

The Reptile Search Optimization Algorithm, An Efficient And Effective Algorithm In Predicting The Bankruptcy Of Companies

- Mostafa Taghimollaei ^۱
- Azar Moslemi ^۲
- Abdolkarim Moghaddam ^۳

Abstract

Predicting the bankruptcy of companies with high accuracy is one of the important issues that helps the continuity of companies. The purpose of this research is to investigate the prediction of corporate bankruptcy using multi-layer perceptron neural network optimized with meta-heuristic algorithms of crawler, whale and swarm search. is particles. The mentioned model has been implemented on the data of ۳۲۸ examples of listed companies including ۲۴۶ healthy companies and ۸۲ bankrupt companies in a ۶-year period between ۲۰۱۶ and ۲۰۲۱. The criteria for determining the bankruptcy of companies is Article ۱۴۱ of the Commercial Law. Financial ratios are the independent variables of this research, and the optimal combination of ratios has been extracted using the mentioned algorithms. The performance of the algorithms was evaluated using ۹ criteria for evaluating the performance of meta-heuristic algorithms. The results obtained from the simulation and comparison of the proposed algorithms show that the crawler search optimization algorithm compared to the whale optimization algorithms and Particle swarm has performed better in predicting corporate bankruptcy. Also, the results and experiments show that the efficiency and effectiveness of the crawler search optimization algorithm is higher compared to the other two algorithms.

Keywords: Bankruptcy Prediction, Deep Learning, Financial Ratios, Reptile Search Optimization Algorithm,

^۱ PhD Candidate in accounting department, Faculty of Humanities, Khomein Branch, Islamic Azad University, Khomein, Iran, Email: Mustafa.taghimolla@gmail.com

^۲ Assistant Professor, Department of Accounting, Faculty of Humanities, Khomein Branch, Islamic Azad University, Khomein, Iran, Email: Azar.moslemi.kh@gmail.com

^۳ Associate Professor of Accounting Department, Payam Noor University of Tehran, Iran, Email: Azar.moslemi.kh@gmail.com

الگوریتم بهینه‌ساز جستجوی خزندگان، الگوریتمی کارا و اثربخش در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها

- مصطفی تقی ملایی^۱
- آذر مسلمی^۲
- عبدالکریم مقدم^۳

چکیده

پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با دقت بالا از موضوعات مهمی است که به تداوم شرکت‌ها کمک شایانی می‌کند. هدف این پژوهش بررسی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه‌شده با الگوریتم‌های فرا ابتکاری جستجوی خزندگان، نهنگ و ازدحام ذرات است. این پژوهش از نوع پژوهش‌های کمی، کاربردی و از نوع توصیفی همبستگی است. مدل یادشده روی داده‌های ۳۲۸ نمونه از شرکت‌های بورسی شامل ۲۴۶ شرکت سالم و ۸۲ شرکت ورشکسته در بازه زمانی ۶ ساله بین سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰ پیاده‌سازی شده است. ملاک تعیین ورشکستگی شرکت‌ها ماده ۱۴۱ قانون تجارت می‌باشد. نسبت‌های مالی، متغیرهای مستقل این پژوهش می‌باشند که با استفاده از الگوریتم‌های مذکور ترکیب بهینه نسبت‌ها استخراج شده است. عملکرد الگوریتم‌ها با استفاده از ۵ معیار ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی و مقایسه الگوریتم‌های پیشنهادی نشان می‌دهد که الگوریتم جستجوی خزندگان در مقایسه با الگوریتم‌های نهنگ و ازدحام ذرات در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها عملکرد بهتری داشته و کارایی و اثربخشی این الگوریتم در مقایسه با دو الگوریتم دیگر بالاتر می‌باشد.

