

Examining the power of data mining methods in separating helpless and non-helpless companies

Ali Laalbar ^{*✉}, Mohadeseh Salmani ^{**}, Elham Drajati ^{***}

Research Paper

Abstract

Behavioral finance explains contradictory patterns with market efficiency hypotheses with behavioral biases. One of the most common price patterns in the stock market is the pattern of momentum, which can be driven by investors' adjustment and anchoring bias and disposition effect. In this study, the role of adjustment and anchoring bias and disposition effect on the formation of momentum returns on the Tehran Stock Exchange are examined. Using the portfolio study method and the data of the research period of 2007-2016, it was found that investors are more affected by adjustment and anchoring bias compared to disposition effect and form a pattern of momentum by reversing against the maximum price thresholds with a one-year period as the reference price. Also, among the maximum thresholds, investors are most affected by the maximum price of 26 weeks with a six-month waiting period, and further analysis and analysis using the Fama-Macbeth regression and the Fama-French three-factor model confirm these results.

Keywords: Financial information, Non-financial information, Financial helplessness.

Received: 2023. January. 07, Accepted: 2023. May. 16.

* Assistant prof., Department of Accounting, Arak branch, Islamic Azad University, Arak, Iran. (Corresponding Author).

E-Mail: For_lalbar@yahoo.com

** Department of Accounting, Arak branch, Islamic Azad University, Arak, Iran.

E-Mail: mohade3salmani1731@yahoo.com

*** Ph.D. Candidate in Accounting, Islamic Azad University, Kashan branch, Kashan, Iran.

E-Mail: elham_darajaty@yahoo.com

بررسی توان شیوه‌های داده کاوی در تفکیک شرکت‌های درمانده و غیر درمانده

علی لعل بار*، محدثه سلمانی**، الهام درجاتی***

چکیده

درماندگی مالی یکی از موضوعات مهم در بازارهای مالی بوده و می‌تواند در مدل تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران وارد شود تا بتوانند به تجزیه و تحلیل وضعیت مالی موارد سرمایه‌گذاری پرداخته و با مشخص شدن سطح درماندگی مالی، با اطمینان در موقعیت مناسب تصمیم‌گیری کنند؛ بنابراین در این پژوهش بررسی می‌شود که آیا می‌توان یک رویکرد محاسباتی نوین برای پیش‌بینی درماندگی مالی، با استفاده از شیوه‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی ارائه کرد؟ جامعه آماری پژوهش، شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۹۳ الی ۱۳۹۹ می‌باشد؛ که با استفاده از روش حذف سیستماتیک؛ اطلاعات ۱۲۳ شرکت استخراج گردید؛ برای پاسخ‌گویی به سؤالات پژوهش از ۶ علامت هشداردهنده درماندگی مالی به همراه شیوه‌های داده‌کاوی تحلیل مؤلفه‌های اساسی و خوشه‌بندی، برای تعیین شرکت‌های درمانده مالی استفاده شد؛ سپس به منظور ارائه مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی، از ۲۳ متغیر مالی و غیرمالی (که در نهایت تعداد ۱۳ متغیر به عنوان ورودی به علت داشتن ضریب همبستگی بالا با متغیر در ماندگی مالی انتخاب شدند) به همراه شیوه درخت تصمیم استفاده شد. یافته‌های پژوهش بیانگر این موضوع هستند که شیوه‌های داده کاوی امکان تفکیک شرکت‌های درمانده و غیردرمانده را فراهم می‌کند و بیانگر یک روش تحلیلی خودکار برای کشف درماندگی بالقوه می‌باشد.

کلیدواژه‌ها: اطلاعات مالی؛ اطلاعات غیر مالی؛ درماندگی مالی.

تاریخ دریافت مقاله ۷ ۱۰ ۱۴۰۱، تاریخ پذیرش مقاله ۶ ۲ ۱۴۰۲.

* استادیار، گروه حسابداری، واحد اراک، دانشگاه آزاد اسلامی، اراک، ایران (نویسنده مسئول).

E-Mail: For_lalbar@yahoo.com

** کارشناسی ارشد حسابداری، گروه حسابداری، واحد اراک، دانشگاه آزاد اسلامی، اراک، ایران.

E-Mail: mohade3salmani1731@yahoo.com

*** دانشجوی دکتری حسابداری، گروه حسابداری، واحد کاشان، دانشگاه آزاد اسلامی، کاشان، ایران.

E-Mail: m_elham_darajat@yahoo.com

۱. مقدمه

در دنیای پرقابیت، بی‌ثبات و پیچیده‌ی امروزی یکی از مهم‌ترین عوامل چالش برانگیز، توان مداوم فعالیت یک شرکت یا بنگاه اقتصادی برای سال‌های متممادی می‌باشد. شاهد بوده ایم که موارد بی‌شماری از کسب کارهای بزرگ و کوچک، خصوصاً در سال‌های اخیر با خطر جدی در این حوزه روبرو شده‌اند و علی‌رغم تلاش‌های فراوان، نهایتاً تسلیم شرایط موجود شده و برآیند تصمیم‌گیری مدیران عالی آن‌ها به اعلام توقف فعالیت شرکت منجر شده است. این در حالی است که ما به عنوان یک انسان عقلایی واقف هستیم که همواره پیشگیری بهتر از درمان است. بنابراین مادامی که سرمایه‌گذاری و مخاطرات فراوان آن وجود داشته باشد، مبحث پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها از جذاب‌ترین حوزه‌ها در علوم مالی می‌باشد.

فرآیند بقای یک شرکت مدرن فرآیندی است که در آن ریسک‌های مختلف به طور مداوم تولید و حل می‌شوند. با بروز هر نوسانی که در یک شرکت رخ می‌دهد، درجات مختلفی تحت تأثیر قرار می‌گیرد که برخی از آن‌ها به طور جدی بر منافع سرمایه‌گذاران تأثیر می‌گذارد. بنابراین، ایجاد یک مدل هشدار اولیه‌ی موثر به سرمایه‌گذاران شرکتی کمک می‌کند تا به درستی وضعیت مالی شرکت را تجزیه و تحلیل، قضاوت و پیش‌بینی کنند، همچنین مفاهیم سرمایه‌گذاری صحیح را ایجاد کنند و تصمیمات صحیح سرمایه‌گذاری را اتخاذ کنند. به دلیل عدم تقارن اطلاعات، اکثر اطلاعات کسب شده توسط سرمایه‌گذاران با تأخیر مواجه خواهد شد. اگر سرمایه‌گذاران اطلاعاتی در مورد امور مالی غیرعادی شرکت به دست آورند، احتمال زیان وجود دارد. بنابراین، قضاوت صحیح وضعیت مالی شرکت و پیش‌بینی ریسک‌های مالی در راستای کمک به حداقل کردن ریسک‌های سرمایه‌گذاری می‌باشد که برای سرمایه‌گذاران بسیار مهم است [۲۱]. به طور کلی درماندگی مالی شرکت‌ها که ناشی از عوامل درون سازمانی (نظام راهبری) و بیرون سازمانی (عوامل کلان اقتصادی) می‌باشد، منجر به ائتلاف منابع می‌گردد. از سوی دیگر با اطلاع از میزان تأثیرگذاری عوامل مختلف موثر بر درماندگی مالی شرکت‌ها، مدیران مالی قادر خواهند بود با اقدامات مقتضی مانع درماندگی مالی شرکت شوند، سرمایه‌گذاران نیز با شناسایی فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری، ریسک سوخت اصل و فرع سرمایه خود را حداقل کنند [۲۲]. با بررسی درماندگی مالی، سرمایه‌گذاران می‌توانند به تجربه و تحلیل وضعیت مالی موارد سرمایه‌گذاری پرداخته و با مشخص شدن سطح درماندگی مالی، به طور جداگانه و با اطمینان در مورد سرمایه‌گذاری در موقعیت مناسب تصمیم‌گیری کنند [۱۴]. همانطور که گفته شد در رقابت شدید بازار، شرکت‌ها دائماً با خطر سقوط در بحران مالی روبرو هستند. بحران مالی جهانی به بحران در دارایی‌های مالی جهانی یا مؤسسات مالی یا بازارهای مالی اشاره دارد. با این حال می‌توان از وقوع آن را از قبل پیش‌بینی کرد. بنابراین، ساخت یک مدل پیش‌بینی درماندگی برای توسعه شرکت اهمیت زیادی دارد [۲۱]. به طور کلی

با مرور مدل‌های مورد استفاده جهت پیش‌بینی درماندگی مالی می‌توان آن‌ها را در سه گروه عمده طبقه‌بندی کرد [۹].

الف) تکنیک‌های آماری: تکنیک‌های آماری از ابتدایی‌ترین و رایج‌ترین تکنیک‌ها جهت مدل‌سازی پیش‌بینی بحران‌های مالی می‌باشند. تحلیل تشخیص، احتمال خطی، ولجیت از این دسته می‌باشند. ب) مدل‌های نظری: بر خلاف مدل‌های آماری و تکنیک‌های هوش مصنوعی این مدل‌ها به دنبال تعیین دلیل ناتوانی تجاری می‌باشند. ج) تکنیک‌های هوش مصنوعی: الگوریتم‌های بازگشتی (درخت‌های تصمیم)، استدلال نسبی بر موضوع، شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک از این نمونه می‌باشند [۱۸].

