Publisher: Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
2022, Vol. 12, No.38
PP: 75-101
DOI: https://doi.org/ 10.52547/JFMP.12.38.75
© Copyright: Author(s)

P-ISSN: 2645-4637
E-ISSN: 2645-4645

The Effect of Working Capital Information in Predicting Financial Distress Based on Combination of Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization Algorithm

Sedighe Azizi[*], Hossein Jokar[**]

Research Paper

Abstract

The purpose of this study is to investigate the information content of working capital management to predict financial distress based on the combination of artificial neural networks and particle cumulative motion optimization algorithms. The statistical population of the study consists of 120 companies listed on the Tehran Stock Exchange during the years 2008-2019. The results of comparing the two models based on the combination of artificial neural networks and particle cumulative motion optimization algorithm showed that the development of the research model reduced the neural network training error with particle cumulative motion algorithm by 0.0641. Also, with the development of the research model, by entering the working capital management variable, the rock curvature level increases to 0.6248 and as a result, the accuracy of the research model increases to 70.53%. This result shows the effectiveness of the inclusion of the working capital management variable in the research model.

Keywords: Working Capital; Financial Distress; Particle Swarm Optimization Algorithm.

Received: 2021. November. 11, Accepted: 2022. August. 06.
[*] Assistant Prof., Department of Accounting, Baft Branch, Islamic Azad University, Baft, Iran (Corresponding Author). E-Mail: sa_azizi@iaubaft.ac.ir
[**] Ph.D. Candidate in Accounting, Shiraz University, Shiraz, Iran. E-Mail: abas.jokar1388@gmail.com

ناشر: دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
۱۴۰۱، دوره ۱۲، شماره ۳۸
ص‌ص. ۷۵- ۱۰۱
© نویسندگان
شاپای چاپی: ۴۶۳۷- ۲۶۴۵
شاپای الکترونیکی: ۴۶۴۵- ۲۶۴۵

تاثیر اطلاعات سرمایه در گردش در پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم تجمعی ذرات

صدیقه عزیزی*، حسین جوکار**

مقاله پژوهشی

چکیده

با وجود این واقعیت که مدیریت سرمایه در گردش در درماندگی مالی نقشی محوری دارد؛ اما مطالعات انجام‌شده در این زمینه، تاکنون درک عمیقی از چگونگی تأثیرگذاری اطلاعات سرمایه در گردش بر درماندگی مالی را فراهم نکرده است؛ از این رو هدف اصلی این پژوهش بررسی تاثیر اطلاعات سرمایه در گردش در پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات است. نمونهٔ آماری متشکل از ۱۲۰ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران برای دورهٔ زمانی ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۸ است. در راستای دستیابی به اهداف پژوهش، ابتدا ۲۸ متغیر اثرگذار بر درماندگی مالی انتخاب و سپس با استفاده از روش رگرسیون لجستیک پیش‌رو مدل برآورد و ۵ متغیر تاثیرگذار انتخاب گردید. در گام بعد، 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 شده‌است. نتایج مقایسه دو مدل نشان داد توسعه مدل پژوهش، خطای آموزش شبکه عصبی با الگوریتم حرکت تجمعی ذرات را بـه مقـدار ۰/۰۶۴۱ کـاهش می‌دهد. همچنین، با توسعه مدل پژوهش، از طریق وارد کردن متغیر مدیریت سرمایه در گردش، سطح زیرمنحنی راک به ۰/۶۲۴۸ افزایش می‌یابد و در نتیجه، بر دقت مدل پژوهش تا ۷۰/۵۳ درصد افزوده می‌شود. همچنین نتایج، افزایش قدرت مدل توسعه یافته پژوهش را نشـان مـی‌دهـد؛ امـا نتیجه آزمون ضعیف است و نشان می‌دهد مدل توسعه‌یافته پژوهش نیز در تفکیک شـرکت‌هـا به دو گـروه درمانده و غیر درمانده مالی، کمابیش یک مدل تصادفی است.

کلیدواژه‌ها: سرمایه در گردش؛ درماندگی مالی؛ الگوریتم تجمعی حرکت ذرات.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۸/۲۰، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۵/۱۵.

* استادیار، گروه حسابداری، واحد بافت، دانشگاه آزاد اسلامی، بافت، ایران (نویسنده مسئول).
E-Mail: sa_azizi@iaubaft.ac.ir

** دانشجو دکتری حسابداری، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران.
E-Mail: abas.jokar1388@gmail.com

۱. مقدمه

درماندگی مالی واحدهای تجاری مسأله‌ای مهم برای حیات اقتصادی مدیران، بانک‌ها، سرمایه‌گذاران، سیاست‌گذاران و حسابرسان است؛ زیرا در صورت ورشکستگی هزینه‌های فردی و اجتماعی زیادی به تحمیل می‌شود. هشدار زود هنگام احتمال وقوع بحران مالی، مدیریت و سرمایه‌گذاران را قادر به انجام اقدامات پیشگیرانه، همانند تغییر خط‌مشی عملیاتی، تجدید ساختار سازمانی یا ساختار مالی و حتی تصفیه اختیاری می‌کند و یا با کاهش ضرر و زیان، تخصیص منابع اجتماعی و خصوصی را بهبود می‌بخشد؛ لذا پیش‌بینی درماندگی مالی یا ورشکستگی شرکت‌ها یکی از روش‌هایی است که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و تخصیص بهتر منابع کمک کرد. بدین ترتیب که اولاً با ارائه هشدارهای لازم می‌توان شرکت‌ها را نسبت به وقوع درماندگی مالی هوشیار نمود تا آن‌ها با توجه به این هشدارها دست به اقدامات مقتضی بزنند و دوم اینکه سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان، فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند و منابع‌شان را در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری کنند [۳۵]؛ از این رو پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها همواره یکی از موضوعات مورد توجه سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و دولت‌ها است. تشخیص به موقع شرکت‌هایی که در شرف درماندگی مالی هستند بسیار مطلوب است؛ زیرا از سرمایه‌گذاری در موارد نادرست و غیرکارا برای فعالان بازار جلوگیری می‌کند و اگر بتوان در مورد امکان وقوع درماندگی مالی و ورشکستگی پیش از رخداد واقعی آن اطلاعاتی کسب کرد می‌توان آثار اقتصادی و اجتماعی آن را کاهش و یا از پیامدهای آن جلوگیری نمود [۴]. در پاسخ به این پرسش که چه عناصری می‌تواند به تشخیص به موقع شرکت‌هایی که در شرف درماندگی مالی قرار دارند کمک کند، طیف گسترده‌ای از ادبیات [مانند ۴۰، ۴۱، ۱۱] بیان می‌کنند که مدیریت سرمایه در گردش کارا به دلیل تاثیرگذاری مستقیم بر روی نقدینگی، توانایی پرداخت بدهی و سودآوری شرکت‌ها عاملی کلیدی در درماندگی مالی است، به گونه‌ای که احتمال درماندگی مالی برای شرکت‌هایی که در معرض مدیریت نادرست سرمایه در گردش قرار دارند حتی با وجود سودآوری مثبت، بیشتر است؛ زیرا سطوح سرمایه در گردش بر روی سودآوری، سطح ریسکی که شرکت می‌تواند متحمل شود و در نهایت بر ارزش شرکت موثر است [۳۸]. مدیریت سرمایه در گردش، توانایی کنترل موثر و کارآمد دارایی‌ها و بدهی‌های جاری را به گونه‌ای فراهم می‌کند که شرکت بازگشت دارایی را به حداکثر و پرداخت بدهی را به حداقل برساند [۱۳]؛ بر این مبنا مدیریت سرمایه در گردش کارآمد برای مقابله شرکت‌ها در شرایط مالی ضعیف و افزایش عدم اطمینان امری حیاتی است و مدیران می‌توانند با نگهداری سطحی بهینه از سرمایه در گردش، ضمن این که ارزش بازار شرکت را افزایش دهند موجب تداوم فعالیت و جلوگیری از درماندگی مالی شوند [۴۶]. در این رابطه، یکی از راه‌های کمک به شرکت‌ها و سرمایه‌گذاران ارائه الگوهای

پیش‌بینی درباره دورنمای کلی شرکت است، هرچه پیش‌بینی‌ها به واقعیت نزدیکتر باشد، مبنای تصمیمات صحیح‌تری قرار خواهند گرفت. در زمینه الگوسازی درماندگی مالی و ورشکستگی، الگوهای متنوعی توسط پژوهشگران مختلف ارائه شده است. از بعد تاریخی اولین الگو در حوزه پیش‌بینی درماندگی توسط بیور[1] (۱۹۶۶) [۷] ارائه شده است که برای بررسی توان نسبت‌های مالی در پیش‌بینی درماندگی مالی از تجزیه و تحلیل تک متغیره استفاده کرده است؛ اما اثرگذارترین پژوهش در حوزه الگوسازی در پیش‌بینی درماندگی، توسط آلتمن[2] (۱۹۶۸) ارائه شده‌است [۴]. آلتمن (۱۹۶۸) در ادامه مطالعات بیور، با به کارگیری روش تحلیل تمایزی چندگانه و نسبت‌های مالی، الگویی به نام zscore برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های تولیدی ارائه کرد [۴]. آلتمن (۱۹۶۸) با این روش از میان ۷۷ نسبت مالی، ۵ نسبت را به عنوان متغیرهای مستقل در الگوی Z ترکیب کرد [۴]. اگرچه یافته‌های پژوهش‌های پیشین برای بسیاری از شرکت‌ها و سرمایه‌گذاران می‌تواند بسیار سودمند باشد؛ اما در این مطالعات اغلب به بررسی الگوهای مالی با استفاده از رویکردهای سنتی هوش مصنوعی (مانند تحلیل تمایزی چندگانه) پرداخته شده است و به تحلیل این الگوها با استفاده از رویکردهای نوین هوش مصنوعی پرداخته نشده است؛ این در حالی است که با توجه به پیامدهای نامطلوبی که درماندگی مالی دارد، استفاده از روش‌هایی نوین که بتواند وقوع ناتوانی مالی را پیش‌بینی کرده و از هدر رفتن ثروت جلوگیری نماید از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ بنابراین در سال‌های اخیر پژوهشگران عرضه هوش مصنوعی نوعی از الگوهای ترکیبی را ابداع کرده‌اند که نسبت به روش‌های هوش مصنوعی کلاسیک مانند ماشین بردار پشتیبان عملکرد بهتری داشته است. از جمله الگوهای یادگیری نوین، الگوی ترکیبی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بر مبنای الگوریتم حرکت تجمعی ذرات است. الگوی پیشنهادی پیش‌بینی درماندگی مالی، یک الگوی ترکیبی جدید و تغییری نوآورانه در پژوهش‌های مالی و حسابداری است. در همین راستا، پژوهش‌هایی نیز در بورس اوراق بهادار تهران [مانند ۳۵، ۳۲، ۶] به پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی پرداخته‌اند؛ اما این پژوهش‌ها اغلب به الگوبرداری از مطالعات خارجی پرداخته‌اند؛ در صورتی که هر الگوی پیش‌بینی درماندگی مالی، هرچند که در جوامع مختلف کارآمد باشد، لزوماً نمی‌تواند دقت بسیار خوبی داشته باشد و باید با توجه به وضعیت اقتصادی هر کشور، بومی‌سازی شود، به همین دلیل اغلب الگوهایی که در محیط اقتصادی ایران آزمون شده است، دقت کمتری دارد. بنابراین، در هر کشوری قبل از اجرای الگوهای پیش‌بینی درماندگی مالی، باید این الگوها بر اساس ساختار اقتصادی آن کشور بومی‌سازی شود؛ از اینرو در این پژوهش تلاش‌شده با استفاده از ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات معیار جامع‌تری ارائه شود و به پرسش زیر پاسخ داده شود. آیا مدیریت سرمایه در گردش بر

