فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و ششم / بهار ۱۴۰۰

پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم کرم شب‌تاب

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۴/۰۷ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۷/۱۲

مهدی حیدری[۱]
شکراله زیاری[۲]
سید احمد شایان‌نیا[۳]
علیرضا رشیدی‌کمیجانی[۴]

چکیده

با پیش‌بینی نابسامانی مالی، پیشگیری‌ها و اقدامات مقتضی لازم توسط مدیران و سرمایه‌گذاران انجام شود. پژوهش حاضر، دو مدل پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم فرابتکاری کرم شب‌تاب در بورس اوراق بهادار تهران، آزمون و نتایج با هم مقایسه می‌شود. برای اجرای آزمون ابتدا یک مقادیر اولیه برای وزن‌ها و بایاس‌های شبکه تعیین شده و سپس در طی پروسه بهینه‌سازی، جمعیتی از وزن‌ها و بایاس‌های مختلف توسط الگوریتم کرم شب‌تاب تولید می‌شوند. تابع تبدیل مورد استفاده در لایه خروجی از نوع خطی و برای لایه میانی یک تابع غیرخطی سیگموئیدی انتخاب شده است. برای انجام این پژوهش داده‌های ۷۹ شرکت در بازه زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۴ گردآوری و با به‌کارگیری الگوریتم‌های شبکه عصبی پس انتشار و کرم شب تاب تجزیه و تحلیل شدند. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که شبکه عصبی بهینه شده بوسیله الگوریتم کرم شب‌تاب عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پس انتشار خطا در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های نمونه دارد. همچنین الگوریتم کرم شب‌تاب به خوبی نسبت بین شرکت‌های ورشکسته و عدم ورشکسته را همانند داده‌های واقعی حفظ کرده است.

کلمات کلیدی

ورشکستگی مالی، شبکه عصبی پس انتشار، الگوریتم کرم شب‌تاب.

۱-گروه مدیریت صنعتی، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران. Mah.heidary@yahoo.com
۲-گروه ریاضی، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران. (نویسنده مسئول) shok_ziari@yahoo.com
۳-گروه مدیریت صنعتی، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران. sheibat@yahoo.com
۴-گروه مهندسی صنایع، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزکوه، ایران. rashidi@azad.ac.ir

مقدمه

ورشکستگی یک شرکت، رویدادی است که می‌تواند زیان‌های هنگفتی به افراد و گروه‌های ذی‌نفع از جمله سرمایه‌گذاران، بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری، حسابرسان و خود شرکت تحمیل کند [۲۰]. یکی از راه‌های کمک به سرمایه‌گذاران ارائه الگوهای پیش‌بینی درباره چشم‌انداز آتی شرکت است ، هرچه پیش‌بینی‌ها به واقعیت نزدیک‌تر باشد، مبنای تصمیمات درست تر قرار خواهند گرفت [۵]. هرچه دقت مدل پیش‌بینی برای یک دوره معین، بالاتر باشد، آن مدل با ارزش‌تر خواهد بود و البته ارزش آن مدل‌ها به خطاهای نوع اول و دوم در طبقه بندی شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته بستگی دارد [۲۵]. بنا به گفته بیور، پیش‌بینی بدون اخذ تصمیم امکان‌پذیر است ولی کوچک‌ترین تصمیم را نمی‌توان بدون پیش‌بینی انجام داد[۵]. ورشکستگی معمولاً به وسیله عوامل مختلف و مرتبط به هم تعیین می‌شود، آلتمن، اسپرینگ، شیراتا و زیمسکی با استفاده از روش‌های علمی و تجربی با ایجاد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی موفق به طراحی مدل‌هایی در این زمینه شدند که به نام خود آن‌ها معروف است[۲۵].

ورشکستگی شرکت‌ها منجر به هدررفتن منابع و فرصت‌های سرمایه‌گذاری می‌شود. با پیش‌بینی نابسامانی مالی، مدیران شرکت‌ها هشیار شده و اقدامات مقتضی انجام می‌دهند، همچنین سرمایه‌گذاران، فرصت‌های مطلوب را از فرصت‌های نامطلوب سرمایه‌گذاری تشخیص داده و منابع شرکت در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری تخصیص می‌دهند. این پژوهش به دنبال این است که از بین دو مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار و شبکه عصبی بهینه‌شده با الگوریتم فراابتکاری کرم شب‌تاب، کدامیک، توانایی پیش‌بینی بهتر و صحیح‌تر ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران را دارند؟ لذا، با استفاده از نسبت‌های مالی و دو الگوی یاد شده به مقایسه و پیش‌بینی احتمال ورشکستگی شرکت‌های جامعه آماری اقدام شده است. نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند معیارهای اساسی برای ارزیابی «سلامت مالی و تداوم فعالیت» یک واحد اقتصادی یا امکان تداوم فعالیت آنها را فراهم کند. آشنایی با مدل‌های پیش بینی ورشکستگی می‌تواند کمک موثری در تخصیص بهینه منابع مالی نماید.

مبانی نظری پژوهش

تشخیص به‌موقع و صحیح شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی قرار دارند می‌تواند تا حد زیادی از زیان‌های احتمالی ذی‌نفعان جلوگیری نماید[۶]. گوردون، درماندگی مالی را کاهش قدرت سودآوری شرکت می‌داند که احتمال ناتوانی در بازپرداخت اصل و بهره بدهی را افزایش می‌دهد. در مراحل اولیه درماندگی مالی، متوسط سود عملیاتی شرکت براساس سود تعدیل نشده و پس از کنترل عوامل دیگری که تغییر قابل ملاحظه‌ای در افزایش عملکرد شرکت ایجاد می‌کند اندازه‌گیری می‌شود[۶]. پیش‌بینی

ورشکستگی مالی شرکت‌ها می‌تواند یکی از راه‌کارهای مهم برای جلوگیری از اتلاف منابع مالی باشد. ورشکستگی مالی می‌تواند تأثیر منفی بر خود شرکت، اقتصاد ملی و جهانی و همچنین، تأثیر منفی بر بیکاری و برابری قدرت خرید ایجاد می‌کند [۱۶]. در ادبیات مالی، یک شرکت زمانی درمانده مالی تلقی می‌شود که در ایفای تعهدات به اعتباردهندگان ناتوان می‌شود چنانچه درماندگی مالی شرکت بهبود نیابد منجر به ورشکستگی می‌شود[۶]. اهمیت پیش بینی ورشکستگی آنقدر است که بسیاری از کسب و کارهای کوچک و متوسط به فرایند رشد نمی‌رسند و در سال‌های اولیه فعالیت خود شکست می‌خورند، لذا، پیش‌بینی رشد و افت شرکت‌ها می‌تواند از هزینه‌های هنگفتی که در کسب و کارها، توسط کارآفرینان و شرکت‌ها پرداخت می‌شود، جلوگیری نماید [۲].

با استفاده از صورت‌های‌مالی‌نمی‌توان مستقیماً ورشکستگی‌یک شرکت را طی سال‌های آتی پیش‌بینی کرد، اما با بهره‌گیری از مدل‌هایی که با روش علمی-تجربی ایجاد و تعریف شده‌اند و در سایر کشورها اجرا شده است می‌توان ورشکستگی شرکت‌ها را چند سال قبل از وقوع آن پیش‌بینی نمود[۳۱]. اگر وضعیت مالی این شرکت‌ها از طریق آزمون مدل روشن شود و ورشکستگی آنها قابل پیش بینی باشد سهامداران و مدیران برای جلوگیری از ورشکستگی و یا تغییر به وضعیت درست، از ورشکستگی آن شرکت جلوگیری خواهند کرد. در بازار سرمایه ایران، ملاک ورشکستگی و خروج شرکت‌ها از بورس، ماده ۱۴۱ قانون تجارت است، در این ماده آمده است: «اگر براثر زیان‌های وارده، حداقل نصف سرمایه شرکت از بین برود، هیات مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق العاده صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقا شرکت مورد شور و رای‌گیری واقع شود. هرگاه مجمع مزبور رای به انحلال شرکت ندهد، باید در همان جلسه و با رعایت مقررات، ماده ۶ این قانون، سرمایه شرکت را به مبلغ سرمایه موجود کاهش دهد».