به دلیل اهمیت موضوع پیش‌گفته، در این پژوهش سعی بر آن است با رویکردی جدید به مسئله انتخاب ویژگی در پیش‌بینی درماندگی مالی پرداخته شود و لازم است برای طراحی مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی مناسب، از ابزارهای مناسب و بروزتر استفاده نمود. علاوه بر انتخاب متغیرهای مناسب برای پیش‌بینی و همچنین انتخاب مدل مناسب برای پیش‌بینی با بالاترین دقت، ضروری است معیارهای مناسب درماندگی مالی نیز انتخاب گردد تا بهترین مدل برازش شده از مجموعه عوامل بتواند کلیه افراد و گروه‌های ذینفع را در امر پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها یاری کند. بنابراین با هدف دستیابی به این مهم، عوامل تعیین‌کننده درماندگی مالی با استفاده از رویکردهای نوین داده کاوی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در این مطالعه مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

توسعه تئوری درماندگی مالی به عنوان فرایندی که پویایی خاصی دارد با مقاله ای توسط گوردون^۱ (۱۹۷۱) آغاز شد. گوردون تأکید کرد که شرکت زمانی وارد مرحله درماندگی مالی می‌شود که قدرت سودآوری آن ضعیف شده و مقدار بدهی‌هایش مازاد بر ارزش کل دارایی‌های شرکت شود. وی مرحله درماندگی مالی را مرحله‌ای بین سلامتی و ورشکستگی کامل می‌داند. دلایل درماندگی مالی را علاوه بر ناتوانی شرکت در اداره فعالیت‌های خود، می‌توان در عوامل برون سازمانی مانند سیستم اقتصادی، رقابت، نوسان‌های تجاری و انتقال آن در صنعت دانست [۱۱]. یکی از مهم‌ترین دلایل درماندگی مالی شرکت‌ها سوء مدیریت سازمان‌ها می‌باشد. در برخی موارد دلایل درماندگی مالی با آزمون صورت‌های مالی و ثبت‌ها مشخص می‌شود. حسابدارانی که در تجزیه و تحلیل وضع مالی شرکت‌های روبه زوال تجربه دارند می‌توانند به راحتی دلایل درماندگی مالی را شناسایی و تعیین کنند. اما گاهی، بعضی مسائل از گردش مناسب

¹ Gordon

در یک واحد تجاری در یک دوره نسبتاً کوتاه مدت حمایت می‌کند و درماندگی مالی را از چشم حسابداران پنهان می‌سازد [۲۲]. تحقیقات انجام شده در زمینه‌ی پیش‌بینی درماندگی مالی را می‌توان به شیوه‌های مختلفی تقسیم‌بندی کرد. یکی از این تقسیم‌بندی‌ها براساس نوع مدل است. استفاده از این مدل‌ها برای پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها، با یک ترتیب زمانی همراه بوده است که به ترتیب عبارتند از: تحلیل نسبت یک متغیری، تحلیل ممیز چند گانه، تحلیل لوجیت و پروبیت، الگوریتم و شبکه‌های عصبی مصنوعی. البته از نظر زمانی هم پوشانی‌هایی نیز وجود دارد. از بین ۴ افراز بازگشتی این مدل‌ها، RPA از همه کمتر و MDA از همه بیشتر استفاده شده است و با افزایش روزافزون قدرت رایانه‌ها، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی به شدت در حال افزایش است.

عزیزی و جوکار (۱۴۰۱) طی پژوهشی به بررسی تاثیر اطلاعات سرمایه در گردش در پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم تجمعی حرکت ذرات پرداختند. به منظور بررسی محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش به مقایسه مدل پژوهش با توجه و بدون توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش بر مبنای ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات پرداخته شد. که نتایج، افزایش قدرت مدل توسعه یافته پژوهش را نشان می‌دهد؛ اما نتیجه آزمون ضعیف است و نشان می‌دهد مدل توسعه یافته پژوهش نیز در تفکیک شرکت‌ها به دو گروه درمانده و غیر درمانده مالی، کمابیش یک مدل تصادفی است [۶].

وقفی و همکاران (۱۴۰۱) بیان داشتند پژوهشگران ایرانی علاقه زیادی جهت تحقیق پیرامون درماندگی مالی دارند و همچنین می‌توان عنوان کرد که در پژوهش‌های بررسی‌شده درماندگی مالی در حوزه حسابداری، حسابرسی و مالی مورد بحث قرار گرفته است که این موضوع نشان از اهمیت حفظ سرمایه سرمایه‌گذاران می‌باشد [۲۰].

اکبرلو و همکاران (۱۳۹۹)، در پژوهش خود به این مهم دست یافتند که معیار آسکویت و همکاران (۱۹۹۴)، بهترین روش برای شناسایی شرکت‌های درمانده مالی است و معیارهای آلتمن (۱۹۹۵)، ماده ۱۴۱ قانون تجارت ایران و آلتمن (۱۹۶۸) در اولویت‌های بعدی از لحاظ شناسایی شرکت‌های درمانده قرار گرفتند [۴].

نجاریور حسنی و خانلاری (۱۳۹۹)، نشان دادند که جریان‌های نقد عملیاتی، تغییرات در حساب‌های دریافتی و تغییرات در موجودی کالا رابطه معکوس و معناداری با درماندگی مالی (طبق مفاد ماده ۱۴۱ قانون تجارت و مدل تعدیل شده آلتمن) دارند و هزینه استهلاک سالانه رابطه معناداری با آن ندارد. همچنین جریان‌های نقدی عملیاتی، تغییرات در حساب‌های دریافتی و

تغییرات در موجودی کالا، قدرت پیش‌بینی سود عملیاتی سال آتی را داشته و با آن رابطه مستقیم و معنادار دارند ولی تغییرات در حساب‌های پرداختی رابطه معکوس و معناداری با سود عملیاتی سال آتی دارد و هزینه استهلاک سالانه رابطه معناداری با سود عملیاتی سال آتی ندارد [۱۶].

عادلی و سپهوند (۱۳۹۸)، نشان می‌دهد که ویژگی‌های مشتریان و رفتار آن‌ها مهم‌ترین عامل در ورشکستگی بانک‌هاست و از طرفی دولتی بودن اقتصاد نیز عامل مهم دیگر در ورشکستگی بانک‌های ملی لرستان است [۲]. بت شکن و همکاران (۱۳۹۷) بیان داشتند که مدل پیشنهادی در یک، دو و سه سال پیش از وقوع درماندگی مالی، به طور معناداری از عملکرد بهتری در پیش‌بینی درماندگی نسبت به روش رگرسیون لجستیک و مدل آلتمن برخوردار است [۷]. ابراهیمی سروعلیا و همکاران (۱۳۹۷)، با استفاده از مدل کاکس الگوی پیش‌بینی پویای درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس را تخمین زدند که جهت سنجش صحت و دقت تخمین از منحنی ROC و نمره‌ی Brier استفاده شد که نتایج، صحت و دقت مدل را مورد تأیید قرار دادند [۱۰]. پیری و خداکریمی (۱۳۹۶)، نشان دادند پنج متغیر نسبت جاری، فروش به کل دارایی‌ها، سود انباشته به کل دارایی‌ها، مازاد بازده سهام در دوره گذشته و نسبت قیمت به ارزش دفتری هر سهم دارای ارتباط معکوس و معنی‌دار و دو متغیر نسبت کل بدهی‌ها و انحراف معیار بازده سهام شرکت دارای ارتباط مستقیم و معنی‌دار با احتمال وقوع درماندگی مالی می‌باشند [۱۴]. احمدپور و همکاران (۱۳۹۵)، بیان داشتند که ریسک ورشکستگی مالی شرکت بیشتر تحت تأثیر شرایط اقتصادی کشور، سیاست‌های تأمین مالی، اندازه شرکت، نوع صنعت و بهبود ویژگی‌های کیفی مبتنی بر اطلاعات حسابداری است تا رویکردهای محافظه کارانه [۳].

وانگ^۱ (۲۰۲۲)، طی پژوهش خود مدل پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌های بورسی را بر اساس آمار و روش‌های هوش مصنوعی مطالعه کرد. در سال $(t-3)$ ، که کمی با زمان بحران فاصله دارد، میزان دقت مدل مطرح شده به ۸۳ درصد رسید. نهایتاً نتایج نشان می‌دهد که ترکیب آمار و هوش مصنوعی بر بهبود دقت پیش‌بینی مدل پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌های بورسی تأثیر معناداری دارد [۲۱]. ژتاهو و همکاران^۲ (۲۰۲۰)، دریافته‌اند که ریسک سیستماتیک مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها نسبت به گذشته و پیش‌بینی‌های سنتی مبتنی بر حسابداری و عوامل مبتنی بر بازار، مفیدتر است. نتایج زمانی قوی‌تر است که شرکت مورد نظر دارای نوسانات سهام عدالت بالاتر نسبت به نوسانات بخش مالی، اندازه کوچکتر نسبت به بازار و بدهی‌های بیشتر در بدهی‌های جاری باشد. شواهد ترکیبی نشان می‌دهد که ریسک سیستماتیک یک منبع

¹ Wang

² Zehao et al

اطلاعاتی مکمل مفید در بازارهای سرمایه است [۲۲]. لیانگ و تسای و وو^۱ (۲۰۱۹)، در پژوهش خود با استفاده از چند روش به انتخاب ویژگی پرداخته اند. این روش ها عبارتند از: تحلیل ممیزی، آزمون تی، رگرسیون لجستیک، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات. برای پیش بینی نیز شش روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان خطی، ماشین بردار پشتیبان با تابع K، RBF، نزدیک ترین هم سایه، شبکه های بیزی نیو، درخت تصمیم و شبکه عصبی با یکدیگر مقایسه شده اند. آن ها بیان کردند که هیچ پاسخ دقیقی برای بهترین ترکیب روش انتخاب ویژگی و الگوریتم طبقه بندی ندارند اما به طور میانگین می توان گفت انتخاب ویژگی باعث بهبود پیش بینی می شود [۱۵].

چپارمونت و کاسو^۲ (۲۰۱۸)، در پژوهش خود با عنوان بررسی نسبت های نقدینگی و سرمایه ای در پیش بینی درماندگی مالی؛ به بررسی موضوع مذکور پرداختند. آنان در پژوهش خود تاثیر نسبت های نقدینگی و نسبت های سرمایه در پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها را بررسی کرده و شواهدی از اروپا برای سال های ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۳ دست یافتند که نشان داد با ارتقا وضعیت نقدینگی و نسبت های مالکانه و سرمایه، احتمال درماندگی مالی کاهش می یابد [۸]. ویلا و همکاران^۳ (۲۰۱۸)، نشان می دهند که عملکرد سرمایه فکری به طور منفی با احتمال پیش بینی ارتباط دارد. یافته ها همچنین نشان می دهد که مدل های پیش بینی ورشکستگی شامل سرمایه فکری توانایی پیش بینی بیشتری نسبت به مدل های استاندارد دارند [۱۹]. آگوست گونزالز و همکاران^۴ (۲۰۱۷)، در پژوهش شان به بررسی پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای کلان و متغیرهای حسابداری؛ به پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای کلان و متغیرهای حسابداری در شرکت های بورسی اسپانیا طی دوره زمانی ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۱ پرداختند. نتایج تحقیق آن ها نشان داد که یک الگوی ترکیبی از متغیرهای کلان اقتصادی و متغیرهای حسابداری، توان پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها را دارد [۱]. هرناندز و ویلسون^۵ (۲۰۱۷)، در پژوهشی با استفاده از مدل لاجیت، احتمال ورشکستگی و درماندگی مالی ۲۳۲۱۸ سال - شرکت پذیرفته شده در بورس لندن را برای دوره ی ۲۰۱۱-۱۹۸۰، با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی، بازار و حسابداری مورد بررسی قرار داده اند. نتایج پژوهش آنان نشان داد که تلفیق این سه دسته از متغیرها، باعث افزایش صحت پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها می شود [۱۲]. آلمن و همکاران^۶ (۲۰۱۷)، طی یک بررسی و تجزیه و تحلیل تجربی از مدل score-z آلمن به بررسی متون در اثربخشی و

¹ Liang. & Tsai, & Wu

² Chiamonte & Casu

³ Velia et al

⁴ Acosta-González,

⁵ Hernandez, & Wilson

⁶ Altman

اهمیت مدل جهانی پیش‌بینی ورشکستگی score-z و برنامه‌های کاربردی در امور مالی و حوزه‌های مرتبط در ۳۱ کشور اروپایی و ۳ کشور غیر اروپایی از سال ۲۰۰۰ پرداختند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که این مدل بین‌المللی برای بسیاری از کشورها به خوبی کار می‌کند [۵].