[1] Beaver
[2] Altman

مبنای ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات جهت پیش‌بینی درماندگی مالی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران دارای محتوای اطلاعاتی است؟

در ادامه پژوهش، ابتدا مبانی نظری و فرضیه‌های پژوهش ارائه شده است. سپس روش‌شناسی و یافته‌های پژوهش تشریح شده است و در نهایت نتیجه‌گیری و پیشنهادهای برگرفته از پژوهش بیان شده است.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

درماندگی رویدادی است که تأثیر زیادی بر مدیریت، سهامداران، کارکنان، بستانکاران، مشتریان و سایر افراد ذینفع می‌گذارد [۴]؛ از این رو درماندگی شرکت‌ها همواره به عنوان یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذاران اعتباردهندگان و دولت‌ها مطرح بوده است، به گونه‌ای که تشخیص به موقع شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی قرار دارند، می‌تواند تا حد زیادی از زیان‌های احتمالی ذینفعان جلوگیری کند. در حقیقت درماندگی هم از لحاظ اجتماعی و هم از لحاظ اقتصادی کشور را به چالش می‌کشد؛ لذا اگر بتوان در مورد امکان وقوع درماندگی پیش از رخداد واقعی آن اطلاعاتی به دست آورد، می‌توان از پیامدهای اقتصادی و اجتماعی آن کاسته و یا حتی جلوگیری کرد [۳۳]. در حوزه مالی، یک شرکت زمانی درمانده‌ی مالی تلقی می‌شود که در ایفای تعهدات به اعتباردهندگان، دچار مشکل شود. بدهی‌های یک شرکت، ممکن است برای تأمین مالی عملیات آن استفاده شود؛ امّا با این کار، بیشتر در معرض تجربه درماندگی مالی قرار می‌گیرد [۳۵].

درماندگی مالی، متفاوت از ورشکستگی و مرحله، پیش از ورشکستگی یا انحلال است [۲۹] و به وضعیتی اطلاق می‌شود که شرکت‌ها نتوانند به طور کامل به تعهدات خود در قبال تأمین‌کنندگان مالی، جامهٔ عمل بپوشانند [۲۸] در واقع درماندگی مالی کاهش قدرت سودآوری شرکت است که احتمال ناتوانی در پرداخت اصل و بهرهٔ بدهی را افزایش می‌دهد [۱۵]. پیش‌بینی درماندگی مالی با طراحی شاخص‌ها و الگوهای مناسب می‌تواند شرکت‌ها را نسبت به وقوع درماندگی مالی و ورشکستگی آگاه سازد تا با توجه به این هشدارها سیاست مناسبی را اتخاذ کنند [۳۰]؛ از این رو توسعه مدل‌های پیش‌بینی درماندگی به عنوان یک موضوع مهم، همواره مورد توجه جامعه دانشگاهی و بنگاه‌های اقتصادی بوده است.

در همین راستا، گسترده‌ترین ابزارهای مورد استفاده برای سنجش عملکرد، سلامت و درماندگی مالی شرکت‌ها نسبت‌های مالی هستند و سرمایه در گردش عامل بسیار مهمی در نسبت‌های مالی است [۴۵]. بررسی اجمالی وضعیت مالی شرکت‌های ایرانی نشان می‌دهد در

میان شرکت‌های ایرانی، شرکت‌هایی وجود دارند که از مشکلات مالی و عملیاتی بسیاری رنج می‌برند و از نظر عملیاتی، تأمین نقدینگی و سرمایه در گردش دچار درماندگی هستند؛ اما کماکان به فعالیت خود ادامه داده و منابعی را مصرف می کنند که می‌توانست در فر صت های سودآور و ارزش آفرین سرمایه‌گذاری شود [۲۰]. بررسی احتمال از دست دادن منابع مالی شرکت و وارد شدن شرکت به مرحلهٔ درماندگی به علت عدم مدیریت صحیح سرمایه در گردش و اخذ تصمیم‌های نادرست است [۱۶]. بدین ترتیب مدیریت سرمایه در گردش کارا به دلیل تاثیرگذاری مستقیم بر روی نسبت‌های مالی شرکت‌ها عاملی کلیدی در درماندگی مالی است، به گونه‌ای که احتمال درماندگی مالی برای شرکت‌هایی که در معرض مدیریت نادرست سرمایه در گردش قرار دارند حتی با وجود سودآروری مثبت، بیشتر است؛ زیرا سطوح سرمایه در گردش بر روی سودآروری، سطح ریسکی که شرکت می‌تواند متحمل شود و در نهایت بر ارزش شرکت موثر است [۳۸].

پژوهش‌های انجام‌شده در حوزه مدیریت سرمایه در گردش [مانند ۴۰، ۲۳، ۲۴] دربرگیرندهٔ سه دیدگاه متفاوت است. از دیدگاه اول، سطح بالای سرمایه در گردش به شرکت امکان می‌دهد فروش محصولات خود را افزایش دهد با پرداخت پیش از موعد بدهی‌ها، از تخفیف بیشتری برخوردار شود و اینگونه ارزش شرکت افزایش یابد و شرکت دچار درماندگی مالی نشود. از دیدگاه دوم، سطح بالای سرمایه در گردش، مستلزم تأمین منابع مالی بیشتری است؛ از این رو هزینه‌های مالی بیشتری را متوجه شرکت می‌کند و موجب قوت‌گرفتن احتمال ورشکستگی و درماندگی مالی می‌شود. شرکت‌هایی با سرمایه‌گذاری بیشتر در سرمایه در گردش انگیزه دارند سطح سرمایه در گردش را کاهش دهند و ریسک فشارهای تأمین مالی و هزینه‌های زیاد ورشکستگی و درماندگی مالی را به حداقل برسانند [۸]. از دیدگاه سوم، اگر سطح سرمایه در گردش ضعیف باشد شرکت به سختی می‌تواند شکوفا مانده و به فعالیت خود ادامه دهد، نبود سرمایه در گردش کافی به عنوان یک علت اصلی ورشکستگی و درماندگی مالی واحدهای تجاری کوچک در بسیاری از کشورهای در حال توسعه و پیشرفته قلداد می‌شود [۳۸].

بر مبنای دیدگاه‌های فوق سطوح مختلف سرمایه در گردش واحدهای تجاری بر فاکتورهای مدیریتی عمومی (کلی) مانند تولید، بازاریابی و عملیات تاثیر دارد و بدین ترتیب، مدیریت سرمایه در گردش تاثیری مستقیم بر رشد و تداوم فعالیت شرکت‌ها دارد [۲۱].

مدیریت سرمایه در گردش کارا اغلب به عنوان توانایی کنترل موثر و کارآمد دارایی‌ها و بدهی‌های جاری، به گونه‌ای که واحد تجاری بازگشت دارایی را به حداکثر و پرداخت بدهی را به حداقل برساند، تعریف می‌شود [۳۱]. سطح غیر بهینه سرمایه در گردش منجر به کاهش ارزش شرکت می‌گردد [۸]. مدیریت سرمایه در گردش از طریق برقراری تعادل بین دارایی و بدهی

جاری، وجوه جاری را در شرکت مدیریت می‌کند. هدف مدیریت بهینه سرمایه در گردش این است که وجوه نقد، حساب‌های دریافتنی، حساب‌های پرداختنی و موجودی کالا در سطحی حفظ شوند که هم برای پرداخت تعهدات کوتاه‌مدت و جاری مناسب و کافی باشند و هم برای نیل به سودآوری و افزایش ثروت سهامداران موثر باشند [۳۶]

مدیریت سرمایه در گردش کارا به ویژه در بخش تولید که بخش مهم و عمده‌ای از دارایی‌های جاری را تشکیل می‌دهد امری ضروری است [۱۷]؛ زیرا مدیریت سرمایه در گردش کارا در این بخش می‌تواند ادامه فعالیت واحد تجاری را تضمین کند. در حقیقت اهمیت مدیریت سرمایه در گردش کارا از این حقیقت سرچشمه می‌گیرد که مدیریت سرمایه در گردش به طور مستقیم بر روی نقدینگی و سودآوری واحدهای تجاری تاثیر می‌گذارد [۳۶]؛ لذا اگر به صورت کارآمد مدیریت نشود، احتمال ورشکستگی و درماندگی مالی برای واحدهایی که در معرض مدیریت نادرست سرمایه در گردش قرار دارند، علی‌رغم وجود سودآوری مثبت افزایش می‌یابد [۲۱].

اسمیت[1] (۱۹۸۰) معتقد است مدیریت سرمایه در گردش به خاطر تأثیری که بر روی ریسک و سودآوری شرکت و در نتیجه در ارزش شرکت دارد از اهمیت به سزایی برخورداراست؛ زیرا سرمایه‌گذاری در سرمایه در گردش مبادله بین سودآوری و ریسک را شامل می‌شود و تصمیماتی که به افزایش سودآوری گرایش دارد، منجر به افزایش ریسک نیز می‌شود و برعکس، تصمیماتی که بر روی کاهش ریسک متمرکز است به کاهش سودآوری بالقوه منجر می‌شود [۴۱]. سرمایه‌گذاران با پیش‌بینی درماندگی مالی نه تنها از ریسک از بین رفتن سرمایه خود جلوگیری می‌کنند؛ بلکه از آن به عنوان ابزاری برای کاهش ریسک سبد سرمایه‌گذاران خود استفاده می‌کنند. مدیران واحد تجاری نیز در صورت اطلاع به موقع از خطر درماندگی می‌توانند اقدامات پیشگیرانه‌ای برای جلوگیری از درماندگی اتخاذ کنند. از آنجایی که درماندگی هزینه‌های اقتصادی و اجتماعی سنگینی را بر جامعه تحمیل می‌کند، از دیدگاه کلان نیز مورد توجه و اهمیت قرار می‌گیرد؛ زیرا منابع اتلاف شده در یک واحد اقتصادی بحران‌زده می‌توانست به فرصت‌های سودآور دیگری اختصاص یابد [۱۰].

