فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری
دوره ۱۵ / شماره ٤ (پیاپی ۶۰) / زمستان ۱٤۰۵
صفحه ۵۰۱ تا ۵۲٤

کاربردالگوریتم یادگیری عمیق درشناسایی نشانه های ورشکستگی

اکرم کریم پور
گروه مهندسی مالی، واحد دهاقان، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران.
akram.karimpour@iau.ir
محسن اژدر
گروه حسابداری، واحد شهرکرد، دانشگاه آزاد اسلامی، شهرکرد، ایران (نویسنده مسئول).
4621757644@iau.ir
سید محمدرضا داودی
گروه مدیریت، واحد دهاقان، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران.
sm.davoodi@iau.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۰۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۰۳

چکیده

یکی از راه‌های کمک به استفاده صحیح از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و همچنین جلوگیری از اتلاف منابع، پیش‌بینی درماندگی مالی است. در همین راستا، در پژوهش حاضر، مدلی جدید در رابطه با پیش‌بینی درماندگی مالی ارائه می‌شود که در آن از روش یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده خواهد شد. سپس قدرت پیش‌بینی این مدل با روش شبکه عصبی مصنوعی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. برای این منظور ابتدا ۳۱ نسبت مالی مرتبط با درماندگی مالی شرکت‌ها بر اساس روش کتابخانه‌ای شناسایی شد. سپس با استفاده از آزمون همبستگی پیرسون مشخص شد که ۲۴ شاخص دارای رابطه معناداری با درماندگی مالی بوده و در نتیجه به‌عنوان معیارهای مورداستفاده در تجزیه و تحلیل‌ها انتخاب شد. در ادامه به محاسبه شاخص‌های شناسایی شده برای ۱۶۰ شرکت منتخب پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ پرداخته شد. در نهایت نیز به تجزیه و تحلیل داده‌های گردآوری شده به روش یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری و همچنین روش شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد. یافته‌های پژوهش در رابطه با پیش‌بینی درماندگی شرکت‌ها بر اساس روش یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم فرا ابتکاری گرگ خاکستری برابر با ۸۷ درصد می‌باشد درحالی‌که قدرت پیش‌بینی روش شبکه عصبی مصنوعی ۶۲ درصد بوده است. بر همین اساس نتیجه‌گیری می‌شود روش یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم فرا ابتکاری گرگ خاکستری میزان دقت بالاتری نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی درماندگی شرکت‌های مورد بررسی داشته است.

واژه‌های کلیدی: درماندگی مالی، روش شبکه عصبی مصنوعی، روش یادگیری عمیق، الگوریتم فرا ابتکاری گرگ خاکستری.

۱- مقدمه

با توجه به سهم روزافزون بخش صنعت در رشد اقتصادی کشورهای درحال‌توسعه و نقش فزاینده صنعت در ظرفیت اقتصادی کشورها، نیاز به توجه بیشتر زیر بخش‌های این صنعت جلب‌توجه می‌کند. هموارسازی مسیر رشد و توسعه شرکت‌های تولیدی یکی از اقدامات مهم در راستای پویایی بخش صنعتی است. با توجه به اینکه جنبه‌های مالی و جریان نقدی هر شرکتی مانند خون در رگ‌های انسان عمل می‌کند، می‌تواند با پیشگیری از درماندگی‌های مالی قبل از وقوع و رفع موانع از مسیر رو به رشد شرکت، به هدف موردنظر دست یافت. پیامدهای درماندگی‌های شرکت‌ها نه‌تنها باعث ایجاد بحران مالی در خود شرکت می‌شود، بلکه ذینفعان را متضرر می‌کند و در نهایت رشد اقتصادی جامعه را با مشکل مواجه می‌کند. برای جلوگیری از چنین پیامدهایی، توانایی پیش‌بینی درماندگی‌های شرکت مهم و حیاتی تلقی می‌شود. مطالعات زیادی در خصوص ویژگی‌های شرکت‌های درمانده انجام شده است و هر کدام از آنها سعی کرده‌اند از منظر خاصی به این موضوع بپردازند و پیش از وقوع درماندگی‌های شرکت‌ها را پیش‌بینی کنند. در این پژوهش ملاک تجزیه و تحلیل درماندگی مالی شرکت‌ها ماده ۱۴۱ قانون تجارت ایران (حداقل نیمی از سرمایه شرکت به دلیل زیان دهی از بین می‌رود) در نظر گرفته شده است.

تبیین مدلی که می‌تواند درماندگی مالی شرکت را قبل از وقوع یک رویداد پیش‌بینی کند، هشدارهای لازم را در این زمینه به شرکت می‌دهد و از طرفی به مؤسسات مالی کمک می‌کند تا توانایی بازپرداخت تسهیلات ارائه شده به شرکت در معرض درماندگی‌های مالی را بسنجند و ریسک خود را مدیریت کند. با توجه به بحران مالی و وضعیت نابسامان نقدینگی که در حال حاضر مؤسسات مالی با آن مواجه هستند، باید در این زمینه برای ارائه تسهیلات حساسیت زیادی از خود نشان دهند. تا به امروز چندین مدل طبقه‌بندی بر اساس دانش در حوزه‌های مختلف برای پیش‌بینی درماندگی‌های مالی شرکت‌ها پیشنهاد شده است. به‌طورکلی می‌توان مدل‌های پیشنهادی را به دو دسته روش‌های آماری و روش‌های هوش مصنوعی تقسیم کرد. استفاده از نسبت‌های مالی و طبقه‌بندی شرکت‌ها به دو گروه درمانده و غیر درمانده، دو پایه اصلی روش‌های فوق می‌باشد. از جمله روش‌های پیش‌بینی درماندگی مالی که در سال‌های اخیر و بر اساس تکنیک‌های یادگیری جدید و شبکه‌های عصبی توسعه‌یافته است، روش یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری است که می‌تواند به‌عنوان روشی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها مورداستفاده قرار گیرد.

۲- ادبیات موضوع

۲-۱- درماندگی مالی

درماندگی مالی یکی از چالش‌های اساسی در مدیریت مالی شرکت‌ها است که می‌تواند پیامدهای جدی بر عملکرد شرکت‌ها، ذینفعان و حتی اقتصاد کلان داشته باشد. این مفهوم به وضعیتی اشاره دارد که در آن شرکت‌ها توانایی پرداخت تعهدات مالی خود را از دست می‌دهند و در نهایت ممکن است به ورشکستگی منجر شود. مطالعات

مختلف نشان می‌دهد که پیش‌بینی درماندگی مالی می‌تواند ابزار موثری برای جلوگیری از بحران‌های مالی و کاهش پیامدهای منفی آن باشد (بیو[1]، ۱۹۶۶).

در ادبیات علمی، مدل‌های مختلفی برای پیش‌بینی درماندگی مالی پیشنهاد شده است. مدل‌های سنتی آماری، مانند تحلیل‌های رگرسیونی و مدل Z-Score آلتمن، از جمله روش‌های اولیه برای تحلیل این مسئله بودند. این مدل‌ها بر فرضیات ساده‌ای نظیر توزیع نرمال داده‌ها و روابط خطی بین متغیرها مبتنی بودند. اگرچه این روش‌ها در دهه‌های گذشته نتایج قابل‌قبولی ارائه می‌دادند، اما محدودیت‌های آنها در مواجهه با داده‌های پیچیده و غیرخطی به‌مرور آشکار شد (آلتمن[2]، ۱۹۶۸).

ظهور فناوری‌های جدید، به‌ویژه هوش مصنوعی، تحول قابل‌توجهی در تحلیل داده‌های مالی ایجاد کرد. روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و یادگیری عمیق (DL) توانستند با شناسایی الگوهای پیچیده و غیرخطی، دقت پیش‌بینی درماندگی مالی را به طور چشمگیری افزایش دهند (لی و همکاران[3]، ۲۰۲۱).

یادگیری عمیق که یکی از زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی است، به دلیل توانایی در تحلیل داده‌های بزرگ و چندبعدی، در سال‌های اخیر به یکی از روش‌های برجسته در این حوزه تبدیل شده است.

یکی از روش‌های نوین در پیش‌بینی درماندگی مالی، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری نظیر الگوریتم گرگ خاکستری است. این الگوریتم که بر اساس رفتار اجتماعی و شکار گروهی گرگ‌های خاکستری طراحی شده است، برای بهینه‌سازی مدل‌های پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد. ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری با یادگیری عمیق، رویکردی نوآورانه است که می‌تواند به بهبود دقت و کارایی مدل‌های پیش‌بینی کمک کند. این ترکیب نه‌تنها توانایی مدل را در شناسایی روابط پیچیده داده‌ها افزایش می‌دهد، بلکه تنظیم بهینه پارامترها را نیز تسهیل می‌کند (هوانگ و ین[4]، ۲۰۱۹).

در حوزه کاربردی، پژوهش‌های متعددی به بررسی مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی پرداخته‌اند. بسیاری از این پژوهش‌ها به ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین در مقایسه با روش‌های سنتی پرداخته‌اند.

