۹۷۱	۰,۹۲۱	۰,۸۸۵	۰,۹۶۲	۰,۹۵۹	۰,۹۵۴	هوش مصنوعی
	۰,۹۱۹	۰,۹۱۶	۰,۸۳۶	۰,۹۲۰	۰,۸۰۹	۰,۸۶۰	رگرسیون
	۰,۸۶۳	۰,۹۰۴	-	۰,۹۰۲	۰,۸۱۳	۰,۸۹۷	تحلیل آماری
	-	۰,۹۴۲	-	-	-	۰,۸۹۰	درخت تصمیم
	۰,۹۹۸	۰,۹۰۸	-	۰,۹۷۰	۰,۹۹۲	۰,۸۶۱	سایر روش‌ها
	۵۴,۱۴۶	۳,۵۶۲	۳۳,۲۴۹	۳,۴۱۷	۱۱,۲۶۶	۶,۴۲۸	آماره Q
	۰,۰۰۰	۰,۴۶۹	۰,۰۰۰	۰,۳۳۲	۰,۰۱۰	۰,۱۶۹	معناداری

از یافته‌های مهم مرحله استحکام این است که در اکثر طبقات برتری هوش مصنوعی به سایر مدل‌ها غیر از درخت تصمیم تایید شده است. برای آزمون فرضیه دوم تخمین‌های مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی به سه گروه تقسیم شد. (۱) مدل‌هایی که هیچ متغیر بازاری در آن وجود ندارد و صرفاً از متغیرهای حسابداری برای پیش‌بینی استفاده شده است (صفر)، (۲) مدل‌هایی که در آن از یک متغیر بازاری استفاده شده است (یک) و (۳) مدل‌هایی که در آن از دو مدل بازاری و بیشتر برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده شده است (دو). سپس آزمون تحلیل واریانس بین این سه گروه از آزمون‌ها اجرا شد. نتایج در جدول شماره ۴ گزارش شده است.

جدول ۴: نتایج مربوط به آزمون فرضیه دوم

آزمون ناهمگنی		آزمون فرض صفر		میانگین وزنی اندازه اثر	تعداد مشاهدات	تعداد متغیرهای بازاری مدل
سطح معناداری	آماره Q	سطح معناداری	آماره Z			
اثرات ثابت						
۰,۰۰۰	۶۶۲۳۵۴	۰,۰۰۰	۲۳۰۸	۰,۹۳۵	۳۶۹	۰
۰,۰۰۰	۱۶۲۱۶۱	۰,۰۰۰	۷۲۹	۰,۹۰۸	۱۶۸	۱
۰,۰۰۰	۷۲۴۷	۰,۰۰۰	۱۷۳	۰,۹۵۳	۳۲	۲
۰,۰۰۰	۸۳۲۴۹۹	-	-	-	-	واریانس درون گروهی
۰,۰۰۰	۷۰۹۰	-	-	-	-	واریانس بین گروهی
۰,۰۰۰	۸۳۹۵۸۹	۰,۰۰۰	۲۵۳۶	۰,۹۳۲	۵۶۹	واریانس کل
اثرات تصادفی						

جدول ۴: نتایج مربوط به آزمون فرضیه دوم

۰	۳۶۹	۰,۹۰۷	۴۸	۰,۰۰۰	-	-
۱	۱۶۸	۰,۹۴۱	۲۵	۰,۰۰۰	-	-
۲	۳۲	۰,۹۶۳	۱۲	۰,۰۰۰	-	-
واریانس بین گروهی	-	-	-	-	۲۰	۰,۰۰۰
واریانس کل	۵۶۹	۰,۹۲۱	۷۳	۰,۰۰۰	-	-

چون سطح معناداری در آزمون واگرایی با تقریب سه رقم اعشار برابر صفر است یعنی مقادیر اندازه اثر واگرا است و از مدل اثرات تصادفی برای تحلیل استفاده شده است. در تابلو اثرات تصادفی، واریانس بین گروهی مشخص می‌کند که آیا تفاوت معناداری بین دقت پیش‌بینی این سه گروه وجود دارد یا خیر. با توجه به اینکه سطح معناداری آزمون واریانس بین گروهی قریب به صفر و زیر ۰/۰۱ است، دقت پیش‌بینی این سه گروه در سطح اطمینان ۹۹ درصد برابر نیست. افزایش اندازه اثر با افزایش تعداد متغیرهای بازاری به این معنی است که تفاوت معنی‌دار بین گروه‌ها مویده افزایش دقت پیش‌بینی با افزایش تعداد متغیرهای بازاری است. نتایج حاصل از آزمون استحکام فرضیه دوم در جدول ۵ گزارش شده است.