در راستای بررسی پیشینه پژوهش هر چند مطالعاتی تلاش کرده‌اند تا به پیش‌بینی درماندگی مالی بـا استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی بپردازند؛ اما مطالعات کمی به بررسی محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی پرداخته‌اند. مطابق با دیدگاه فوق تی‌سنگ و هو[2] (۲۰۱۰) با استفاده از مدل‌های لاجیت، مدل فاصله درجه دوم لاجیت، مدل پرسپترون چندلایه پس انتشار و مدل شبکه عصبی تابع شعاعی پایه به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها پرداختند. در این پژوهش جهت سنجش درماندگی مالی از متغیرهای

1 Smith
2 Tseng and Hu

کارایی مدیریت، ساختار سرمایه، ناتوانی در پرداخت دیون، تأثیرات زیان‌آور اقتصادی و عدم‌ثبات درآمد استفاده شده است. نتایج پژوهش داد مدل شبکه عصبی تابع شعاعی پایه در مقایسه با سایر مدل‌ها دارای عملکرد مناسب‌تری در پیش‌بینی درماندگی مالی است و مدل فاصله درجه دوم لاجیت، مدل لاجیت و مدل پرسپترون چندلایه پس انتشار به ترتیب در رتبه‌های بعدی پیش‌بینی درماندگی قرار دارند [۴۳]. فلیکس و ایوان[1] (۲۰۱۵) در پژوهشی با عنوان «تجسم ورشکستگی و پیش‌بینی آن با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی: یک مطالعهٔ موردی از بانک‌های تجاری امریکا» بـه توسعهٔ مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌های امریکا با توجه به بحران مالی اخیر پرداختند و ترکیبی از مـدل پرسپترون چندلایه و نقشه‌های خود سازنده را به منزله ابزار بررسی ورشکستگی تا سه سال قبل از آن استفاده کردند. آن‌ها بر اساس داده‌های سال‌های ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۲ به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی مصنوعی با دقت ۹۶/۱۵ درصد توانایی بهتری در پیش‌بینی ورشکستگی نسبت به مدل‌های سنتی دارد [۱۳]. سیاری و موگان[2] (۲۰۱۶) با استفاده از تکنیک رگرسیون لجستیک محتوای اطلاعاتی نسبت‌های مالی جهت پیش‌بینی درماندگی مالی را مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که نسبت‌های مالی در واقع انعکاس ویژگی‌های صنعت هستند و محتوای اطلاعاتی نسبت‌های خاص در میان صنایع مختلف، متفاوت است. همچنین یافته‌ها بیانگر تأثیر واگرای ویژگی‌های صنعت بر شرکت‌هاست و در نتیجه ضرورت ساخت مدل‌های ورشکستگی مالی خاص صنعت وجود دارد [۳۹]. چیارمونت و کاسو[3] (۲۰۱۷) به بررسی تاثیر نسبت‌های نقدینگی و نسبت‌های سرمایه در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های اروپایی پرداختند و نشان دادند با ارتقا وضعیت نقدینگی و نسبت‌های مالکانه و سرمایه، احتمال درماندگی مالی کاهش می‌یابد [۹]. آگوست گونزالز و همکاران[4] (۲۰۱۹) به پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای کلان و متغیرهای حسابداری در شرکت‌های بورسی اسپانیا طی دوره زمانی ۱۹۹۵تا ۲۰۱۱ پرداختند و به این نتیجه رسیدند که یک الگوی ترکیبی از متغیرهای کلان اقتصادی و متغیرهای حسابداری، توان پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها را دارد [۱]. اینام و همکاران[5] (۲۰۱۹) با مقایسه و تجزیه و تحلیل مدل‌های آماری دریافتند مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی عملکرد بهتری دارد. همچنین به این نتیجه رسیدند شاخص سودآوری و اهرم مالی قدرت بیشتری در پیش‌بینی ورشکستگی دارند و بهترین متغیرها برای پیش‌بینی درماندگی مالی هستند [۱۹]. احمد و همکاران[6] (۲۰۲۰) با بررسی تأثیر نوسانات بازده سهام بر ساختار سرمایهٔ شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار پاکستان، نتیجه گرفتند که افزایش نوسانات بازده سهام شرکت‌ها بر

1 Felix and Ivan
2 Sayari and Mugan
3 Chiaramontea and Casu
4 Acosta-González et al.
5 Inam
6 Ahmed et al.

نسبت‌های اهرمی آن‌ها تأثیر منفی داشته است و آن‌ها را به مرز درماندگی مالی نزدیک می‌کند [۲]. جانگ و همکاران[1] (۲۰۲۱) به بررسی تاثیر متغیرهای کلان و خرد پیش‌بینی ورشکستگی پرداختند و به این نتیجه رسیدند با افزایش دوره پیش‌بینی، تأثیر متغیرهای اقتصاد کلان بر دقت پیش‌بینی ورشکستگی افزایش می‌یابد؛ در حالی که تأثیر متغیر بازده دارایی بر دقت پیش‌بینی مدل کاهش می‌یابد. همچنین نتایج نشان داد نسبت جاری و نسبت بدهی به طور قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی مدل تأثیر می‌گذارد [۱۸]. کیان و همکاران[2] (۲۰۲۲) با استفاده از مدل درخت تصمیم تقویت‌یافته گرادیان[3] و الگوریتم اکتشافی مبتنی بر اهمیت جایگشت[4] به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های چینی پرداختند و دریافتند روش اکتشافی مبتنی بر اهمیت جایگشت در مقایسه با مدل‌های یادگیری آماری سنتی و مدل درخت تصمیم تقویت یافته گرادیان دقت پیش‌بینی بالاتر و تفسیر واضح‌تری را ارائه می‌دهد و برای استفاده تجاری مناسب‌تر است [۳۴]. در بورس اوراق بهادار تهران بحیرانی و همکاران (۱۳۹۵) به مقایسه سیستم‌های شبکه عصبی مصنوعی[5]، شبکه عصبی فازی[6] و رگرسیون لجیت در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها پرداختند و به این نتیجه رسیدند در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی و رگرسیون لجیت از دقت کلی بیشتری برخوردار است [۶]. فروغی، امیری و الشریف (۱۳۹۶) تأثیر درماندگی مالی بر اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده‌های آتی را مورد بررسی قرار داده و به این نتیجه رسیدند در شرکت‌هایی که با درماندگی مالی روبرو هستند، اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده آتی دارایی‌ها کمتر است و دلیل آن پایداری بیشتر اقلام تعهدی (برآوردهای واقعی‌تر) در شرکت‌های درمانده مالی است. ازسوی دیگر، در شرکت‌های درمانده مالی، اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده آتی سهام کمتر است و دلیل آن ناهنجاری کمتر اقلام تعهدی (قیمت‌گذاری نادرست کمتر) در شرکت‌های درمانده مالی در مقایسه با شرکت‌های غیردرمانده مالی است [۱۴]. خداکریمی و پیری (۱۳۹۶) به بررسی پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای الگوی ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار با رویکرد رگرسیون لجستیک پرداختند و دریافتند ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار، توانایی پیش‌بینی کنندگی درماندگی شرکت‌ها را داشته و باتوجه به بررسی تداوم فعالیت شرکت‌ها می‌تواند موجب ارتقاء کیفی تصمیم‌گیری سهامداران و ذینفعان گردد [۲۶]. وقفی و دارابی (۱۳۹۸) به بررسی عوامل مؤثر بر درماندگی مالی و پیش‌بینی آن به وسیله الگوریتم های هوش مصنوعی (روش درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و طبقه‌بندی بیز) پرداختند. نتایج پژوهش حاکی از تأثیر مستقیم تورم و ریسک مالی و تأثیر معکوس نسبت مدیران غیرموظف، بازده سالانه سهام و

1 Jang et al.
2 Qian et al.
3 XGBoost
4 PIMP
5 ANN
6 ANFIS

نسبت وجه نقد عملیاتی بر درماندگی مالی است. همچنین نتایج نشان داد الگوریتم درخت تصمیم با استفاده از داده‌های مالی و اقتصادی کارایی بالاتری نسبت به روش طبقه‌بندی بیز و ماشین بردار پشتیبان در جهت پیش‌بینی درماندگی مالی دارد [۴۴]. خدری و همکاران (۱۳۹۹) به بررسی تأثیر نوسانات بازده سهام بر اقلام تعهدی سرمایه در گردش با در نظر گرفتن اثر تعدیل‌کنندهٔ درماندگی مالی پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها با استفاده از یک نمونهٔ آماری متشکل از ۱۱۱ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۶ نشان‌دهنده تأثیر منفی نوسانات بازده سهام بر سطح مورد انتظار اقلام تعهدی سرمایه در گردش است. از سوی دیگر، مشخص شد درماندگی مالی شرکت‌ها تأثیر منفی نوسانات بازده بر سرمایه در گردش تعهدی را کاهش نداده است. نتیجهٔ دیگر پژوهش بیان‌کننده این است که نوسانات بازده سهام بر اجزای بدهی تشکیل‌دهندهٔ سرمایه در گردش تعهدی، تأثیر مثبت و بر اجزای دارایی سرمایه در گردش تعهدی، تأثیر منفی داشته است. هر چند در این میان موجودی کالا استثنا بوده و نوسانات بازده بر سطح مورد انتظار موجودی تأثیر مثبتی داشته است [۲۲]. علی اکبرلو و همکاران (۱۳۹۹) به مقایسه معیارهای تشخیص شرکت‌های درمانده مالی با استفاده از رگرسیون لجستیک و روش‌های هوش مصنوعی پرداختند و دریافتند در شرایط حاکم بر شرکت‌های ایرانی، 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 دارند [۳]. عزیزی (۱۴۰۰) طی پژوهشی به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی پرداخت. نتایج پژوهش نشان داد ۱۲ نسبت مالی؛ نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها، نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها، نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها، دوره پرداخت بدهی‌ها، چرخه تبدیل وجه نقد، دوره گردش موجودی کالا، دوره وصول مطالبات، نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها، نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش، سود خالص به فروش و اندازه شرکت بیشترین ارتباط را با پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها دارند [۵].