۲-۲- الگوریتم گرگ خاکستری

میرجلیلی و همکاران[5] (۲۰۱۴) الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) را در سال ۲۰۱۴ پیشنهاد کردند. با شبیه‌سازی سلسله‌مراتب جمعیت گرگ خاکستری و استراتژی شکار گرگ، الگوریتم به‌طور مکرر به دنبال راه‌حل بهینه می‌گردد. الگوریتم GWO دارای ویژگی‌های ساختار ساده، چند پارامتر است که نیاز به تنظیم دارند و پیاده‌سازی آسان که در میان آن‌ها عوامل هم‌گرایی و مکانیسم‌های بازخورد اطلاعاتی وجود دارد که می‌توانند

[1] beaver
[2] altman
[3] li et al
[4] huang & yen
[5] mirjalili et al

به‌صورت تطبیقی تنظیم شوند که می‌تواند به تعادل بین بهینه‌سازی محلی و جهانی دست یابد؛ بنابراین عملکرد خوبی در دقت و سرعت همگرایی دارد. هنگامی که از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای بهینه‌سازی تابع پیوسته استفاده می‌شود، تعداد گرگ‌ها بر روی N تنظیم می‌شود که در آن گرگ‌های α، β، δ به ترتیب به‌عنوان سطح اول، دوم و سوم تعریف می‌شوند و بقیه متعلق به پایین‌ترین سطح ω گرگ‌ها. بعد فضای جستجو روی d تنظیم می‌شود و موقعیت گرگ پنجم در فضای d بعدی به‌صورت $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ تعریف می‌شود. در فرآیند شکار گروه گرگ خاکستری، سطح پایین باید از سطح بالایی تبعیت کند. رفتار شکار گرگ‌ها شامل جستجو، نزدیک شدن، احاطه کردن، شکار، حمله و مراحل دیگر است. دو مرحله اصلی در فرآیند بهینه‌سازی، محاصره و شکار هستند. در مرحله احاطه، گرگ خاکستری موقعیت خود را با توجه به فاصله D از طعمه به‌روز می‌کند که می‌تواند با فرمول زیر بیان شود:

$$D = \left|C^*.X_p(t) - X(t)\right| \quad (۱)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A.D \quad (۲)$$

که در آن t تعداد تکرارها را نشان می‌دهد. $X_p(t)$ موقعیت طعمه را نشان می‌دهد. $X(t)$ موقعیت گرگ خاکستری را در تکرار t نشان می‌دهد. A عامل همگرایی است. C^* یک ضریب ثابت است. با تنظیم این دو بردار، گرگ خاکستری می‌تواند به موقعیت‌های مختلف در اطراف طعمه برسد. فرمول زیر روش محاسبه آن را بیان می‌کند:

$$a = 2 - t/Maxiter \quad (۳)$$

$$A = 2ar_1 - a \quad (۴)$$

$$C^* = 2r_2 \quad (۵)$$

که در آن r_1، r_2 $\ni [1,0]$ بردارهای تصادفی هستند. t نشان‌دهنده تعداد تکرارها است. Maxiter حداکثر تعداد تکرار است. در مرحله شکار بعد از اینکه گرگ خاکستری طعمه را احاطه کرد شروع به شکار می‌کند که توسط α، β، δ هدایت می‌شود. ω موقعیت خود را با توجه به موقعیت α، β، δ به‌روز می‌کند. محاسبه به شرح زیر است:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1.X_\alpha - X| \\ D_\beta = \left|C_2.X_\beta - X\right| \\ D_\delta = |C_3.X_\delta - X| \end{cases} \quad (۶)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1.D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2.D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3.D_\delta \end{cases} \quad (۷)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (۸)$$

که در آن D_α، D_β، D_δ نشان‌دهنده فاصله بین گرگ α، β، δ و گرگ $\omega.X(t+1)$ مکان گرگ خاکستری پس از هر به‌روزرسانی است. با توجه به روش فوق، جواب بهینه هدف بهینه‌سازی با تکرار تا زمانی که شرط خاتمه برآورده شود، به دست می‌آید (سان و همکاران[1]،۲۰۲۳).

پس از معرفی روش الگوریتم گرگ خاکستری که مورد توجه تحقیق حاضر می‌باشد، در ادامه به‌مروری بر مطالعات داخلی و خارجی انجام گرفته و مرتبط با موضوع تحقیق پرداخته می‌شود.

۳- پیشینه پژوهش

در رابطه با کاربرد روش یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری در حوزه مالی، می‌توان به یک مثال انجام گرفته در این رابطه اشاره داشت.

قلی زاده سالطه و همکاران (۱۳۹۹) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی درماندگی با مدل یادگیری ماشین سریع مبتنی بر کرنلِ بهینه‌شده با الگوریتم گرگ خاکستری پرداخته‌اند. آن‌ها بیان داشته‌اند که در عصر حاضر، کسب‌وکارها به‌اندازه‌ای توسعه یافته‌اند که برای بقا در عرصه رقابت، به مدیریت صحیح منابع و مصارف خود نیازمندند؛ چراکه بازار رقابتی انعطاف‌پذیری شرکت‌ها را به‌شدت کاهش داده است و این عامل باعث شده که آنها در وضعیت‌های مختلف اقتصادی توانایی عکس‌العمل مناسب را نداشته باشند و از چرخه رقابت خارج شده و با خطر درماندگی مواجه شوند؛ بنابراین در این پژوهش تلاش شده است که به‌منظور پیشگیری از احتمال بروز چنین مخاطراتی، به پیش‌بینی درماندگی شرکت‌های تولیدی اقدام کنیم. در این پژوهش از «یادگیری ماشین سریع مبتنی بر کرنل» استفاده شده که یکی از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی درماندگی است. با توجه به اینکه روش‌های یادگیری ماشین به الگوریتمی بهینه‌ساز نیاز دارند، در این پژوهش از یکی از به‌روزترین آنها به نام «الگوریتم گرگ خاکستری» بهره برده شده که در سال ۲۰۱۴ ابداع شده است. مدل یاد شده روی داده‌های ۱۳۶ نمونه از شرکت‌های بورسی در بازه زمانی ۱۳۹۴ تا پایان خرداد ۱۳۹۷، پیاده‌سازی شد و در تمامی معیارهای ارزیابی، مدل‌های طبقه‌بندی، دقت، خطاهای نوع اول و دوم و ناحیه تحت منحنی ROC، در مقایسه با الگوریتم ژنتیک، کارایی بهتری ارائه کرد و معناداری آن نیز از طریق آزمون t-test به تأیید رسید. با توجه به‌دقت بسیار خوب الگوریتم گرگ خاکستری و همچنین عملکرد بهتر آن در مقایسه با الگوریتم ژنتیک، می‌بایست برای پیش‌بینی درماندگی شرکت‌های تولیدی ایران، چه برای اهداف سرمایه‌گذاری و اعتباردهی و چه به‌منظور استفاده مدیریت داخلی شرکت، از الگوریتم گرگ خاکستری بهره برد.

با توجه به پیشینه تحقیق، در تحقیق آن‌ها از نسبت‌های مالی شرکت‌ها به‌عنوان ورودی مدل استفاده شده است. بنابراین، متغیرهای مستقل مدل، نسبت‌های مالی و متغیر وابسته نیز تنها خروجی مدل، غیر درمانده یا درمانده بودن شرکت‌ها خواهد بود. متغیرهای مستقل در این پژوهش شامل ۱۰ قلم نسبت مالی است که در جدول زیر مشاهده می‌شود:

[1] sun et al

جدول (۱): متغیرهای مستقل پژوهش

ردیف	عنوان متغیر	ردیف	عنوان متغیر
۱	بازده دارایی‌ها	۶	گردش دارایی‌ها
۲	نسبت جاری	۷	ارزش بازار حقوق ساحبان سهام به کل بدهی‌ها
۳	سود انباشته به کل دارایی‌ها	۸	جریان نقد به کل بدهی‌ها
۴	نسبت سرمایه در گردش به دارایی‌ها	۹	نسبت دارایی‌های جاری به کل دارایی‌ها
۵	سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها	۱۰	نسبت وجه نقد

منبع: وانگ و همکاران (۲۰۱۷)

با استناد به تحقیق وانگ و همکارانش در سال ۲۰۱۷، دو گروه ۳۰ تایی و ۱۰ تایی از نسبت‌های مالی انتخاب شـد و هر دو گروه جداگانه آموزش دیدند و آزمون شدند. با توجه به تعدد نسبت‌ها در گروه ۳۰ تایی و بی‌ربط بودن برخی از آنها با مقوله ورشکستگی، مدل گمراه‌کننده شد و دقت کمتری ارائه کرد؛ اما در گروه ۱۰ تایی از نسبت‌ها، با توجـه بـه رابطـه مستقیم هر یک از آنها با مقوله ورشکستگی، در مقایسه با گروه ۳۰ تایی مدل عملکرد بهتـری داشـت. بنـابراین، در ایـن تحقیق از گروه نسبت‌های ۱۰ تایی استفاده شده است.

نحوه کارکرد مدل در تحقیق آن‌ها نیز به این صورت بوده است که:

*** گام اول: جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز**

*** گام دوم: جداسازی شرکت‌ها**

در این مرحله شرکت‌هایی که طبق تعریف ورشکسته محسوب می‌شوند یـا بـه بیـان دیگر، جزء شرکت‌های مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت قرار دارند، از یکدیگر تفکیک می‌شوند. شایان‌ذکر است کـه شرکت‌هایی به‌عنوان شرکت ورشکسته در دوره t انتخاب شده‌اند که تا سه دوره قبل از آن غیر درمانده بودنـد. بـه بیان بهتر، شرکتی که سه دوره مالی متوالی غیر درمانده بوده و در دوره چهارم مشمول ماده ۱۴۱ شده است، به‌عنوان شرکت درمانده انتخاب شده است. گفتنی است مـدل بایـد بـا تجزیه و تحلیل داده‌های سه دوره قبل شرکت‌ها که همه غیردرمانده، پیش‌بینی کند که کدام شـرکت در دوره چهارم درمانده یا غیردرمانده خواهد بود.