واژگان کلیدی: الگوریتم بهینه‌ساز جستجوی خزندگان، پیش‌بینی ورشکستگی، نسبت‌های مالی، یادگیری عمیق

^۱ دانشجوی دکتری حسابداری، دانشکده علوم انسانی، واحد خمین، دانشگاه آزاد اسلامی، خمین، ایران. رایانامه:

Mustafa.taghimolla@gmail.com

^۲ استاد گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی، واحد خمین، دانشگاه آزاد اسلامی، خمین، ایران. نویسنده مسئول. رایانامه:

Azar.moslemi.kh@gmail.com

^۳ دانشیار گروه حسابداری، دانشگاه پیام نور تهران، ایران. رایانامه: karymoghy@yahoo.com

عواقب ورشکستگی شرکت‌ها نه تنها بحران مالی در خود شرکت را باعث می‌شود، بلکه ذینفعان را متضرر می‌سازد و در نهایت رشد اقتصادی جامعه را با مشکل مواجه می‌کند. به منظور پیشگیری از چنین عواقبی، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت مهم و حیاتی به شمار می‌رود (قلی زاده سالطه و همکاران، ۱۳۹۸). برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها می‌توان از دو رویکرد آماری و رویکرد هوش مصنوعی می‌توان استفاده کرد. تکنیک‌های آماری سنتی توانسته‌اند پیش‌بینی‌های خوبی را برای ورشکستگی ارائه دهند، اما مفروضات محدودکننده برخی از این مدل‌ها مانند خطی بودن، نرمال بودن و مستقل بودن متغیرهای پیش‌بینی از هم، روی اثربخشی این مدل‌ها تأثیرگذار بوده است. بنابراین در سال‌های اخیر، بیشتر از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده می‌شود (فلاح‌پور و همکاران، ۱۳۹۵). رویکرد خردگرا در فرآیند تصمیم‌گیری در طول زمان محققان امور مالی را واداشته تا طیف گسترده‌ای از روش‌ها را به منظور پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها به کار گیرند. در این میان بکارگیری روش‌های نوین و با دقت بالا در جهت نیل به اهداف پیش‌بینی که دقت، صحت و به موقع بودن را شامل می‌شود، اهمیت روزافزونی یافته است (فلاح‌پور و همکاران، ۱۳۹۵). در این پژوهش سعی شده است که از الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌روز و مطرح در بهینه‌سازی و حل مسئله جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده شود. مدل‌سازی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌ساز جستجوی خزندگان، نهنگ و ازدحام ذرات به‌عنوان مدل‌های هوش مصنوعی برای اولین بار (طی جستجوی انجام‌شده مورد مشابهی یافت نشد) در این پژوهش مورد مطالعه قرار می‌گیرد که پس از شناسایی نسبت‌های مالی به منظور پیش‌بینی وضعیت شرکت، از الگوریتم‌های یادشده جهت پردازش داده‌ها استفاده خواهد شد. در حوزه مالی و علی‌الخصوص در زمینه پیش‌بینی بحران مالی تاکنون از این روش‌ها استفاده نشده است که این در جای خود یک پژوهش بدیع و متفاوتی می‌تواند به شمار آید. با توجه به وجود مشکل محدودیت خطی در نظر گرفتن مسئله، گسسته‌سازی مسئله و مشکل ابعادی و پوشش نقاط ضعف الگوریتم‌های قدیمی توسط الگوریتم‌های بروز و جدید به‌عنوان محدودیت‌ها و نقاط ضعف الگوریتم‌های مورد استفاده در پژوهش‌های پیشین، نتایجی که این پژوهش می‌تواند به همراه داشته باشد، می‌تواند روش نوینی در حل مسائل مالی که دارای گستره وسیعی از متغیرها می‌باشند را فراروی محققان قرار دهد. بنابراین هدف اصلی این پژوهش، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری جدید و بروز در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها و بررسی و مقایسه کارایی و اثربخشی این الگوریتم‌ها نسبت به یکدیگر در این زمینه است.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