در ادبیات مالی برای پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از اطلاعات مالی و غیرمالی شرکت‌ها، مدل‌های گوناگون ارایه کردند نمونه‌هایی آنها شامل مدل‌های یک متغیره و نسبت‌های حسابداری بیور (۱۹۶۶)، تحلیل چند متغیره (آلتمن، ۱۹۶۸؛ فالمر، ۱۹۸۴)، Z-Score (آلتمن، ۱۹۸۳)، مدل تحلیل خطی چندگانه (نرتون و اسمیت، ۱۹۷۲)، تحلیل تمایزی چند متغیره (دیکین، ۱۹۷۷؛ شیراتا، ۱۹۹۸)، تجزیه و تحلیل لجستیک (اولسون، ۱۹۸۰)، شبکه عصبی (والاس، ۲۰۰۴؛ آلفرا و گارسیا، ۲۰۰۸)، ژنتیک و ماشین بردار (شین و همکاران، ۲۰۰۶) و در ایران نمونه‌هایی از آنها شامل مدل آلتمن (رسول‌زاده، ۱۳۸۰)، مدل فالمر، مدل اسپرینگت، و مدل زمیجوسکی (یاری‌فرد، ۱۳۸۲)، مدل زمیجوسکی (مهرانی و همکاران، ۱۳۸۴)، مدل لجستیک (دستگیر و همکاران، ۱۳۸۷)، آلگوریتم ژنتیک (فیروزیان و همکاران،

۱۳۹۰)، بهینه‌سازی تجمعی ذرات (فدایی‌نژاد و اسکندری، ۱۳۹۰)، لوجیت مرکب (محمودزاده و جلیل‌وند، ۱۳۹۱) شبکه عصبی (اعتمادی و همکاران، ۱۳۹۱)، الگوریتم فاخته (بیگی و صالحی، ۱۳۹۲)، ژنتیک غیرخطی و خطی (پورزمانی، ۱۳۹۳) انجام شده است[۵].

شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی پیشخور با الگوریتم پس‌انتشار توان پیش‌بینی برون نمونه‌ای و درون نمونه‌ای بیشتری در مقایسه با دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی پدیده‌ها دارد [۳۷]. برخی از کاربردهای مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی در پژوهش‌های مالی عبارتند از: پیش‌بینی سلامت مالی (سنت‌جان و بالاکریشنان، ۲۰۰۰؛ مخاطب رفیعی و همکاران، ۲۰۱۱)، پیش‌بینی ورشکستگی (لی و چویی، ۲۰۱۳)، امتیازبندی اعتباری (وست، ۲۰۰۰؛ لانگ و رودیز، ۲۰۰۰)، ارزیابی ریسک (لونگ و همکاران، ۲۰۰۰)، طبقه‌بندی روند قیمت سهام (کاو و پری، ۲۰۰۹؛ مصطفی، ۲۰۱۰)، ریسک اعتباری (آنجلینی و همکاران، ۲۰۰۸). در نقطه مقابل، برخی از مطالعات پیشین، احتمال بزرگ‌نمایی کارایی شبکه‌های عصبی را مطرح کردند و کارایی استراتژی‌های معاملاتی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی را از برخی از ساده‌ترین استراتژی‌ها نظیر انتخاب سهام یا خرید و نگهداری سهام هم کمتر دانسته‌اند [۱۰]. به عنوان مثال، کالن و همکاران (۱۹۹۶) میزان خطا در پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی به طور معناداری از پیش‌بینی مدل‌های خطی سری زمانی پارسیمونس براون-روزلف و گریفین-واتس بیشتر بوده است. لذا می‌توان الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی را وابسته به چارچوب دانست که الزاماً بدتر از مدل‌های خطی سری زمانی نیست، حتی زمانی که اطلاعات حاوی روابط غیرخطی باشند[۱۰].

شبکه‌های عصبی پیشخور دولایه با توابع محرک سیگموئید در لایه اول قادرند هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند. الگوریتم یادگیری پس انتشار بر قانون یادگیری اصلاح خطا مبتنی است. به عبارتی توپولوژی شبکه‌های چند لایه پرسپترون با قانون یادگیری پس انتشار تکمیل می‌گردد. این قانون از دو مسیر اصلی (رفت و برگشت) تشکیل شده است. مسیر اول، «مسیر رفت»، بردار ورودی به شبکه اعمال شده و تاثیراتش از طریق لایه‌های میانی، به لایه خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی ایجاد شده در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه است. در این مسیر، پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شود. مسیر دوم، «مسیر برگشت»، پارامترهای شبکه تغییر پیدا کرده و تنظیم می‌شوند. مراحل طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار برای پیش‌بینی مالی عبارتند از انتخاب متغیرها، جمع‌آوری داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها، انتخاب مجموعه‌های آموزش، آزمون و تأیید، تعیین پارادایم‌های شبکه عصبی مصنوعی، انتخاب معیارهای ارزیابی، آموزش شبکه عصبی مصنوعی و اجرا می‌باشند[۱۰]. در این پژوهش

یک شبکه عصبی پیشخور با الگوریتم پس‌انتشار که در آن از الگوریتم یادگیری لِونبرگ-مارکوارد نظارت شده، استفاده شده است. رابطه ریاضی شبکه عصبی مذکور بدین صورت خواهد بود:

$$y_i = \alpha + \sum_{h=1}^{H} \emptyset_h + F\left(\gamma_h + \sum_{j=1}^{n} \beta_{hj}\, V_{jy-1}\right) + \varepsilon_i$$

در این رابطه، H تعداد نورون‌های لایه پنهان و β_{hj} ماتریس‌های وزن‌های پارامترهای مالی در هر نورون، $\emptyset_h$ اوزان متصل کننده نورون‌های لایه پنهان به لایه خارجی و F تابع تبدیل است. پویایی عصبی به توصیف مختصات یک نورون، مثلاً تابع تبدیل و نحوه ترکیب ورودی‌های آن اشاره دارد و معماری شبکه به ساختار شبکه مثلاً تعداد نورون‌ها در هر لایه و تعداد و نوع اتصال‌های بین آنها گفته می‌شود. تعداد نورون‌های لایه ورودی به تعداد متغیرهای مستقل خواهد بود، اما انتخاب تعداد لایه پنهان و نورون‌های آنها و همچنین توابع تبدیل نیازمند انتخابهایی مستقل است. لایه‌های پنهان، به شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی تعمیم ساختارها را می‌دهند. معمولاً تعداد لایه‌های پنهان، یک یا دولایه در نظر گرفته می‌شود. در نظر گرفتن تعداد لایه‌های بیشتر و ثابت نگهداشتن تعداد مشاهده‌ها ممکن است به توانایی تخمین درون نمونه‌ای مدل کمک کند، اما از تعداد تخمین برون نمونه‌ای می‌کاهد، زیرا با این کار شبکه به جای شناسایی الگوی اطلاعات به حفظ آنها می‌پردازد، این حالت را بیش برازش نامند [۱۰].

الگوریتم کرم شب‌تاب

الگوریتم کرم شب‌تاب یکی از ابزارهای مهم در حوزه بهینه‌سازی و مهندسی است. نمونه‌هایی از روش‌های مشهور بهینه‌سازی هوش گروهی، بهینه‌سازی کلنی مورچه‌ها، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و کلنی زنبور عسل مصنوعی، الگوریتم کرم شب تاب، جست‌وجوی فاخته و الگوریتم خفاش است [۲۷]. به منظور استفاده از این الگوریتم برای حل مسائل گوناگون، الگوریتم اصلی آن باید اصلاح و یا ترکیبی اجرا شوند [۳۱]. الگوریتم اکتشافی کرم شب‌تاب توسط یانگ[1] (۲۰۱۰) ارائه شد. از جمله مزایای الگوریتم کرم شب‌تاب می‌توان به بخش‌بندی خودکار، قابلیت سروکار داشتن با مسائل چندکیفیتی، تنوع در راه حل‌ها. این الگوریتم با مدل‌سازی رفتار مجموعه‌ای از کرم‌های شب‌تاب و تخصیص مقداری مرتبط با برازندگی مکان هر کرم شب‌تاب به عنوان مدلی برای میزان رنگدانه های شب‌تاب و به روزکردن مکان کرم‌ها در تکرارهای متوالی الگوریتم به جستجوی جواب بهینه مسئله می‌پردازد. در واقع دو فاز اصلی این الگوریتم در هر تکرار، فاز به روز کردن رنگدانه و فاز حرکت است. کرم‌های شب‌تاب به سمت کرم‌های شب‌تاب دیگر با رنگدانه بیشتر که در همسایگی آنها باشند حرکت می‌کنند. به این ترتیب طی تکرارهای متوالی

مجموعه به سمت جواب بهتر متمایل می‌گردد[۵].

به طور خلاصه می‌توان ویژگی تولید نور در کرم شب‌تاب را طبق سه قانون زیر بیان نمود: (۱) همه کرم‌های شب‌تاب، تک جنسیتی هستند و عامل جذب جفت‌ها به یکدیگر بدون در نظر گرفتن جنسیت آنها است. (۲) جذابیت به نسبت درخشندگی آنها است. پس برای هر جفت کرم شب‌تاب، کرمی که نور کمتری دارد به سمت کرمی که نور بیشتری دارد جذب می‌شود. قدرت جذب به نسبت نور آنها است و با افزایش فاصله بین دو کرم، شدت نور نیز کاهش می‌یابد. اگر کرم شب‌تابی از دیگری نورانی‌تر نباشد حرکت آنها به صورت تصادفی انجام می‌شود. (۳) درخشندگی کرم شب‌تاب توسط مقدار تابع هدف تعیین می‌شود. برای مساله بیشینه‌سازی، شدت نور به سادگی توسط مقدار تابع تعیین می‌شود. روش دیگر تعیین شدت نور می‌تواند با استفاده از روش تعیین تابع برازش تعریف شده با الگوریتم ژنتیک باشد [۲۷].