*** گام سوم: محاسبه نسبت‌های مالی**

*** گام چهارم: استاندارد کردن نسبت‌های مالی**

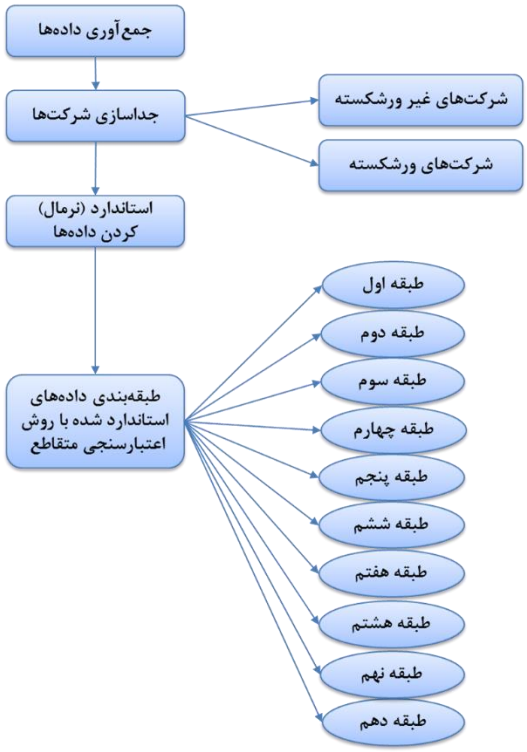
نرمال کردن داده‌ها به این دلیل لازم است که اگر داده‌های دو نرون در محدوده متفاوت قرار داشته باشند، نرونی که مشتمل بر مقادیر مطلق بزرگ‌تر اسـت، طـی یـادگیری تـرجیح داده می‌شود. همچنین، درصورتی‌که اطلاعات استفاده شده در شبکه عصبی به حد مناسبی مقیاس بنـدی نشـود، شـبکه هنگام یادگیری به یک نقطه همگرا نخواهد شد یا نتایج معناداری نخواهد داد. از طرف دیگـر، اصـولاً، وارد کـردن داده‌های خام به الگوریتم موجب می‌شود سرعت و دقت شبکه کاهش یابد. برای اجتناب از چنین وضعیتی و همچنین به‌منظور یکسان‌سازی ارزش آنها، داده‌های ورودی می‌بایست استاندارد شوند؛ یعنی همه داده‌ها بـین صـفر و یـک معادل‌سازی شوند.

*** گام پنجم: طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع به ۱۰ طبقه**

در این مرحلـه یـک دهـم داده‌ها برای آزمون کنار گذاشته می‌شود و نه دهم داده‌ها توسـط مـدل KELM به کار گرفته می‌شوند. سپس در جهت بهینه‌سازی، الگوریتم گرگ خاکستری به کار گرفته می‌شود تا پارامترهای فوق بهینه گردد. این الگوریتم برای بهینه‌سازی پارامترهـا، ۹ طبقـه داده ورودی را به کار می‌گیرد و در نهایت، دو پارامتر بهینه در رابطه با داده‌های مدنظر را در مـدل KELM قـرار دهد. حال مدل KELM بـا داده‌هایی کـه بـرای آزمون کنار گذاشته شده‌اند، آزمون شده‌اند و دقت پیش‌بینی و خطاهای نوع اول و دوم به‌دست‌آمده است.

این گام، ۱۰ مرتبه تکرار شده با این تفاوت که داده‌ها در هر بار تکرار و تغییر خواهنـد کـرد؛ یعنـی طبقه‌ای از داده‌ها که برای آزمون کنار گذاشته بودند به مدل وارد شده و طبقه دیگـر از داده‌ها بـرای آزمـون از مـدل خـارج می‌شود و پروسه یادگیری و بهینه‌سازی دوباره برای این داده‌ها از سر گرفته می‌شود. این کار به اندازه‌ای تکرار خواهد شـد که همه طبقات داده‌ها یک‌بار به‌عنوان داده‌های آزمون استفاده شوند. بدیهی است با علم به اینکه ۱۰ طبقـه داده وجود دارد، باید چرخه توضیح داده شده در بالا ۱۰ بار انجام شود. در نهایت، از دقت و خطاهـای نـوع اول و دوم کـه حاصـل هـر طبقه از داده‌ها (۱۰ جواب) است، میانگین گرفته شده است.

مدل مفهومی گام های مذکور به شرح زیر قابل طرح است:



نمودار (۱): مدل مفهومی گام‌های ده گانه

محسنی و همکاران (۱۳۹۲) در مقاله‌ای به پیش‌بینی درماندگی مالی با بکار گیری کارایی به‌عنوان متغیر پیش‌بینی کننده، پرداختند. نمونه انتخابی آنها شامل ۵۱ شرکت درمانده مالی و ۵۱ شرکت غیردرمانده و استفاده از ۹ نسبت مالی بود. یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که دقت کلی الگوی رگرسیون لجستیک در ارزیابی درون نمونه‌ای، از دقت کلی الگوی تحلیل پوششی داده‌ها، به‌طور معناداری بیشتر است.

ستایش و منصوری (۱۳۹۳) به بررسی تأثیر سازوکارهای حاکمیت شرکتی بر شرکت‌های درمانده و غیر درمانده مالی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند، جامعه آماری این پژوهش شامل ۱۱۸ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۰ بوده است. نتایج نشان داد پایین بودن درصد مدیران غیرموظف هیئت‌مدیره در شرکت‌های درمانده مالی در مقایسه با شرکت‌های غیر درمانده مالی، یکی از دلایل درماندگی مالی بوده است. در هیچ‌یک از سال‌های پژوهش، همچنین در کل دوره پژوهش، نوع حسابرس در جلوگیری از درماندگی مالی شرکت‌های بررسی شده موفق عمل نکرده است.

لطفی و همکاران (۱۴۰۳) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی درماندگی مالی با مدل ترکیبی (مطالعه موردی: شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران)، پرداخته‌اند. هدف این مطالعه، پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای مالی، اقتصاد و بازار سهام در قالب مدل‌های رگرسیون لجستیک باینری، مرتون و مدل ترکیبی می‌باشد. بدین منظور اطلاعات ۱۶۸ شرکت درمانده منتخب بر اساس معیارهای خاص درماندگی و ۱۶۸ شرکت غیر درمانده پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در فاصله بین سال‌های ۱۳۸۵ الی ۱۳۹۸ و به تفکیک دو سال قبل، یک سال قبل و سال درماندگی مورداستفاده قرار گرفته است. در این مطالعه از ۱۷ نسبت مالی، ۴ متغیر اقتصادی و ۴ متغیر بازار سهام استفاده گردیده است. پژوهش حاضر سعی در توسعه یک مدل پیش‌بینی کننده درماندگی مالی ترکیبی دارد که برای اولین بار متغیرهای مالی، اقتصادی و بازار سهام مدل حسابداری را با متغیر احتمال نکول مدل ساختاری ترکیب می‌کند. نتایج پژوهش نشان داد که مدل ترکیبی، قدرت توضیحی بهتری نسبت به مدل مرتون و مدل رگرسیون لجستیک باینری دارد و با وجود اینکه وجود متغیر احتمال نکول مدل مرتون باعث بهبود قدرت توضیحی مدل ترکیبی می‌شود ولی همچنان قدرت توضیحی مدل رگرسیون لجستیک باینری بهتر از مدل مرتون می‌باشد.

۴- روش پژوهش

با توجه به ادبیات موضوعی تحقیق در رابطه با درماندگی مالی شرکت‌ها، عوامل مؤثر بر درماندگی مالی و پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، به‌منظور ارزیابی و ارائه مدل جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، می‌توان از نسبت‌های مالی به‌عنوان ورودی‌های مدل پیش‌بینی استفاده کرد. در همین راستا، متغیرهای مستقل مدل، نسبت‌های مالی شرکت‌ها و متغیر وابسته مدل، نیز در نظر گرفتن وضعیت شرکت‌ها به لحاظ سالم بودن یا درمانده بودن از لحاظ مالی می‌باشد. بر اساس این مقدمه، متغیرهای مستقل در این تحقیق، سی ویک مورد از مهم‌ترین نسبت‌های مالی شرکت‌ها می‌باشد که در جدول شماره (۲) به آن‌ها اشاره شده است:

جدول (۲): متغیرهای ورودی (مستقل) مدل جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها

ردیف	متغیر	نماد
۱	حاشیه سود خالص (سود خالص /درآمد)	X1
۲	حاشیه سود ناخالص (سود ناخالص/درآمد)	X2
۳	حاشیه سود عملیاتی (سود عملیاتی /درآمد)	X3
۴	حاشیه سود ناویژه (سود ناویژه/درآمد)	X4
۵	سود به سود ناویژه (سود/ سود ناویژه)	X5
۶	بازده دارایی‌ها ثابت (سود خالص / کل دارایی‌ها)	X6
۷	بازده سرمایه (سود خالص / سرمایه)	X7
۸	بازده حقوق صاحبان سهام (سود خالص / حقوق صاحبان سهام)	X8
۹	بازده سرمایه در گردش (سود خالص / سرمایه در گردش)	X9
۱۰	سنجش سودمندی وام (بازده دارایی‌ها / بازده حقوق صاحبان سهام)	X10
۱۱	نسبت جاری (دارایی‌های جاری / بدهی‌های جاری)	X11
۱۲	نسبت آنی (دارایی‌های جاری بدون در نظر گرفتن موجودی کالا و پیش‌پرداخت‌ها/ بدهی‌های جاری)	X12
۱۳	نسبت نقدینگی (دارایی‌های نقدی / بدهی‌های جاری)	X13
۱۴	نسبت دارایی‌های جاری (دارایی‌های جاری / کل دارایی‌ها)	X14
۱۵	نسبت کفایت نقد (وجوه نقد عملیاتی / سود نقدی تقسیم شده، خرید دارایی‌های ثابت، بازپرداخت بدهی‌های بلندمدت، سود پرداختی بابت تسهیلات مالی)	X15
۱۶	نسبت گردش نقد (وجه نقد عملیاتی / بدهی‌های جاری)	X16
۱۷	سرمایه در گردش خالص (دارایی‌های جاری / بدهی‌های جاری)	X17
۱۸	دوره گردش موجودی کالا ((موجودی کالا *۳۶۵)/ بهای تمام شده کالای فروش رفته)	X18
۱۹	دوره وصول مطالبات (روز)	X19
۲۰	نسبت کالا به سرمایه در گردش (موجودی کالا / سرمایه در گردش)	X20
۲۱	گردش سرمایه جاری (فروش / سرمایه در گردش)	X21
۲۲	گردش دارایی‌های ثابت (فروش خالص / دارایی‌های ثابت)	X22
۲۳	گردش مجموع دارایی‌ها (فروش خالص / کل دارایی‌ها)	X23
۲۴	نسبت بدهی (کل بدهی‌ها / کل دارایی‌ها)	X24
۲۵	نسبت بدهی به ارزش ویژه (کل بدهی‌ها / ارزش ویژه [۲])	X25
۲۶	نسبت بدهی بلندمدت به ارزش ویژه (بدهی‌های بلندمدت / ارزش ویژه)	X26
۲۷	نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه (بدهی‌های جاری / ارزش ویژه)	X27
۲۸	نسبت مالکانه (جمع حقوق صاحبان سهام / کل دارایی‌ها)	X28
۲۹	نسبت پوشش بدهی (خالص درآمد عملیاتی / بدهی‌ها)	X29
۳۰	نسبت پوشش بهره (سود عملیاتی / هزینه مالی)	X30