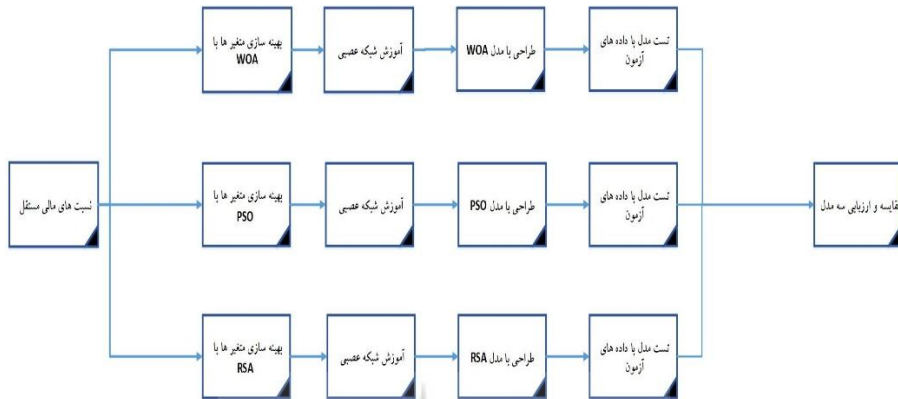
ورشکستگی

ورشکستگی: اقدام قانونی است که به موجب آن دارایی یک بدهکار عاجز از پرداخت بدهی خود به سود طلبکاران ضبط می‌شود (فرهنگ، ۱۳۷۴). در ماده ۴۱۲ قانون تجارت ورشکستگی در نتیجه توقف از تأدیه وجوهی که بر عهده تاجر است رخ می‌دهد. یعنی به محض اینکه تاجر یا شرکت تجاری قادر نباشد دیون خود را پرداخت کند، ورشکسته می‌شود. در ایران مبنای ورشکستگی ماده ۱۴۱ قانون تجارت مصوب سال ۱۳۴۷ است. طبق این ماده اگر بر اثر زیان‌های وارده حداقل نصف سرمایه شرکت از بین برود، هیئت‌مدیره مکلف است، بلافاصله مجمع عمومی فوق‌العاده صاحبان سهام را دعوت نماید تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رأی واقع شود.

پیش‌بینی ورشکستگی

از میان روش‌های مختلف برای پیش‌بینی ورشکستگی، روش تجزیه و تحلیل نسبت‌ها و روش تجزیه و تحلیل ریسک بازار از اهمیت بیشتری برخوردار است. انتخاب بین اطلاعات مبتنی بر حسابداری یا اطلاعات مبتنی بر بازار برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از مباحث مطرح در تحقیقات حسابداری مالی است (حسینی و مرشدی، ۱۳۹۹). کرمی و سید حسینی، در سال ۱۳۹۱ به مقایسه و بررسی اطلاعات حسابداری و اطلاعات بازار در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها پرداخته بودند، یافته‌های پژوهش نشان داد که اطلاعات حسابداری در پیش‌بینی ورشکستگی از سودمندی بیشتری نسبت به اطلاعات بازار برخوردار بوده و اطلاعات بازار نمی‌توانند مکمل خوبی برای اطلاعات حسابداری در پیش‌بینی ورشکستگی باشند. نسبت‌های مالی می‌توانند به سرمایه‌گذاران کمک نمایند تا امکان وقوع رویدادهای مهم را ارزیابی نمایند و خوشه‌بندی شرکت‌ها بر مبنای نسبت‌های مالی، قدرت پیش‌بینی کنندگی رویدادهای مهم شرکتی همچون ورشکستگی را افزایش می‌دهد (صابری گهروئی و داغانی، ۱۴۰۲). در روش تجزیه و تحلیل نسبت‌ها، احتمال ورشکستگی به وسیله یک گروه از نسبت‌های مالی که توسط صاحب‌نظران باهم ترکیب شده‌اند، تخمین زده می‌شود (رسول‌زاده، ۱۳۸۰). بنابراین در این پژوهش از نسبت‌های مالی برای این منظور استفاده می‌کنیم. با توجه به اینکه عملکرد شرکت‌های مالی بسیار متغیر و دارای شرایط متفاوتی در بازه‌های زمانی مختلف می‌باشد، نتیجه‌گیری از وضعیت گذشته این شرکت‌ها برای پیش‌بینی وضعیت آینده آن‌ها امری دشوار و پیچیده است. تاکنون جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از الگوریتم‌های فراابتکاری بسیاری استفاده شده است؛ اما شکافی که در پیشینه پژوهش در رابطه با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها وجود دارد این است که از میان این همه الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری کدام یک، از عملکرد بهتری جهت استفاده در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها برخوردار است و کدام یک جهت استفاده در این مسئله

(پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها) پویاتر، کاراتر و مؤثرتر عمل می‌کند؟ در پژوهشی که در سال ۲۰۲۲ توسط لیث ابوعلی‌گه و همکاران ارائه شد، به بررسی و مقایسه بهترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی تاکنون پرداخته و عملکرد الگوریتم جستجوی خزندگان را در مقایسه با ۱۱ الگوریتم فراابتکاری دیگر، مورد بررسی قرار داده‌اند. عملکرد الگوریتم جستجوی خزندگان با استفاده از بیست‌وسه تابع تست کلاسیک، سی تابع تست CEC۲۰۱۷، ده تابع تست CEC۲۰۱۹ و هفت مشکل مهندسی دنیای واقعی ارزیابی شد. نتایج سه تابع معیار آزمایش شده نشان داد که الگوریتم جستجوی خزندگان به نتایج بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی رقابتی دست یافت و نتایج آزمون رتبه‌بندی فریدمن نشان داد که روش مبتنی بر الگوریتم جستجوی خزندگان نسبت به سایر روش‌های مقایسه‌ای برتری قابل توجهی دارد و الگوریتم نهنگ در برخی توابع تست رتبه دوم را به خود اختصاص داده است (لیث ابوعلی‌گه، ۲۰۲۲). بنابراین، شکاف موجود بین این پژوهش و پژوهش‌های قبلی ما را برانگیخت که از میان این الگوریتم‌ها، سه الگوریتم بهینه‌سازی مطرح و به‌روز به نام‌های الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی خزندگان، نهنگ و ازدحام ذرات و در این پژوهش استفاده کرده و کارایی آن را در مورد پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مورد ارزیابی قرار دهیم. در روش پیشنهادی ما با استفاده از روش یادگیری عمیق که می‌تواند طیف وسیعی از شرایط و پارامترهای ورودی را دریافت و تجزیه و تحلیل نماید، مدلی مبتنی بر الگوریتم پرسپترون چندلایه که از مهم‌ترین الگوریتم‌های دسته‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچیده در حوزه یادگیری عمیق می‌باشد، ایجاد خواهیم کرد که از روش کاهش خطای گرادیان کاهشی استفاده خواهد برد و سپس دقت مدل را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی خزندگان افزایش می‌دهیم و نتایج را با الگوریتم‌های بهینه‌سازی معتبری به نهنگ و ازدحام ذرات مقایسه خواهیم کرد. مدل خروجی نهایی می‌تواند با دقت بسیار بالا بر اساس پارامترهای مالی ایجاد شده از عملکرد مالی یک شرکت وضعیت آینده آن شرکت را از حیث ورشکستگی پیش‌بینی نماید (یافته‌های پژوهشگر). مدل مفهومی به صورت شکل زیر است:



شکل ۱: روش پیشنهادی

در ادامه، برخی از پژوهش‌های داخلی و خارجی انجام‌شده در این حوزه بررسی می‌شود. یعقوب نژاد و همکاران در سال ۱۴۰۲ به ارزیابی توانمندی الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) در پیش‌بینی دقیق‌تر درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای درون شرکتی مالی و غیرمالی و اقتصادی پرداخت. نتایج این پژوهش نشان داد که با ورود متغیرهای اقتصادی، اگرچه توانمندی کلیه مدل‌های پایه و ترکیبی به نحو معنی‌داری افزایش یافته است، لیکن درماندگی مالی بیشتر متأثر از متغیرهای درون شرکتی بوده و در واقع اثر متغیرهای اقتصادی بر این رخداد، قبلاً از طریق اثر بر رویدادهای مالی ثبت‌شده در سیستم حسابداری، لحاظ شده است (یعقوب نژاد و همکاران، ۱۴۰۲). شکرالله زیاری و همکاران در سال ۱۴۰۰ به پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم کرم شب‌تاب پرداختند. یافته‌های این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی بهینه‌شده به‌وسیله الگوریتم کرم شب‌تاب عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پس انتشار خطا در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های نمونه دارد. همچنین الگوریتم کرم شب‌تاب به‌خوبی نسبت بین شرکت‌های ورشکسته و عدم ورشکسته را همانند داده‌های واقعی حفظ کرده است (زیاری و حیدری، ۱۴۰۰). قلی زاده سالطه و همکاران در سال ۱۳۹۷ با استفاده از الگوریتم فرااکتشافی گرگ خاکستری به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها پرداختند. آن‌ها با استفاده از نمونه‌ای شامل ۱۳۶ شرکت سالم و ورشکسته به این نتیجه رسیدند که می‌توان از الگوریتم بهینه‌ساز و فراابتکاری گرگ خاکستری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، چه برای اهداف مدیریت داخلی و چه به‌منظور اهداف اعتبار دهی و سرمایه‌گذاری بهره برد و این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم ژنتیک عملکرد بهتری را ارائه کرد (قلی زاده سالطه و همکاران، ۱۳۹۸). بیات و همکاران در سال ۱۳۹۷ با استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب (FA)