چارچوب نظری

هدف از انجام این پژوهش ارائه یک رویکرد محاسباتی نوین برای پیش‌بینی درماندگی مالی در صورت‌های مالی، با استفاده از شیوه‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی و ارائه شیوه‌های داده‌کاوی جهت تفکیک شرکت‌های درمانده و غیردرمانده می‌باشد. در نتیجه هدف کاربردی این پژوهش، ارائه یک رویکرد محاسباتی نوین برای پیش‌بینی درماندگی مالی در صورت‌های مالی، با استفاده از شیوه‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی مطرح شده که در تحقیقات گذشته بررسی نشده بود.

جهت نیل به اهداف پیش گفته و مبانی نظری پژوهش سوال اصلی پژوهش به شرح زیر مطرح می‌گردد:

آیا شیوه‌های داده‌کاوی امکان تفکیک شرکت‌های درمانده و غیر درمانده را فراهم می‌کند؟

۳. روش‌شناسی پژوهش

در پژوهش حاضر با توجه به دسترسی بهتر به اطلاعات صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و همچنین به دلیل نظارتی که بر نوع گزارشگری و الزام این شرکت‌ها در رعایت اصول حسابداری و گزارشگری مالی صورت می‌پذیرد. محدوده این تحقیق کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده‌اند. محدوده زمانی این تحقیق داده‌های مربوط به سال‌های ۹۳ الی ۹۹ شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بوده و یک دوره ۷ ساله را شامل می‌شود.

در این پژوهش، برای تعیین شرکت‌های درمانده، از روش‌های داده‌کاوی غیر نظارتی به همراه شیوه‌های کاهش داده و بهینه‌سازی استفاده می‌شود؛ به منظور پیش‌بینی شرکت‌های درمانده نیز از شیوه‌های داده‌کاوی نظارت شده مانند درخت‌های تصمیم استفاده می‌شود.

نمودار مدل درختی و روابط به دست آمده از مدل درختی M5 جهت پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای پیش‌بین

LM NUM 1:

Y=

0.0467 * X₅

$$\begin{aligned}
 &+ 0.0033 * X_6 \\
 &+ 0.1756 * X_9 \\
 &+ 0.0082 * X_{10} \\
 &+ 0.0328 * X_{11} \\
 &+ 0.0048 * X_{12} \\
 &+ 0.0369 * X_{13} \\
 &+ 0.006 * X_{15} \\
 &+ 0.035 * X_{16} \\
 &- 0.0157
 \end{aligned}$$



شکل ۱.۱. درخت تصمیم

در مدل پیش بین مذکور داریم:

Y: در ماندگی مالی

X5: نسبت حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها

X6: نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها

X9: نسبت آنی

X10: وجه نقد به جمع دارایی

X11: سودخالص به فروش خالص

X12: نسبت سود خالص بر حقوق صاحبان سهام

X13: وجه نقد عملیاتی بر کل حقوق صاحبان سهام

X15: وجه نقد عملیاتی بر کل بدهی

X16: اندازه شرکت.

شیوه اندازه‌گیری متغیرها: الف-متغیر پاسخ: متغیر پاسخ در این پژوهش، درماندگی مالی است که به عنوان متغیر وابسته می‌باشد، شرکت‌هایی که معیارهای زیر را دارا باشند به عنوان شرکت‌های درمانده مالی در نظر گرفته می‌شوند و به آن‌ها مقدار یک و برای شرکت سالم عدد

صفر اختصاص می‌یابد. معیارهای درماندگی بر اساس تحقیق منصورفر و دیگران (۱۳۹۲) و پالت و پالت (۲۰۰۶) به نقل از نجار پور حسنی و خانلری به شرح زیر تعیین شده‌اند: ۱- سه سال متوالی زیان ده با شند، ۲- سود نقدی سالانه برای سه سال متوالی کاهش بیشتر از ۴۰ درصد داشته باشد، ۳- بازده سهام با کاهش بیش از ۳۰ درصد به همراه رشد منفی فروش وجود داشته باشد، ۴- سه سال متوالی ارزش دفتری هر سهم از ارزش اسمی آن، کوچکتر باشد، ۵- ماده ۱۴۱ قانون تجارت: ماده ۱۴۱ اصلاحیه قانون تجارت مقرر می‌دارد که اگر بر اثر زیان‌های وارده حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیأت مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق العاده صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رأی واقع شود. هر گاه مجمع مزبور رأی به انحلال شرکت ندهد، باید در همان جلسه و یا رعایت مقررات ماده (۶) این قانون سرمایه شرکت را به مبلغ سرمایه موجود کاهش دهد. براساس ماده ۱۴۱ قانون تجارت ایران، چنانچه زیان انباشته شرکت معادل ۵۰ درصد سرمایه آن شود، شرکت ورشکسته محسوب می‌شود و ۶- مدل تعدیل شده آلتمن (۲۰۰۶) توانایی بالایی برای تعیین درماندگی مالی شرکت‌ها دارد، که در آن مقدار Z بیشتر، به معنای سلامت مالی بیشتر و در مقابل هرچه این عدد کمتر باشد، سلامت مالی کمتری را نوید می‌دهد. مطابق تحقیق کردستانی و همکاران (۱۳۹۳) به نقل از نجار پور حسنی و خانلری (۱۳۹۹) در این تحقیق از مدل تعدیل شده آلتمن که در آن ضرایب متناسب با محیط اقتصادی ایران از تعمیم پذیری بالاتری برخوردارند به شرح ذیل استفاده می‌شود:

$$Z_{it}=6.65X_1+3.26X_2+6.72X_3+1.05X_4$$

که متغیرهای کنترلی آن به شرح ذیل میباشد:

X_1 = نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها

X_2 = نسبت سود (زیان) انباشته به کل دارایی‌ها

X_3 = نسبت سود قبل از بهره و مالیات (سود و زیان عملیاتی) به کل دارایی‌ها

X_4 = نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها

در این مدل هرچه Z پایین‌تر باشد، درجه درماندگی مالی شرکت بیشتر است. به طوری که شرکت با امتیاز Z بالاتر از ۲/۶ وارد شرکت‌های سالم شده و با امتیاز Z کمتر از ۱/۱ به عنوان شرکت‌های درمانده طبقه‌بندی می‌شوند و Z در محدوده ۱/۱ و ۲/۶ به عنوان منطقه تردید تلقی شده و ناحیه مزبور باید با احتیاط تفسیر شود [۱۶].

مالکیت مدیریتی

بیانگر درصد سهام نگهداری شده توسط اعضای خانواده هیأت مدیره است. این متغیر در پژوهش‌های کومار (۲۰۰۳)، رز (۲۰۰۵) نمازی و کرمانی (۱۳۸۷) و ستایش و کاظم‌نژاد (۱۳۸۹) نیز با همین تعریف به کار رفته است.

سهامداران نهادی

مطابق تعریف ارائه شده و مورد استفاده در پژوهش‌های روبین (۲۰۰۷) و کوئتو (۲۰۰۹)، برای محاسبه سطح مالکیت نهادی، مجموع سهام در اختیار بانک‌ها و بیمه‌ها، هلدینگ‌ها، شرکت‌های سرمایه‌گذاری، صندوق‌های بازنشستگی، شرکت‌های تأمین سرمایه و صندوق‌های سرمایه‌گذاری، سازمان‌ها و نهادهای دولتی و شرکت‌های دولتی بر کل سهام منتشره شرکت، تقسیم شده و درصد یا میزان مالکیت نهادی به دست می‌آید؛ تمرکز مالکیت نهادی عبارت است از مجموع سهام در اختیار مالک نهادی‌ای که بالاترین میزان مالکیت سهام شرکت را در میان مالکان نهادی آن شرکت دارا است؛ تقسیم بر تعداد کل سهام شرکت مورد نظر.

مالکان عمده

رابطه (۱)

$$\text{مالکان عمده} = \frac{\text{سهام در دست ۱۰ سهامدار بزرگ}}{\text{کل سهام}}$$

اندازه هیئت مدیره = برابر است با لگاریتم تعداد کل اعضای هیئت مدیره

در نهایت شرکتی که در هر ۶ شاخص مذکور در مانده باشد، به عنوان شرکت در مانده مالی در نظر گرفته می‌شود و سایر شرکت‌ها در دسته غیر در مانده قرار می‌گیرند.

ب- متغیرهای پیش‌بینی‌کننده: در این پژوهش، متغیرهای مالی و غیر مالی موثر بر در ماندگی مالی با استفاده از پژوهش‌های پیشین به صورت زیر می‌باشند؛ متغیرهای مستقل در رابطه مذکور شامل موارد زیر می‌باشند:

الف- متغیرهای > سابداری: CACL: نسبت جاری از تقسیم دارایی جاری به بدهی جاری به دست می‌آید، WCTA: نسبت سرمایه در گردش به (تفاوت دارایی‌های جاری از بدهی‌های جاری) کل دارایی‌ها، STA: نسبت فروش خالص به کل دارایی‌ها TLTA: نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها، ETL: نسبت حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها، EBITTA: نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها، NETA: نسبت سود خالص به کل دارایی‌ها، RETA: نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها، QR: نسبت آنی- این نسبت به صورت تفاوت دارایی جاری از پیش پرداخت و موجودی کالا تقسیم بر بدهی‌های جاری محاسبه می‌شود، CA: وجه نقد به جمع دارایی، ER: سودخالص به فروش خالص، EC: سود خالص به حقوق صاحبان سهام [۱۱]، CD: کل حقوق صاحبان سهام به کل بدهی، CFO: وجه نقد عملیاتی بر کل حقوق