ردیف	متغیر	نماد
۳۱	نسبت بار مالی وام (سود قبل از کسر بهره و مالیات / (هزینه بهره پرداختی از اصل تسهیلات/ ۱- نرخ مالیات))	X31

منبع: وانگ و همکاران (۲۰۱۷)

در این پژوهش ابتدا داده‌های مربوط به نسبت‌های مالی ۱۶۰ شرکت منتخب طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ استخراج و از آزمون همبستگی پیرسون رابطه بین نسبت‌های مالی و درماندگی مالی به‌منظور انتخاب شاخص‌های مالی مرتبط با درماندگی مالی در جهت استفاده در مدل پژوهش استفاده شده است. بر اساس بررسی انجام شده از ۳۱ نسبت مالی، ۲۴ نسبت دارای رابطه معناداری با درماندگی مالی است. سپس پس از بررسی نسبت‌های مالی مربوط به درماندگی مالی، به تحلیل داده‌ها پرداخته شده است

در این پژوهش ابتدا داده‌های مربوط به نسبت‌های مالی ۱۶۰ شرکت منتخب طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ استخراج و از آزمون همبستگی پیرسون رابطه بین نسبت‌های مالی و درماندگی مالی به‌منظور انتخاب شاخص‌های مالی مرتبط با درماندگی مالی در جهت استفاده در مدل پژوهش استفاده شده است. بر اساس بررسی انجام شده از ۳۱ نسبت مالی، ۲۴ نسبت دارای رابطه معناداری با درماندگی مالی است. سپس پس از بررسی نسبت‌های مالی مربوط به درماندگی مالی، به تحلیل داده‌ها پرداخته شده است

جامعه آماری این پژوهش شامل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد که از سال ۱۳۹۱ به بورس پیوسته باشند. جامعه آماری عبارت است از کلیه عناصر و افرادی که در یک مقیاس جغرافیایی (جهانی یا منطقه‌ای) دارای یک یا چند صفت مشترک باشند (حافظ نیا و سرمد، ۱۳۸۱). جامعه آماری این پژوهش شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. نمونه آماری عبارت است از تعداد محدودی از آحاد جامعه آماری که بیان‌کننده ویژگی‌های اصلی جامعه باشد (آذر و مؤمنی، ۱۳۸۹).

در این پژوهش برای این که نمونه آماری یک نماینده مناسب از جامعه آماری موردنظر باشد، از روش حذف سیستماتیک استفاده شده است. برای این منظور پنج معیار زیر در نظر گرفته شده و درصورتی‌که شرکتی کلیه معیارها را احراز کرده باشد به‌عنوان نمونه پژوهش انتخاب شده و مابقی حذف می‌شوند. در این مطالعه برای این‌که نمونه پژوهش یک نماینده مناسب از جامعه آماری موردنظر باشد، برای انتخاب نمونه از روش غربال‌گری[1] (حذفی) استفاده شده است. برای این منظور معیارهای زیر در نظر گرفته شده و درصورتی‌که یک شرکت کلیه معیارها را احراز کرده باشد به‌عنوان یکی از شرکت‌های نمونه انتخاب شده است.

۱) طی سال‌های ۱۳۹۱ الی ۱۴۰۱ تغییر سال مالی و توقف عملیات داشته باشد.
۲) صورت‌های مالی و یادداشت‌های توضیحی همراه شرکت‌ها در دوره زمانی مورد مطالعه در سایت‌های معتبر مربوط به بورس اوراق بهادار وجود داشته باشد.
۳) قبل از سال ۱۳۹۱ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده باشند.

[1] criteria filtering technique

۴) شرکت‌های موردنظر شامل شرکت‌های سرمایه‌گذاری واسطه‌گری مالی و نهادهای پولی نباشند.
سپس از بین کلیه شرکت‌هایی که شرایط ورود به پژوهش را دارا هستند با استفاده از روش حذفی سیستماتیک به‌عنوان نمونه انتخاب خواهد شد.

جدول (۳): روند انتخاب نمونه آماری پژوهش

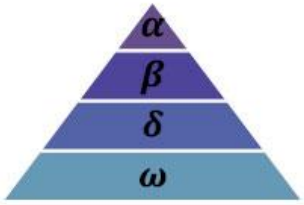
تعداد کل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس در پایان سال ۱۴۰۱.	**۴۲۲**
تعداد شرکت‌هایی که در قلمرو زمانی ۱۴۰۱-۱۳۹۱ در بورس فعال نبوده‌اند.	(۸۲)
تعداد شرکت‌هایی که جز هلدینگ، سرمایه‌گذاری‌ها، واسطه‌گری‌های مالی، بانک‌ها و یا لیزینگ‌ها بوده‌اند.	(۵۹)
تعداد شرکت‌هایی که در قلمرو زمانی ۱۴۰۱-۱۳۹۱ تغییر سال مالی داده و یا سال مالی آن منتهی به پایان اسفند نمی‌باشد.	(۸۳)
تعداد شرکت‌هایی که در قلمرو زمانی ۱۴۰۱-۱۳۹۱ اطلاعات مورد آن‌ها در دسترس نمی‌باشد.	(۳۸)
تعداد شرکت‌های نمونه:	**۱۶۰**

بعد از مدنظر قرار دادن کلیه معیارهای بالا، تعداد ۱۶۰ شرکت به‌عنوان جامعه غربالگری شده باقیمانده است که تمامی آن‌ها به‌عنوان نمونه پژوهش انتخاب شده‌اند؛ بنابراین با توجه به بازه زمانی ۱۰ ساله پژوهش (۱۴۰۱-۱۳۹۱) مشاهدات به ۱۶۰۰ سال- شرکت (۱۰ سال × ۱۶۰ شرکت) می‌رسد. در جهت انجام بررسی از میان ۱۶۰ شرکت مذکور، از طریق سایت کدال و جستجوی شرکت‌هایی که در بازه زمانی پژوهش مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت قرار دارند، مشخص گردید که از ۱۶۰ شرکت، ۸ شرکت درمانده و ۱۵۲ شرکت درمانده می‌باشند.

در این پژوهش اطلاعات موردنیاز مربوط به ادبیات پژوهش و مبانی نظری از روش کتابخانه‌ای و اسناد کاوی و پایگاه‌های علمی و مقالات داخلی و خارجی استفاده شده است. برای گردآوری داده‌های پژوهش نیز از صورت‌های مالی شرکت‌ها، بانک‌های اطلاعاتی سازمان بورس اوراق بهادار تهران و شرکت مدیریت فناوری بورس تهران، بانک‌های اطلاعاتی نرم‌افزار ره‌آورد نوین و همچنین گزارش‌ها و اطلاعیه‌های منتشره در شبکه کدال حسب مورد استفاده خواهد شد.

با توجه به اینکه روش‌های یادگیری به الگوریتمی بهینه‌ساز نیاز دارند، در این پژوهش از یکی از به‌روزترین آنها به نام «الگوریتم گرگ خاکستری» بهره برده می‌شود که در سال ۲۰۱۴ ابداع شده است. مدل پارامترها با استفاده از الگوریتم چند هدفهٔ گرگ خاکستری تنظیم می‌شوند. گرگ‌های خاکستری موجوداتی هستند که به‌صورت نیمه دمکراسی زندگی می‌کنند و جایگاه هر گرگ در اجتماع آن‌ها پیداست. در این اجتماع گرگ رهبر، جانشینان او نیز سایر گرگ‌ها شناخته شده هستند. گرگ‌های خاکستری به‌صورت دسته جمعی زندگی و شکار می‌کند. در هر گروه از گرگ‌های خاکستری به‌طور متوسط بین ۷ الی ۱۲ گرگ وجود دارد. این دسته‌ها یکی از خطرناک‌ترین شکارچیان هستند. گرگ‌های خاکستری برای شکار کردن ابتدا دور طعمه حلقه زده و طعمه را محاصره می‌کند و به تنگ‌تر کردن حلقه محاصره شروع به خسته کردن طعمه می‌کنند سپس به‌صورت نوبتی و با دستور گرگ رهبر به طعمه حمله کرده و در نهایت طعمه را از پای درمی‌آورند.