جذابیت یک کرم شب تاب براساس درخشندگی یا شدت نوری تعیین می‌شود که از تابع هدف بدست آمده است. در مسائل بهینه‌سازی بیشینه روشنایی، i یک کرم شب‌تاب در یک مکان ویژه X می‌تواند مقدار روشنایی را با تابع هدف متناسب سازد $i(x)*f(x)$ با این حال جذابیت β کاملاً نسبی است و با مسافت rij بین کرم شب‌تاب i و کرم شب‌تاب j تغییر می کند. البته شدت نور با افزایش فاصله از منبع اش کاهش می‌یابد و در محیط نیز جذب می‌شود [۲۷].

در حالت ساده‌تر شدت نور $I(r)$ بر عکس کانون مجذور معکوس است. این الگوریتم بر بهینه‌سازی مسائل پیچیده صحه گذاشت.

رابطه ۱)
$$I(r)=\frac{I_s}{r^2}$$

به طوری‌که I_s شدت نور منبع است. با توجه به رسانه در نظر گرفته شده ضریب جذب نور r و شدت نور I با توجه به فاصله r متغیر است. بنابراین فرمول جذابیت را می‌توان به صورت زیر نشان داد:

رابطه ۲)
$$I=I_0e^{\gamma r^2}$$

به‌طوریکه I_0 شدت نور اولیه است. برای اجتناب از حالت سکون در n=0 در رابطه ۱ ترکیب هر دو قانون مجذور معکوس و جذب نور وجود که از توزیع گائوسین پیروی می‌کند.

در بعضی موارد نیاز است که تابع به صورت یکنواخت با شدت کمتری کاهش پیدا کند.در این حالت می‌توان از عبارت زیر استفاده کرد:

رابطه ۳)
$$I(r)=\frac{I_0}{1+v^{r^2}}$$

از فواصل کمتر، دو حالت گفته شده در بالا تقریبا برابر هستند و این به دلیل بسط تابع محدوده r =0 است بسط روابط (۲) و (۳) به‌صورت زیر است [۳۹]:

رابطه ۴)
$$e^{-y^{r^2}} \approx I - y^{r^2} + \frac{1}{2}r^2 r^4 + \frac{1}{1+y^{r^2}} \approx 1 - yr^2 + y^2 r^2 + \ldots$$

این عبارات با هم برابر هستند و مرتبه هر دو ($o(r^3$ است.

میزان جذابیت کرم‌های شب‌تاب نسبی است و به شدت نور دیده شده توسط کرم‌های مجاور بستگی دارد. حال می‌توان جذابیت کرم‌های شب تاب را بصورت زیر فرموله کرد:

رابطه ۵)
$$\beta(r) = \beta_0 e^{-y^{r^2}}$$

به طوریکه β_0 جذابیت در r=0 است. در بعضی موارد اگر نیاز باشد می‌توان رابطه ۵ را با رابطه زیر جایگزین کرد:

$$\beta = \frac{\beta_0}{1 + y^{r^2}}$$

در پیاده‌سازی، در شکل واقعی تابع جذابیت β (r) هر نوع تابع کاهش یکنواخت باشد مانند رابطه زیر که در آن β ابعاد مساله است[۳۸].

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-y^{r^2}} (m\rangle 1)$$

در فضای دو بعدی برای محاسبه بین دوکرم شب‌تاب از فرمول زیر نیز می‌توان استفاده نمود.

$$ri.j = \sqrt{(x_i - x_i)^2 + (y_i - y_i)^2}$$

حرکت کرم شب‌تاب i که نور کمتری دارد، به سوی کرم شب‌تاب j با نور بیشتر با توجه به فرمول زیر انجام می‌گیرد [۳۳، ۴۶].

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{\gamma r_{ij^2}} (x_i^j - x_j^i) + a\left[rand - \frac{1}{2}\right]$$

به‌طوری‌که جمله دوم نشان دهنده جذب و جمله سوم جمله تصادفی ساز است. که توسط پارامتر تصادفی ساز α این کار انجام می‌گیرد. rand یک عدد تصادفی است که با استفاده از توزیع یکنواخت درباره $\alpha \in [0,1]$ در نظر گرفته می‌شود. همچنین جمله تصادفی ساز می‌تواند توسط توزیع نرمال $N[0,1]$ در نظر گرفته شود و یا توزیع‌های دیگر استفاده شود. پارامتر γ با توجه به تغییرات تعیین می‌شود. این پارامتر در تعیین سرعت همگرایی و رفتار الگوریتم کرم شب‌تاب بسیار موثر است. در حالت تئوری $\gamma \in [0,1]$ است. در سیستم کاربردها گاما مقداری بین ۰,۰۱ تا ۱۰۰ است[۲۷].

پژوهش‌های پیشین نشان دادند که پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها تابع عواملی از جمله سرمایه در گردش، دارائی‌های جاری، فروش، میزان بدهی‌ها و غیره است. در این پژوهش «ورشکستگی» متغیر وابسته است، هنگامی ورشکستگی رخ می‌دهد که بدهی‌های یک شرکت از ارزش دارائی‌های موجود در شرکت بیشتر گردد.

متغیرهای مستقلی که برای پیش بینی ورشکستگی در این پژوهش مورد استفاده قرار می گیرد به شرح زیر است:

نسبت جاری: نشان دهنده نسبت دارائی‌های جاری به بدهی‌های جاری است. چه میزان از دارایی‌های جاری از طریق بدهی‌های جاری تامین شده است، هر چه این نسبت کمتر باشد نشان دهنده وضعیت مالی نامناسب شرکت است. نشانگر فقدان گردش پول برای تأمین بودجه عملیات شرکت است. واحد اقتصادی در این شرایط به دلیل کاهش انعطاف‌پذیری در بدست آوردن سرمایه در گردش، در اجرای امور روزانه خود مشکل خواهد داشت. دارایی‌های نقدی به شرکت کمک می‌کند تا تعهدات کوتاه مدت را به محض مطالبه طلبکاران، تامین نمایند. شرکت‌هایی که نسبت جاری بالایی دارند در پرداخت تعهدات خود مشکلی نخواهند داشت. این نسبت توانایی شرکت را در تامین نیازهای نقدینگی حفظ می‌کند.

بدهی کل به حقوق صاحبان سهام: نشان دهنده تعهد مالی کوتاه مدت و بلند مدت شرکت در مقایسه با حقوق صاحبان سهام است اگر این نسبت نزدیک به یک و یا بیشتر باشد بیانگر افزایش اهرم مالی و افزایش پریشانی مالی شرکت است می تواند منجر به ورشکستگی شرکت شود.

سودخالص به حقوق صاحبان سهام: گونه‌ای از شاخص سودآوری شرکت است و نشان می‌دهد سودخالص کسب شده در تولید سود قبل از بهره و مالیات چقدر مؤثر است.

سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها: سرمایه در گردش یک منبع مالی کم هزینه است که نقش ویژه‌ای در افزایش اثربخشی و کاهش هزینه ها دارد. این نسبت نشانگر توانایی شرکت برای تولید سرمایه در گردش است. این نسبت تفاوت بین دارایی های جاری و بدهی‌های جاری است و نشان می‌دهد که چگونه کل دارایی‌های شرکت در تولید سرمایه در گردش خالص به طور دائم بکارگرفته می‌شود. ارزش بالاتر سرمایه در گردش خالص نشان می‌دهد که شرکت قادر به انجام کلیه تعهدات جاری خارج از دارایی‌های جاری است و هنوز هم دارایی‌های سیال مازاد برای پاسخگویی به نیازهای روزمره در کسب وکار باقی مانده است.

دوره وصول مطالبات: حاصل تقسیم حسابهای دریافتنی بر فروش نسیه روزانه است، لذا، مدت زمان وصول مطالبات شرکت را نشان می‌دهد. هرچه این دوره طولانی‌تر باشد، منابع مالی بیشتری باید در جریان باشد، از این رو افزایش آن توان مالی شرکت را کاهش می‌دهد.

پیشینه پژوهش

پیشینه پژوهش شبکه عصبی مصنوعی

طی دو دهه اخیر، پیشرفت‌های قابل ملاحظه‌ای در حوزه شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های ترکیبی ایجاد شده است. جدول ۱ مهمترین پژوهش‌هایی که در حوزه ورشکستگی مالی طی سال‌های اخیر انجام شده در ایران و خارج از ایران انجام شده را ارایه می‌کند.