۳. روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف کاربری است که در آن برای تجزیه‌وتحلیل داده‌ها از روش رگرسیون لجستیک پیشرو و الگوی ترکیبی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه[1] و الگوریتم حرکت تجمعی ذرات استفاده شده است. جامعه آماری پژوهش حاضر شامل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است که کلیه شرایط ذیل را دارا باشند. تا پایان اسفند ماه سال ۱۳۸۶

[1] MLP

در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و سال مالی آن منتهی به پایان اسفند ماه باشد؛ به دلیل ماهیت متفاوت جزء موسسه‌های مالی، سرمایه‌گذاری و بانک‌ها نباشند؛ اطلاعات مالی مورد نیاز شرکت‌ها طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۸ در دسترس باشد.

با توجه به موضوع پژوهش، نمونه آماری به دو گروه طبقه‌بندی می‌شود. گروه اول متشکل از شرکت‌های دارای بحران مالی و گروه دوم متشکل از شرکت‌های فاقد بحران مالی هستند. جهت انتخاب شرکت‌های دارای بحران مالی از پیش‌فرض ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. بر این اساس شرکت‌های مورد پژوهش طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۸ بررسی و شرکت‌های مشمول و غیرمشمول طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت مشخص شده است؛ از اینرو پس از جمع‌آوری، نمونه تحت بررسی شامل ۱۲۰ شرکت (۶۰ شرکت غیردرمانده و ۶۰ شرکت درمانده) است که در طی ۱۲ سال مورد بررسی جمعا ۱۴۴۰ سال- شرکت را دربر گرفت.

جهت تحلیل داده‌ها از نرم‌افزارهای متلب[1]، اس‌پی‌اس‌اس[2] و اکسل استفاده می‌شود.

متغیرهای پژوهش برای طراحی مدل درماندگی مالی

متغیر وابسته در این پژوهش درماندگی مالی است. به منظور انتخاب شرکت‌های دارای درماندگی مالی از پیش‌فرض ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت شرکت‌های درمانده شرکت‌هایی هستند که زیان انباشته آن‌ها بیشتر از ۵۰ درصد سرمایه آن‌ها باشد؛ از این رو طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت، درماندگی مالی بر اساس یک متغیر مجازی (۱ برای شرکت‌های غیر غیردرمانده و ۰ برای شرکت‌های درمانده) تعریف شده است.

به منظور بررسی محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی در این پژوهش از متغیر مدیریت سرمایه در گردش استفاده شده است؛ لذا اولین متغیر مستقل جهت پیش‌بینی درماندگی مالی مدیریت سرمایه در گردش است. برای در نظر گرفتن شکل کامل‌تری از مدیریت سرمایه در گردش که دربرگیرنده هر دو جنبه سرمایه در گردش؛ یعنی جنبه‌های عملیاتی و نقدینگی باشد، در این پژوهش همسو با پژوهش مان و جانگ[3] (۲۰۱۵) [۳۱] تلاش شده به جای چرخه تبدیل وجه نقد و معیارهای سنتی سرمایه در گردش که تنها به جنبه عملیاتی سرمایه در گردش می‌پردازند، از معیار جامع‌تری استفاده شود که هر دو جنبه عملیاتی و نقدینگی سرمایه در گردش را دربرگیرد. نحوه محاسبه این معیار به شرح رابطه (۱) است.

رابطه (۱)
$$WCR = \frac{WC}{\text{Total Assets}}$$

[1] Matlab
[2] SPSS
[3] Mun and Jang

در رابطه فوق WC مابه‌التفاوت بخش نقدی و غیرنقدی سرمایه در گـردش و Total Assest فروش کل است. نحوه محاسبه WC به شرح رابطه (۲) است.

رابطه (۲) $$WC = (CA - CCR)$$

در رابطه فوق، CA بخش نقـدی سـرمایه در گـردش و CCR بخـش غیرنقـدی سـرمایه در گردش است که به ترتیب روابط (۳) و (۴) محاسبه می‌شوند.

رابطه (۳) $$CA = \frac{CASHER}{Total\ Assets}$$

رابطه (۴) $$CC = \frac{CCR}{Total\ Assets}$$

در رابطه‌های فوق CASHER و CCR به ترتیب روابط (۵) و (۶) اندازه‌گیری می‌شوند.

رابطه (۵) $$CASHER = (Cash + Available\ for\ Sale - Current\ Debts)$$

رابطه (۶) $$CCR = (Receivable + Inventories - Accounts\ Payaple)$$

در رابطه فوق، Cash وجه نقد، Available for Sale اوراق بهادار آمـاده فـروش، Current Debts بـدهی‌هـای جـاری، Accounts Receivable حسـاب‌هـای دریـافتنی، Inventories موجودی‌ها و Accounts Payple حساب‌های پرداختنی است.

در ادامه بر اساس بررسی پژوهش‌های پیشین متغیرهای گزارش شده در جدول (۱) به عنـوان سایر متغیرهای مستقل تاثیرگذار بر میزان درماندگی مالی شناسایی شده است که در ادامه شـرح مختصری از این متغیرها ارائه شده است.

جدول ۱. متغیرهای مستقل

متغیر	منبع
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	بیور (۱۹۶۶)
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	بیور (۱۹۶۶)
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	آلتمن (۱۹۶۸)
درآمد قبل از بهره و مالیات به کل دارایی	آلتمن (۱۹۶۸)
فروش به کل دارایی	آلتمن (۱۹۶۸)
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به بدهی جاری	اسپرینگیت (۱۹۷۸)
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	اسپرینگیت (۱۹۷۸)
میزان تغییر در درآمد خالص	السن (۱۹۸۰)
وجوه حاصل از فعالیت عملیاتی به کل بدهی	السن (۱۹۸۰)
عدد یک اگر درآمد خالص منفی برای دو سال گذشته باشد وگرنه عدد صفر	السن (۱۹۸۰)
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به حقوق صاحبان سهام	فولمر (۱۹۸۴)
لگاریتم سود قبل از بهره و مالیات به بهره	فولمر (۱۹۸۴)
نسبت بدهی‌های جاری به کل دارایی‌ها	فولمر (۱۹۸۴)

نسبت حقوق صاحبان سهام به به کل دارایی‌ها	سی اسکور (۱۹۸۶)
رشد دارایی‌ها	سی اسکور (۱۹۸۶)
دوره پرداخت بدهی‌ها	مارک دلاف (۲۰۰۳)
چرخه تبدیل وجه نقد	مارک دلاف (۲۰۰۳)
دوره وصول مطالبات	میچاسکی (۲۰۰۷)
انحراف معیار نسبت جریان نقد عملیاتی به کل دارایی‌ها از سال t-1 تا t-3	کومار دوتا (۲۰۰۷)
عمر شرکت	کومار دوتا (۲۰۰۷)
دوره گردش موجودی کالا	کومار دوتا (۲۰۰۷)
نسبت کل وجه نقد (وجه نقد بعلاوه سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت) به کل دارایی‌ها	سانتوش و همکاران (۲۰۱۳)
نسبت قیمت به سود هر سهم (قیمت پایان سال)	پور حیدری و کوپایی حاجی (۱۳۸۹)
وجوه نقد عملیاتی به فروش وجوه نقد حاصل از عملیات به فروش	پور حیدری و کوپایی حاجی (۱۳۸۹)
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	پور حیدری و کوپایی حاجی (۱۳۸۹)
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	پور حیدری و کوپایی حاجی (۱۳۸۹)
سود خالص به فروش	پور حیدری و کوپایی حاجی (۱۳۸۹)
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	پور حیدری و کوپایی حاجی (۱۳۸۹)

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

در این بخش ابتدا با استفاده از الگوی رگرسیون لجستیک پیشرو به شناسایی مدل درماندگی مالی پرداخته شده است؛ از این رو به منظور محاسبه میزان درماندگی مالی شرکت‌های انتخاب شده، در مرحله اول طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت، درماندگی مالی بر اساس یک متغیر مجازی (۱ برای شرکت‌های غیردرمانده و ۰ برای شرکت‌های درمانده) تعریف شده است. سپس بر اساس پژوهش‌های پیشین در حوزه درماندگی مالی [مانند ۲۷، ۶] ۲۸ نسبت مالی حائز اهمیت در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی، شناسایی و محاسبه گردیده است. در مرحله دوم بر مبنای یک مدل رگرسیونی لجستیک پیشرو، مدل نهایی جهت تعیین میزان درماندگی مالی (مدل ۱) بر اساس نسبت‌های مالی معنی‌دار مشخص گردیده است. سپس همانند مدل آلتمن دو حد بالا و پایین تعیین کننده نواحی درماندگی هستند، بدین ترتیب که اگر نتیجه حاصله از حد پایین کمتر باشد، در ناحیه درماندگی مالی کامل و اگر از حد بالا بزرگتر باشد در ناحیه عدم درماندگی و اگر بین این دو قرار گیرد، در ناحیه خاکستری است. داده‌ها فقط در یکی از سه ناحیه مربوطه قرار می‌گیرند.

نتایج نهایی مدل رگرسیونی لجستیک پیشرو در جدول (۲) و (۳) گزارش شده است. نتایج جدول (۲) نشان می‌دهد از میان ۲۸ نسبت مالی مورد استفاده در مدل تنها ۵ نسبت مالی معنادار هستند. به بیانی دیگر، رابطه بین میزان درماندگی مالی و ۵ نسبت مالی، با توجه به احتمال آماره والد (۰/۰۰۰) معنادار است؛ بنابراین بین نسبت‌های مالی مذکور در شرکت‌های درمانده و غیردرمانده مالی مورد بررسی تفاوت معنی‌داری وجود دارد.