جدول ۵: میانگین اندازه اثر و ارزیابی استحکام فرضیه دوم

طبقه مدل	درون نمونه‌ای	برون نمونه‌ای	اروپا	آسیا	آمریکا	فاصله صفر
۰	۰,۹۱۰	۰,۹۰۴	۰,۹۴۷	۰,۹۴۰	۰,۸۵۱	۰,۹۱۰
۱	۰,۹۴۶	۰,۹۴۰	۰,۹۳۱	۰,۹۸۵	۰,۹۲۹	۰,۹۶۵
۲	۰,۹۳۷	۰,۹۷۹	-	-	۰,۹۶۳	-
آماره Q	۶,۹۲۴	۱۱,۰۷۲	۱,۶۶۲	۲,۶۶۶	۱۲۸,۵۴۰	۱۰,۹۶۵
معناداری	۰,۰۷۴	۰,۰۰۴	۰/۱۹۷	۰/۱۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۴
	فاصله یک	فاصله دو	فاصله سه	۱۹۸۰	۱۹۹۰	۲۰۰۰
۰	۰,۹۱۸	۰,۸۶۹	۰,۹۱۵	۰,۸۹۶	۰,۸۴۴	۰,۹۰۲
۱	۰,۹۱۶	۰,۹۰۰	۰,۹۷۸	۰,۹۷۳	۰,۸۹۹	۰,۹۱۷
۲	۰,۹۶۷	۰,۹۶۰	-	-	-	۰,۹۶۳
آماره Q	۶,۶۷۶	۵,۳۶۵	۲,۷۲۷	۹,۷۲۰	۲۰,۴۸۴	۲۴,۰۴۶
معناداری	۰/۰۰۶	۰/۰۶۸	۰/۰۹۹	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰

در همه طبقات به جز اروپا تفاوت معناداری بین مدل‌های با تعداد متفاوت متغیرهای بازاری وجود دارد و مدل‌های با دو متغیر بازاری به طور معناداری توانسته است دقت پیش‌بینی بیشتری گزارش کند. بنابراین نتایج فرضیه دوم به شکل معناداری استحکام دارد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

اهداف اصلی پژوهش، بررسی تفاوت دقت پیش‌بینی بین مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی با رویکرد هوش مصنوعی و رویکرد رگرسیون است و بررسی رابطه بین افزایش تعداد متغیرهای بازاری مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی با افزایش دقت مدل. در این راستا با استفاده از رویکرد فراتحلیل، نتایج مطالعات و پژوهش‌های گذشته با این موضوع به شکل نقادانه و کمی مرور شد. در بخش روش پژوهش هفت مرحله برای فراتحلیل توضیح داده شد. بدین منظور ابتدا نحوه انتخاب مطالعات مورد استفاده در فراتحلیل و سپس روش محاسبه اندازه اثر مطالعات مختلف مورد بحث قرار گرفته و روش‌های ارزیابی همگنی و ناهمگنی موجود در اندازه اثر و محاسبه اندازه اثر مشترک حاصل از مطالعات با روش میانگین وزنی ذکر شد. در ادامه ۶ معیار برای پایایی سنجی پژوهش و دو روش ارزیابی سوگیری انتشار شامل نمودار فانل و I^2 ایمن از خطا استفاده شد. دو فرضیه آزمون شد که در ادامه نتایج هر یک بیان می‌شود. نتایج آزمون فرضیه اول نشان داد که نتایج آزمون‌های تجربی گذشته حاکی از تفاوت معنادار بین دقت پیش‌بینی در مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی همراه با برتری مدل درخت تصمیم و هوش مصنوعی است. به عبارتی می‌توان ادعا کرد که شبکه عصبی نسبت به رگرسیون دقت پیش‌بینی بالاتری دارد. همانطور که قبلاً اشاره شد شاید به این دلیل که شبکه عصبی پیش فرض مشخصی مثل نرمال بودن توزیع در نظر نمی‌گیرد. ضمن اینکه شبکه عصبی از خود داده‌ها مدل سازی می‌کند. در ارزیابی استحکام نتایج فرضیه اول فرضیه اول در ۱۳ طبقه مجدد آزمون و مشخص شد در تمامی شرایط شامل نوع کشور، نوع پنجره ارزیابی، روش انتخاب متغیر، پایان دوره تخمین، فاصله داده تا ورشکستگی و رتبه اعتباری نشریه، نتایج فرضیه اول پایاست.