شاخص ها	نسبت سود انباشته به کل دارایی ها	نسبت سود آنی	وجه نقد به جمع دارایی	سودخالص به فروش خالص	نسبت سود خالص بر حقوق صاحبان سهام	وجه نقد عملیاتی بر کل حقوق صاحبان سهام	وجه نقد عملیاتی منهای سود خالص بر کل دارایی
میانگین	۰/۱۵	۰/۹۴	۰/۰۴۳	۰/۱۶	۰/۱۲	۰/۴۵	۰/۲۸
ماکسیمم	۰/۸۴	۲/۹۰	۰/۵۹	۷/۸۰	۷/۶۶	۵۲/۰۲	۳/۱۶
مینیمم	-۱/۰۸	-۰/۰۶۴	-۰/۰۰۳	-۳/۴۲	-۷۲/۶	-۲/۵۰	-۱/۶۴
انحراف معیار	۰/۲۰	۱/۱۷	۰/۰۵۲	۰/۳۸	۲/۶۳	۱/۹۱	۰/۴۲
چولگی	-۰/۸۶	۹/۵۵	۳/۸۳	۷/۸۸	-۲۵/۱	۲۳/۱	۲/۴۹
کشیدگی	۴/۱۲	۱۳/۲	۲۵/۹	۱۹/۴	۸۶/۸	۶۰/۵	۱۰/۳
مشاهدات	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱

شاخص ها	اندازه شرکت	مازاد بازده سهام	نسبت قیمت به سود	نسبت قیمت به ارزش دفتری هر سهم	مالکیت مدیریتی
میانگین	۱۴/۷	۰/۷۴	۳/۲۶۷	۵/۱۷	۰/۲۱
ماکسیمم	۲۱/۹	۸/۶۲	۸/۱۹۸۳۹۸	۱۵۲/۵	۰/۹۵
مینیمم	۱۰/۹	-۰/۸۶	-۱/۱۴۳۵	۰/۴۲	۰
انحراف معیار	۱/۶۶	۱/۱۲	-۱/۶۷۶۳	۱۰/۲	۰/۲۰
چولگی	۰/۸۱	۲/۰۶	۳/۲۹	۸/۶۷	۱/۳۵
کشیدگی	۰/۷۰	۶/۷۵	۴/۸۵۹	۹۶/۶	۱/۴۹
مشاهدات	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱

شاخص ها	اندازه هیئت مدیره (لگاریتم)	سهامداران نهادی	مالکان عمده	آنتروپی	شاخص جینی
میانگین	۱/۶۱	۰/۱۴	۰/۹۱	۰/۷۹۹۶۸۹۰	۰/۷۰۹۹۶۴
ماکسیمم	۱/۹۴	۰/۹۵	۱۰۰	۱	۰/۸۹۴۴۱۲
مینیمم	۱/۶۰	۰	۰/۲۳	۰/۱۶۶۶۶۷	۰/۵
انحراف معیار	۰/۰۳۶	۰/۲۰	۰/۰۹۶	۰/۲۹۰۵۸۳	۰/۱۴۶۰۵۲
چولگی	۸/۳۲	۱/۵۰	-۲/۲۳	-۰/۸۹۷۳۴	-۰/۳۳۴۶۹
کشیدگی	۵/۶۹	۱/۵۰	۸/۰۷	-۰/۹۱۹۲۶	-۱/۹۸۸۱۷۶
مشاهدات	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱	۸۶۱

با توجه به جدول (۱)، میانگین درماندگی مالی برابر با $0/28$ است و کم‌ترین و بیشترین مقدار متغیر درماندگی مالی به ترتیب برابر با ۰ و ۱ می‌باشد. میزان عدم تقارن منحنی فراوانی را چولگی می‌نامند. اگر ضریب چولگی صفر باشد، جامعه کاملاً متقارن است و چنانچه این ضریب مثبت باشد، چولگی به راست و اگر ضریب منفی باشد چولگی به چپ دارد ضریب چولگی درماندگی مالی مثبت می‌باشد که نشان می‌دهد توزیع کمی چوله به راست می‌باشد. پارامتر پراکندگی میزان کشیدگی یا پخی منحنی فراوانی نسبت به منحنی نرمال استاندارد را برجستگی یا کشیدگی می‌نامند. اگر کشیدگی حدود صفر باشد، یعنی منحنی فراوانی از لحاظ کشیدگی وضع متعادل و نرمالی دارد، اگر این مقدار مثبت باشد منحنی برجسته و اگر منفی باشد منحنی پهن می‌باشد؛ که در مورد متغیر درماندگی مالی پهن‌ها مشاهده می‌گردد.

در این مطالعه به منظور تعیین وزن معیارها و شاخص‌ها و بررسی درجه اهمیت و اولویت بندی هر یک از معیارها و شاخص‌های پیش‌بینی درماندگی مالی از تکنیک آنترپوی استفاده شد. این تکنیک یک مفهوم عمده در علوم فیزیکی، علوم اجتماعی و تئوری اطلاعات می‌باشد و نشان دهنده میزان عدم اطمینان موجود از محتوای مورد انتظار از یک پیام است [۱۳]. درخت‌های تصمیم ممکن است متریک‌های متفاوتی برای یادگیری استفاده کنند. از رایج‌ترین این متریک‌ها می‌توان به آنترپوی (یا افزایش اطلاعات) و شاخص جینی اشاره کرد. شاخص آنترپوی عددی بین صفر و یک می‌باشد و به این شکل تحلیل می‌گردد که هرچه به یک نزدیک تر باشد، تعداد عوامل موثر به یک نزدیک تر می‌گردد و هرچه به صفر نزدیک تر باشد تعداد عوامل به سمت صفر میل می‌کند. با توجه به میانگین و چولگی حاصل می‌توان به این نتیجه دست یافت که چولگی عوامل پیش‌گفته به سمت چپ است و نتیجه آن است که تمرکز بیشتر عوامل به سمت نزدیکی مینیمم تا میانگین بوده است.

شاخص تنوع جینی در الگوریتم درخت طبقه‌بندی و رگرسیون برای ایجاد درخت تصمیم استفاده می‌شود. ناخالصی جینی اندازه‌گیری می‌کند که با چه احتمالی یک عنصر از یک مجموعه می‌تواند به اشتباه برچسب‌گذاری (دسته‌بندی) شود اگر که دسته‌بندی عناصر در مجموعه به‌طور تصادفی براساس یک توزیع احتمال انجام شده باشد. ناخالصی جینی را می‌توان با جمع کردن احتمال‌های π_i برای یک عنصر که برچسب i برای آن انتخاب شده در احتمال دسته‌بندی اشتباه آن که برابر است با $\sum p_k = 1 - \pi_i$

کمترین مقدار ممکن برای این متریک برابر صفر است که در این حالت تمام المان‌های در یک مجموعه به یک کلاس تعلق دارند.

به بیان دیگر فهرست جینی نام تابع هزینه است که برای ارزیابی تقسیم‌های باینری در مجموعه داده استفاده می‌شود و با متغیر هدف دسته‌ای «موفقیت» یا «شکست» کار می‌کند.

هر چه مقدار شاخص جینی بالاتر باشد، همگنی بالاتر است. مقدار کامل شاخص جینی ۰ و بدترین آن ۰/۵ است (برای حالت ۲ کلاس). شاخص جینی برای تقسیم را می‌توان با کمک مراحل زیر محاسبه کرد:

ابتدا، شاخص جینی را برای گره‌های فرعی با استفاده از فرمول $p^2 + q^2$ محاسبه کنید، که حاصل جمع مربع احتمال موفقیت و شکست است.

بعد، شاخص جینی را برای جداکردن با استفاده از نمره جینی وزنی هر گره از آن تقسیم محاسبه کنید.

الگوریتم طبقه بندی و رگرسیون درخت از روش جینی برای تولید تقسیمات باینری استفاده می‌کنند.

نحوه ی محاسبه امتیاز F1:

رابطه (۳) کل دارایی / تعهدات جاری = F1

ارزش این عامل با نزدیک شدن به ورشکستگی افزایش می‌یابد. این عامل به عنوان پیشگویی کننده ورشکستگی یک یا دو سال قبل از اینکه ورشکستگی اتفاق بیفتد به کار می‌رود. افزایش تعهدات جاری به موجب نزدیک شدن به سررسید بدهی‌های بلندمدت شرکت ایجاد می‌شود. بدهی بلندمدت در سال قبل از ورشکستگی به دلیل انتقال آن به تعهدات جاری در طول سال قبل از تاریخ پرداخت می‌تواند کاهش پیدا کند:

جدول ۲.

مراکز خوشه نهایی			
	خوشه		
	۱	۲	۳
f1	...	۱.۰۰	...

ANOVA						
	خوشه		خطا		F	Sig.
	مربع مینگین	df	مربع میانگین	df		
f1	۳۰/۸۹۳	۲	۰/۰۰۰	۸۵۸	.	.

در بحث دسته‌بندی^۱ یک مجموعه داده با استفاده از روش‌های دسته‌بندی، هدف دستیابی به بالاترین دقت و صحت ممکن در دسته‌بندی و تشخیص دسته‌ها است. در برخی از مسائل، تشخیص صحیح نمونه‌های مربوط به یکی از دسته‌ها برای ما اهمیت بیشتری دارد. فرض کنید برای افرادی که مبتلا به این بیماری هستند، خطر مرگ وجود دارد و جهت رفع این خطر، نیاز به دریافت نوعی داروی خاص دارند. در این شرایط، تشخیص درست بیماران دارای اهمیت بسیار زیادی است.

به این معنا که خطا در تشخیص افراد سالم قابل چشم‌پوشی است اما برای شناسایی افراد بیمار نمی‌توان این احتمال را به جان خرید. به عبارت دیگر، انتظار ما تشخیص تمام افراد بیمار است، بدون جا انداختن، حتی اگر فرد سالمی به اشتباه جز افراد بیمار دسته‌بندی شود. در چنین مواقعی، که دقت و صحت تشخیص یک دسته در مقایسه با دقت و صحت تشخیص کلی، اهمیت بیشتری دارد، مفهوم ماتریس درهم‌ریختگی^۲، به کمک ما می‌آید.