همان‌گونه که بیان شد گرگ‌های خاکستری به‌صورت یک سلسله‌مراتب (با سخت‌گیری زیاد) زندگی می‌کنند. نمودار (۱)، ساختار سلسله‌مراتب گرگ‌های خاکستری را نشان می‌دهد.



نمودار (۲): الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری

- جفت آلفا [Alpha] که به‌عنوان رهبر گروه شناخته می‌شوند، تصمیم‌گیری درباره‌ی شکار، مکان خواب زمان بیدار شدن و... را بر عهده دارند. تصمیمات آلفا به کل گروه اعمال می‌شود. با این حال نوعی رفتار دموکراتیک نیز مشاهده می‌شود.
- رده‌ی دوم در سلسله‌مراتب یک دسته، متعلق به گرگ‌های بتا [Beta] است. گرگ‌های بتا به آلفا در تصمیم‌گیری‌ها و سایر فعالیت‌های دسته کمک می‌کنند. این گرگ‌ها در مواقعی که آلفا بسیار پیر شده و یا می‌میرد، بهترین کاندید برای آلفا شدن هستند.
- گرگ‌های با پایین‌ترین مقام، گرگ‌های امگا [Omega] هستند. این گروه از گرگ‌ها نقش پیش‌مرگ را در دسته بازی می‌کنند. آن‌ها باید مطیع تمام گرگ‌های دیگر باشند و همچنین آخرین گرگ‌هایی هستند که غذا می‌خورند. این‌طور به نظر می‌آید که امگاها اهمیت پایینی در دسته دارند، اما گاهی مشاهده شده است که در صورت از دست دادن امگاها، کل دسته دچار مشکلات و جنگ‌های داخلی می‌شود.
- به گرگ‌هایی که در سلسله‌مراتب بالا ذکر نشده است، گرگ‌های دلتا [Delta] گفته می‌شود. گرگ‌های دلتا تحت فرمان آلفا و بتا بوده ولی نسبت به امگا برتری دارند. بر اساس این موارد الگوریتم گرگ خاکستری تبیین شد و معادلات ریاضی زیر در گرگ خاکستری به کار می‌رود.

همان‌طور که در بخش‌های پیشین اشاره شد، گرگ‌های خاکستری در طی فرآیند شکار، طعمه را محاصره می‌کنند. برای مدل کردن سازوکار شکار، از روابط زیر استفاده می‌شود:

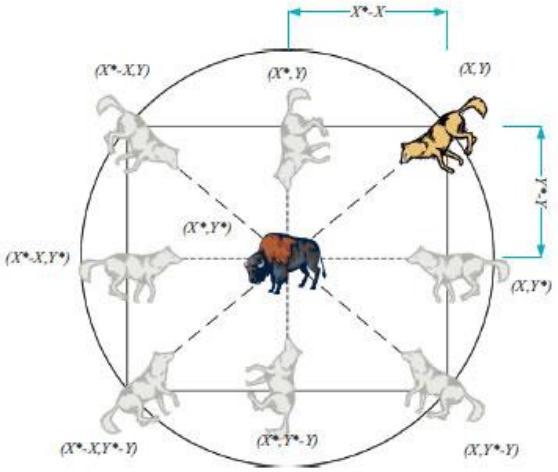
$$\vec{D} = \left|\vec{C}.\overrightarrow{X_p}(t) - \vec{X}(t)\right| \quad (۹)$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{X_p}(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad (۱۰)$$

$$\vec{A} = 2\vec{a}.\overrightarrow{r_1} - \vec{a} \quad (۱۱)$$

$$\vec{C} = 2.\overrightarrow{r_2} \quad (۱۲)$$

در روابط بالا t برابر تکرار الگوریتم بردارهای A و C ضرایب بردار مکان طعمه و X بردار مکان گرگ خاکستری است. a به‌صورت خطی و در طی تکرارها از مقدار ۲ به ۰ کاهش می‌یابد r_1 و r_2 بردارهای تصادفی در بازه‌ی [۱، ۰] هستند. برای یک مسئله دو بعدی بردارها به‌صورت نمودار (۳) خواهد بود:



نمودار (۳): موقعیت بردارها در دو بعد و موقعیت بعدی آن‌ها

پس از معرفی روش تحقیق، در بخش بعدی به تجزیه و تحلیل داده‌ها پرداخته می‌شود.

۵- تجزیه و تحلیل داده‌ها

۵-۱- مراحل آنالیز آماری داده‌های ورودی

در مرحله اول، اطلاعات جمع‌آوری شده از شرکت‌های منتخب بورس اوراق بهادار تهران بر اساس ماده ۱۴۱ قانون تجارت (اطلاعات مربوط به سال مالی ۱۳۹۱ الی ۱۴۰۱) رتبه‌بندی شد. در مرحله دوم، محاسبه متغیرهای پژوهش را شامل می‌شود (مرتب‌سازی، رتبه‌بندی و انجام محاسبات جهت به دست آوردن متغیرها از طریق صفحه گسترده اکسل صورت گرفته است). در مرحله سوم، داده‌ها جهت استفاده در روش فرابتکاری یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری به دیتا بیس در اکسس منتقل شده و در قالب جدول‌های مشخصی که به آن‌ها اشاره خواهد شد، نگهداری می‌شوند.

با توجه به اینکه الگوریتم باید تمامی حالت‌های ترکیبی ضرایب را در نظر گرفته و جهت استخراج ترکیب بهینه همه آن‌ها را مورد آزمایش قرار دهد، بنابراین لازم است کلیه زیرمجموعه‌های محض متغیرها مدنظر قرار بگیرد (زیرمجموعه‌های محض، به‌تمامی زیرمجموعه‌های یک مجموعه به غیر از خود مجموعه، می‌گویند). برای به دست آوردن زیرمجموعه‌های محض از رابطه‌ی زیر استفاده می‌شود:

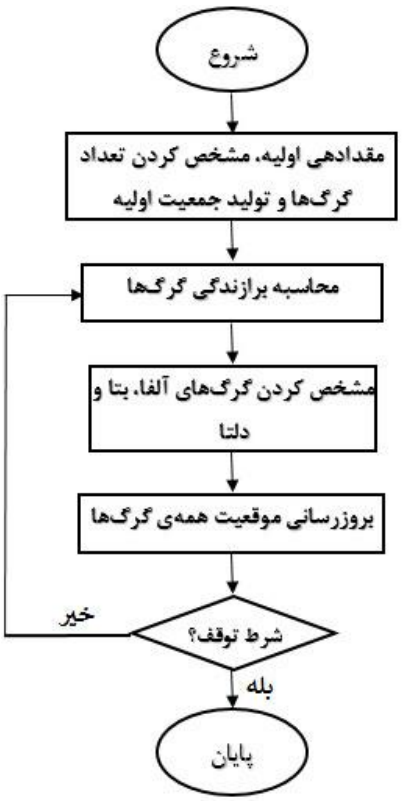
تعداد زیرمجموعه‌های محض: $2^n - 1$

تعداد زیرمجموعه‌های محض این پژوهش: $2^{11} - 1 = 32768 - 1 = 32767$

در واقع برای به دست آوردن حالت بهینه در فاز اول ۳۲۷۶۷ مرتبه متغیرهای فوق‌الذکر را با ضرایب آن‌ها ترکیب نموده‌ایم.

۵-۲- استخراج ضرایب متغیرها

برای آماده‌سازی داده‌ها جهت اجرای فاز اول برنامه، بایستی ضرایبی به متغیرها نسبت داد، در همین راستا با توجه به نتایج برآورد شده در قسمت اول پژوهش، به هر یک از ۱۰ متغیر مورد بررسی، یک ضریب نسبت داده شد؛ که این نسبت‌ها در حین اجرای اولیه‌ی الگوریتم، با توجه به ضریب چولگی متغیرهای مورد مطالعه تغییر پیدا می‌کند و نهایتاً ضرایب ابتدایی فاز اول آماده می‌گردد. پس از آماده شدن ضرایب، نوبت ورود به چرخه‌ی اجرای داده‌کاوی از طریق الگوریتم فرابتکاری گرگ خاکستری پرداخته می‌شود.



نمودار (۴): فلوچارت برنامه انتخاب ضرایب اولیه (داده‌کاوی)

الگوریتم گرگ خاکستری پارامترهایی دارند که باید مقدار آنهـا تعیـین شـود. گرگ‌های آلفا، بتا، گاما و امگا، پارامترهای الگوریتم گرگ خاکستری هستند. مقدار این پارامترهـا بایـد به نحوی تعیین شود که به جواب بهینه در مدل منجر شود. تعیین آنها توسط الگوریتم‌ها انجام می‌شود. این مقادیر در ابتدا به‌صورت تصادفی و توسط خود الگوریتم تعیین می‌شوند، سپس با هر تکرار مقادیر فوق تغییر می‌کنند تا بـه بهینه‌ترین جواب دست یابند. الگوریتم گرگ خاکستری مقادیر اولیه خـود را به‌صورت تصادفی تعیین می‌کند. تعداد تکـرار در الگـوریتم گرگ خاکستری ۱۵۰ در نظـر گرفتـه شـده اسـت. الگـوریتم گـرگ خاکستری در ۶۶ تکرار به مقادیری دست یافت که جواب بهینه را ارائه می‌کند. جواب بهینه پس از ۶۶ مرحله اجرا به‌صورت جدول (۴) به دست آمد:

جدول (۴): جواب بهینه متغیرها

ردیف	متغیر	شرح	پارامترهای بهینه
۱	X1	حاشیه سود خالص (سود خالص /درآمد)	-۱/۲۵۶
۲	X2	حاشیه سود ناخالص (سود ناخالص/درآمد)	۰/۳۵۸
۳	X3	حاشیه سود عملیاتی (سود عملیاتی /درآمد)	-۰/۶۹۵
۴	X4	حاشیه سود ناویژه (سود ناویژه/درآمد)	-۰/۱۲۵
۵	X5	سود به سود ناویژه (سود/ سود ناویژه)	-۰/۳۲۰
۶	X6	بازده دارایی‌های ثابت (سود خالص / کل دارایی‌ها)	-۰/۵۲۳
۷	X7	بازده سرمایه (سود خالص / سرمایه)	-۰/۰۱۲
۸	X10	سنجش سودمندی وام (بازده دارایی‌ها / بازده حقوق صاحبان سهام)	-۰/۱۲۵
۹	X11	نسبت جاری (دارایی‌های جاری / بدهی‌های جاری)	-۱/۰۲۵
۱۰	X12	نسبت آنی (دارایی‌های جاری بدون در نظر گرفتن موجودی کالا و پیش‌پرداخت‌ها/ بدهی‌های جاری)	۰/۱۳۳
۱۱	X13	نسبت نقدینگی (دارایی‌های نقدی / بدهی‌های جاری)	۰/۳۰۷
۱۲	X16	نسبت گردش نقد (وجه نقد عملیاتی / بدهی‌های جاری)	-۰/۷۸۳
۱۳	X17	سرمایه در گردش خالص (دارایی‌های جاری - بدهی‌های جاری)	۰/۲۸۶
۱۴	X18	دوره گردش موجودی کالا ((موجودی کالا *۳۶۵)/ بهای تمام شده کالای فروش رفته)	-۰/۲۰۹
۱۵	X19	دوره وصول مطالبات ((متوسط حساب دریافتنی*۳۶۵)/ فروش)	-۰/۲۴۸
۱۶	X20	نسبت کالا به سرمایه در گردش (موجودی کالا / سرمایه در گردش)	-۰/۱۱۷
۱۷	X22	گردش دارایی‌های ثابت (فروش خالص / دارایی‌های ثابت)	۰/۳۵۵
۱۸	X23	گردش مجموع دارایی‌ها (فروش خالص / کل دارایی‌ها)	-۰/۰۸۸
۱۹	X24	نسبت بدهی (کل بدهی‌ها / کل دارایی‌ها)	-۰/۳۴۳
۲۰	X25	نسبت بدهی به ارزش ویژه (کل بدهی‌ها / ارزش ویژه)	-۰/۲۰۳
۲۱	X26	نسبت بدهی بلندمدت به ارزش ویژه (بدهی‌های بلندمدت / ارزش ویژه)	۱/۵۴۹

ردیف	متغیر	شرح	پارامترهای بهینه
۲۲	X27	نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه (بدهی‌های جاری / ارزش ویژه)	-۰/۲۸۲
۲۳	X28	نسبت مالکانه (جمع حقوق صاحبان سهام / کل دارایی‌ها)	-۰/۶۵۹
۲۴	X31	نسبت بار مالی وام (سود قبل از کسر بهره و مالیات / (هزینه بهره پرداختی از اصل تسهیلات/ ۱- نرخ مالیات)	۰/۲۲۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جهت اعتبارسنجی نتایج حاصل از پیش‌بینی درماندگی مالی بر اساس الگوریتم فرابتکاری گرگ خاکستری در روش یادگیری عمیق، داده‌ها به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم شده، مدل با استفاده از داده‌های آموزشی ایجاد و سپس نتایج به‌دست‌آمده روی داده‌های آزمایشی آزمون می‌شود و در نهایت دقت مدل محاسبه می‌شود. برای ارزیابی روش‌های پیش‌بینی (اختلاف بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده) از شاخص میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه دوم مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی پیرسون (r) و ضریب تعیین (R2) استفاده شده است:

جدول (۵): نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه عصبی

	MSE	RMSE	r	R2
کل داده‌ها	۰/۰۰۱۵	۰/۰۴۲۵	۰/۶۸	۰/۸۵
داده‌های آموزش	۰/۰۰۰۸	۰/۰۵۱۲	۰/۷۱	۰/۸۹
داده‌های آزمون	۰/۰۰۰۴	۰/۰۳۹۸	۰/۷۰	۰/۹۲

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به مقادیر کم MSE و RMSE به‌دست‌آمده و همچنین ضریب همبستگی مناسب بین خروجی مدل و خروجی هدف در جدول (۳)، الگوریتم فرابتکاری گرگ خاکستری در روش یادگیری عمیق به‌طور مطلوب قادر به مدل‌سازی داده‌ها می‌باشد.

پس از به دست آوردن جواب بهینه نوبت به مهم‌ترین قسمت پژوهش، یعنی تست مدل بر روی نسبت‌های مالی شرکت‌های موضوع پژوهش و آزمون فرضیه می‌رسد. نتایج آزمایش مدل یاد شده برای سال‌های اول، دوم و سوم به شرح جدول ۴ و ۵ به دست آمد:

جدول (۶): نتایج آزمون درماندگی برای شرکت‌های مورد بررسی

تعداد شرکت‌های پیش‌بینی شده غیردرمانده (کل شرکت‌های غیر درمانده)	تعداد شرکت‌های پیش‌بینی شده درمانده (کل شرکت‌های درمانده)	درصد موفقیت مدل برای پیش‌بینی درماندگی مالی (نسبت تعداد شرکت‌های پیش‌بینی شده درمانده به کل شرکت‌های درمانده پژوهش)
(۱۵۲)۱۴۵	(۸)۷	۸۷٪

منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج مربوط به پیش‌بینی درماندگی شرکت‌ها بر اساس الگوریتم فرا ابتکاری گرگ خاکستری در روش یادگیری عمیق، نشان داد که درصد موفقیت این مدل در پیش‌بینی درماندگی شرکت‌ها برابر با ۸۷ درصد می‌باشد به‌عبارت‌دیگر الگوریتم گرگ خاکستری توانسته ۷ شرکت از ۸ شرکت درمانده مالی را به‌درستی پیش‌بینی کند.

۶- نتیجه‌گیری

هدف اصلی پژوهش در این فصل به جمع‌بندی یافته‌های پژوهش پرداخته شده و نتایج حاصل از بررسی فرضیه‌ها، تحلیل می‌شوند. پژوهش حاضر با هدف طراحی مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها انجام شد که در آن از ترکیب نسبت‌های مالی کلیدی و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده شده است. استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری به دلیل توانایی بالای آن در بهینه‌سازی و شناسایی روابط پیچیده میان متغیرها، بهبود قابل‌توجهی در دقت پیش‌بینی نسبت به روش‌های سنتی و یادگیری ماشین ایجاد کرده است. در این پژوهش، ۲۴ نسبت مالی از میان ۳۱ نسبت مالی انتخاب شد که بیشترین ارتباط را با درماندگی مالی داشتند. این نسبت‌ها به‌عنوان متغیرهای ورودی مدل انتخاب شدند و ضرایب بهینه آن‌ها توسط الگوریتم گرگ خاکستری تعیین شد. سپس مدل طراحی‌شده با داده‌های شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۱ آزمایش و ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی، دقتی برابر با ۸۷ درصد در پیش‌بینی درماندگی مالی ارائه داده است که این دقت نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی که دقتی ۶۲ درصدی داشت برتری چشمگیری دارد. همچنین، مدل توانست محدودیت‌های روش‌های سنتی از جمله نیاز به مفروضات آماری خاص، ضعف در تحلیل داده‌های غیرخطی و حساسیت به داده‌های پرت یا ناقص را برطرف کند. در این فصل، ابتدا به‌مرور فرآیند پژوهش، روش جمع‌آوری داده‌ها و تحلیل آن‌ها پرداخته می‌شود. سپس نتایج فرضیه‌های پژوهش به‌طور تفصیلی بررسی و تحلیل می‌شود. همچنین مدل پیشنهادی پژوهش در قالب جدول و به شکل فرمول ارائه و تفسیر شده است.

این نتیجه‌گیری با یافته‌های به‌دست‌آمده توسط اسماعیلی و گوگردچیان (۱۳۹۶)، دباغ و شیخ بگلو (۱۳۹۹)، رحیمی و همکاران (۱۴۰۱)، متین و همکاران (۲۰۱۹)، الحسنی و همکاران (۲۰۲۰) و لی و همکاران (۲۰۲۱) مطابقت دارد که نشان داده‌اند روش‌های مبتنی رویکرد یادگیری عمیق و استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند دقت بالایی در پیش‌بینی قدرت درماندگی مالی شرکت‌ها داشته باشد.

در این رابطه استدلال می‌شود که 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 تجزیه و تحلیل وضعیت مالی موارد سرمایه‌گذاری پرداخته و با مشخص شدن سطح درماندگی مالی آنها، به‌طور جداگانه و با اطمینان در مورد سرمایه‌گذاری در موقعیت مناسب تصمیم‌گیری کنند. با گسترش روزافزون شرکت‌های سهامی و پدیدار شدن بحران‌های مالی شدید در ابعاد خرد کلان اقتصادی، مالکان و ذینفعان بنگاه‌ها به دنبال ایجاد پوششی برای مصون کردن خود در مقابل این‌گونه مخاطرات بوده‌اند و این موضوع آنها را به استفاده از مدل‌های پیش‌بینی کننده برای ارزیابی توان مالی شرکت‌ها حساس و آگاه نموده است.

پیشنهادهای کاربردی حاصل از یافته‌های پژوهش شامل موارد زیر می‌باشد:

۱. شناسایی زودهنگام درماندگی مالی:

مدیران مالی می‌توانند با استفاده از مدل پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری، وضعیت مالی شرکت را به‌طور مداوم ارزیابی کنند و از طریق پیش‌بینی دقیق‌تر وضعیت مالی شرکت، در صورت کاهش شاخص درماندگی مالی، اقدامات اصلاحی نظیر کاهش هزینه‌ها، افزایش بهره‌وری عملیاتی یا مدیریت بدهی‌ها را انجام دهند.