به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس پرداختند. نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش با استفاده از نسبت‌های مالی ۴۱ شرکت موفق و ۲۵ شرکت ورشکسته به‌عنوان جامعه آماری نشان داد که الگوی کرم شبتاب، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورسی را به‌طور معناداری دارد و همچنین مدل‌هایی که با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی مدل‌سازی شده‌اند نسبت به مدل‌هایی که با استفاده از تکنیک‌های آماری (مدل‌های کلاسیک)، مدل‌سازی شده‌اند، از قابلیت پیش‌بینی بالاتری برخوردار می‌باشند (بیات و همکاران، ۱۳۹۷). الحسینی^۱ و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیق جدیدی، به پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از الگوریتم تعدیلی بهینه‌سازی نهنگ و به‌کارگیری تکنیک یادگیری عمیق پرداختند. آن‌ها از این الگوریتم برای بهبود پارامترهای مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده کردند و توانستند به کمک داده‌های مالی، درماندگی مالی شرکت‌ها را با دقت ۹۵٫۸٪ پیش‌بینی نمایند. (الحسینی و همکاران، ۲۰۲۲). برپوزا^۲ و همکاران (۲۰۱۷) روش‌های مختلف یادگیری ماشینی بردار پشتیبان، Boosting، Bagging و Random Forest را برای پیش‌بینی ورشکستگی یک سال قبل از وقوع مورد ارزیابی قرار داده و نتایج را با روش‌های تحلیل ممیزی خطی، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مورد مقایسه قرار داده‌اند. داده‌های مورد استفاده شرکت‌های آمریکایی را در دوره زمانی ۱۹۸۵ تا ۲۰۱۳ در برمی‌گیرد. نتایج نشان‌دهنده بهبود حدودی ۱۰ درصدی دقت تشخیص در مقایسه با روش‌های سنتی می‌باشد. دقت مدل Random Forest، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی به ترتیب ۸۷، ۶۹ و ۵۰ درصد گزارش شده‌اند. علاوه بر نتایج نشان‌دهنده پایین‌تر بودن دقت ماشین بردار پشتیبان نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد (برپوزا و همکاران، ۲۰۱۷). گنگ و همکاران^۳ (۲۰۱۵) به بررسی پیش‌بینی ورشکستگی ۱۰۷ شرکت چینی پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار بین سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ با استفاده از تکنیک داده‌کاوی پرداخته و الگوهای هشدار درماندگی مالی را طراحی کردند. نخست با رویکردی مقایسه‌ای نشان دادند شبکه‌های عصبی، درصد تخمین اشتباه کمتری نسبت به مدل‌های درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان دارد. سپس بر اساس نتایج پژوهش، مشخص شد مدل طراحی و ساخته‌شده با استفاده از تکنیک داده‌کاوی، روش مناسبی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های لیست شده در بورس اوراق بهادار چین است (گنگ و همکاران، ۲۰۱۵).

۳. روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش در نظر دارد با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری جستجوی خزندگان، نهنگ و ازدحام ذرات به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بپردازد، بنابراین در زمره تحقیقات کمی به شمار می‌رود. از جهت هدف این پژوهش کاربردی بوده و از نظر روش توصیفی همبستگی می‌باشد و از حیث دیگر به دلیل