جدول ۱ : پژوهش‌های حوزه شبکه عصبی و ورشکستگی

پژوهشگران (سال)	روش	یافته ها ونتایج
آلتمن و همکاران (۲۰۲۰) [۲۵].	پنج مدل متفاوت برای پیش بینی نابسامانی مالی شرکت‌های کوچک و متوسط	رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی نسبت به سایر رویکردها برتر می باشند
الکساندرپولوس و همکاران (۲۰۱۹) [۲۴].	شبکه عصبی متراکم (DDNN)	پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های یونان نتایج معنی‌داری ارایه داد.
تنگ و همکاران (۲۰۱۹) [۳۷].	شبکه عصبی اصلاح شده با فرایند تکاملی	برای پیش‌بینی ورشکستگی مدل چند لایه (MLP) و مدل شبکه عصبی اولیه از لحاظ دقت، سرعت همگرایی و مساحت زیر منحنی الگوریتم پیشنهادی بهتر عمل می کند.
آدیسا و همکاران (۲۰۱۹)[۲۳].	تحلیل مؤلفه اصلی و شبکه های عصبی مصنوعی	با ۳۲ مؤلفه اصلی با استفاده از اعتبار سنجی متقاطع از نظر نسبت آموزش- تست ۱۰ برابر اعتبار بهتر از سایر مدل‌ها داشته است.
مای و همکاران (۲۰۱۹)[۳۳].	شبکه عصبی متراکم (DDNN)	مدل‌های یادگیری عمیق عملکرد پیش‌بینی برتر را در پیش بینی ورشکستگی با استفاده از افشای متن ارائه می‌دهند.
ماتسومارو و همکاران (۲۰۱۹)[۳۴].	ماشین بردار پشتیبانی، شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل چندگانه تمایزی	براساس شاخص‌های مالی، ماشین بردار پشتیبان در پیش-بینی خطر ورشکستگی شرکت‌ها از مدل‌های دیگر دقیق‌تر است.
چِو و همکاران (۲۰۱۷) [۲۶].	الگوریتم ژنتیکی ترکیبی و خوشه بندی فازی	داده‌های مالی یک تا چهار سال قبل از وقوع ورشکستگی توانست با دقت بالایی ورشکستگی مالی را پیش‌بینی کند

لوپز ایتورریگا و سانز (۲۰۱۵) [۳۲].	مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه	تا سه سال قبل از وقوع ورشکستگی برای بانک‌های تجاری آمریکا، توانست با دقت ۹۶/۱۵ درصد بهتر از مدل‌های سنتی پیش‌بینی کند
گوردینی (۲۰۱۴) [۲۹].	دو روش رگرسیون لجستیک و ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با الگوریتم ژنتیک	الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی تا سه سال قبل از آن دقت بالاتری دارد.
لی و چویی (۲۰۱۳) [۳۰].	شبکه عصبی پس انتشار و تحلیل چند متغیره	پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بزرگ در صنایع مختلف
شاه صاحبی و همکاران (۱۳۹۹) [۱۱].	الگوریتم‌های هوش مصنوعی خطی و غیرخطی	شاخص‌های حسابداری و حاکمیت شرکتی براساس شاخصِ دمرجان، بر توانایی مدیریت تاثیر دارند.
عسگری آلوج و همکاران (۱۳۹۸) [۱۳].	ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات	مدل بنیش اصلاح شده در تفکیک دو گروه شرکت‌های دستکاری‌کننده سود و غیردستکاری‌کننده سود ناتوان است.
محمدموسایی و همکاران (۱۳۹۸) [۱۸].	مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار	دقت دسته‌بندی شرکت‌های متقلب و شرکت‌های غیرمتقلب و عملکرد کلی در روش شبکه عصبی مصنوعی معنی دار بوده است.
نیک نفس و همکاران (۱۳۹۸) [۲۱].	تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای پویا و شبکه عصبی مصنوعی	کارایی شعب و ساختار داخلی آن در گذشته، حال و آینده ارزیابی شده است.
ابراهیم‌خانی و همکاران (۱۳۹۸) [۲].	تحلیل عاملی تأییدی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات	هر سه روش قادر به پیش‌بینی رشد شرکت بوده و بهترین روش، شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ازدحام ذرات با کمترین مقدار خطا نسبت به دو روش دیگر است.
جمشیدی و زمانیان (۱۳۹۷) [۷].	الگوی ترکیبی شبکهٔ عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی تجمیع ذرات	سبد ۸ سهمی، سبد بهینه در مقایسه با شاخص بازار فرابورس ایران طی دورهٔ بررسی‌شده، عملکردی به مراتب بهتر داشته است.
دولو و حیدری (۱۳۹۷) [۹].	مدل‌های فراابتکاری ژنتیک و جستجوی هارمونی در دوره آزمون بالاتر از شبکه عصبی معمولی	پیش‌بینی مدل جستجوی هارمونی در دوره آزمون نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک دارای دقت بالاتری است.
قاسم‌نیا عربی و همکاران (۱۳۹۷) [۱۴].	مدل رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی	تلفیق تکنیک‌های هوش مصنوعی برای تشخیص وضعیت اعتباری مشتریان بانک توصیه می‌شود.
کاظمی و فائضی راد (۱۳۹۷) [۱۵].	تحلیل پوششی داده‌ها با شبکه‌های عصبی مصنوعی	پیش‌بینی کارآیی آتی و تأثیرپذیری غیرخطی از تأخیرهای زمانی تشریح شد.

اسمعیلی و گوگردچیان (۱۳۹۶) [۳].	شبکهٔ عصبی مصنوعی پس انتشار	اطلاعات صورت جریان نقد دقت پیش‌بینی به ترتیب برای سه، دو، یک سال قبل، و سال جاری ورشکستگی افزایش می یابد.
آذریان و همایونی (۱۳۹۶) [۱].	مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی	روش ترکیبی با ۲۵,۱٪ کاهش در خطای پیش‌بینی نسبت به روش ساده برتری دارد.
لاری دشت بیاض و محمدی (۱۳۹۵) [۱۷].	شبکه عصبی مصنوعی منظم بیزی	روش پیشنهادی بطور بالقوه نیاز بیش از حد به برازش و آموزش را کاهش داده و کیفیت پیش‌بینی و تعمیم شبکه را ارتقا می‌دهد.
شمس و عطایی (۱۳۹۵) [۱۲].	الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی مصنوعی و مدل تابع تفکیکی درجه دوی تعدیل شده	مدل اول در شناسایی دستکاری قیمت سهام و طبقه بندی شرکت‌ها به دو گروه دستکاری شده و دستکاری نشده عملکرد بسیار بهتری نسبت به مدل دوم داشته و خطای بسیار کمتری دارد.
راعی و بستان آراء (۱۳۹۵) [۱۰].	رویکرد تحلیل مولفه‌های اصلی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار	مدل BPN در پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای بازده غیرعادی سهام به طور معناداری بیشتر از توانایی رگرسیون خطی با رویکرد تحلیل مولفه‌های اصلی بوده است.
نیکواقبال و همکاران (۱۳۹۳) [۲۲].	شبکه عصبی اتورگرسیو پویا، ایستای فازی و ایستای چندلایه پیش‌خور	مدل شبکه عصبی فازی عملکرد بهتری در پیش‌بینی متغیرهای بررسی‌شده داشته‌اند.

منبع: گردآوری محقق

پیشینه پژوهش الگوریتم کرم شب تاب

بهینه‌سازی و معیارهای متنوعی که امروزه در وقوع پدیده‌ها تاثیر دارد مهمترین دلیل رشد الگوریتم-های هوش جمعی شده است. در آینده نزدیک شاهد مطالعات مهم و در این حوزه خواهیم بود که تاثیرات شگرفی برای دانش بشر خواهد گذاشت. از این رو، برخی از، مهمترین مطالعات این حوزه با اختصار در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲: پژوهش‌های حوزه الگوریتم کرم شب‌تاب و ورشکستگی

پژوهشگران (سال)	روش	یافته ها ونتایج
ژانگ و کیو (۲۰۱۹) [۴۰].	الگوریتم‌های خفاش، بهینه سازی ازدحام پرندگان، بهینه سازی جستجوی فاخته، کرم	شبکه‌های عصبی آموزش داده شده با الگوریتم هوش جمعی از مدل‌های رقیب برای رگرسیون لجستیک، بیزین ساده،

	شب تاب، بهینه سازی تجمعی ذرات، عنکبوت اجتماعی و الگوریتم تجمع نهنگ‌ها	فاصله نزدیکترین همسایه، درخت تصمیم‌گیری، و ماشین-بردار پشتیبان بهتر عمل می کند، از جمله، شبکه عصبی براساس الگوریتم عنکبوت اجتماعی آموزش دیده است. بهترین عملکرد شبکه عصبی به ویژه با مجموعه داده های بزرگ است.
قنبری و آرین (۲۰۱۹) [۲۸].	رگرسیون بردار پشتیبان پشتیبان مبتنی بر الگوریتم بهینه سازی پروانه	مدل پیشنهادی پارامترها را به خوبی بهینه کرده و برای دقت عملکرد پیش‌بینی و مصرف زمان می‌تواند استفاده شود.
پرادیپ و همکاران (۲۰۱۵) [۳۶].	الگوریتم کرم شب تاب و آستانه پذیرش	برای طبقه‌بندی شرکت‌های متقلب و غیرمتقلب براساس صورت‌های مالی، هر دو الگوریتم از لحاظ حساسیت و میزان پایداری مدل از درخت تصمیم استاندارد بالاتر بوده‌اند.
ناندان (۲۰۱۴) [۳۵].	الگوریتم‌های مبتنی بر محاسبات تکاملی شامل درخت تصمیم، الگوریتم کرم شب‌تاب و الگوریتم آستانه پذیرش	کشف تقلب در صورت‌های مالی و طبقه‌بندی شرکت‌ها به عنوان متقلب یا غیر متقلب
دارابی (۱۳۹۹) [۸].	کرم شب‌تاب و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان	براساس داده‌های حسابداری، هر دو الگوریتم، توان پیش‌بینی هزینه سرمایه شرکت‌ها را با قدرت بسیار بالا دارند و همچنین الگوریتم کرم شب‌تاب توانایی بالاتری در پیش‌بینی هزینه سرمایه نسبت به الگوریتم رگرسیون ماشین بردار دارد.
محمدی نوده و همکاران (۱۳۹۸) [۱۹].	الگوریتم کرم شب‌تاب، انتخاب چند منظوره فازی مبتنی بر مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها	روش پیشنهادی برای انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی نسبت به سایر روش‌ها مناسب‌تر بوده و برای تحلیل عملکرد، کارایی و انتخاب شرکت جهت سرمایه‌گذاری نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.
بیات و همکاران (۱۳۹۷) [۵].	الگوریتم کرم شب تاب	۹ نسبت مالی برای رتبه‌بندی شرکت‌های سالم و ورشکسته استفاده شدد. پیش‌بینی‌های درست ۹۵,۱۲ درصدی برای سال اول، ۸۵,۳۶ درصدی برای سال دوم و ۸۰,۴۸ درصدی برای سال سوم می باشد
بیات و باقری (۱۳۹۶) [۴].	الگوریتم کرم شب‌تاب	الگوریتم پیشنهاد خطای کمتر از ۶٪ برای پیش‌بینی قیمت سهام داشته است.