۲. بهبود ساختار مالی:

با تمرکز بر نسبت‌های کلیدی مانند نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام و نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها، مدیران می‌توانند استراتژی‌هایی برای بهبود وضعیت نقدینگی و کاهش بدهی‌های بلندمدت اجرا کنند.

۳. ارزیابی دقیق‌تر ریسک اعتباری:

با استفاده از مدل پیشنهادی، مؤسسات مالی می‌توانند پیش از اعطای تسهیلات به شرکت‌ها، وضعیت مالی آن‌ها را ارزیابی کرده و ریسک اعتباری را کاهش دهند. همچنین مؤسسات مالی می‌توانند با به‌کارگیری مدل پیشنهادی، سامانه‌های اعتبارسنجی پیشرفته‌ای طراحی کنند که دقت بیشتری نسبت به روش‌های سنتی داشته باشد. این مدل به شناسایی دقیق‌تر شرکت‌های پر ریسک کمک می‌کند.

۴. اولویت‌بندی شرکت‌ها در اعطای تسهیلات:

مؤسسات اعتباری می‌توانند به کمک مدل پیشنهادی پژوهش، شرکت‌هایی با شاخص درماندگی مالی پایین‌تر را شناسایی کرده و به‌منظور کاهش ریسک عدم بازپرداخت تسهیلات، آن شرکت‌ها را در اولویت اعطای تسهیلات قرار دهند.

۵. تصمیم‌گیری بهتر در سرمایه‌گذاری:

سرمایه‌گذاران می‌توانند از این مدل برای ارزیابی وضعیت مالی شرکت‌ها و پیش‌بینی آینده مالی آن‌ها استفاده کنند. این امر کمک می‌کند تا از سرمایه‌گذاری در شرکت‌هایی که احتمال درماندگی مالی بالایی دارند، جلوگیری شود و ریسک سرمایه‌گذاری خود را کاهش دهند.

۶. تمرکز بر نسبت‌های مالی کلیدی:

سرمایه‌گذاران پیشنهاد می‌شود به نسبت‌های تأثیرگذار مانند نسبت سود خالص به کل دارایی‌ها و نسبت گردش دارایی‌ها توجه کنند تا شرکت‌هایی با عملکرد پایدارتر انتخاب کنند.

پیشنهادات برای تحقیقات آتی وجود دارد که به آنها اشاره شده است:

۱. استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری پیشرفته‌تر

پیشنهاد می‌شود الگوریتم‌های پیچیده‌تری مانند الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) برای بهبود دقت پیش‌بینی و تحلیل داده‌های پیچیده‌تر استفاده شوند. این الگوریتم می‌تواند به بهینه‌سازی مدل‌های پیش‌بینی کمک کرده و قابلیت‌های مدل را در مواجهه با داده‌های نویزدار و غیرخطی افزایش دهد.

۲. گسترش مدل به صنایع خاص و بررسی تأثیرات آن

گسترش مدل پیش‌بینی درماندگی مالی به صنایع خاص مانند صنعت فناوری اطلاعات، تولید و خدمات می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها کمک کند. صنایع مختلف ویژگی‌های مالی متفاوتی دارند و مدل‌های مخصوص به هر صنعت می‌توانند اطلاعات دقیق‌تری ارائه دهند.

۳. تحلیل اثرات متغیرهای کلان اقتصادی

افزودن متغیرهای کلان اقتصادی مانند نرخ ارز، تورم، نرخ بهره و شرایط بازار جهانی می‌تواند پیش‌بینی‌ها را دقیق‌تر کند. این متغیرها تأثیر زیادی بر درماندگی مالی دارند و می‌توانند اطلاعات مهمی برای تصمیم‌گیری‌های مالی فراهم کنند.

۴. استفاده از داده‌های بلندمدت برای تحلیل روندهای مالی

استفاده از داده‌های مالی بلندمدت (مثلاً ۲۰ سال) به تحلیل روندهای درماندگی مالی کمک می‌کند. این روندها ممکن است تغییرات پنهانی در وضعیت مالی شرکت‌ها را نمایان سازند که با استفاده از داده‌های کوتاه‌مدت قابل‌شناسایی نیستند.

۵. گسترش مدل به شرکت‌های غیر بورسی و بین‌المللی

برای تعمیم‌پذیری بیشتر مدل، استفاده از داده‌های شرکت‌های غیر بورسی و شرکت‌های بین‌المللی ضروری است. این گسترش به پژوهشگران این امکان را می‌دهد که نتایج مدل را در مقیاس جهانی ارزیابی کنند و اثرات محیطی مختلف بر درماندگی مالی را تحلیل نمایند.

فهرست منابع

احمدپور، احمد، شهسواری، معصومه، عموازده خلیلی (۱۳۹۵). بررسی عوامل مؤثر بر ریسک درماندگی مالی شرکت‌ها، مطالعات تجربی حسابداری مالی، دوره ۱۳، شماره ۵۱، ص ص ۳۴-۹.

اسماعیلی، سهیلا و گوگردچیان، احمد (۱۳۹۶). پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از صورت جریان نقد: رهیافت شبکهٔ عصبی مصنوعی، مدیریت فرهنگ‌سازمانی، دوره ۱۵، شماره ۴، ص ص ۹۰۱-۸۷۹.

ابراهیمی سرو علیا، باباجانی، جعفر، آخوند، فاخر، اسلام. (۲۰۱۹). ارائه الگویی برای پیش‌بینی پویای درماندگی مالی با استفاده از تحلیل بقاء. فصلنامه علمی پژوهشی اقتصاد مقداری, ۱۵(۴), ۱۶۷-۱۹۸.

افلاطونی، عباس (۱۳۹۵) تأثیر مدیریت سود بر عملکرد مدل‌های ارزش‌گذاری مبتنی بر سود حسابداری، مطالعات تجربی حسابداری مالی، دوره ۱۳، شماره ۵۰، ص ص ۲۰۳-۱۸۵.

برگ بید، احمد و جعفری، علی و صالح نژاد، سید حسن (۱۴۰۱). ارائه الگوی ترکیبی سه‌بعدی (مالی، اقتصادی، پایداری) در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، فصلنامه پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی، دوره ۱۳، شماره ۵۱، ص ص ۱۳۲-۱۰۵.

پور حیدری، امید کوپائی حاجی، مهدی (۱۳۸۹) پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها با استفاده از مدل مبتنی بر تابع تفکیکی خطی، مجله پژوهش‌های حسابداری مالی، سال ۳، شماره ۴، ص ص ۴۶-۳۳.

پورزمانی، زهرا، توانگرحمزه کلایی، افسانه و آوا، کیارسی (۱۳۸۸). بررسی الگوی لوجیت و تحلیل تمایزی چند متغیره در پیش‌بینی وضعیت مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران، پژوهشنامه حسابداری و مالی، ص ص ۱۲۲-۹۵.

حاجیها، زهره و صابری روچی، محمدرضا (۱۴۰۰). متن‌کاوی و پیش‌بینی درماندگی مالی، نشریه مطالعات حسابداری و حسابرسی، دوره ۱۰، شماره ۳۸، ص ص ۵۲-۳۹.

خوشکار، فرزین و فضلی، اسماعیل و لشگری، علی‌رضا (۱۳۹۸). رابطه بین نسبت‌های مالی سودآوری و پیش‌بینی درماندگی در شرکت‌های پذیرفته شده بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه رویکردهای پژوهشی نوین در مدیریت و حسابداری، سال ۳، شماره ۲۳، ص ص ۲۱-۱.

خوش‌طینت، محسن و قسوری، محمود تقی (۱۳۸۴). مقایسه بین نسبت‌های مالی ترکیبی مبتنی بر صورت جریان وجوه نقد و اقلام تعهدی با نسبت‌های مالی صرفاً مبتنی بر اقلام نسبت‌های مای بر ترازنامه و سود (زیان) در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، فصلنامه مطالعات حسابداری، سال ۳، شماره ۹، ص ص ۶۳-۶۱.

خداکریمی، پری و پیری، پرویز (۱۳۹۶). پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای الگوی ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار با رویکرد رگرسیون لجستیک، مطالعات تجربی حسابداری مالی، دوره ۱۴، شماره ۵۵، ص ص ۱۶۸-۱۴۵.

دباغ، رحیم و شیخ بگلو، سیما (۱۳۹۹). پیش‌بینی درماندگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل فولمر، مجله توسعه و سرمایه، دوره ۵، شماره ۲، ص ص ۱۶۸-۱۵۳.

رمضان زاده زیدی، عباس و فغانی ماکرانی، خسرو و جعفری، علی (۱۳۹۸). بسط مدل‌سازی درماندگی مالی با استفاده از مدیریت سود شرکت‌ها در محیط اقتصادی ایران، فصلنامه علمی مدل‌سازی اقتصادی، دوره ۱۳، شماره ۴۶، ص ص ۱۲۰-۱۰۱.

رحیمیان نظام‌الدین، توکل نیا اسماعیل، قربانی محمود. (۱۳۹۳)، درماندگی مالی و تأخیر گزارش حسابرسی، دانش حسابداری مالی، ۵۷-۷۷.

رمضان زاده زیدی عباس، فغانی ماکرانی خسرو، جعفری علی، (۱۳۹۸)، بسط مدل‌سازی درماندگی مالی با استفاده از مدیریت سود شرکت‌ها در محیط اقتصادی ایران. نشریه مدل‌سازی اقتصادی، ۱۰۱-۱۲۰.