^۱. Elhoseny

^۲. Barboza

^۳. Geng & et al

جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل اطلاعات از نوع ارزیابی به شمار می‌رود و به دلیل استفاده از اطلاعات تاریخی شرکت‌ها از نوع پس‌رویدادی است. در این پژوهش، کلیه شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار در یک بازه زمانی ۶ ساله، از سال ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰، جامعه آماری پژوهش می‌باشند که به روش حذف سیستماتیک انتخاب‌شده و از اطلاعات جمع‌آوری‌شده از شرکت‌های منتخب بورس اوراق بهادار تهران بر اساس ماده ۱۴۱ قانون تجارت رتبه‌بندی می‌گردند. از شرکت‌های انتخابی به روش فوق که به دودسته ورشکسته و پایدار طبقه‌بندی گردیده‌اند، نسبت‌های مالی به‌عنوان متغیر مستقل با استفاده از نرم‌افزار Excel، استخراج‌شده و با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌ساز جستجوی خزندگان، نهنگ و ازدحام ذرات، ترکیب بهینه‌ای از نسبت‌ها انتخاب و با استفاده از یکی از الگوریتم یادگیری عمیق به نام پرسپترون چندلایه، نسبت‌های مؤثر مشخص می‌گردند. بعد از طراحی و ساخته‌شدن مدل‌ها، با نمونه آزمایشی تست‌شده و خروجی آن به‌منظور تعیین درصد صحت مدل‌ها، کارایی و اثربخشی مدل‌ها مورد آزمون آماری قرار خواهد گرفت. در ادامه به تشریح الگوریتم‌های مورد استفاده در این پژوهش و نحوه کار با آن می‌پردازیم.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

این شبکه عصبی، دسته‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور محسوب می‌شوند. در یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، حداقل سه لایه^۱ از نودها^۲ وجود خواهند داشت: یک لایه ورودی^۳، یک لایه نهان^۴، یک لایه خروجی^۵. نودها یا نورون‌های یک شبکه عصبی، واحدهای محاسباتی در یک شبکه عصبی محسوب می‌شوند. در این مدل، خروجی‌های هر لایه، به لایه بعد منتقل شده تا در نهایت، مقدار نهایی شبکه توسط لایه خروجی محاسبه شود. این نوع شبکه عصبی، از الگوریتم پس انتشار برای یادگیری شبکه و به‌روزرسانی وزن‌ها استفاده می‌کند. توابع فعال‌سازی رایج در لایه‌های این شبکه، تابع واحد خطی اصلاح‌شده^۶ است.

^۱.Layer

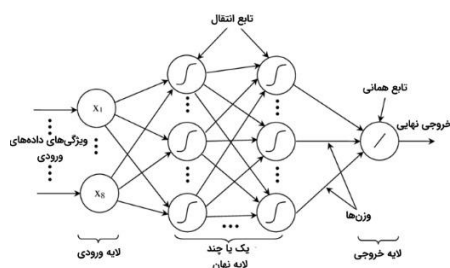
^۲.Nodes

^۳.Input Layer

^۴.Hidden Layer

^۵.Output layer

^۶.Rectified Linear Unit | ReLU



شکل ۲: ساختار شبکه پرسپترون چندلایه

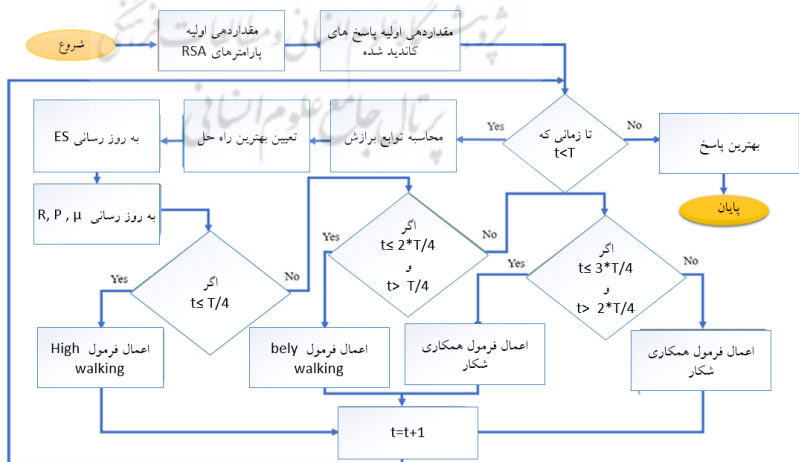
عملیات یادگیری در شبکه‌های عصبی پرسپترون متشکل از سه فرایند انتشار روبه‌جلو (پیش‌خور) و پس انتشار خطا (پس‌خور) و تابع فعال‌ساز می‌باشد. این عملیات به تعداد لایه‌های پنهان مدل انجام می‌شود و در نهایت در آخرین لایه یک تابع فعال‌ساز نهایی خروجی را تولید می‌کند. اساساً میزان دقت و کیفیت مدل‌های ایجادشده یادگیری عمیق وابسته به دقت و عملکرد الگوریتم‌های انتشار روبه‌جلو و پس انتشار خطا و نوع تابع فعال‌ساز می‌باشد.