نتایج آزمون فرضیه دوم نشان داد که وقتی متغیرهای بازاری بیشتری در مدل استفاده می‌شود، اندازه اثر به طور معناداری افزایش می‌یابد. بنابراین به نظر می‌رسد ویژگی‌های بازاری شرکت‌ها

نسبت به ویژگی‌های حسابداری آن‌ها بهتر می‌تواند ورشکستگی را پیش‌بینی کند. احتمالاً به این دلیل که بازار و سرمایه‌گذاران بازار سرمایه به موقع و به شکل مناسبی احتمال ورشکستگی را در رفتار بازار منعکس می‌کنند. به عنوان مثال می‌توان گفت قیمت را کاهش می‌دهند یا بازده سهام کاهش پیدا می‌کند و یا نوسانات قیمت سهم بالا می‌رود. به منظور بررسی استحکام نتایج، فرضیه دوم در ۱۲ گروه مجدد آزمون شد. نتایج نشان داد با وجود اینکه بیش از نیمی از آزمون‌ها نتیجه فرضیه دو را تایید می‌کند، تایید نشدن نتیجه این فرضیه در سه مورد استواری قطعی نتیجه این فرضیه در همه شرایط را تا حدی مخدوش می‌کند؛ بنابراین توصیه می‌شود تفسیر نتیجه فرضیه دو براساس شرایط آزمون‌های استواری صورت گیرد.

این فراتحلیل محدود به مطالعات تجربی است که در نشریات نمایه شده در اسکوپوس منتشر شده و به سایر تحقیقات قابل تعمیم نیست. این فراتحلیل محدود به مطالعاتی است که تعداد مشاهده و دقت در پیش‌بینی ورشکستگی گزارش کرده باشد و یا امکان دسترسی کامل به متن برای آن‌ها وجود داشته باشد؛ و نتایج آن قابل تعمیم به کل مطالعات نیست. بر اساس نتایج و متناسب با محدودیت‌های پژوهش به علت برتری شبکه عصبی نسبت به رگرسیون، به ذی‌نفعان مرتبط پیشنهاد می‌شود در رقابت با روش رگرسیون، از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده شود. ضمناً با توجه به افزایش دقت پیش‌بینی در صورت استفاده از متغیرهای بازاری، تاکید می‌شود از متغیرهای بازاری در پیش‌بینی ورشکستگی در حد امکان بیشتر استفاده شود. به پژوهشگران آتی توصیه می‌شود فرضیه‌های این پژوهش را با روش تجربی هم مورد بررسی قرار دهند. ضمناً علت عدم تفاوت معنادار بین دقت پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون در کشورهای قاره آسیا می‌تواند موضوع کاربردی پژوهش در آینده باشد.

فهرست منابع

- Fathi, S., Aboutalebi, H. (2023). The Effect of Corporate Governance on the Firms' Financial Performance Using Meta-Analysis Approach, *Financial Accounting Research*, 14(2), 153-178. <https://doi.org/10.22108/far.2023.135066.1921>
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Ajayi, S. O., Bilal, M. (2016). Methodological approach of construction businesses failure prediction studies: A review. *Construction Management and Economics*, 34(11), 808-842. <https://doi.org/10.1080/01446193.2016.1219037>
- Alam, M., Hao, C., Carling, K. (2010). Review of the literature on credit risk modeling: Development of the past 10 years. *Banks and Bank Systems*, 5(3), 43-60.
- Almeida, C., Fan, J., Freire, G., Tang, F. (2022). Can a machine correct option pricing models?. *Journal of Business & Economic Statistics*, 41(3), 995-1009. <https://doi.org/10.1080/07350015.2022.2099871>
- Altman, E. L. (1968). Financial ratios, discriminate analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, 23(3), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (1983). Multidimensional graphics and bankruptcy prediction: a comment. *Journal of Accounting Research*, 21(1), 297-299. <https://doi.org/10.2307/2490950>
- Altman, E. I., Eom, Y. H., Kim, D. W. (1995). Failure prediction: evidence from Korea. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 6(3), 230-249. <https://doi.org/10.1111/j.1467-646X.1995.tb00058.x>
- Amari, S. I. (1993). Backpropagation and stochastic gradient descent method. *Neurocomputing*, 5(4-5), 185-196. [https://doi.org/10.1016/0925-2312\(93\)90006-O](https://doi.org/10.1016/0925-2312(93)90006-O)
- Azar, A. Momeni, M. (2013). *Statistics and Its Application in Management*, Tehran: SAMT Pub.
- BahramFar, N., Mehrani, S., Ghayour, F. (2005). Examining the relationship between traditional liquidity ratios and cash flow statement ratios in assessing continuity of operations, *Accounting and Auditing Review*, 12(2), 3-17. <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.26458020.1384.12.2.3.2>
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure, *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 4, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Becker, B. J. (2005). Failsafe N or File-Drawer Number, In Rothstein, H. R., Sutton, A. J., & Borenstein, M., *Publication Bias in Meta-Analysis Prevention, Assessment and Adjustments*, John Wiley & Sons, Ltd.
- Boser, B., Isabelle G., Vladimir, V. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. In COLT '92: Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, 52-144.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Card, N. A. (2012). *Applied Meta-Analysis for Social Science Research*, New York: A Division of Guilford Publications, Inc.
- Chen, S., Xu, S. (2018). Comparative study of bankruptcy prediction model. Master Thesis, School of Economics and Management, Lund University.
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioural Sciences*, New York: Academic Press.