بر اساس مثالی که پیش‌تر بیان شد، فرض کنید تعلق به دسته افراد بیمار را مثبت بودن و عدم تعلق به این دسته را منفی بودن در نظر بگیریم. هر نمونه یا فردی در واقعیت، متعلق به یکی از کلاس‌های مثبت یا منفی است و از سوی دیگر، از هر الگوریتمی که برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده شود، در نهایت هر نمونه عضو یکی از این دو دسته دسته‌بندی خواهد شد. جدول یا ماتریس درهم‌ریختگی، نتایج حاصل از طبقه‌بندی را بر اساس اطلاعات واقعی موجود، نمایش می‌دهد. حال بر اساس این مقادیر می‌توان معیارهای مختلف ارزیابی دسته‌بند و اندازه‌گیری دقت را تعریف کرد. پارامتر صحت^۳، متداول‌ترین، اساسی‌ترین و ساده‌ترین معیار اندازه‌گیری کیفیت یک دسته‌بند است و عبارت است از میزان تشخیص صحیح دسته‌بند در مجموع دو دسته. این پارامتر در واقع نشان‌گر میزان الگوهای است که درست تشخیص داده شده‌اند و بر اساس ماتریس بیان شده در بالا، به شکل زیر فرموله و تعریف می‌شود:

$$\text{Accuracy} = (TP+TN) / (TP+FN+FP+TN) \quad \text{رابطه (۴)}$$

البته، پارامتر صحت معمولاً به صورت درصد بیان می‌شود. اما پارامترهای دیگری نیز علاوه بر معیار صحت وجود دارند که می‌توان به سادگی از این ماتریس استخراج کرد. یکی از متداول‌ترین آن‌ها، معیار حساسیت (Sensitivity) است که آن را «نرخ پاسخ‌های مثبت درست True

^۱ Classification

^۲ Confusion Matrix

^۳ Accuracy

Positive Rate» نیز می‌گویند. حساسیت به معنی نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه مثبت تشخیص داده است. این پارامتر به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Sensitivity (TPR)} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \quad \text{رابطه (۵)}$$

در واقع، «حساسیت» همان معیار بحث شده در مورد مثال بالا است. معیاری که مشخص می‌کند دسته‌بند، به چه اندازه در تشخیص تمام افراد مبتلا به بیماری موفق بوده است. همانگونه که از رابطه فوق مشخص است، تعداد افراد سالمی که توسط دسته‌بند به اشتباه به عنوان فرد بیمار تشخیص داده شده‌اند، هیچ تاثیری در محاسبه این پارامتر ندارد و در واقع زمانی که پژوهشگر از این پارامتر به عنوان پارامتر ارزیابی برای دسته‌بند خود استفاده می‌کند، هدفش دستیابی به نهایت صحت در تشخیص نمونه‌های کلاس مثبت است.

در نقطه مقابل این پارامتر، ممکن است در مواقعی صحت تشخیص کلاس منفی حائز اهمیت باشد. از متداول‌ترین پارامترها که معمولاً در کنار حساسیت بررسی می‌شود، پارامتر خاصیت (Specificity)، است که به آن «نرخ پاسخ‌های منفی درست» (True Negative Rate) نیز می‌گویند. خاصیت به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه منفی تشخیص داده است. این پارامتر به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Specificity (TNR)} = \text{TN} / (\text{TN} + \text{FP}) \quad \text{رابطه (۶)}$$

این دو پارامتر (حساسیت و خاصیت) نیز مشابه معیار صحت، معمولاً به صورت درصد بیان می‌شوند. واضح است که پیش‌بینی عالی، پیش‌بینی است که مقادیر دو پارامتر مربوط به آن، هر دو صد درصد باشند؛ اما احتمال وقوع این اتفاق در واقعیت بسیار کم است و همیشه یک حداقل خطایی وجود دارد [۲۳].

باتوجه به مطالب پیش گفته، ماتریس درهم ریختگی پژوهش حاضر به شکل زیر تبیین می‌گردد:

0	0	1	2	3	5	0	2	5	1	0	1	5	0	0	1	5	5	1	0	3	1	3	1	0
1	4	2	4	2	0	3	3	3	3	4	1	2	4	3	4	4	3	2	3	3	3	1	2	1
2	3	1	2	3	5	5	5	5	5	4	4	2	3	1	1	2	2	4	1	3	4	5	4	1
3	3	1	3	3	4	1	0	5	4	4	0	4	0	4	2	2	3	3	3	0	0	0	0	2
4	0	0	2	3	0	1	2	5	1	1	5	2	2	2	5	5	4	1	4	3	0	0	0	0
5	1	2	2	5	2	3	1	3	2	2	4	1	2	4	1	0	1	1	2	1	1	2	3	3
6	3	4	2	4	4	5	1	1	2	1	5	2	1	1	0	4	1	1	3	5	5	3	5	3
7	3	2	2	1	1	4	0	5	2	2	1	0	0	5	1	1	1	5	0	4	2	2	1	1
8	1	0	3	0	0	2	3	1	0	2	3	1	0	1	0	0	2	3	1	4	1	3	5	2
9	0	3	0	3	4	4	4	5	0	5	5	3	2	1	4	3	5	3	1	2	4	1	1	3
10	2	4	2	5	1	1	4	5	4	2	1	1	4	5	3	2	0	5	2	3	1	2	3	4
11	0	1	1	4	5	4	1	3	0	2	3	4	5	5	2	2	2	4	1	3	1	5	5	3
12	5	4	1	0	2	4	3	4	1	4	4	3	3	1	0	2	2	2	0	5	1	1	5	0
13	3	5	5	0	1	0	1	0	3	3	0	0	3	3	4	3	3	2	2	0	0	2	3	5
14	2	3	0	3	3	4	4	3	4	0	2	4	5	4	3	5	4	2	0	5	3	0	0	1
15	4	5	2	5	5	2	2	1	4	0	1	5	4	1	5	5	2	5	5	5	2	1	2	1
16	0	5	4	3	3	3	5	1	4	0	4	3	3	4	1	3	2	5	5	5	0	2	5	5
17	2	4	2	1	2	3	0	3	5	4	2	4	1	5	4	5	4	5	2	0	2	1	3	0
18	1	1	1	2	2	3	0	4	1	2	4	1	5	0	5	5	1	3	3	1	3	0	4	0
19	4	1	0	0	2	0	5	1	4	1	5	4	4	5	0	1	0	2	1	3	4	5	4	3
20	5	4	3	5	2	2	5	5	1	5	3	1	1	0	4	4	3	3	3	0	1	3	0	4
21	2	5	5	3	2	2	5	3	2	5	5	2	1	0	0	1	5	5	5	4	2	3	3	3
22	1	3	0	0	4	0	2	1	0	1	2	5	5	0	4	5	5	0	3	1	3	5	4	0
23	2	5	4	1	0	3	3	0	3	4	3	5	5	4	1	0	4	4	4	1	3	3	5	2
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23

در پژوهش حاضر فرآیند استاندارد داده‌کاوی^۱ مورد استفاده قرار گرفته است. این مدل از شش مرحله زیرکه به صورت یک فرآیند حلقه ای است تشکیل می‌شود:

^۱ Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

مرحله ۱: تعریف مسئله: پژوهش حاضر در پی آن است که به واسطه تجزیه و تحلیل اطلاعات واقعی دریافت شده از بورس اوراق بهادار تهران و بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، با ارائه یک رویکرد محاسباتی نوین برای پیش‌بینی در ماندگی مالی در صورت‌های مالی، با استفاده از شیوه‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی؛ مبادرت به استخراج معیارهایی کند که از این طریق سرمایه گذاران برای سرمایه‌گذاری هدایت شوند و سهم مورد نظر خود را با اطمینان بیشتری خریداری کنند. انجام پژوهش‌های مختلف در تمام ابعاد بورس، میتواند کم و کاستی‌های آن را مشخص نموده و باعث پویایی و رشد آن شود و هر چقدر اطلاعات مربوط و سودمند پیش‌بینی در بازار سرمایه در اختیار سرمایه‌گذاران قرار گیرد، موجبات تشویق و ترغیب آن‌ها به سمت سرمایه‌گذاری در سهام فراهم می‌آید؛ لذا در این پژوهش به دنبال پاسخگویی به سوال اساسی زیر می‌باشیم:

۱- آیا شیوه‌های داده کاوی امکان تفکیک شرکت‌های درمانده و غیر درمانده را فراهم می‌کند؟

مرحله ۲: نرمال سازی داده: نرمال سازی، تغییر مقیاس داده‌ها به گونه ای است که آن‌ها را به یک فاصله کوچک و معین نگاشت می‌کند و باعث می‌شود که داده‌ها با مقیاس بزرگ، نتایج را به سمت خود منحرف نکنند. در این پژوهش با استفاده از روش مینیمم-ماکزیمم، نرمال‌سازی انجام شد و داده‌ها در بازه عددی بین صفر و یک قرار گرفتند. در صورتی که متغیری برای سال‌های مختلف مورد مطالعه، در بازه بین صفر و یک قرار داشته باشد، بنابراین نیازی به نرمال‌سازی ندارد. به منظور استانداردسازی داده‌ها با فرض نرمال بودن تابع توزیع آن‌ها نیز از رابطه (۳) استفاده می‌شود

$$x_{new} = \frac{x_{old} - \bar{x}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}}} \quad \text{رابطه (۷)}$$

که در آن X_{old} مقدار اولیه پارامتر، X_{new} مقدار نرمال شده یا استاندارد شده پارامتر و پارامترهای ورودی و خروجی با استفاده از فرمول مذکور در دامنه نرمال قرار گرفته است.

مرحله ۳: کاهش داده: شیوه‌های کاهش داده را برای دستیابی به تصویری کاهش یافت از مجموعه داده می‌توان اعمال کرد؛ این شیوه حجم بسیار کمتری دارد و همزمان یکپارچگی داده‌های اولیه را تا حد زیادی حفظ می‌کند؛ به بیان دیگر، کاوش داده‌های کاهش یافته باید کاراتر بوده و نتایج تحلیلی مشابه یا تقریباً مشابه‌ای داشته باشد. راهبردهای کاهش داده، دربرگیرنده کاهش ابعاد، کاهش تعداد، فشرده سازی داده‌های هستند؛ کاهش ابعاد، فرآیند کاهش تعداد متغیرها یا خصیصه‌های تصادفی تحت بررسی است؛ روش کاهش ابعاد عبارتند از تحلیل مولفه‌های اصلی که داده‌های اولیه را به فضای کوچک‌تری تبدیل می‌کنند یا نمایش می‌دهند

به منظور کاهش فاکتورهای تشخیص شرکت‌های درمانده و غیر درمانده؛ از تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شده است؛ برای درک اینکه داده‌های موجود توان تحلیل عاملی شدن را دارند، آزمون کفایت نمونه KMO و آزمون کروی بودن «بارتلت» به یاری گرفته شد (بریس، کمپ، و سنگار، ۱۳۹۰) حاصل این آزمون عددی میان صفر و یک است. مقدار $0/6$ برای این آزمون قابل قبول است و هر چه به یک نزدیک تر باشد، مطلوبتر است. نتایج این آزمون در جدول (۳) مشاهده می‌شود. عدد $0/692$ سطح بسیار خوبی برای این آزمون است. از سوی دیگر، اگر مقدار p آزمون کروی «بارتلت» کمتر از $0/05$ باشد، توانایی عاملی بودن داده‌ها تأیید می‌شود (منصورفر؛ ۱۳۸۸) که خوشبختانه برای پژوهش حاضر نیز چنین است، بنابراین، می‌توان داده‌های به دست آمده را در معرض تحلیل عاملی قرار داد.