جدول ۲. نتایج مدل رگرسیون لوجستیک پیشرو

متغیر	ضریب	آماره والد	درجه آزادی	سطح معناداری
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	-۰/۰۷۴	-۱/۴۱۲	۱	۰/۱۵۸
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	۰/۰۸۲	۱/۸۶۷	۱	۰/۰۶۲
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	۰/۲۵۴	۲۴/۵۸۲	۱	۰/۰۰۰
درآمد قبل از بهره و مالیات به کل دارایی	۰/۳۸۴	۱/۳۰۱	۱	۰/۱۹۳
فروش به کل دارایی	۰/۰۸۳	۸/۷۴۳	۱	۰/۰۰۰
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به بدهی جاری	۱/۳۷۸	۱/۸۵۱	۱	۰/۰۶۴
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۰/۴۱۵	۹/۹۵۷	۱	۰/۰۰۰
میزان تغییر در درآمد خالص	-۰/۴۰۶	-۰/۹۶۰	۱	۰/۳۳۷
وجوه حاصل از فعالیت عملیاتی به کل بدهی	۰/۰۸۶	۰/۶۲۸	۱	۰/۵۳۰
عدد یک اگر درآمد خالص منفی برای دو سال گذشته باشد و گرنه عدد صفر	-۰/۰۷۸	-۰/۶۳۸	۱	۰/۵۲۳
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به حقوق صاحبان سهام	۰/۹۵۸	۱۲/۱۲۶	۱	۰/۰۰۰
لگاریتم سود قبل از بهره و مالیات به بهره	۰/۹۹۳	۱/۲۹۶	۱	۰/۱۹۵
نسبت بدهی‌های جاری به کل دارایی‌ها	-۰/۱۱۲	-۱/۱۷۱	۱	۰/۰۸۷
نسبت حقوق صاحبان سهام به به کل دارایی‌ها	-۰/۲۹۱	-۲/۳۶۳	۱	۰/۰۱۹
رشد دارایی‌ها	۰/۱۵۷	۱/۵۶۵	۱	۰/۱۱۸
دوره پرداخت بدهی‌ها	۰/۰۷۶	۱/۵۰۱	۱	۰/۱۳۴
چرخه تبدیل وجه نقد	۰/۰۱۵	۰۳/۸۵۰	۱	۰/۳۹۵
دوره وصول مطالبات	۰/۱۶۲	۱/۰۶۱	۱	۰/۲۸۹
انحراف معیار نسبت جریان نقد عملیاتی به کل دارایی‌ها از سال t-1 تا t-3	۰/۲۳۶	۱/۰۵۷	۱	۰/۲۹۰
عمر شرکت	۰/۰۷۲	۱/۲۰۰	۱	۰/۲۳۰
دوره گردش موجودی کالا	۰/۰۱۹	۰/۳۰۵	۱	۰/۷۶۰
نسبت کل وجه نقد (وجه نقد به علاوه سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت) به کل دارایی‌ها	۰/۰۰۲	۱/۲۱۱	۱	۰/۲۲۶
نسبت قیمت به سود هر سهم پایان سال مالی	۰/۱۱۰	۱/۶۰۱	۱	۰/۱۰۹
وجوه نقد عملیاتی به فروش وجوه نقد حاصل از عملیات به فروش	۰/۸۰۵	۰/۰۹۷	۱	۰/۹۲۲
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	۰/۰۵۸	۰/۹۸۲	۱	۰/۳۲۶
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۰/۴۴۳	۰/۸۰۹	۱	۰/۴۱۸
سود خالص به فروش	۰/۵۲۱	۴/۶۳۴	۱	۰/۰۰۰
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	۰/۴۲۴	۱/۲۱۶	۱	۰/۲۲۵
ضریب ثابت	۲/۷۱۸	۶/۷۹۱	۱	۰/۰۰۹

با توجه به نتایج بدست آمده در جدول (۲) مدل نهایی (براساس یافته‌های پژوهش)، جهت تعیین میزان درماندگی به شرح ذیل ارائه شده است.

$$Z = (0/985\ X_{\mathbf{1}} + 0/254\ \mathbf{X_2} + 0/415\ X_{\mathbf{3}} + 0/521\ \mathbf{X_4} + 0/083\ X_{\mathbf{5}}) \qquad \text{مدل (۱)}$$

در مدل فوق Z میزان درماندگی مالی (در صورتی که Z کمتر از ۰/۱۸ باشد، شرکت در ناحیه درماندگی مالی کامل و چنانچه Z بیشتر از ۰/۴۳ باشد، شرکت در ناحیه عدم درماندگی مالی قرار دارد و اگر Z بین دو مقدار مذکور قرار داشته باشد، شرکت در ناحیه تردید یا خاکستری قرار می‌گیرد)؛ X_1 سود و زیان انباشته به دارایی‌ها؛ X_2 فروش به کل دارایی؛ X_3 سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها؛ X_4 سود قبل از بهره و مالیات به حقوق صاحبان سهام؛ X_5 سود خالص به فروش است. لازم به ذکر است که معیار Z یک معیار معکوس برای تعیین درماندگی مالی است. به بیانی دیگر، هر اندازه مقدار Z کمتر باشد، احتمال درماندگی بیشتر است. در این پژوهش از میانگین مقدار Z برای هر شرکت در طی دوره پژوهش، برای تعیین میزان درماندگی مالی شرکت مذکور استفاده شده است.

در بررسی معناداری مدل، نتایج جدول (۳) نشان می‌دهد در دوره پژوهش، مدل رگرسیونی لجستیک پیشرو بر مبنای نسبت‌های مالی ۹۵/۳درصد شرکت‌های غیردرمانده مالی را به درستی طبقه‌بندی کرده و قادر به تشخیص صحیح ۸۶/۴درصد از شرکت‌های درمانده مالی است. به بیانی دیگر، این مدل در کل ۹۱/۲درصد از کل شرکت‌ها را به درستی طبقه‌بندی کرده است. علاوه بر آن، نتایج مربوط به ضریب تعیین‌های کوکس و اسنل و ناگلکرک نشان می‌دهد در دوره پژوهش، به ترتیب حدود ۷۴درصد و ۸۲درصد از تغییرات میزان درماندگی مالی تحت تأثیر نسبت‌های مالی دارایی‌ها به بدهی‌ها، سود انباشته به دارایی‌ها، سرمایه در گردش به دارایی‌ها، سود خالص به فروش، فروش خالص به دارایی‌های ثابت است.

جدول ۳. نتایج مدل رگرسیونی در خصوص درماندگی مالی

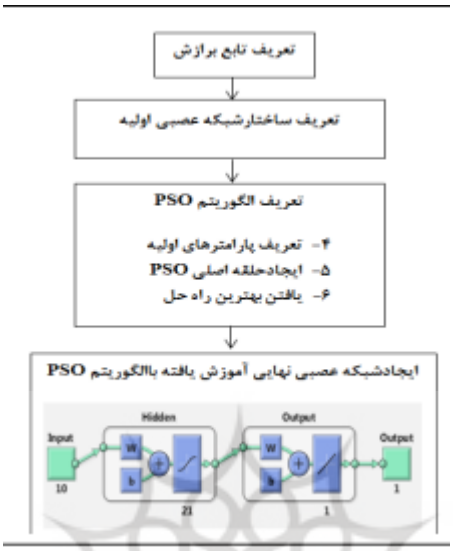
نوع شرکت	درمانده مالی	غیردرمانده مالی	نوع شرکت	درمانده مالی	غیردرمانده مالی
گروه پیش فرض	۱۶۰	۳۲۰	صحت پیش‌بینی	٪۸۶/۴	٪۹۵/۳
پیش‌بینی شده توسط مدل	۱۳۲	۳۰۰	صحت پیش‌بینی کل	٪۹۱/۲	
دوبرابر لگاریتم راستنمایی			ضریب تعیین ناگل کرک	ضریب تعیین کوکس و اسنل	
۱۶۷/۳۸۴			۰/۸۲۱	۰/۷۴۳	

نتایج ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم حرکت تجمعی ذرات

روش‌های مختلفی برای آموزش شبکه‌های عصبی وجود دارد که پرکاربردترین آن‌ها تکنیک‌های مبتنی بر گرادیان است. الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان از تکنیک‌های جست‌وجوی محلی استفاده می‌کنند؛ از اینرو همواره در معرض گیر افتادن در نقاط بهینه محلی قرار دارند. اساس کار الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات بر این اصل استوار است که در هر لحظه، هر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته است و بهترین مکانی که در همسایگی‌اش وجود دارد، تنظیم می‌کند. عملکرد شبکه عصبی

مصنوعی، بر اساس آموزش وزن‌هاست و مقادیر مربوط به وزن‌ها به صورت تصادفی توسط شبکه تعیین می‌شود، هر چه مقدار این وزن‌ها دقیق‌تر باشد، عملکرد شبکه بهتر خواهد بود.

در این روش وزن‌ها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات آموزش داده و بهینه می‌شوند تا بهترین وزنی که عملکرد شبکه را بهبود می‌دهد، تعیین شود. شکل (۱) فرآیند بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم الگوریتم حرکت تجمعی ذرات را برای هر دو مدل نشان می‌دهد.



شکل ۱. فرآیند بهینه سازی شبکه عصبی توسط الگوریتم حرکت تجمعی ذرات با ساختار MLP

پس از تعیین نوع شبکه و روش آموزش باید تعداد گره‌ها یا نرون‌های ورودی، تعداد لایه‌ها و گره‌های مخفی و تعداد گره‌های خروجی تعیین شود. تعداد ورودی‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است؛ زیرا هر الگوی ورودی اطلاعات مهمی در مورد ساختار خود همبسته و پیچیده داده‌ها را شامل می‌شود.

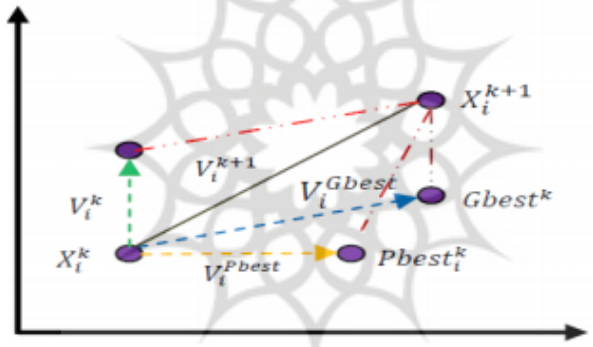
در ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون استاندارد خاصی برای انتخاب تعداد گره‌های لایه‌های پنهان وجود ندارد؛ لذا در این پژوهش تعداد گره‌های ورودی دقیقا به اندازه متغیرهای مستقل در نظر گرفته شده است. با توجه به این که متغیر وابسته این مطالعه درماندگی مالی است؛ بنابراین تعداد گره خروجی یک گره است. لایه‌ها و گره‌های پنهان نیز نقش مهمی در عملکرد دقیق شبکه‌های عصبی ایفا می‌کنند. گره‌های لایه‌های پنهان به شبکه عصبی اجازه می‌دهد تا خصوصیات داده‌ها را کشف و شناسایی نمایند و بدین وسیله نگاشت‌های پیچیده غیرخطی را بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار کنند. تعداد نورون‌های لایه خروجی با تعداد متغیرهای خروجی برابر است؛ ولی تعداد نورون‌های لایه ورودی را کاربر تعیین می‌کند. برای

فراهم آوردن قابلیت مقایسه، ۱۰ اجرا با حداکثر ۳۰۰ تکرار و همگرایی متوقف شد. در این مطالعه، ۷۰ درصد از داده‌های جمع‌آوری شده به عنوان داده‌های آموزشی، ۱۵ درصد به عنوان داده‌های اعتبارسنجی و ۱۵ درصد به عنوان داده‌های آزمایش لحاظ شده است. پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی هر چهار الگو در جدول (۴) نشان داده شده است.