- Cohen, J. M., Kaur, S., Li, Y., Kolter, J. Z., Talwalkar, A. (2020). Gradient descent on neural networks typically occurs at the edge of stability. International Conference on Learning Representations.
- Geske, R. (1977). The valuation of corporate liabilities as compound options. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 12(4), 541-552. <https://doi.org/10.2307/2330330>
- Ghadirimoghaddam, A., Gholampoorfard, M. M., Nasirzadeh, F. (2009). Examining the bankruptcy predictability of Altman and Ohlson models in predicting the bankruptcy of TSE firms, Journal of Knowledge and Development, 16(28). 193-220.
- Ghavam, M. H., Simiari, M., Eyvazi, A. (2025). Appropriate Modeling of the Validation of Knowledge-based Companies Applying to Receive Facilities from Iran National Innovation Fund and Prosperity Fund and Research and Technology Funds, Budget and Finance Strategic Research, 6(3), 33-67. <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.27171809.1404.6.3.2.0>
- Ghorbanizadeh, V. A. (2015). Research method of meta-analysis using CMA2, Tehran: Baztab Publications.
- Goodfellow, I., Yoshua, B., Aaron, C. (2016). Deep Learning. Boston: MIT Press.
- Glautier, M. W. E., Underdown, B. (1995). Accounting Theory and Practice. 5th Edition. Pitman Publishing
- Hashemi, G. A. Lashgari, Z., Hajiha, Z. (2023). Using machine learning to provide a model for predicting bankruptcy, Journal of Accounting and Auditing Research, 14(56), 171-190. <https://doi.org/10.22034/iaar.2022.168271>
- Hajiha, Z. (2003). Firm failour, causes and its stages; a study of Iran and World bankribtcy laws, Accounting Journal, 29, 64-72.
- Higgings, J. P., Thompson, S. G., Deeks, J. J., Altman D. G. (2003). Measuring inconsistency in meta-analyses. BMJ. 3(27), 557-560. <https://doi.org/10.1136/bmj.327.7414.557>
- Homan, H. A. (2012). Applied Guideline of Meta-Analysis in Scientific Research, Tehran: SAMT Publications.
- Hosaka, T. (2018). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks, Expert Systems With Applications, 117, 287-299. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.039>
- Ilt'uzer, Z. (2022). Option pricing with neural networks vs. Black-Scholes under different volatility forecasting approaches for BIST 30 index options. Borsa Istanbul Review, 22(4), 725-742. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2021.12.001>
- Jerez-Aragonés, J.M., Gómez-Ruiz, J.A., Ramos-Jiménez, G., Muñoz-Pérez, J., Alba-Conejo, E. (2003). A combined neural network and decision trees model for prognosis of breast cancer relapse, Artif Intell Med, 27(1), 45-63. [https://doi.org/10.1016/S0933-3657\(02\)00086-6](https://doi.org/10.1016/S0933-3657(02)00086-6)
- Kaastra, I., Boyd, M. (1996). Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. Neurocomputing, 10(3), 215-236. [https://doi.org/10.1016/0925-2312\(95\)00039-9](https://doi.org/10.1016/0925-2312(95)00039-9)
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., Li, W. (2004). Applied linear statistical models, 4th ed., New York: McGraw Hill/Irwin.
- Lin, Y. C., Padliansyah, R., Lu, Y., Liu, W. R. (2025). Bankruptcy prediction: Integration of convolutional neural networks and explainable artificial intelligence techniques, International Journal of Accounting Information Systems, 56, 100744. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2025.100744>
- Luo, Q., Jia, Z., Li, H., & Wu, Y. (2022). Analysis of parametric and non-parametric option pricing models. Heliyon, 8(11), e11388. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11388>