منبع: گردآوری محقق

فرضیه‌های پژوهش

فرضیه اول: شبکه عصبی پس‌انتشار خطا، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی مالی را دارد.

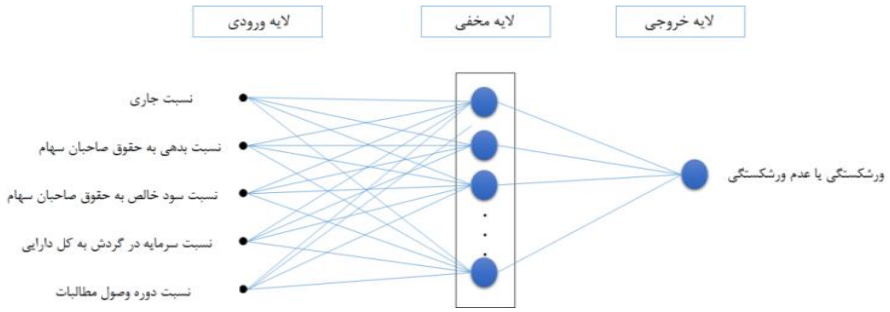
فرضیه دوم: الگوریتم کرم شب‌تاب توانایی پیش‌بینی ورشکستگی مالی را دارد.

فرضیه سوم: الگوریتم کرم شب‌تاب بیشتر از شبکه عصبی پس انتشار خطا، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی مالی را دارد.

روش شناسی پژوهش

این پژوهش از نظر هدف، کاربردی، از نظر روش گردآوری اطلاعات شبه تجربی، توصیفی - پیمایشی و پس رویدادی است. همچنین از نظر ابزارهای گردآوری اطلاعات، کتابخانه‌ای است و بدلیل ماهیت مدل‌سازی و پیش‌بینی، از نوع پژوهش استقرایی است. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا جهت تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها استفاده شده است. پس از غربالگری داده‌های شرکت‌ها، مجموعاً از اطلاعات مربوط به ۷۹ شرکت در سال ۱۳۹۱ جهت پیش‌بینی ورشکستگی آنها در سال ۱۳۹۳ استفاده شد. از میان ۷۹ شرکت نمونه، ۳۹ شرکت در زمره شرکت هایی قرار می‌گیرند که در سال ۱۳۹۳ ورشکست شده‌اند و ۴۰ شرکت باقیمانده در سال ۱۳۹۳ جزء شرکت‌هایی هستند که ورشکست نشده‌اند. ورودی‌های شبکه، چنانکه در شکل ۱ نشان داده شده است، عبارتند از: نسبت جاری، نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام، نسبت سود خالص به حقوق صاحبان سهام، نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی، نسبت دوره وصول مطالبات.

برای اجرای آزمون ابتدا یک مقادیر اولیه برای وزن‌ها و بایاس‌های شبکه تعیین شده و سپس در طی پروسه بهینه‌سازی، جمعیتی از وزنها و بایاس‌های مختلف توسط الگوریتم کرم شب‌تاب تولید می‌شوند. این جمعیت جواب‌ها در هر بار تکرار الگوریتم با توجه به مکانیزم ارائه شده در الگوریتم فرا ابتکاری به سمت نقطه بهینه یا همان وزن و بایاس‌های بهینه، حرکت می‌کنند. هم چنین خروجی‌های شبکه، یک نورون با عنوان ورشکسته یا غیر ورشکسته است، که عددی بین صفر تا یک، یعنی، احتمال ورشکسته یا عدم ورشکستگی شرکت را نشان می‌دهد. بنابراین شبکه عصبی مورد استفاده دارای یک لایه ورودی با ۵ عدد نورون و یک لایه خروجی با ۱ عدد نورون در شکل ۱ مشخص است.



شکل ۱ : مدل شبکه عصبی جهت پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها

منبع: آزمون های پژوهش

برای لایه‌های مخفی شبکه، تابع تحریک تانژانت سیگموئید[۲] استفاده شده است. این تابع تحریک به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$y = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}}$$

جهت انتخاب بهینه‌ترین تعداد نورون‌ها در تک لایه مخفی شبکه، شبکه با تعداد نورون‌های مختلف (بین ۱ تا ۲۰) اجرا گردیده و مقدار خطای شبکه بر روی داده‌های آزمون در هر بار اجرا محاسبه شده است. از آنجایی که مقادیر وزن و بایاس‌های اولیه شبکه بر روی عملکرد آن تاثیر می‌گذارند بنابراین جهت حذف این اثر، شبکه عصبی به تعداد ۵ بار برای مقادیر مختلف نورون در لایه مخفی اجرا شد و مقدار متوسط خطا برای هر تعداد نورون به عنوان معیاری جهت انتخاب تعداد بهینه نورون بکار رفته است و همچنین مشخص شد الگوریتم لِونبرگ-مارکوارد دارای کمترین میزان خطای متوسط بر روی داده‌های تست در تعداد نورون برابر با ۶ است.

یکی از ویژگی‌های مهم هر سیستم قابلیت آن در پیش‌بینی صحیح خروجی برای ورودی‌هایی است که جزء داده‌های آموزش شبکه محسوب نمی‌شده‌اند. از این رو جهت حفظ تعمیم‌دهی[۳] شبکه عصبی در این پژوهش، از تکنیک توقف زودرس[۴] بهره گرفته شد. در این تکنیک داده‌های ورودی شبکه به سه قسمت: داده‌های آموزش[۵]، ارزیابی[۶] و تست[۷] تقسیم‌بندی شدند. بنابراین از ۷۰٪ داده‌ها جهت آموزش، ۱۵٪ جهت ارزیابی و از ۱۵٪ باقیمانده جهت تست شبکه استفاده گردید.

تابع هدفی که جهت بهینه‌سازی توسط الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده شد در واقع تابع متوسط مربعات خطا بر روی داده‌های آموزش است که به صورت زیر تعریف شد:

$$MSE_{train} = \frac{1}{n_{train}} \sum_{j=1}^{n_{train}} \sum_{j}^{2} = 1^{er_{ij^2}}$$

در معادله بالا، عبارت n_{train} بیانگر تعداد داده‌های مورد استفاده در آموزش شبکه، er_{ij} بیانگر خطا بر روی نورون jام و داده آموزش iام است.

متغیرهایی که باید توسط الگوریتم کرم شب‌تاب بهینه شوند وزن و بایاس‌های شبکه عصبی می‌باشند که برای یک شبکه با تک لایه مخفی به صورت زیر تعریف می‌گردند:

$$X = [x_{ij}]_{1\times n_{opt}}$$

پارامتر n_{opt} بیانگر تعداد متغیرهای مجهول مساله بوده و برای شبکه تک لایه مخفی به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$n_{opt} = (m_1 + 1) \times N_n + (N_n + 1) \times m_2$$

در معادله بالا، m_1 بیانگر تعداد نورون‌های لایه ورودی و m_2 بیانگر تعداد نورون‌های لایه خروجی است درحالی‌که عبارت N_n نشانگر تعداد نورون‌های لایه مخفی است. تعداد نورون‌های ورودی و خروجی این مساله ثابت و به ترتیب برابر با ۵ و ۱ می‌باشند. با توجه به اینکه پس از انجام آزمایش و خطا، و انتخاب مقادیر مختلف تعداد نورون‌ها برای لایه مخفی شبکه عصبی، تعداد ۶ نورون بعنوان نورون های بهینه انتخاب شدند، بنابراین تعداد متغیرهایی که می‌بایست توسط الگوریتم کرم شب‌تاب بهینه گردند برابر با ۴۳ خواهد بود که همان تعداد وزن و بایاس‌های شبکه ای با ۵ ورودی، یک خروجی و تعداد ۶ نورون در لایه مخفی خود است. پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم کرم شب‌تاب جهت بهینه سازی وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی پس از انجام آزمایش و خطا انتخاب گردیده و در جدول ۳ ارائه شده‌اند.