جدول ۳. نتایج آزمون KMO و بارتلت

اندازه کفایت نمونه (KMO) Kaiser-Meyer-Olkin	آزمون کروی بارتلت	
0/692	مجدور کای تقریبی	آزمون کروی بارتلت
8/710	درجه آزادی	
15	سطح معنی دار	
0/000		

اجرای تحلیل عاملی بر روی داده‌های گردآوری شده، ۶ فاکتور مذکور در بخش قبل که به طور خلاصه شامل موارد زیر می‌باشد را در قالب دو عامل دسته‌بندی می‌کند که مقادیر ویژه آن‌ها بزرگتر از یک بودند.

۱- سه سال متوالی زیان ده باشند، ۲- سود نقدی سالانه برای سه سال متوالی کاهش بیشتر از ۴۰ درصد داشته باشد، ۳- بازده سهام با کاهش بیش از ۳۰ درصد به همراه رشد منفی فروش وجود داشته باشد، ۴- سه سال متوالی ارزش دفتری هر سهم از ارزش اسمی آن، کوچکتر باشد، ۵- ماده ۱۴۱ قانون تجارت و ۶- مدل تعدیل شده آلتمن (۲۰۰۶) توانایی بالایی برای تعیین درماندگی مالی شرکت‌ها دارد، که در آن مقدار Z بیشتر، به معنای سلامت مالی بیشتر و در مقابل هرچه این عدد کمتر باشد، سلامت مالی کمتری را نوید می‌دهد.

تحلیل عاملی اجرا شده بر روی این داده‌ها با چرخش همراه بود و برای چرخش از تکنیک واریماکس بهره گرفته شد. این ۶ فاکتور استخراج شده روی هم رفته حدود $54/4$ درصد از واریانس را تبیین می‌کنند و عامل ۱ در جایگاه مهمترین عامل، $36/5$ درصد از واریانس را تبیین می‌کند (جدول ۴).

جدول ۴. عوامل استخراجی بعد از چرخش واریماکس

مقادیر استخراجی			
مقدار ویژه	واریانس %	تجمعی %	
۲/۱۹	۵/۳۶	۵/۳۶	عامل ۱
۱/۰۷	۸/۱۷	۴/۵۴	عامل ۲

قدم بعدی در تحلیل واریانس این بود که مشخص کنیم هر عامل چه متغیرهایی را پوشش می‌دهد. برای این منظور، بر اساس بارهای عاملی جدول ذیل هر متغیر در عاملی قرار گرفت که بیشترین بار عاملی را به خود اختصاص داده است.

جدول ۵. بارهای عاملی متغیرها در عامل‌های استخراجی

Component		نام شاخص
۲	۱	
-۰/۲۶۲	۰/۷۵۳	سه سال متوالی زیان ده باشند.
۰/۶۶۰	۰/۱۵۱	برای سه سال متوالی کاهش بیشتر از ۴۰ سود نقدی سالانه % داشته باشد
۰/۷۱۵	۰/۱۱۰	بازده سهام با کاهش بیش از ۳۰ % به همراه رشد منفی فروش وجود داشته باشد
-۰/۱۵۵	۰/۷۱۲	سه سال متوالی ارزش دفتری هر سهم از ارزش اسمی آن، کوچکتر باشد.
۰/۰۰۲	۰/۷۶۷	ماده ۱۴۱ قانون تجارت
۰/۱۸۱	۰/۷۰۶	مدل تعدیل شده آلتمن (۲۰۰۶)

به این ترتیب، می‌توان دو عامل شناسایی شده را بر اساس متغیرهای مرتبط و بار عاملی آن‌ها به شکل زیر نامگذاری کرد:

عامل ۱ (F1): متغیرهای درون این عامل به ترتیب بارهای عاملی عبارت اند از: سه سال متوالی زیان ده باشند؛ سه سال متوالی کاهش بیشتر از ۴۰ درصد داشته باشد؛ ماده ۱۴۱ قانون تجارت و مدل تعدیل شده آلتمن (۲۰۰۶)

عامل ۲ (F2): متغیرهای درون این عامل به ترتیب بارهای عاملی عبارت اند از: سود نقدی سالانه برای سه سال متوالی کاهش بیشتر از ۴۰ درصد داشته باشد و بازده سهام با کاهش بیش از ۳۰ درصد به همراه رشد منفی فروش وجود داشته باشد.

مرحله ۴ (خوشه‌بندی^۱): خوشه‌بندی، به عمل تقسیم جمعیت ناهمگن به تعدادی از زیرمجموعه‌ها یا خوشه‌های همگن گفته می‌شود. در خوشه‌بندی هیچ دسته‌ای از پیش تعیین شده‌ای

^۱ clustering

وجود ندارد و داده‌ها صرفاً براساس تشابه گروه بندی می‌شوند و عناوین هر گروه نیز توسط کاربر تعیین می‌گردد (شهرابی، ۱۳۹۲). خوشه‌بندی به این شکل انجام می‌شود که رکوردهایی که بیشترین شباهت را با یکدیگر دارند، در یک خوشه قرار می‌گیرند. در نتیجه، داده‌های موجود در خوشه‌های متفاوت کمترین شباهت را با یکدیگر خواهند داشت. هدف در همه الگوریتم‌های خوشه‌بندی کمینه کردن فاصله درون خوشه‌ای و بیشینه نمودن فاصله بین خوشه‌ای می‌باشد. عملکرد خوب یک الگوریتم خوشه‌بندی زمانی محرز می‌شود که تا حد امکان خوشه‌ها را از یکدیگر دور کند و علاوه بر آن، رکوردهای موجود در یک خوشه بیشترین شباهت را با یکدیگر دارا باشند.

در این پژوهش به منظور تعیین شرکت‌های درمانده از روش خوشه ای K-MEANS استفاده شده است. این روش علیرغم سادگی آن یک روش پایه برای بسیاری از روش‌های خوشه‌بندی دیگر (مانند خوشه‌بندی فازی) محسوب می‌شود این روش روشی انحصاری و مسطح محسوب می‌شود (در روش خوشه‌بندی انحصاری پس از خوشه‌بندی هر داده دقیقاً به یک خوشه تعلق می‌گیرد و در خوشه بندی مسطح تمامی خوشه‌های نهایی دارای یک میزان عمومیت هستند یعنی ساختار سلسله مراتبی ندارند). برای این الگوریتم شکل‌های مختلفی بیان شده است. ولی همه آن‌ها دارای روالی تکراری هستند که برای تعدادی ثابت از خوشه‌ها سعی در تخمین موارد زیر دارند: ۱- به دست آوردن نقاطی به عنوان مراکز خوشه‌ها این نقاط در واقع همان میانگین نقاط متعلق به هر خوشه هستند.

۲- نسبت دادن هر نمونه داده به یک خوشه که آن داده کمترین فاصله تا مرکز آن خوشه را دارا باشد.

این روش نقاط داده مشخص X را به K خوشه تفکیک می‌کند که در آن هر نقطه داده بسیار مشابه با مرکز خوشه خود و نه مرکز سایر خوشه‌ها است. به طور کلی الگوریتم خوشه‌ای K-MEANS شامل مراحل زیر می‌باشد.

گام اول: انتخاب k مرکز خوشه اولیه $C_1, C_2, C_3, \dots, C_k$

گام دوم: تخصیص هر نمونه x در S به خوشه ای که نزدیکترین مرکز به x را دارد،

گام سوم: محاسبه مجدد مرکز هر خوشه بر مبنای عناصری که در آن قرار گرفته اند؛

گام چهارم: تکرار گام‌های دوم و سوم تا زمانی که همگرایی حاصل شود.

پیاپی سازی این روش ساده و اغلب کاربردی است. اما نتایج الگوریتم K-MEANS به طور قابل توجهی به مقادیر اولیه بستگی دارد؛ به بیان دیگر کارایی آن به شدت به مرکز و پارامترهای خوشه اولیه وابسته است. همان گونه که گفته شد؛ جهت خوشه بندی داده ها از الگوریتم K-MEANS استفاده می شود؛ این الگوریتم برای $k=2$ تا $k=10$ در نرم افزار SPSS بر روی مولفه های اصلی اجرا شده و با فراخوانی جدول ANOVA؛ استاندارد نسبت واریانس محاسبه می شود و جهت تعیین تعداد خوشه از ماکزیمم نسبت مذکور استفاده نموده؛ که بر این اساس تعداد $k=3$ انتخاب گردید.

جدول ۶. مراکز خوشه های به دست آمده از الگوریتم K-MEANS

عامل دوم	عامل اول	تعداد مشاهده در خوشه	
۱	۰	۶۵۱	خوشه ۱
۰/۲۴	۱	۶۷	خوشه ۲
۱	۰	۱۴۳	خوشه ۳
۸۶۱			کل نمونه

خروجی الگوریتم های طبقه بندی در نرم افزار اس پی اس اس، مراکز خوشه ای است که الگوی خاصی از رفتار داده ها درون آن ها پنهان است و این امر بر عهده تحلیلگر است که به این الگوهای پنهان دست یابد.

در خصوص ارزیابی و اعتبار سنجی مدل باید گفت که چون عدد به دست آمده برای F از نقطه بحرانی بیشتر است، بنابراین نتیجه گرفت که مدل معتبر بوده و جهت تعمیم پذیری نتیجه حاصل از آن استفاده نمود.

جدول ۷. نتایج حاصل از الگوریتم K-MEANS

درصد	معیار عملکرد
۰/۹۱	صحت کلی
۰/۹۰	دقت
۰/۹۳	فراخوانی

دقت از رابطه ی (۸) محاسبه میگردد:

$$p = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{رابطه (۸)}$$

واضح است که هرچه مقدار دقت بیشتر باشد، الگوریتم عملکرد بهتری داشته است. علاوه بر این با توجه به جدول (۷) معیار دیگری به نام فراخوانی تعریف می که می شود که از رابطه (۹) محاسبه می گردد:

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{رابطه (۹)}$$

این روابط منظور از TP، تعداد اشیایی است که متعلق به خوشه ی i بوده اند و توسط الگوریتم به خوشه ی i تخصیص داده شده اند. منظور از FP، تعداد اشیایی است که متعلق به خوشه ی i نبوده اند و توسط الگوریتم به خوشه ی i تخصیص داده شده اند و منظور از FN، تعداد اشیایی است که متعلق به خوشه ی i بوده اند و توسط الگوریتم به خوشه ی i تخصیص داده نشده اند.

جدول نمونه‌ها را در سه خوشه با روش خوشه بندی K-MEANS نشان می‌دهد، با توجه به این جدول ویژگی روش خوشه‌بندی در تشخیص (دقت)، ۹۰ درصد فراخوانی ۹۳ درصد و صحت ۹۱ درصد به دست آمد.