جدول ۴. پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی

پارامتر	مدل (۱)	مدل (۲)	پارامتر	مدل (۱)	مدل (۲)
تعداد متغیرهای ورودی	۵	۶	حداکثر تعداد اجرا	۱۰	۱۰
تعداد متغیرهای خروجی	۱	۱	نسبت دادههای آموزش	٪۷۰	٪۷۰
تعداد لایه‌هـای شبکه	۱۱	۱۳	نسبت دادههای اعتبارسنجی	٪۱۵	٪۱۵
تعداد گره‌های شبکه عصبی	۱۳۸	۱۵۴	نسبت دادههای آزمایش	٪۱۵	٪۱۵

در فضای جست‌وجو، هر ذره موقعیتی (یکی از راه حل‌های ممکن مسئله بهینه سازی) دارد و در این فضا حرکت می‌کند. قانون حرکت برای همه ذرات ثابت است و همه برای حرکت، از تجربه‌های قبلی خود و همچنین تجربه‌های قبلی جمع بهره می‌برند تا زمانی که معیارهای مشخص شده به کمینه یا بیشینه مقدار خود برسند. فرآیند تغییر موقعیت ذرات در الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات در شکل (۲) نمایش داده شده است.



شکل ۲. فرآیند تغییر موقعیت ذرات در الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات

هر ذره دارای پنج خاصیت است: موقعیت مقدار تابع هدف متناظر بـا موقعیـت x^t، مقدار تابع هدف متناظر بـا موقعیـت $x^{i,cost}$، سرعت v^t، بهتـرین موقعیت تجربه شده توسط ذره تاکنون $x^{i,best}$، و مقدار تابع هدف متناظر بـا بهتـرین موقعیـت تجربـه شـده توسـط ذره تاکنون $x^{i,best\ cost}$،

رابطه (۱)
$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1\left[x^{i.personal\ best} - x^i(t)\right] + c_2r_2\left[x^{golobal\ best} - x^i(t)\right]$$

رابطه (۲)
$$x^i(t+1) = x^i(t) + v^i(t+1)$$

در رابطه ۱ ، w ضریب اینرسی نامیده می‌شود؛ چون ضریبی است که جهت حرکت کنون $v^i(t)$ را به جهت حرکت بعدی $v^i(t+1)$ مرتبط می‌کند. به بیان دیگر، نشان دهندهٔ میزان تمایل ذره برای حفظ حالت حرکت کنونی خود است. این عدد بایستی کمتر از ۱ باشد و مقدار مناسب آن بین ۰/۴ تا ۰/۹ است. هر چه اینرسی کمتر باشد، سرعت همگرایی الگوریتم سریعتر خواهد بود و بیشتر شدن آن، تعداد حرکت‌های ناگهانی ذرات را افزایش می‌دهد. r_1 و r_2 هر یک، بردارهایی به طول بردار موقعیت هستند. هر یک از اعضای این دو بردار، عددی تصادفی بین ۰ و ۱ با توزیع یکنواخت دارند. C_1 ضریب یادگیری شخصی و C_2 ضریب یادگیری جمعی است که هر دو اعدادی مثبت و حداکثر برابر ۲ هستند. در مدل پژوهش، از الگوریتم حرکت تجمعی ذرات (PSO) استفاده شده است که پارامترهای اصلی آن به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی با مدل‌های پژوهش، در جدول (۵) مشاهده می‌شود.

جدول ۵ .پارامترهای اصلی الگوریتم ازدحام ذرات

پارامتر	مدل‌پژوهش	پارامتر	مدل پژوهش
تعداد تکرار (نسل)	۳۰۰	حد بالا وزن شبکه عصبی اولیه	۱/۵
اندازه جمعیت	۵۰	حد پایین متغیرهای تصمیم	−۱۰
ضریب اینرسی	۰/۴۸۷	حد بالا متغیرهای تصمیم	۱۰
ضریب اینرسی در هر تکرار	۱	ضریب کاپا	۰/۶
فاکتور (شتاب) یادگیری فردی	۱/۰۳۴	ضریب فی ۱	۲/۰۹
فاکتور (شتاب) یادگیری جمعی	۱/۰۳۴	ضریب فی ۲	۲/۰۹
حد پایین وزن شبکه عصبی اولیه	−۱/۵	ضریب کای	۰/۵۴۲

جدول (۶)، (۷)، (۸) و (۹) فرآیند آموزش را در شبکه‌های عصبی مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش (مدل پژوهش) و مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش نشان می‌دهد. همانگونه که نتایج نشان می‌دهد، با افزایش تعداد تکرارها مقدار خطا کاهش می‌یابد؛ اما توسعه مدل تا حدی ناچیزی دقت پیش‌بینی را افزایش داده است.

ارزیابی صحت و کارایی مدل

جهت ارزیابی صحت و دقت پیش‌بینی از معیارهای میانگین MSE و انحراف معیار MSE استفاده می‌شود. مقادیر میانگین MSE و انحراف معیار MSE برای هر الگوریتم ۱۰ بار اجرا شد که نتایج آن به شرح جدول (۶) است.

جدول ۶. آمارتوصیفی MSE در هر اجرا

	مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش		مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش	
اجرا	MSEمیانگین	MSEانحراف معیار	MSEمیانگین	انحراف معیار MSE
اجرا ۱	۰/۰۷۲۵۱	۰/۱۱۰	۰/۰۶۱۵	۰/۲۰۷
اجرا ۲	۰/۰۷۱۳	۰/۰۹۵	۰/۰۵۹۵	۰/۲۶۶
اجرا ۳	۰/۰۷۴۰	۰/۲۰۱	۰/۰۶۱۴	۰/۲۳۷
اجرا ۴	۰/۰۷۰۲	۰/۱۴۰	۰/۰۵۷۱	۰/۱۴۳
اجرا ۵	۰/۰۷۵۱	۰/۰۹۴	۰/۰۶۳۵	۰/۳۹۳
اجرا ۶	۰/۰۶۹۳	۰/۱۰۲	۰/۰۶۵۸	۰/۱۱۳
اجرا ۷	۰/۰۷۳۲	۰/۲۱۶	۰/۰۶۳۶	۰/۲۱۱
اجرا ۸	۰/۰۷۵۴	۰/۲۳۸	۰/۰۶۴۴	۰/۱۰۶
اجرا ۹	۰/۰۷۶۸	۰/۱۳۴	۰/۰۶۲۲	۰/۳۰۲
اجرا ۱۰	۰/۰۷۷۰	۰/۸۵	۰/۰۶۰۳	۰/۲۶۷
بهترین اجرا	۸		۵	
بهترین MSE	۰/۰۷۵۴		۰/۰۶۳۵	

با مقایسه STD ± AVE بهترین اجرای ۸ مدل درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش و بهترین اجرای ۹ مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش می‌توان دریافت که مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش با مقدار (۰/۲۳۸۰ ± ۰/۰۷۵۴) در مقایسه با مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش با مقدار (۰/۳۹۳۰±۰/۰۶۳۵) قابلیت بیشتری دارد تا از خطر افتادن در دام کمینه محلی ممانعت کند؛ بنابراین STD ± AVE می‌تواند ترکیب خوبی برای تعیین عملکرد یک الگوریتم در ارتباط با اجتناب از کمینه محلی باشد. با این حال، برای مقایسه مدل‌ها، میانگین و انحراف معیار کافی نیست [۲۲].

جدول (۷) نتایج آموزش شبکه عصبی با الگوریتم حرکت تجمعی ذرات را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، با توسعه مدل پژوهش، خطای آموزش در مقایسه با مدل اولیه به ۰/۰۶۴۱ کاهش یافته است.

جدول ۷. نتایج شبکه عصبی آموزش یافته با حرکت تجمعی ذرات

مدل	خطای کل	خطای آموزش	خطای اعتبارسنجی	خطای آزمایش
مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش	۰/۰۷۵۴	۰/۰۷۶۲	۰/۰۶۸۹	۰/۰۷۴۳
مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش	۰/۰۶۳۵	۰/۰۶۴۱	۰/۰۶۱۵	۰/۰۶۵۲

جدول (۸) نتایج نهایی آزمون تحلیل راک را نشان می‌دهد. سطح زیر منحنی راک در هر دو مدل بیشتر از ۰/۵ است. همچنین در مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش، AUC یا سطح زیر منحنی (AUC با آماره آزمون من ویتنی تقریب زده می‌شود) با مقدار ۰/۵۶۸۵ (مابین ۰/۵ و ۰/۶) نشان می‌دهد که تفکیک شرکت‌ها به دو گروه شرکت‌های درمانده مالی و غیر درمانده مالی با تفکیک شانسی، تفاوت زیاد و معناداری ندارد و مدل، مدلی کاملاً تصادفی هست. این سطح در مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش به ۰/۶۲۴۸ افزایش یافته است و گویای قدرت بیشتر مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش نسبت به مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش است؛ اما نتیجه آزمون همچنان ضعیف است و نشان می‌دهد که تفکیک به دو گروه شرکت‌های درمانده مالی و غیردرمانده مالی توسط مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش نیز تقریبا تصادفی است.

جدول ۸. تحلیل منحنی راک

مدل	بهترین نقطه برش	AUC	انحراف معیار	فاصله اطمینان	AUC استاندارد	p-value
مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش	۰/۵۳۴۱	۰/۵۶۸۵	۰/۰۳۲	−۰/۵۸۴ ۰/۵۱۸	۶/۱۲۸۴	−۵* e۲/۶
مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش	۰/۵۸۲۵	۰/۶۲۴۸	۰/۰۱۰	−۰/۶۵۴ ۰/۶۹۲	۱۱/۴۸۶۹	۰*

** نتیجه تحلیل راک: test Fail ** نتیجه تحلیل راک: test Poor*

همان طور که نتایج جدول (۹) نشان می‌دهد، در مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر سرمایه در گردش به ازای بهترین نقطه برش ۳، یعنی ۰/۵۳۴۱، بهترین دقت ۵۸/۰۱ درصد و در مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش به ازای بهترین نقطه برش ۲، یعنی ۰/۵۸۲۵، بهترین دقت ۷۰/۵۳ درصد است.