رحیمی، حمید و مینویی، مهرزاد و فتحی، محمدرضا (۱۴۰۱). تبیین متغیرهای مالی مؤثر در پیش‌بینی درماندگی مالی: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، نشریه علمی صنعت لاستیک ایران، دوره ۲۵، شماره ۱۰۱، ص ص ۸۴-۶۵.

رستمی، محمدرضا، فلاح شمس، میر فیض و فرزانه اسکندری (۱۳۹۰). ارزیابی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران: مطالعه مقایسه‌ای پوششی داده‌ها و رگرسیون لجستیک، پژوهش‌های مدیریت ایران، دوره ۱۵، شماره ۳، ص ص ۱۴۷-۱۲۹.

ستایش، محمدحسین و منصوری، شعله (۱۳۹۳). بررسی مقایسه‌ای سازوکارهای حاکمیت شرکتی در شرکت‌های درمانده و غیر درمانده مالی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، تحقیقات مالی، شماره ۱۶، دوره ۱، ص ص ۹۹-۱۱۲.

سعیدی، علی و آقایی، آرزو (۱۳۸۸). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های بیز، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره ۵۶، ص ص ۷۸-۵۹.

ساده وند، نیکومرام، هاشم، قالیباف اصل، فلاح شمس، میرفیض. (۲۰۲۲). بررسی و مقایسه عملکرد مدل‌های متعارف و ترکیبی در پیش‌بینی درماندگی مالی. تحقیقات مالی, ۲۴(۲), ۲۱۴-۲۳۵.

فدائی‌نژاد، محمد اسماعیل، شهریاری، سلیم، فرشاد. (۲۰۱۵). تجزیه و تحلیل رابطهٔ ریسک درماندگی مالی و بازده سهام. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی, ۲۲(۲), ۲۴۳-۲۶۲.

فدایی نژاد، محمد اسماعیل و سلیم فرشاد (۱۳۹۴). تجزیه و تحلیل رابطه درماندگی مالی و بازده سهام در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره ۲، ص ص ۲۴۳-۲۶۲.

فرید، داریوش و فقیه زاده، سحر السادات و عندلیب، داوود (۱۴۰۲). سناریونویسی عوامل مؤثر بر درماندگی مالی با استفاده از تکنیک پویایی سیستم فازی، بررسی مسائل اقتصاد ایران، دوره ۹، شماره ۲، ص ص ۲۱۴-۱۸۵.

قالیباف اصل، حسن و افشار، منیژه (۱۳۹۳) بررسی کاربرد استفاده از مدل KMV در پیش‌بینی ریسک و درماندگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و مقایسه با نتایج مدل رتبه Z آلتمن، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۲۱.

کردستانی، غلامرضا، غیور، فرزاد و علی، آشتاب (۱۳۹۰). مقایسه کارآیی نسبت‌های مالی مبتنی بر روش نقدی و روش تعهدی در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه بورس اوراق بهادار، شماره ۱۵، ص ص ۱۹۱ -۲۲۵.

کرمی، غلامرضا و سید محسنی، سید مصطفی (۱۳۹۱) سودمندی اطلاعات حسابداری نسبت به اطلاعات بازار در پیش‌بینی درماندگی، مجله دانش حسابداری، سال سوم، ص ص ۱۱۶-۹۳.

لطفی، بهناز و بحری ثالث، جمال و جبارزاده کنگرلویی، سعید و حیدری، مهدی (۱۴۰۳). پیش‌بینی درماندگی مالی با مدل ترکیبی (مطالعه موردی: شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران)، دانش سرمایه‌گذاری، دوره ۱۳۱، شماره ۵۰، ص ص ۳۷۰-۳۴۹.

محسنی، رضا آقا بابایی، رضا و وحید محمد، قربانی (۱۳۹۲). پیش‌بینی درماندگی مالی با بکار بردن کارایی به‌عنوان یک متغیر پیش‌بینی کننده، فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی، سال بیست و یکم، شماره ۶۵، ص ۱۴۶-۱۲۳.

موسوی شیری، محمود و طبرستانی، محمدرضا (۱۳۹۱). پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از الگوی مبتنی بر تحلیل تشخیصی و ارزیابی تأثیر متغیر کارایی در بهبود الگو، فصلنامه علمی پژوهشی پژوهش‌های مدیریت در ایران، دوره ۱۶، شماره ۱، ص ص ۱۶۸-۱۴۹.

منصورفر، غلامرضا، غیور، فرزاد و بهناز، لطفی (۱۳۹۲). ترکیب اجزای جریان نقد و پیش‌بینی درماندگی مالی در بورس اوراق بهادار تهران، تحقیقات حسابداری و حسابرسی، شماره ۱۸.

منصورفر، غلامرضا، غیور، فرزاد و بهناز، لطفی (۱۳۹۴). توانایی ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی، فصلنامه پژوهش‌های تجربی حسابداری، دوره ۵، شماره ۱، ص ص ۱۹۵-۱۷۷.

موسوی شیری، سید محمود و طبرستانی، محمدرضا (۱۳۹۰). توانایی مدل مبتنی بر تحلیل لوجیت در پیش‌بینی درماندگی مالی و تأثیر متغیر کارایی در بهبود مدل، دو ماهنامه علمی- پژوهشی دانشگاه شاهد، سال ۱۸، دوره جدید، ص ص ۴۷-۱.

مرادی، پور فخاران، نادری. (۲۰۲۳). رابطه درماندگی مالی و مدیریت سود با توجه به نقش اندازه حسابرس در دوران رکود. قضاوت و تصمیم‌گیری در حسابداری و حسابرسی, ۱(۴), ۱۳۵-۱۶۰.

نجارزاده، یوکابد، (۱۳۹۷)، ارائه رویکردی جهت پیش‌بینی بحران مالی با استفاده از شاخص مالم کویست، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه البرز.

نبوی چاشمی، سید علی، احمدی، موسی و صادق مهدوی، فرح‌آبادی (۱۳۸۹). پیش‌بینی درماندگی شرکت‌ها با استفاده از مدل لاجیت، مجله مهندسی مالی و مدیریت پرتفوی، ص ص ۸۱-۵۵.

نیرومند، فدیشه‌ای، محمدزاده. (۲۰۲۰). یادگیری عمیق ماشینی؛ چالش‌های فلسفی و رهیافت‌ها. فلسفه علم, ۱۰(۲۰), ۱۸۵-۲۰۲.

یوسفی، امید، خیراللهی، دلاوری. (۲۰۲۲). تأثیر بحران مالی جهانی بر درماندگی مالی، مدیریت سود و قیمت‌گذاری اقلام تعهدی. اقتصاد پولی مالی, ۲۹(۱).

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance, 23(4), 589-609.

Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F, Ganga H, (2017), Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data, Computational Economics.

Agarwal, V. and Taffler, R.J (2008), "Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models", Journal of Banking and Finance, Vol. 32. PP: 1541-1551.

Ashraf, S., GS Félix, E., & Serrasqueiro, Z. (2019). Do traditional financial distress prediction models predict the early warning signs of financial distress?. Journal of Risk and Financial Management, 12(2), 55.

Beaver, W. H., Correia, M., & McNichols, M. F. (2011). Financial statement analysis and the prediction of financial distress. Foundations and Trends® in Accounting, 5(2), 99-173.

Bengio, Y. (2009). Learning deep architectures for AI. Foundations and trends® in Machine Learning, 2(1), 1-127.

Bengio, Y. (2014). Evolving culture versus local minima. Growing adaptive machines: Combining development and learning in artificial neural networks, 109-138.

Bluwstein, K., Buckmann, M., Joseph, A., Kapadia, S., & Simsek, Ö. (2021). Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: Evidence from a machine learning approach.

Chandra, D. K., Ravi, V., & Bose, I. (2009). Failure prediction of dotcom companies using hybrid intelligent techniques.

Financial Economics
Vol. (15) Issue (60) Winter 2026

Application of Deep Learning Algorithms in Identifying Indicators of Bankruptcy

Akram Karimpour
Department of Financial Engineering, Deh.C, Islamic Azad University, Isfahan, Iran.
akram.karimpour@iau.ir

Mohsen Azhdar
Department of Accounting, ShK.C, Islamic Azad University, Shahrekord, Iran (Corresponding author).
4621757644@iau.ir

Sayyed Mohammad Reza Davoodi
Department of Management, Deh.C, Islamic Azad University, Isfahan, Iran.
sm.davoodi@iau.ac.ir

Abstract
One of the ways to support the proper use of investment opportunities and to prevent the waste of resources is through the prediction of financial distress. In this regard, the present study proposes a novel model for predicting financial distress using a deep learning approach based on the Grey Wolf Optimizer (GWO) algorithm. The predictive power of this model is then compared with that of an Artificial Neural Network (ANN) method. To begin with, 31 financial ratios related to corporate financial distress were identified through a literature review. Subsequently, Pearson correlation analysis revealed that 24 of these indicators had a significant relationship with financial distress and were thus selected as the criteria for analysis. The identified indicators were calculated for 160 selected companies listed on the Tehran Stock Exchange over the period 2012 to 2022. Finally, the collected data were analyzed using the deep learning model based on the Grey Wolf Optimizer algorithm and the artificial neural network method. The study's findings showed that the accuracy of financial distress prediction using the deep learning model based on the metaheuristic Grey Wolf Optimizer algorithm was 87%, while the predictive power of the artificial neural network method was 62%. Accordingly, it is concluded that the deep learning approach based on the Grey Wolf Optimizer algorithm achieves higher accuracy compared to the artificial neural network method in predicting the financial distress of the examined companies.
Keywords: Financial Distress, Artificial Neural Network, Deep Learning Method, Grey Wolf Optimizer Metaheuristic Algorithm.