مرحله ۵: طبقه بندی: طبقه‌بندی شکلی از تحلیل داده است که به استخراج مدل‌های توضیح دهند طبقات مهم داده می‌پردازد. چنین مدل‌هایی طبقه‌بندی‌کننده نامیده می‌شود. و بر چسب طبقه گسسته را پیش‌بینی می‌کند. برای مثال می‌تواند از مدل‌های طبقه‌بندی برای دسته‌بندی درخواست های وام بانکی به بی خطر و پر خطر استفاده کرد. در این پژوهش طبقه بندی «درخت تصمیم» با استفاده از نرم افزار وکا استفاده می‌گردد.

نرم افزار وکا اولین بار در سال ۱۹۹۲ به منظور جمع آوری و یکپارچگی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و ابزاری برای پردازش داده‌ای با استفاده از JAVA پیاده‌سازی و به صورت کد باز تحت مجوز عمومی GNU انتشار گردید و در سال ۱۹۹۳ با به کارگیری اهداف داده کاوی ارتقا داده شد. در حال حاضر این نرم‌افزار حاوی تعداد زیادی از تکنیک‌های یادگیری ماشین و داده کاوی است که امکان مقایسه ی تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین را می‌دهد. در این واسطه گرافیکی کاربر اجازه ی دسترسی به قابلیت‌هایی مانند تجسم و تحلیل بسیاری از الگوریتم‌های داده کاوی را دارد.

مدل درخت تصمیم: درخت تصمیم در داده کاوی، مدلی است که جهت نمایش طبقه‌کننده‌ها و رگرسیون‌ها استفاده می‌شود. همانگونه که از نام آن مشخص است، این درخت از تعدادی گره و شاخه تشکیل شده است. در درخت تصمیمی که عمل طبقه‌بندی را انجام می‌دهد، برگ‌ها بیانگر کلاس‌ها هستند. در هر یک از گره‌های دیگر (گره‌های غیر برگ) با توجه به یک یا چند صفت خاصه تصمیم‌گیری صورت می‌گیرد. درخت تصمیم شبیه یک نمودار گردش عملیات است که در آن هر گره ^۱ به صورت یک آزمایش ^۲ در نظر گرفته می‌شود. از طرفی هر شاخه نیز بیانگر نتایج حاصل از این آزمایش است. به این ترتیب برگ‌های هر شاخه نیز شامل شماره تصمیم اتخاذ شده

^۱ Node

^۲ Experiment

یا برچسب کلاس بندی در خوشه بندی یا طبقه بندی خواهد بود. مسیری که از ریشه به برگ ها طی می شود، بیانگر قوانین طبقه بندی یا رده بندی^۱ است.

$$\text{SDR} = \text{SD}(T) - \sum_{i=1}^N \frac{|T_i|}{|T|} \text{SD}(T) \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

که در رابطه (۱۰) T نشان دهنده ی مجموعه ای از نمونه هاست که بر هر گره وارد Ti نشان دهنده ی زیر مجموعه ای از نمونه هاست که i امین نتیجه تست شده اند، پتانسیلی را دارند و Sd انحراف معیار استاندارد داده های ورودی است و به صورت زیر محاسبه می شود

$$\text{SD}(T) = \sqrt{\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^n y_2^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^n y_1 \right)^2 \right]} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

در رابطه (۱۱) Yi مقدار عددی ویژگی هدف نمونه i و N تعداد داده ها را نشان می دهد. از آنجایی که فرآیند انشعاب (دسته بندی) در گره های فرزند دارای انحراف معیار کمتری نسبت به گره های والد است، از این رو دارای نتیجه دقیق تری هستند و از همگنی بیشتری برخوردارند. پس از بررسی همه دسته بندی های ممکن مدل M5 یکی را انتخاب می کند که دارای حداقل خطای مورد انتظار باشد. مرحله ی دوم طراحی مدل درختی، شامل کوچک کردن درخت بیش از حد بزرگ شده از طریق هرس کردن شاخه ها و جایگزین شدن با توابع رگرسیون خطی است؛ در این مطالعه از نرم افزار WEKA برای ایجاد مدل درختی استفاده شد. این نرم افزار مجموعه ای از بروزترین الگوریتم های یادگیری ماشینی و ابزارهایی برای پیش پردازش داده ها می باشد.

معمولاً سه شاخص آماری ضریب همبستگی^۲ (r)، جذر میانگین مربعات خطا^۳ (RMSE) و میانگین مطلق خطا^۴ (MAE) برای ارزیابی الگو استفاده می شود.

تهیه الگوی ورودی مدل ها

در این پژوهش به بررسی نتایج پیش بینی شاخص درماندگی مالی پرداخته شده است؛ بر اساس میزان همبستگی پارامترهای گوناگون با شاخص درماندگی مالی؛ متغیرهایی که ضریب همبستگی مناسبی با متغیر وابسته (درماندگی مالی) داشتند؛ به عنوان ورودی مدل درختی M5 تعریف گردیدند.

همان گونه که گفته شد در این پژوهش به منظور کاهش داده های کم اثر از روش مبتنی بر همبستگی استفاده می گردد؛ ایده ی اصلی روش مبتنی بر همبستگی این است که متغیرهای پیش بین بهینه محسوب می شوند که با متغیر وابسته همبستگی بالا و با سایر متغیرهای پیش بین، همبستگی نداشته یا همبستگی ناچیزی داشته باشد. این روش یک الگوریتم کاملاً خودکار است،

^۱ Rules

^۲ Correlation Coefficient

^۳ Root Mean Square Error

^۴ Mean Absolute Error

یعنی محدودیتی برای شناسایی آستانه ۱ یا تعداد متغیرهایی که باید انتخاب شود، اعمال نمی‌کند. با این وجود، در صورت تمایل، اعمال آستانه یا تعداد متغیرها به راحتی امکان‌پذیر است (هال، ۱۹۹۹).

لذا در این قسمت، از معیار ضریب همبستگی خطی پیرسون به منظور سنجش همبستگی متغیرهای پژوهش استفاده شده است. جدول ذیل خلاصه نتایج این ارزیابی را نشان می‌دهد. اعداد موجود در هر خانه از جدول (۸) مشتمل بر ضریب همبستگی پیرسون و سطح معناداری هر یک از متغیرها می‌باشد.

جدول ۸. نتایج همبستگی خطی بین متغیرها

متغیر	نسبت جاری	نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	نسبت فروش به کل دارایی‌ها	نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها	نسبت حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها	نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها	نسبت سود خالص به کل دارایی‌ها	نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها
در ماندگی مالی	۰/۰۳۷ ۰/۲۷۷	-۰/۰۴ ۰/۶۸	-۰/۰۱۴ ۰/۶۸	۰/۰۴۲ ۰/۲۲	۰/۳۸۴ ۰/۰۰۰	۰/۲۷۲ ۰/۰۰۰	۰/۴۱۲ ۰/۰۰۰	۰/۲۲۶ ۰/۰۰۰
متغیر مستقل	وجه نقد به جمع دارایی	سودخالص به فروش خالص	نسبت سود خالص بر حقوق صاحبان سهام	وجه نقد عملیاتی بر کل حقوق صاحبان سهام	وجه نقد عملیاتی منهای سود خالص بر کل دارایی	وجه نقد عملیاتی بر کل بدهی	اندازه شرکت	مازاد بازده سهام
در ماندگی مالی	۰/۶۳۵ ۰/۰۰۰	۰/۶۷۷ ۰/۰۰۰	۰/۳۸۲ ۰/۰۰۰	۰/۴۵۳ ۰/۰۰۰	۰/۴۲۷ ۰/۰۰۰	۰/۴۱۹ ۰/۰۰۰	۰/۴۲۲ ۰/۰۰۰	۰/۳۴۵ ۰/۰۰۰
متغیر مستقل	نسبت قیمت به ارزش دفتری هر سهم	مالکیت مدیریتی	اندازه هیئت مدیره	سهامداران نهادی	مالکان عمده	نسبت قیمت به سود هر سهم	نسبت آتی	
در ماندگی مالی	۰/۱۰۹ ۰/۰۰۱	۰/۰۱۶ ۰/۶۳	۰/۰۶۲ ۰/۰۶۹	-۰/۰۰۸ ۰/۸۱۷	۰/۰۱۰ ۰/۷۷	-۰/۰۰۹ ۰/۷۸	۰/۰۱۹ ۰/۵۷۰	

در راستای نتایج آزمون همبستگی پیرسون که اطلاعات آن در جدول بالا ارائه شده است، داده های پژوهش بر اساس معنادار بودن آنها (سطح معناداری ۰/۰۵) مورد پالایش قرار گرفتند و

^۱ Threshold

متغیرهایی که تاثیر معناداری بر سطح درماندگی مالی شرکت‌ها نداشتند در این مرحله از فرآیند پژوهش حذف شدند. بدین ترتیب، متغیرهای نسبت حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها؛ نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها، نسبت سود خالص به کل دارایی‌ها؛ نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها؛ وجه نقد به جمع دارایی؛ سودخالص به فروش خالص؛ نسبت سود خالص بر حقوق صاحبان سهام؛ وجه نقد عملیاتی بر کل حقوق صاحبان سهام؛ وجه نقد عملیاتی منهای سود خالص بر کل دارایی؛ وجه نقد عملیاتی بر کل بدهی؛ اندازه شرکت، مازاد بازده سهام و نسبت قیمت به ارزش دفتری هر سهم به دلیل داشتن ارتباط معنادار با درماندگی مالی برای ادامه فرایند داده‌کاوی انتخاب شدند.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

درماندگی مالی یکی از موضوعات مهم در بازارهای مالی بوده و می‌تواند در مدل تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران وارد شود تا از طریق آن، سرمایه‌گذاران بتوانند به تجربه و تحلیل وضعیت مالی موارد سرمایه‌گذاری پرداخته و با مشخص شدن سطح درماندگی مالی آن‌ها، به طور جداگانه و با اطمینان در مورد سرمایه‌گذاری در موقعیت مناسب تصمیم‌گیری کنند؛ بنابراین در این پژوهش به بررسی این مسئله پرداخته می‌شود که آیا می‌توان از طریق شناسایی عوامل مرتبط با درماندگی مالی و با به‌کارگیری شیوه‌های داده‌کاوی، مدلی برای کشف درماندگی مالی در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران ارائه کرد؟