جدول ۹. بهترین نقطه برش و بهترین دقت مدل

مدل	مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر سرمایه در گردش			مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با متغیر سرمایه در گردش		
معیارهای اعتبارسنجی	بهترین نقطه برش ۱	بهترین نقطه برش ۲	بهترین نقطه برش ۳	بهترین نقطه برش ۱	بهترین نقطه برش ۲	بهترین نقطه برش ۳
بهترین نقطه برش	۰/۴۶۷۳	۰/۵۳۳۰	۰/۵۳۴۱	۰/۵۶۲۸	۰/۵۸۲۵	۰/۵۲۰۹
بهترین دقت	۵۰/۷	۵۷/۶	۵۸/۰۱	۶۸/۲۱	۷۰/۵۳	۶۴/۰۱
بهترین صحت	۵۳/۶۴	۵۶/۱۴	۵۷/۶۳	۶۲/۵۵	۶۰/۰۴	۵۹/۲۴
بهترین حساسیت	۳۵/۵۷	۴۶/۰۵	۳۵/۹۲	۵۶/۱۷	۴۹/۸۹	۵۴/۶۲
بهترین ویزگی	۵۶/۷۱	۵۹/۱۹	۶۱/۵۰	۶۵/۱۵	۷۵/۴۵	۶۷/۷۸
بهترین f-measure	۵۲/۶۹	۴۹/۵۶	۴۹/۶۷	۶۲/۳۸	۵۵/۲۲	۵۶/۸۹
بهترین g-mean	۵۱/۷۶	۵۴/۲۱	۵۴/۴۴	۶۲/۲۰	۵۱/۴۷	۶۲/۰۵

طبق یافته‌های دراک، گارسیا، مولینا و هررا (۲۰۱۱) برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های ابتکاری (هیوریستیک) باید آزمون‌های آماری صحیح اجرا شود و میانگین و انحراف معیار برای مقایسه مدل‌ها کافی نیست [۹]. به منظور قضاوت درباره این که نتایج حرکت تجمعی ذرات مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش، در مقایسه با مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش تفاوت معناداری دارد یـا خیـر. روش معناداری آماری آزمون آماری ناپارامتریک ویلکاکسون در سطح معناداری ۵ درصد انجام‌شده است. اگر p-value به دست آمده از آزمون ویلکاکسون کمتر از ۵ درصد باشد، شاهدی برخلاف فرضیه صفر و تایید فرضیه مقابل (فرضیه پژوهشی) است.

جدول ۱۰. نتایج آماره آزمون ویلکاکسون من ویتنی

اجرا	تقریب توزیع	z-value	w-value	p-value یک طرفه	p-value دو طرفه	نتیجه آزمون
اجرا ۱	نرمال	۹/۵۹۲	–	۰	۰	رد فرضیه صفر
اجرا ۲	نرمال	۷/۸۴۶	–	-۶e۷/۰۹	-۲e۳/۴۶	رد فرضیه صفر
اجرا ۳	نرمال	۱۰/۷۹۵	–	-۳e۵/۷۵	-۵e۳/۶۳	رد فرضیه صفر
اجرا ۴	نرمال	–	۰	۱	۱	تائید فرضیه صفر
اجرا ۵	نرمال	۱۵/۸۴۶	–	۰	۰	رد فرضیه صفر
اجرا ۶	نرمال	–	۱	۰/۰۰۸۷	-۶e۲/۵۴	رد فرضیه صفر
اجرا ۷	نرمال	–	۱	۰/۰۰۸۷	-۶e۲/۵۴	رد فرضیه صفر
اجرا ۸	نرمال	–	۱	۰/۰۰۸۷	-۶e۲/۵۴	رد فرضیه صفر
اجرا ۹	دقیق	۷/۹۵۱	–	-۵e۶/۴۲	-۲e۱/۹۶	رد فرضیه صفر
اجرا ۱۰	نرمال	۷/۳۶۸	–	۰	۰	رد فرضیه صفر

با توجه به نتایج جدول (۱۰)، مقدار z-value آزمون ویلکاکسون برای تمام اجراها، به استثنای اجرای ۴ بیشتر از مقدار بحرانی ۱/۶۴ به دست آمده و سطح معناداری آزمون کمتر از ۰/۰۵ است؛ بنابراین فرضیه صفر رد می‌شود و می‌توان گفت که بین نتایج سایر مدل‌ها و مدل پژوهش، تفاوت معناداری وجود دارد. مقدار p-value برای اجـرای ۴ بیشـتر از ۰/۰۵ است که بر پذیرش فرضیه پژوهش اشاره می‌کند و نشان می‌دهد که بین نتایج مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش و مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش تفاوت معناداری وجود ندارد. با این وجود، در مجموع از بین ۱۰ اجرا، برای ۹ اجرای متفـاوت p-value کمتـر از ۰/۰۵ بوده که حاکی از وجود تفاوت معنادار بین نتایج دو مدل است؛ بنابراین به دلیل کاهش مشکل به دام افتادن در کمینه محلی، عملکرد شبکه عصبی آموزش یافته با الگـوریتم حرکـت تجمعی ذرات در مدل پیش‌بینی درماندگی مالی با توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش بهتر از عملکرد مدل پیش‌بینی درماندگی مالی بدون متغیر مدیریت سرمایه در گردش است. آزمون ویلکاکسون، تفاوت معناداری را بین دو روش در سطح معناداری ۵ درصد نشان می‌دهد و p-value کمتر از ۵ درصد است. به طور کلی این نتایج نشان‌دهنده محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی است.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

مدیریت سرمایه در گردش کارا می‌تواند ابزاری سودمند برای مدیران باشد که اگر به خوبی مدیریت شود می‌تواند نقش مهمی در تداوم فعالیت واحدهای تجاری ایفا کند. به گونه‌ای که واحدهای تجاری را از خطر درماندگی مالی محصون و منافع زیادی را عاید واحدهای تجاری نماید؛ از این رو هدف اصلی این پژوهش بررسی محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات است. در راستای دستیابی به اهداف پژوهش نمونه‌ای متشکل از ۱۲۰ شرکت برای دوره زمانی ۱۳۸۷–۱۳۹۸ بررسی شده است

به منظور بررسی محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی، ابتدا ادبیات پژوهش مورد بررسی قرار گرفته و با مطالعه پژوهش‌های پیشین در حوزه درماندگی مالی ۲۸ متغیر اثرگذار بر درماندگی مالی انتخاب شده است. سپس با استفاده از الگوی رگرسیون لجستیک پیشرو به برآورد مدل درماندگی مالی بر اساس نسبت‌های مالی پرداخته شده است. نتایج رگرسیون لجستیک پیشرو نشان داد از میان ۲۸ متغیر مذکور ۵ متغیر سود و زیان انباشته به دارایی‌ها، فروش به کل دارایی، سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها، سود قبل از بهره و مالیات به حقوق صاحبان سهام و سود خالص به فروش دارای رابطه‌ای معنادار با درماندگی مالی هستند. در ادامه 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 شده است.

نتایج نشان داد خطای مدل اولیه پژوهش؛ یعنی مدل بدون توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش نسبتاً زیاد است. در مدل اولیه پژوهش سطح زیر منحنی راک (۰/۵۶۸۵) در محدوده اطمینان خیلی ضعیف (۰/۵ ، ۰/۶) برآورد شده است که نشان می‌دهد تفکیک شانسی دو گروه شرکت‌های درمانده و غیردرمانده مالی، معنادار نیست؛ لذا مدل اولیه پژوهش در بازار بورس اوراق بهادار تهران، مدلی کاملاً تصادفی است و نمی‌توان از آن جهت پیش‌بینی درماندگی مالی بهره برد. همچنین، نتایج تجزیه و تحلیل‌های انجام‌شده نشان داد که با توسعه مدل پژوهش، از طریق واردکردن متغیر مدیریت سرمایه در گردش، سطح زیرمنحنی راک به ۰/۶۲۴۸ افزایش می‌یابد و به دقت مدل پژوهش تا ۷۰/۵۳ درصد افزوده می‌شود. این نتیجه، مؤثربودن ورود متغیر مدیریت سرمایه در گردش به مدل پژوهش را نشان می‌دهد؛ چراکه ورود این متغیرها کاهش ۱۲/۵۲ درصدی را در خطای پیش‌بینی مدل ایجاد کرده و قدرت پیش‌بینی‌کنندگی مدل بنیش را تا حدی بهبود داده است. با اینکه دقت مدل توسعه یافته پژوهش در مقایسه با مدل اصلی افزایش یافته و این نتیجه، مؤثر بودن ورود متغیر مدیریت سرمایه در گردش به مدل پژوهش را نشان می‌دهد و حاکی از دارای محتوای اطلاعاتی بودن متغیر سرمایه در گردش است؛ اما یافته‌های حاصل از تحلیل راک نشان می‌دهد که سطح زیرمنحنی همچنان کمتر از محدوده اطمینان نسبتاً قابل قبول و خوب ۰/۸ – ۰/۷ باقی مانده است که به معنای ضعیف بودن نتیجه آزمون و بالا بودن خطای پیش‌بینی مدل تا میزان بیش از ۳۰ درصد است؛ بنابراین می‌توان بیان کرد که با تکیه صرف بر این متغیر، نمی‌توان شرکت‌های درمانده و غیردرمانده را به آسانی شناسایی کرد.

نتایج حاصل از این پژوهش با نتایج پژوهش تی‌سنگ و هو [۳۶] سازگار است. با این تفاوت که آن‌ها جهت سنجش درماندگی مالی از متغیرهای کارایی مدیریت، ساختار سرمایه، ناتوانی در پرداخت دیون، تأثیرات زیان‌آور اقتصادی و عدم‌ثبات درآمد استفاده کردند. همچنین نتایج پژوهش از نظر نوآوری در مدل‌های هوش مصنوعی با یافته‌های پژوهش کیان و همکاران [۳۱] همسو است. با این تفاوت که در این پژوهش از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات استفاده شده؛ اما در پژوهش کیان و همکاران [۳۱] از مدل درخت تصمیم تقویت یافته گرادیان و الگوریتم اکتشافی مبتنی بر اهمیت جایگشت در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های چینی استفاده شده است.