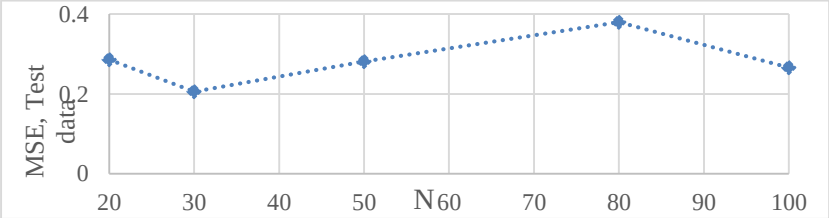
جدول ۳ : پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم کرم شب‌تاب جهت بهینه‌سازی وزن و بایاس شبکه عصبی

x_{max}	x_{min}	n_{iter}	α	y	β_0
+۳	-۳	۱۰۰۰	۰/۲۵	۳	۱

منبع: پژوهش‌های محقق

از آنجایی که در بحث عمومیت شبکه، خطا بر روی داده‌های تست از اهمیت بیشتری برخوردار است، بنابراین مقدار خطای بهینه‌ترین شبکه عصبی حاصل شده در هر تعداد ذره بر روی داده‌های تست محاسبه شد و نتایج در شکل ۲ براساس تعداد ذرات ترسیم شده‌اند. بنابراین در مرحله بعد از تعداد ۳۰

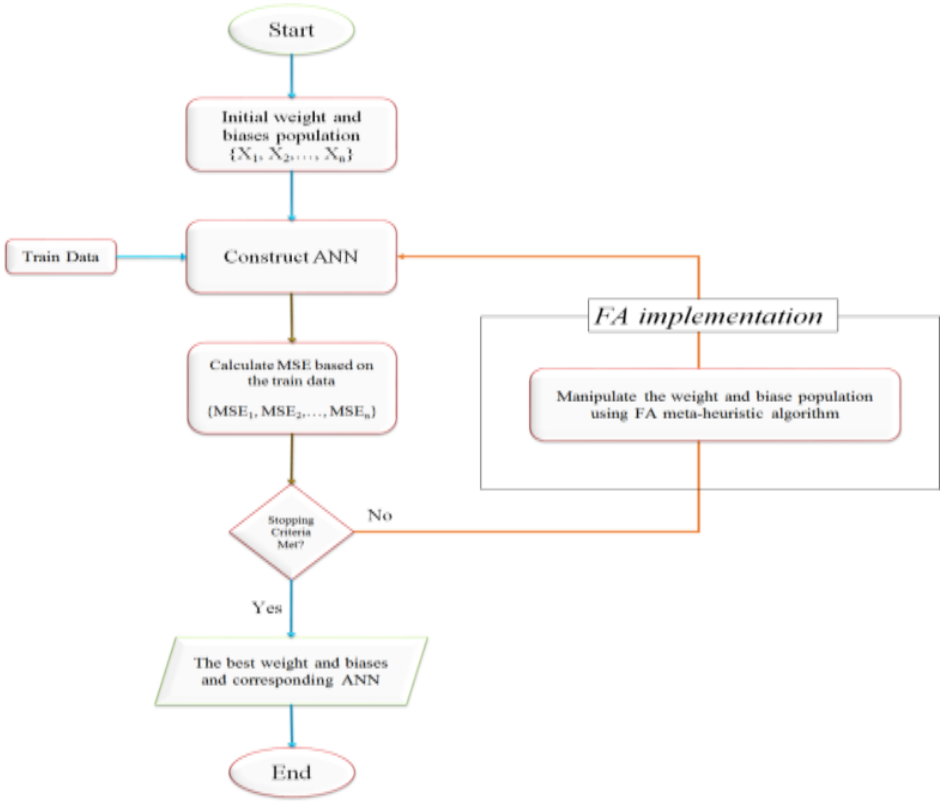
ذره در الگوریتم کرم شب تاب جهت آموزش شبکه عصبی استفاده شد و نتایج آن با نتایج حاصل از شبکه عصبی پس‌انتشار خطا، مقایسه شد.



شکل ۲ : خطای شبکه عصبی بهینه شده بر اساس تعداد ذرات بر روی داده‌های تست

منبع: آزمون‌های محقق

نحوه تلفیق این دو الگوریتم همان گونه که درشکل ۳ مشخص است به این صورت است که جمعیتی از وزن‌ها و بایاس‌های اولیه به همراه داده‌های train به شبکه عصبی داده شده و خطای MSE برای هر شبکه مشخص شده که این MSEها نشانه جذابیت برای کرم‌های شب‌تاب است سپس مکانیزم کرم‌های شب‌تاب اعمال شده و مقادیر درایه‌ها را با توجه به الگوریتم کرم شب‌تاب تغییر می‌دهد و این چرخه ادامه پیدا کرده تا به حد نهایی تعداد تکرار رسیده و بهترین ذره با کمترین خطا بدست آید.

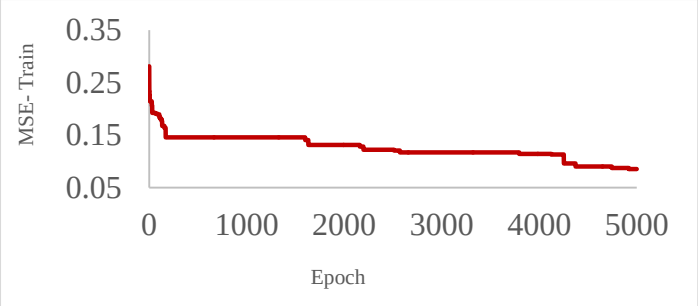


شکل ۳ : فرآیند تنظیم وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی براساس الگوریتم کرم شب‌تاب

منبع: بررسی‌های محقق

یافته‌های پژوهش

الگوریتم کرم شب‌تاب با تعداد ۳۰ ذره و پارامترهای ذکر شده در جدول ۳، به استثنای تعداد تکرار برابر با ۵۰۰۰ جهت بهینه‌سازی شبکه عصبی بکار رفته است و نمودار موجود در شکل ۴ بیانگر خطای شبکه بر روی داده‌های آموزش بر حسب تعداد تکرار است که پس از چندین بار اجرا کردنِ الگوریتم کرم شب‌تاب جهت بهینه‌سازی شبکه عصبی به دست آمده است.



شکل ۴ : خطای شبکه عصبی بهینه‌شده توسط الگوریتم کرم شب‌تاب با تعداد ۳۰ ذره بر اساس تعداد تکرار

منبع: آزمون‌های محقق

شکل ۴ نشان می‌دهد روند کاهش خطای شبکه بر روی داده‌های آموزش همواره و در مقادیر مختلف تکرار همچنان ادامه یافته است، هرچند در بازه‌های زمانی خاصی به صورت ثابت باقی‌مانده است. بهترین خطای شبکه بر روی داده‌های آموزش در مقدار تکرار برابر با ۵۰۰۰ و برابر با ۰/۰۸۵۱ به دست آمده است. این یافته حاکی از تایید فرضیه اول مبنی بر اینکه «الگوریتم کرم شب‌تاب توانایی پیش بینی ورشکستگی مالی را دارد» است.

خطای شبکه عصبی با خطای حاصل شده توسط شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم کرم شب‌تاب در جدول ۴ با یکدیگر مقایسه شده اند.

جدول ۴ : مقایسه خطای بین شبکه عصبی پس‌انتشار خطا و الگوریتم کرم شب‌تاب

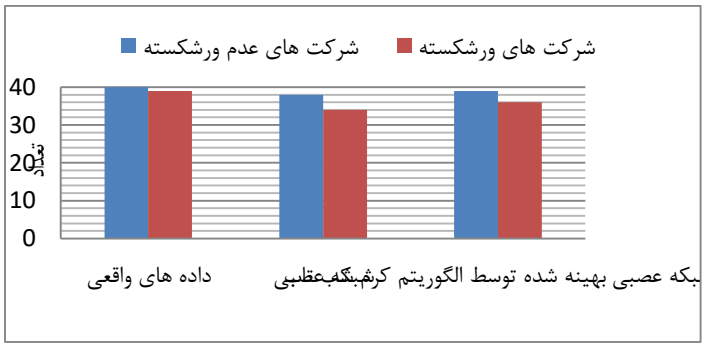
	شبکه عصبی بهینه‌شده بوسیله	
	الگوریتم کرم شب‌تاب	الگوریتم مبتنی بر مشتق
متوسط مربعات خطا بر روی داده‌های آموزش	۰/۰۸۵۱	۰/۱۳۲۰
متوسط مربعات خطا بر روی داده‌های تست	۰/۱۰۵۱	۰/۱۳۳۰
متوسط مربعات خطا بر روی کل داده‌ها	۰/۰۸۹۱۵	۰/۱۳۴۶

منبع: آزمون‌های محقق

جدول ۴ بالا نشان می‌دهد که هر دو الگوریتم معرفی شده دارای مقدار خطای قابل قبول می‌باشند، لذا، فرضیه‌های اول و دوم تایید می‌شود یعنی الگوریتم‌های شبکه عصبی و کرم شب‌تاب توانایی پیش بینی ورشکستگی مالی شرکتها را دارند. اما میزان خطای الگوریتم کرم شب‌تاب کمتر است و این موضوع،

تایید کننده فرضیه سوم است، به عبارتی، الگوریتم کرم شب‌تاب بیشتر از شبکه عصبی پس‌انتشار خطا، توانایی پیش بینی ورشکستگی مالی را دارد.