برای پاسخ‌گویی به این سؤال از ۶ علائم هشدار دهنده درماندگی مالی به همراه شیوه‌های داده‌کاوی تحلیل مؤلفه‌های اساسی و خوشه‌بندی، برای تعیین شرکت‌های درمانده مالی استفاده شد؛ سپس به‌منظور ارائه مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی، از ۲۳ متغیر مالی و غیرمالی (که در نهایت تعداد ۱۳ متغیر به عنوان ورودی به علت داشتن ضریب همبستگی بالا با متغیر در ماندگی مالی انتخاب شدند) به همراه شیوه درخت تصمیم استفاده شد. یافته‌های پژوهش بیان‌گر این موضوع هستند که شیوه‌های داده‌کاوی امکان تفکیک شرکت‌های درمانده و غیر درمانده را فراهم می‌کند. نتایج حاکی از آن بود که روش خوشه‌بندی؛ امکان تفکیک شرکت‌های درمانده و غیر درمانده را فراهم می‌آورد، بنابراین شیوه‌های داده‌کاوی امکان تفکیک شرکت‌های دارای درمانده و غیر درمانده را با استفاده از گزارش‌های حسابرسی سالانه شرکت‌ها فراهم می‌کنند. بنابراین مهم‌ترین علائم خطر به همراه شیوه‌های داده‌کاوی تحلیل مولفه‌های اصلی و خوشه‌بندی قادر به پیش‌بینی و خوشه‌بندی شرکت‌های درمانده از سالم می‌باشد. نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش با مستندات اشاره شده در چارچوب نظری تحقیق و ادبیات مالی مطابقت دارد. نتایج پژوهش می‌تواند درک و دانش سرمایه‌گذاران و پژوهشگران حوزه بازار سرمایه را افزایش دهد و در پرتو آن شاید بتوان به شناسایی مدل‌ها و عوامل دیگری که توانایی پیش‌بینی درماندگی مالی را داشته باشند دست یافت. نتایج کاربردی این پژوهش می‌تواند مورد توجه دو گروه کلی قرار گیرد، گروه اول،

استفاده‌کنندگان از اطلاعات مالی هستند، این گروه که شامل سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان، مدیران و شرکت‌های حسابرسی می‌باشد، این گروه در واقع کسانی هستند که مستقیماً با آثار مالی و نتایج حاصل از درماندگی مالی شرکت‌ها در ارتباط می‌باشند. گروه دوم، پژوهشگران، سیاست‌گذاران و تدوین‌کنندگان استانداردهای حسابداری و یا موسساتی همانند بورس اوراق بهادار هستند که به مسائل اقتصادی و مالی علاقمند می‌باشند. بخش عمده‌ای از نتایج این پژوهش در تطابق با مبانی نظری بوده و ضمن پر کردن خلا تحقیقاتی صورت گرفته در این حوزه می‌تواند به مدیران در مدیریت صحیح و سهامداران در سرمایه‌گذاری و تعیین سیاست و رویه‌های شرکت کمک کند.

۶. پیشنهادها و محدودیت‌ها

پیشنهاد می‌شود برای اینکه سرمایه‌گذاران بتوانند تصمیم‌گیری درست و منطقی داشته باشند، باید در زمان تصمیم‌گیری عامل‌های مد نظر پژوهش حاضر را که اهمیت بالاتری در پیش‌بینی درماندگی مالی دارند؛ مدنظر داشته و طبق شرایط مختلف، انتخاب صحیح و آگاهانه‌ای را انجام دهند و از تصمیم‌گیری‌های احساسی و بدون بررسی‌های دقیق پرهیز نمایند. سازمان بورس اوراق بهادار تهران نیز میتواند جهت پذیرش شرکت‌های جدید، از مدل‌های این پژوهش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی آتی آن‌ها استفاده نماید. همچنین شرکت‌های تولیدی می‌توانند با استفاده از مدل‌های این پژوهش، درماندگی مالی آتی خود را پیش‌بینی نمایند و در صورت قرارداد شدن در وضعیت ورشکستگی، اقدامات لازم را جهت جلوگیری از این پدیده انجام دهد، میزان درماندگی مالی در هر جامعه شاخص اقتصادی مهمی است. در اغلب کشورهای پیشرفته، بانک مرکزی از مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی برای پیش‌بینی این نرخ استفاده می‌کند تا با اجرای راهکارهای مناسب از وقوع چنین بحران‌هایی در کشور جلوگیری کنند. نتایج این تحقیق می‌تواند مورد استفاده دولت و بویژه بانک مرکزی در راستای چنین وظیفه‌ای قرار گیرد.

باتوجه به نتایج پژوهش پیشنهاد می‌شود که ۱- پیش‌نهادهای مؤلفه‌های شناسایی شده در این تحقیق و نحوه اثرگذاری آن‌ها، تفکیک در صنایع مختلف بررسی و تحلیل شوند، ۲- استفاده از مدل‌های دیگر برای پیش‌بینی درماندگی مالی نظیر تحلیل نسبت یک متغیری، تحلیل ممیز چند گانه، تحلیل لججیت و پروبیت، الگوریتم و شبکه‌های عصبی مصنوعی، ۳- واکاوی عوامل موثر بر درماندگی مالی با استفاده از رویکرد فراترکیب (متاستتز) و ۴- استفاده از سایر روش‌های بهینه‌سازی نظیر شیوه‌های ماشین بردار پشتیبان و روش بوستینگ و مقایسه آن با روش درخت تصمیم.

سپاسگزاری

از کلیه افرادی که ما را در انجام این پژوهش یاری نمودند تشکر می‌نماییم. در این پژوهش از سازمان، نهاد یا شخصی کمک مالی دریافت نشده است.

منابع

1. Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F, Ganga H. (2017). Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data, *Computational Economics*, 53, 227-257.
2. Adeli, Omid Ali; Sephovand, Zahra. (2018). Study on the identification and prioritization of factors affecting bank bankruptcy, the fourth national conference on management, accounting and economics with an emphasis on regional and global marketing, Tehran: Shahid Beheshti University, permanent secretariat of the conference. • <https://civilica.com/doc/915178>. (In Persian).
3. Ahmadpour, A., Shahsavari, M., & amoozad Khalili, A. (2016). Investigation of Important Factors on Risk of Financial Bankruptcy. *Empirical Studies in Financial Accounting*, 13(51), 9-34. (In Persian).
4. Aliakbarlou, A., Mansourfar, G & ,Ghayour, F. (2020). Comparing the Identifying Criteria for Financially Distressed Companies using Logistic Regression and Artificial Intelligence Methods- *Journal of Financial Management Perspective* , 10 (29) ,147-166.(In Persian).
5. Altman, E. Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E.K., and Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial management and Accounting*, 28 (2) pp .131-171.
6. Azizi, S & ,Jokar, H. (2022) .(The Effect of Working Capital Information in Predicting Financial Distress Based on Combination of Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization Algorithm. - *Journal of Financial Management Perspective* ,(12) 38 .- ,doi: 10.52547/jfmp.2022.224059.111. (In Persian).
7. Botshekan, M., Salimi, M., & Falahatgar Mottahedjoo, S. (2018). Developing a hybrid approach for financial distress prediction of listed companies in Tehran stock exchange. *Financial Research Journal*, 20(2), 173-192. doi: 10.22059/frj.2018.248070.1006570. (In Persian).
8. Chiaramontea, L, Casu, B. (2018). Capital and liquidity ratios and financial distress. Evidence from the European banking industry, *The British Accounting Review*, 9(2), 138-161.
9. Darabi, Roya, & Salmanian, Maryam. (2016). Analytical review of financial helplessness. *Accounting and auditing studies* , 6 (23), 47-64. (In Persian).
10. Ebrahimi sarv olia, M., Babajani, J., akhond, M., & fakher, E. (2019). A Pattern for Dynamic Prediction of Financial Distress by Using Survival Analysis. *Quarterly Journal of Quantitative Economics* . ۱۹۸-۱۶۷ ,(۴) ۱۵. (In Persian).

11. Ghaffari, Zahra. (2019). Investigating the relationship between systematic risk, economic uncertainty and corporate bankruptcy, master's thesis, Saveh Azad University. (In Persian).
12. Hernandez, M.T. & N. Wilson. (2017). Financial Distress and Bankruptcy Prediction Among Listed Companies Using Accounting, Market and Macroeconomic Variables, *International Review of Financial Analysis*, In Press, Available online 26 February.
13. Hosseini, S., Oladi, J., & Amirnejad, H. (2016). The Priority of Criteria and Indicator of the Evaluation of National Parks Using Entropy and Likert Techniques., *Natural Ecosystems of Iran*, 7(3), 83-97. (In Persian).
14. Khodakarimi, P., & Piri, P. (2017). Predicting Financial Distress with using combined model of Accounting and Market Data with Logistic Regression Approach. *Empirical Studies in Financial Accounting*, 14(55), 145-168. (In Persian).
15. Liang, D. & Tsai, C. f. & Wu, H. T. (2019). The effect of feature selection on financial distress prediction. *Journal of Knowledge-Based Systems*, 73 (1): 289-297.
16. Najarpour, Mahsa; khanlari, morteza. (2019). Predicting financial helplessness in companies listed on the Tehran Stock Exchange with emphasis on accruals and cash flows, *Journal of accounting and management vision*, 3 (24), 94-107. (In Persian).
17. Namazi, Mohammad, & Kermani, Ehsan. (2009). Investigating the Effects of Ownership Structure on The Performance of the Companies Accepted in the Tehran Stock Exchange. *Accounting and Auditing Review*, 15(4), 53. (In Persian).
18. Rasoul Tahmasebi, Ali Asghar Anvary Rostamy, Abbas Khorshidi, Seyyed Jalal Sadeghi Sharif, (2018). Predicting financial distress risk of firms listed in Tehran Stock Exchange using factor analysis, decision tree and logistic regression models, *Journal of Investment Knowledge*, 7(27), 189-206. magiran.com/p1891399. (In Persian).
19. Velia Gabriella, Cenciarelli, Giulio, Greco, Marco, Allegrini. (2018). "Does intellectual capital help predict bankruptcy?", *Journal of Intellectual Capital*, 19 (2), 321-337.
20. Vaghfi, S. H., Javanshiri, H., Eskandari, A., & Nourbakhsh Hosseiny, Z. (2022). Content analysis of financial distress. *Accounting and Auditing Studies*, 11(41), 65-84. doi: 10.22034/iaas.2022.149715. (In Persian).
21. Wang, Y. (2022). Financial crisis prediction model of listed companies based on statistics and AI. *Scientific Programming*, 2022.

22. Zhehao ,Jia, Yukun ,Shi, Cheng Yan & Meryem, Duygun. (2020). Bankruptcy prediction with financial systemic risk, *The European Journal of Finance*, 26(2), 7-8.

23. <https://blog.faradars.org/confusion-matrix-from-zero-to-hero/>

استناد

لعل‌بار، علی؛ سلمان‌ی، محدثه و درجاتی، الهام (۱۴۰۲). بررسی توان شیوه‌های داده‌کاوی در تفکیک شرکت‌های درمانده و غیر درمانده. *چشم‌انداز مدیریت مالی*، ۱۳(۴۱)، ۵۹-۸۹.

Citation

Laalbar, Ali; Salmani, Mohadeseh & Drajati, Elham (2023). Examining the power of data mining methods in separating helpless and non-helpless companies. *Journal of Financial Management Perspective*, 13(41), 59 - 89. (in Persian)