٦. پیشنهادها و محدودیت‌ها

با توجه به نتایج پژوهش توصیه می‌شود حسابرسان جهت اظهارنظر نسبت به تداوم فعالیت از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات استفاده کنند. با توجه به نتایج پژوهش به مدیران توصیه می‌شود، فرآیند برنامه‌ریزی مالی حاوی یک مدیریت سرمایه در گردش کارا باشد و تلاش کنند تا به سطح بهینه‌ای از سرمایه در گردش دست یابند؛ زیرا همان‌گونه که نتایج نشان داد در سطح بهینه‌ای از سرمایه در گردش، شرکت‌ها می‌توانند عملیات خود را بدون توقف ادامه دهند و خطرات درماندگی مالی را تا زمانی که عوامل سرمایه در گردش به دقت اداره می‌شود کاهش دهند. با توجه به نقش سرمایه در گردش در کاهش خطرات درماندگی مالی به متولیان بازار پول و سرمایه توصیه می‌شود با در پیش گرفتن سیاست‌های پولی و مالی مناسب سبب ایجاد ثبات در فضای متلاطم بازار سرمایه شوند و با ایجاد چتر حمایتی، آسیب‌پذیری سرمایه در گردش این شرکت‌ها را کاهش دهند. به پژوهشگران آتی به توصیه می‌شود جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، در کنار توجه به متغیرهای حسابداری و اقلام صورت‌های مالی، به متغیرهای غیرحسابداری، انگیزشی، محیطی و... نیز توجه کافی داشته باشند. پیشنهاد می‌شود که با بهره‌مندی از سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری و مقایسه نتایج آن با الگوریتم حرکت تجمعی ذرات، در جهت کاهش خطای پیش‌بینی، به مدل‌سازی درماندگی مالی اقدام کنند. در ارتباط با محدودیت‌های پژوهش موسسه‌های مالی، سرمایه‌گذاری و بانک‌ها به دلیل ماهیت متفاوت فعالیت جزء نمونه آماری پژوهش نیستند؛ لذا در تعمیم نتایج حاصل از پژوهش به کل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران باید با احتیاط عمل شود. عدم اعلام رسمی ورشکستگی و عدم دسترسی به اطلاعات مالی مورد نیاز برخی از شرکت‌های درمانده باعث شد تا برخی از شرکت‌ها که طبق معیارهای تعریف شده درمانده مالی بودند جزء نمونه آماری پژوهش در نظر گرفته نشوند. در این پژوهش اثرات ناشی از نوع صنعت در نظر گرفته نشده است، با توجه به شدت و ضعف روابط در صنایع مختلف باید به تاثیر صنایع مختلف در تفسیر نتایج توجه شود. همچنین عوامل کلانی مانند تورم بر درماندگی مالی شرکت‌ها موثر است که می‌تواند بر نتایج اثرگذار باشد؛ اما اثرات ناشی از این عوامل در پژوهش در نظر گرفته نشده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

1. Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F., & Ganga, H. (2019). Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data. *Computational Economics*, 53(1), 227-257.
2. Ahmed, A. S., McMartin, A. S., & Safdar, I. (2020). Earnings volatility, ambiguity, and crisis- period stock returns. Accounting and Finance, *Accounting and Finance Association of Australia and New Zealand*, 60(3), 2939-2963.
3. 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)
4. Altan, E. (1968). Financial ratio Discriminant Analysis and the Prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
5. Azizi, S. (2021). Modeling and Determining the Power of Working Capital Management in Predicting Corporate Financial Bankruptcy Using Artificial Intelligence Algorithms. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 14(51), 171-190. (In Persian)
6. Bahiraie, A., Etemadi, K., & Gerami asl, A. (2016). Predicting Companies Financial Bankruptcy Listed in Tehran Stock Exchange using ANN, ANFIS, LOGIT. *New Marketing Research Journal*, 6(2), 166-153. (In Persian)
7. Beaver, W.H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
8. Caballero, S., & Garcia, P., & Martinez, P. (2013). Working capital management, corporate performance, and financial constraints. *Journal of Business Research*, 67(3), 332-338.
9. Chiaramontea, L., & Casu, B. (2017). Capital and liquidity ratios and financial distress. Evidence from the European banking industry. *The British Accounting Review*, 9(2), 138-161.
10. Div Salar, M. (2010). *A Comparative Study of Bankruptcy Prediction of Industrial Companies Listed in Tehran Stock Exchange Using Statistical Methods and Computational Intelligence Methods*. M.Sc. Thesis, Allameh Tabatabaei University. (In Persian)
11. Deloof, M. (2003). Does working capital management affect profitability of Belgian firms? *Journal of Business Finance & Accounting*, 30(3), 573–587.
12. Eljelly, A. (2004). Liquidity-profitability tradeoff: An empirical investigation in an emerging market. *International Journal of Commerce & Management*, 14(2), 48–61.
13. Felix, J., & Ivan, P. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S commercial banks. *Expert systems with applications*, 42(6), 2857-2869.
14. Foroughi, D., Amiri, H., & Alsharif, S. (2017). Outcome of financial distress on accruals influencing future returns. *Empirical Studies in Financial Accounting*, 14 (55), 93-123. (In Persian)
15. Gordon, M. J. (1971). Toward a theory of financial distress. *The Journal of Finance*, 26(2), 347-356.
16. Heydary Farahany, M., ghayour, F., mansourfar, G. (2019). The effect of management behavioral strains on financial distress. *Journal of Financial Accounting Research*, 11(3), 117-134. (In Persian)
17. Horne, J. C., & Wachowicz, J. (2000). *Fundamentals of financial management*. New York, Prentice Hall Publishers.
18. Jang, Y., Jeong, I. & Cho, Y. K. (2021). *Identifying impact of variables in deep learning models on bankruptcy prediction of construction contractors. Engineering*, Construction and Architectural Management, 28(10), 3282-3292.
19. Inam, F., Inam, A., Mian, M. A., Sheikh, A. A. & Awan, H. M. (2019), Forecasting Bankruptcy for organizational sustainability in Pakistan: Using artificial

neural networks, logit regression, and discriminant analysis. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, 35 (3), 183-201.

20. Izadinia, N., Mansourfar, G., Rashidi khazaee, M. (2015). Financial distress as a risk factor for the occurrence of earnings management. *Financial Management Strategy*, 3(3), 25-47. (In Persian)

21. Kargar, J., & Blumenthal, R. A. (1994). Leverage impact of working capital in small businesses. *TMA Journal*, 14(6), 46-53.

22. Khedri, N., Dastgir, M., & soroushyar, A. (2020). The Effect of Stock Returns Volatilities on Working Capital Accruals: Considering the Moderating Effect of Financial Distress. *Journal of Asset Management and Financing*, 8(3), 85-102. (In Persian)

23. Kim, Y. H., & Chung, K. H. (1990). An integrated evaluation of investment in inventory and credit: A cash flow approach. *Journal of Business Finance Accounting*, 17(3), 381-390.

24. Kieschnick, R., Laplante, M., & Moussawi, R. (2013). Working capital management and shareholder wealth. *Review of Finance*, 17 (5), 1827-1852.

25. Kordestani, G., Tatli, R., Kosari Far, H. (2014). The evaluate ability of altman adjusted model to prediction stages of financial distress newton and bankruptcy. *Journal of Investment Knowledge*, 3(9), 83-100. (In Persian)

26. 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)

27. Mansourfar, G., ghayour, F., & lotfi, B. (2015). The ability of support vector machine (SVM) in financial distress prediction. *Empirical Research in Accounting*, 5(3), 177-195. (In Persian)

28. Mehrani, S., Mehrani, K., Monsefi, Y., Karami, Gh. (2005). A practical study of zimski and sheirana bankruptcy prediction patterns in companies listed on the Tehran Stock Exchange. *Accounting and Auditing Reviews*, 12 (3), 131-105. (In Persian)

29. Mohebbi Herdasht, B., Chavoshi, S. K., Jahangirnia, H., Gholami Jamkarani, R. (2020). investigating the effect of non-financial indicators on forecasting the occurrence of financial distress from the view of urban managers (Case Study: Bank Shahr). *Quarterly Journal of Urban Economics and Management*, 8 (30), 23-38. (In Persian)

30. Mohseni, R., Agha Babaee, R., Mohammad Ghorbani, V. (2013). Financial Distress Prediction with the Use of the Efficiency as a Predictor Variable. *Quarterly Journal of Economic Research and Policy*, 21 (65), 123-146. (In Persian)

31. Mun, S. G., & Jang, S. (2015). Working capital, cash holding and profitability of restaurant firms. *International Journal of Hospitality Management*, 48, 1–11.

32. Pourzamani, Z., Tavangar Hamzeh Kalaei, A., & Kiarsi, A. (2010). Investigating the efficiency of logit model and multivariate differentiation analysis in predicting the financial situation of Tehran Stock Exchange companies. *The Financial Accounting and Auditing Research*, 2 (5), 124-94. (In Persian)

33. Pourzamani, Z., Hassan K. (2013). Comparison of financial crisis prediction power by different artificial intelligence techniques. *Financial Accounting and Auditing Research*, 5 (17), 33-64. (In Persian)

34. Qian, H., Wang, B., Yuan, M., Gao, S., & Song, Y. (2022). Financial distress prediction using a corrected feature selection measure and gradient boosted decision tree. *Expert Systems with Applications*, 190(5),116202.

35. Raei, R., & Fallah Pour, S. (2009). Support vector machines application in financial distress prediction of companies using financial ratios. *Accounting and Auditing Review*, 15(4), 17-34. (In Persian)

36. Raheman, A., & Nasr, M. (2013). Working capital management and profitability case of Pakistan firms. *International Review of Business Research Papers*, 3(1), 279-300.

37. Raheman, A. & Nasr, M. (2007). Working Capital Management and Profitability – Case of Pakistani Firms. *International Review of Business Research Papers*, 3(2), 275-296.
38. Rafuse, M. E. (1996). Working capital management: an urgent need to refocus. *Management Decision*, 34(2), 59-63.
39. Sayari, N., & Mugan, C. S. (2016). Industry specific financial distress modeling. *BRQ Business Research Quarterly*, 20 (1), 45-62.
40. Schiff, W., & Lieber, Z. (1974). A model for the integration of credit and inventory management. *Journal of Finance*, 29(1), 133-140.
41. Smith, K. V. (1980). *Profitability and liquidity trade off in working capital management. In Reading on the Management of Working capital*. St. Paul: West Publishing Co, 549-562.
42. Shin, H., & Soenen, L. (1998). Efficiency of working capital and corporate profitability. *Financial Practice and Education*, 8, 37–45.
43. Tseng, F. M., & Hu, Y. Ch. (2010). Comparing four Bankruptcy Prediction Models: Logit, Quadratic Interval Logit, Neural and Fuzzy Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1846-1853.
44. Vaghfi, S., Darabi, R. (2019). Validation of artificial intelligence algorithms in predicting financial distress in the industrial and mining sector with emphasis on the role of macroeconomic. Financial, Managerial and Risk. *Iranian Journal of Trade Studies*, 23(91), 213-243. (In Persian)
45. Vaghfi, S., Heydari, Z., Khajezade, S., Kamranrad, S. (2020). Analysis financial distress agriculture and food materials industry with an emphasis on the role of Macroeconomic and accounting variables. *Agricultural Economics Research*, 12(47), 211-236. (In Persian)
46. Wang, Y., Ji, Y., Chen, X., & Song, C. (2014). Inflation, operating cycle and cash holdings. *China Journal of Accounting Research*, 7(2), 263-276.

استناد

عزیزی، صدیقه و جوکار، حسین (۱۴۰۱). تاثیر اطلاعات سرمایه در گردش در پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم تجمعی ذرات. *چشم‌انداز مدیریت مالی*، ۱۲(۳۸)، ۷۵-۱۰۱.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی

Citation

Azizi, Sedighe & Jokar, Hossein (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), 75 - 101. (*in Persian*)