تعداد شرکت‌های ورشکسته و عدم ورشکسته پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با نتایج حاصل شده توسط شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم کرم شب‌تاب در شکل ۵ مورد مقایسه قرار گرفته اند. شبکه عصبی بهینه‌شده بوسیله الگوریتم کرم شب‌تاب تنها ۳ مورد از شرکت‌های ورشکسته را شناسایی نکرده است، اما شبکه عصبی بهینه‌شده بوسیله الگوریتم کلاسیک نتوانسته ۵ مورد از شرکت‌های ورشکسته را به خوبی تشخیص دهد.



شکل ۵ : مقایسه پیش‌بینی ورشکستگی بوسیله الگوریتم‌های شبکه عصبی و کرم شب‌تاب

منبع: آزمون‌های محقق

جهت بررسی دقیق‌تر نتایج حاصل از آلگوریتم‌های پیشنهادی این مطالعه و مقایسه دقت دو روش مورد استفاده جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها همچنین از سه پارامتر TPR[۸] ، SPC[۹] و TCA[۱۰] استفاده شده است. این دو پارامتر به صورت کلی توسط معادلات زیر تعریف می‌شوند:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$SPC = \frac{TN}{TN+FP}$$

$$TCA = \frac{TN + TP}{TN + FP + TP + FN}$$

TP= correctly identified

FP= incorrectly identified

TN= correctly rejected

FN= incorrectly rejected

با توجه به آمار ارائه شده در جدول ۵ شبکه عصبی بهینه‌شده توسط الگوریتم کرم شب‌تاب در دو پارامتر، TPR و TCA برتری قابل ملاحظه‌ای نسبت به شبکه عصبی پس‌انتشار خطا از خود نشان می‌دهد.

هم چنین مشاهده می‌شود، درحالی‌که شبکه عصبی پس انتشار خطا قادر به طبقه‌بندی صحیح ۹۰/۵ درصد شرکت‌ها است، شبکه عصبی بهینه شده توسط الگوریتم کرم شب‌تاب با دقتی در حدود ۹۴/۲ درصد توانسته است شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را به خوبی پیش‌بینی کند. بنابراین الگوریتم کرم شب‌تاب توانسته است عملکرد شبکه عصبی را جهت برآورد ورشکستگی شرکت‌ها به میزان بسیاری بهبود بخشد.

جدول ۵ : ترم‌های TPR و SPC برای دو نوع شبکه عصبی متفاوت توسعه داده شده

مدل آماری	شبکه عصبی بهینه شده بوسیله الگوریتم فراابتکاری کرم شب‌تاب	شبکه عصبی بهینه شده بوسیله الگوریتم لونبرگ-مارکوارد
TPR, %	۹۲/۳	۸۷/۲
SPC, %	۹۷/۵	۹۵
TCA, %	۹۴/۲	۹۰/۵

منبع: آزمون‌های محقق

نتیجه گیری

استفاده از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی، راهنمای‌خوبی برای مدیران، سرمایه‌گذاران و وام‌دهندگان خواهد بود تا قبل از تصمیم‌گیری، اطلاعات لازم به آنها داده شود. مدل‌های ناکارآی پیش‌بینی به‌طور گسترده‌ای توسط بسیاری از ذینفعان برای پیش‌بینی ورشکستگی، ناتوانی در پرداخت وام‌ها و رویدادهای مشابه استفاده شده است. هرچه دقت مدل پیش‌بینی برای یک دوره معین، بالاتر باشد، آن مدل با ارزش‌تر خواهد بود و البته ارزش آن مدل به خطاهای نوع اول و دوم در طبقه بندی شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته بستگی دارد[۲۵]. با توجه به آثار و پیامدهای ورشکستگی مالی در سطوح خرد و کلان جوامع، ابزارها و مدل‌های مهمی که هر یک در روش و یا متغیر پیش‌بینی متفاوت‌اند. در این پژوهش، این پیش‌بینی با استفاده از مدل شبکه عصبی پس انتشار و شبکه عصبی بهینه‌شده با الگوریتم فراابتکاری کرم شب‌تاب صورت گرفت. جهت ارزیابی قدرت شبکه‌های عصبی و مقایسه آن با الگوریتم بهینه سازی کرم شب‌تاب از مدل پرسپترون چند لایه استفاده شده است.

انتظار می‌رود در آینده، نسخه‌های اولیه الگوریتم کرم شب‌تاب بهبود داده شود و ارزیابی‌های بیشتری از نسخه‌های بهبود یافته آن برای حل مشکلات دنیای واقعی در آینده انجام شود. از برنامه‌های الگوریتم کرم شب‌تاب در کارهای بزرگ، به خصوص در پردازش و تجزیه و تحلیل داده های بزرگ استفاده می‌شود[۳۱].

در این پژوهش توان پیش‌بینی شبکه عصبی بهینه‌شده با الگوریتم کرم شب‌تاب بسیار بالاتر و بهتر از شبکه عصبی پس‌انتشار خطا است و این یافته نشان می‌دهد که با وجود اینکه شبکه‌های عصبی در برابر مدل‌های مختلفی از جمله آلتمن، فیلوسوفیت، لاجیت، رگرسیون لوجستیک، مدل شیراتا و تحلیل تمایزی و بسیاری از مدل‌های آزمون شده از توانایی بسیار بالاتری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها برخوردار است ولی اگر خود شبکه‌های عصبی با الگوریتم‌های فراابتکاری جدید بهینه گردند از توانایی بالاتر برای پیش‌بینی برخوردار خواهند بود[۳۱]. نتایج پژوهش حاضر نشان می‌دهد که شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم کرم شب‌تاب نتیجه بهتر و قابل قبول تری را نمایش داده است.

با توجه به اینکه از داده‌های آماری مربوط به سال ۱۳۹۱ جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها در دو سال بعد با استفاده از شبکه عصبی بهینه‌شده توسط الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده شد، در این مرحله داده‌های مالی متعلق به سال ۱۳۹۲ مربوط به ۴۰ شرکتی که در سال ۱۳۹۳ ورشکست نشده‌اند، جهت پیش‌بینی ورشکستگی این شرکت‌ها در سال ۱۳۹۴ بکار رفته‌اند. بدین منظور داده‌های نسبت جاری، نسبت سرمایه در گردش به کل دارائی، دوره وصول مطالبات، نسبت کل بدهی به حقوق صاحبان سهام، نسبت سود خالص به حقوق صاحبان سهام برای این شرکت‌ها در سال مذکور به شبکه عصبی بهینه‌شده توسط الگوریتم کرم شب‌تاب ارائه شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند که از مجموع ۴۰ شرکتی که در سال ۱۳۹۳ ورشکست نشدند، تعداد ۱۰ شرکت در سال ۱۳۹۴ با توجه به آمار مالی سال ۱۳۹۲ ورشکست خواهند شد. بنابراین، استفاده از نسبت‌های مالی یادشده، و بکارگیری الگوریتم کرم شب‌تاب برای یک دوره پیش بین یک تا سه سال مفید می‌باشد و به فعالان بازار سرمایه توصیه می‌شود، برای پیش‌بینی نابسامانی مالی آتی شرکت‌ها از این الگوریتم استفاده کنند.

منابع

۱) آذریان، زینب و سید مهدی همایونی. پیش‌بینی روند تغییرات قیمت سهام با به‌کارگیری شاخص‌های تحلیل تکنیکی و استفاده از روش ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی: مطالعه موردی سهام ایران خودرو. اقتصاد کاربردی. ۱۳۹۷؛ ۷: ۵۹-۷۰.

۲) ابراهیم خانی، حامد، مصطفی کاظمی، پویا علیرضا و امیرمحمد فکور ثقیه. پیش بینی رشد شرکت های کوچک و متوسط با ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم های فراابتکاری. مدیریت فردا. ۱۳۹۸؛ ۶۰: ۲۰۵- ۲۱۹.

۳) اسمعیلی، سهیلا و احمد گوگردچیان. پیش‌بینی ورشکستگی مالی با استفاده از صورت جریان نقد: رهیافت شبکهٔ عصبی مصنوعی. مجله علمی مدیریت فرهنگ سازمانی. ۱۳۹۶؛ ۱۵: ۸۷۹-۹۰۱.

۴) بیات، علی، زینب باقری. پیش بینی قیمت سهام بااستفاده از الگوریتم کرم شب-تاب (FA). دانش مالی تحلیل اوراق بهادار (مطالعات مالی). ۱۳۹۶؛ ۳۵: ۱۳۵- ۱۴۵.

۵) بیات، علی، سید علیرضا احمدی و مجید محمدی. پیش بینی ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب(FA). مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. ۱۳۹۷؛ ۹: ۲۳۴-۲۶۲.