- Merton, R.C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal Finance*, 29(2), 449-472. <https://doi.org/10.2307/2978814>
- Morris, S. B., DeShon, R. P. (2002). Combining effect size estimates in meta-analysis with repeated measures and independent-groups designs, *Psychological methods*, 7(1), 105.
- Najjarpour, A., Fathi, s., ForoushBastani, A. (2024). Analyzing the Effect of Dividends on Default Probability According to Signaling and Agency Theories, *Fiancial Research Journal*, 26(1), 28-57. <https://doi.org/10.22059/frj.2023.352275.1007419>
- Ogden, J. P., Jen, F. C., & Oconnor, P. F. (2003). *Advanced corporate finance: Policies and strategies*. Pearson College Division.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. <http://dx.doi.org/10.2307/2490395>
- Papadakis, G. (2008). *Bankruptcy prediction modeling in the GREEK industrial sector*. Thesis. Athens Information Technology (Center of resaerch and graduate education).
- Radovanovic, J., Haas, C. (2023). The evaluation of bankruptcy prediction models based on socio-economic costs. *Expert Systems With Applications*, 227(8), 120-275. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120275>
- Rahimi, H., Monooi, M., Fathi. M. (2021). Explaining Financial Variables Affecting Financial Distress Forecast: Application the ANN Method, *Iranian Rubber Magazine*, 25(101), 65-84.
- Ren, B., Guo, H., Liu, H., Tang, X., Xue, J., Wu, Z. (2026). BPHD: Enterprise bankruptcy prediction with a hierarchical hypergraph and dual-decision experts, *Information Sciences*, 738, 123142. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2026.123142>
- Rothstein, H. R., Sutton, A. J., & Borenstein, M. (2005). *Publication Bias in Meta-Analysis Prevention, Assessment and Adjustments*, John Wiley & Sons, Ltd. <https://www.doi.org/10.1002/0470870168>
- Rosenthal, R., Dimatteo, M. R. (2001). Meta-analysis: Recent development in quantitative methods of literature review, *Annual Review of Psychology*, 5(2), 59-82. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.59>
- Ssafabakhsh, M. Sharif, M. A., Nematizadeh, S., Haranaki, M. K. (2025). Design and Validation of a Credit Risk Management Model with a Strategic Knowledge Management Approach in the Iranian Bank, *Budget and Finance Strategic Research*, 6(2), 93-120. <https://doi.org/10.47176/fbarj.2025.1439>
- Sfakianakis, E. (2021). Bankruptcy prediction model for listed companies in Greece. *Investment Management and Financial Innovations*, 18(2), 166-180. [https://doi.org/10.21511/imfi.18\(2\).2021.14](https://doi.org/10.21511/imfi.18(2).2021.14)
- Sharda, R., Wilson, R. L. (1996). Neural network experiments in business-failure forecasting: Predictive performance measurement issues, *International Journal of Computational Intelligence and Organizations* 1 (2), 107-117.
- Shetty, S., Mohamed, M., Bredart, X. (2022). Bankruptcy prediction using machine learning techniques. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(1), 35-45.
- Springate, G. L. (1978). *Predicting The Possibility of Failure in a Canadianfirm Up Published* M. B. A Research Project, Simon Fraser University.
- Stajkovic, A. D., Luthans, F. (2003). Behavioral management and task performance in organizations: Conceptual plan, Meta-Analysis and test of alternative models, *Personnel Psychology*, 56(1), 155-194. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2003.tb00147.x>
- Sterne, J. A. C. , Egger, M. (2005). Regression Methods to Detect Publication and Other Bias in Meta-Analysis, In Rothstein, H. R., Sutton, A. J., & Borenstein, M.

- Torkman, A., Najafi, A. A. (2024). Predicting Corporate Bankruptcy Using a Combination of Data Mining Models Based on Misclassification Penalty, Faculty of Industrial Engineering, K .N. Toosi University of Technology.
- Wilson, R. L., Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks, Decision Support Systems, 11(1), 545-557. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(94\)90024-8](https://doi.org/10.1016/0167-9236(94)90024-8)
- Wysocki, M., Slepaczuk, R. (2022). Artificial neural networks performance in WIG20 index options pricing. Entropy, 24(1), 1-19. <https://doi.org/10.3390/e24010035>
- Zekić-Sušac, M., Šarlija, N., Has, A., Bilandžić, A. (2016). Predicting company growth using logistic regression and neural networks. Croatian Operational Research Review, 7, 229–248. <https://doi.org/10.17535/corr.2016.0016>
- Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis, European Journal of Operational Research, 116, 16-32. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00051-4](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00051-4)
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal Accounting Research, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>