۶) حاجی هاشم، مسعود و زهرا امیرحسینی. پیش بینی ورشکستگی و راهبری شرکت ها: دیدگاه نسبت های مالی. دانش حسابداری و حسابرسی مدیریت. ۱۳۹۸؛ ۸: ۲۰۱-۲۲۰.

۷) جمشیدی، سجاد و غلامرضا زمانیان. ارزیابی عملکرد شرکت‌های فرابورس ایران با استفاده از معیار تسلط تصادفی و بهینه‌سازی آن با الگوی ترکیبی PSO و ANN. مدیریت دارایی و تأمین مالی. ۱۳۹۷؛ ۶: ۱۵-۳۶.

۸) دارابی، رویا. بررسی کارایی الگوریتم های بهینه سازی کرم شب تاب و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی هزینه سرمایه. راهبرد مدیریت مالی. ۱۳۹۹؛ دسترسی آنلاین ۹ اردیبهشت ۱۳۹۹.

۹) دولو، مریم و تکتم حیدری. مقایسه پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از مدل‌های ترکیبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و جستجوی هارمونی با شبکه عصبی معمولی. مجله علمی پژوهشی اقتصاد مقداری. ۱۳۹۷؛ ۱۵: ۱۰۵-۱۲۷.

۱۰) راعی، رضا و مهدی بستان آراء. مقایسه کارآیی مدل‌های رگرسیون با رویکرد تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و شبکه‌های عصبی مصنوعی درپیش‌بینی بازده غیرعادی. مدیریت دارایی و تأمین مالی. ۱۳۹۵؛ ۴: ۱-۱۸.

۱۱) شاه صاحبی، سید مصطفی، رویا دارابی و محسن حمیدیان. تحلیل توانایی مدیریت با تاکید برنقش شاخص های حسابداری و حاکمیت شرکتی (روش هوش مصنوعی). دانش حسابداری و حسابرسی مدیریت. ۱۳۹۹؛ ۹: ۷۵-۹۰.

۱۲) شمس، شهاب الدین و بهروز عطایی. شناسایی دستکاری قیمت سهام از طریق مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک – شبکه عصبی مصنوعی و مدل SQDF. راهبرد مدیریت مالی. ۱۳۹۵؛ ۴: ۱۴۹-۱۷۱.

۱۳) عسگری آلوج، حسین، محمدرضا نیک بخت، غلامرضا کرمی و منصور مؤمنی. توسعه مدل بنیش با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات برای پیش‌بینی دستکاری سود. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی. ۱۳۹۸؛ ۲۶: ۶۱۵-۶۳۸.

۱۴) قاسم‌نیا عربی، نرجس و عبدالحمید صفایی قادیکلایی. مقایسه عملکرد مدل‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش‌بینی وضعیت‌اعتباری‌مشتریان‌بانک. کاوش‌های مدیریت بازرگانی. ۱۳۹۷؛۱۰: ۵۱-۶۹.

۱۵) کاظمی، مصطفی و محمدعلی فائضی راد. پیش‌بینی کارایی به کمک تأثیرپذیری غیرخطی از تأخیرهای زمانی در تحلیل پوششی داده‌ها با شبکه-های عصبی مصنوعی. مدیریت صنعتی. ۱۳۹۷؛۱۰: ۱۷-۳۴.

۱۶) کردستانی، غلامرضا، رشید تاتلی و حمید کوثری فر. ارزیابی توان پیش بینی مدل تعدیل شده آلتمن‌از مراحل‌درماندگی‌مالی نیوتن و ورشکستگی‌شرکت‌ها. دانش سرمایه‌گذاری. ۱۳۹۳؛ ۳: ۸۳-۱۰۰.

۱۷) لاری دشت بیاض، محمود و شعبان محمدی. یک شبکه عصبی مصنوعی منظم بیزی برای پیش بینی بازار سهام. پژوهش حسابداری. ۱۳۹۵؛ ۶: ۶۷-۸۲.

۱۸) محمدموسایی، جابر، بابک جمشیدی نوید، مهرداد قنبری و فرشید خیراللهی. تدوین مدل کشف تقلب با استفاده از رویکرد ترکیبی برپایه مدل تحلیل عاملی و روش شبکه عصبی مصنوعی در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. حسابداری مدیریت. ۱۳۹۸؛ ۱۲: ۷۵-۸۷.

۱۹) محمدی نوده، فاضل، ایوب احمدی موسی آبادی، مسعود اسدی، عباس بابایی و شعبان محمدی. انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی بر مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده ها در بورس اوراق بهادار تهران. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. ۱۳۹۸؛ ۱۰: ۳۳۸-۳۶۵.

۲۰) ناظمی اردکانی، مهدی و وحید زارع مهرجردی. پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بر حسب ویژگی‌های صنعت. پژوهش حسابداری. ۱۳۹۶؛ ۷: ۱۲۲-۱۳۹.

۲۱) نیک نفس، جواد، محمدعلی کرامتی، و جلال حقیقت منفرد. ارزیابی کارایی ساختار داخلی واحدهای تصمیم گیرنده در گذشته، حال و آینده با استفاده از تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای پویا و شبکه عصبی مصنوعی. مدیریت فردا. ۱۳۹۸؛ ۵۹: ۸۷- ۱۰۰.

۲۲) نیکواقبال، علی اکبر، نادیا گندلی علیخانی و اسماعیل نادری. ارزیابی مدلهای شبکه عصبی مصنوعی ایستا و پویا در پیش بینی قیمت سهام. دانش مالی تحلیل اوراق بهادار. ۱۳۹۳؛ ۷: ۷۷-۹۱.

23) Adisa, J. A., Ojo, S. O., Owolawi, P. A., & Pretorius, A. B. (2019). Financial Distress Prediction: Principle Component Analysis and Artificial Neural Networks. Paper presented at the 2019 International Multidisciplinary Information Technology and Engineering Conference (IMITEC).

24) Alexandropoulos, S.-A. N., Aridas, C. K., Kotsiantis, S. B., & Vrahatis, M. N. (2019). A Deep Dense Neural Network for Bankruptcy Prediction. Paper presented at the International Conference on Engineering Applications of Neural Networks.

25) Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2020). A race for long horizon bankruptcy prediction. Applied Economics, 1-20 .

26) Chou, C.-H., Hsieh, S.-C., & Qiu, C.-J. (2017). Hybrid genetic algorithm and fuzzy clustering for bankruptcy prediction. Applied Soft Computing, 56, 298-316.

27) Fister, I., Fister, I., Yang, X.-S., & Brest, J. (2013). A comprehensive review of firefly algorithms. Swarm and Evolutionary Computation, 13, 34-46.

28) Ghanbari, M., & Arian, H. (2019). Forecasting Stock Market with Support Vector Regression and Butterfly Optimization Algorithm. arXiv preprint arXiv:1905.11462 .

29) Gordini, N. (2014). A genetic algorithm approach for SMEs bankruptcy prediction: Empirical evidence from Italy. Expert Systems with Applications, 41(14), 6433-6445.

30) Lee, S., & Choi, W. S. (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. Expert Systems with Applications, 40(8), 2941-2946 .

31) Li, J., & Tan, Y. (2019). A Comprehensive Review of the Fireworks Algorithm. ACM Computing Surveys (CSUR), 52(6), 1-28.

32) López Iturriaga, F. J., & Sanz, I. P. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks. Expert Systems with Applications, 42(6), 2857-2869.

33) Mai, F., Tian, S., Lee, C., & Ma, L. (2019). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. European Journal of Operational Research, 274(2), 743-758 .

34) Matsumaru, M., Kaneko, S., Katagiri, H., & Kawanaka, T. (2019). Bankruptcy Prediction for Japanese Corporations using Support Vector Machine, Artificial Neural Network, and Multivariate Discriminant Analysis. International Journal of Industrial Engineering, 1(1), 79-97 .

35) Nandan K. (2014). Fraud Detection in Financial Statements using Evolutionary Computation Based Rule Miners. project report.

36) Pradeep G., Ravi V., Nandan K., Deekshatulu B.L., Bose I., Aditya A. (2015) Fraud Detection in Financial Statements Using Evolutionary Computation Based Rule Miners. In: Panigrahi B., Suganthan P., Das S. (eds) Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing. SEMCCO 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8947. Springer, Cham

37) Tang, Y., Ji, J., Zhu, Y., Gao, S., Tang, Z., & Todo, Y. (2019). A Differential Evolution-Oriented Pruning Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. Complexity, 2019 .

38) Yang, X.-S. (2010). Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation. arXiv preprint arXiv:1003.1409 .

39) Yang, X.-S., Deb, S., & Fong, S. (2014). Metaheuristic algorithms: optimal balance of intensification and diversification. Applied Mathematics & Information Sciences, 8(3), 977 .

40) Zhang, R., & Qiu, Z. (2019). Improvement of Neural Networks with Swarm Intelligence Algorithm for Credit Scoring. Available at SSRN 3481131.

یادداشت‌ها :

1 Xin-she Yang
2 Tan-sig
3 Generalization
4 Early Stopping
5 Train
6 Validation
7 Test
8 True Positive Rate
9 Specificity
10 Total Classification Accuracy