الگوریتم بهینه‌ساز جستجوی خزندگان

الگوریتم جستجوی خزندگان^۱ یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است که در سال ۲۰۲۲ معرفی شد. مراحل اکتشاف (جستجوی سراسری) و بهره‌برداری (جستجوی محلی) در الگوریتم جستجوی خزندگان (RSA) از مکانیسم‌های محاصره، شکار و رفتار اجتماعی کروکدیل‌ها در طبیعت الهام گرفته شده است. رفتارهای کروکدیل را می‌توان به صورت یک بهینه‌ساز ریاضی مدل‌سازی نمود و بهترین راه‌حل تحت محدودیت‌های خاص را تعیین کرد. در RSA، فرآیند بهینه‌سازی با مجموعه‌ای از راه‌حل‌های کاندید شروع می‌شود که به صورت تصادفی تولید می‌شوند. بهترین راه‌حل یعنی راه‌حل تقریباً بهینه در هر تکرار در نظر گرفته می‌شود. مرحله بعدی اکتشاف (احاطه) است. این گام با توجه به حرکات کروکدیل هنگام احاطه آن‌ها اجازه نمی‌دهد که به راحتی به طعمه هدف نزدیک شوند. این موضوع برخلاف مرحله دیگر یعنی جستجو (مرحله شکار) است. از این رو، در جستجوی اکتشافی فضای جستجوی وسیعی کشف می‌شود و می‌توان منطقه تراکم را پس از چندین تلاش پیدا نمود. علاوه بر این، مکانیسم‌های اکتشاف در این مرحله از بهینه‌سازی برای پشتیبانی از مرحله شکار/اکتشاف در فرآیند جستجو استفاده می‌نمایند. RSA می‌تواند بین مراحل جستجوی Global (اکتشاف) و شکار (جستجوی local) جابجا شود. مکانیسم‌های اکتشافی RSA مناطق جستجو را بررسی می‌نمایند و بهترین راه‌حل بر اساس دو استراتژی جستجوی اصلی (استراتژی حرکت به بالا و حرکت شکمی) پیدا می‌کنند. مرحله بعدی یعنی شکار (بهره‌برداری) با توجه به

^۱. Reptile Search Algorithm (RSA)

رفتار شکار کروکدیل‌ها است که از دو استراتژی یعنی هماهنگی و همکاری استفاده می‌نمایند استراتژی‌های شکار کروکدیل به آن‌ها اجازه می‌دهد تا برخلاف مکانیسم‌های احاطه کردن به راحتی به طعمه هدف نزدیک شوند. از این رو، جستجوی local راه‌حل تقریباً بهینه را پس از چندین تلاش کشف می‌نماید. علاوه بر این، مکانیسم‌های بهره‌برداری در این مرحله از بهینه‌سازی برای انجام یک جستجوی تشدید شده در نزدیکی راه‌حل بهینه و برقراری ارتباط بین آن‌ها استفاده می‌کند. مکانیسم‌های جستجوی local (هماهنگی و همکاری برای شکار) سعی می‌کنند از گیر افتادن در بهینه محلی اجتناب نمایند. این روند به جستجوی اکتشافی در تعیین راه‌حل بهینه کمک نموده و تنوع را در راه‌حل‌های کاندید حفظ می‌نماید. با توجه به توضیحات فوق ابتدا، یک مدل اولیه تعریف می‌شود که برای آموزش استفاده خواهد شد. این مدل با پارامترهای تصادفی مقداردهی اولیه می‌شود. الگوریتم جستجوی خزندگان تکرارهای متعددی را انجام می‌دهد تا مدل بهبود یابد. در هر تکرار، مراحل زیر اجرا می‌شوند. مدل اولیه با استفاده از داده‌های آموزشی آموزش داده می‌شود. به‌طور معمول، از روش انتشار رو به عقب (Back propagation) و الگوریتم بهینه‌سازی گرادیان کاهشی (Gradient Descent) برای بهبود پارامترهای مدل استفاده می‌شود. پس از آموزش مدل، پارامترهای جدید محاسبه می‌شوند. این پارامترها با ترکیب پارامترهای مدل اولیه و پارامترهای جدید به‌دست‌آمده از آموزش ایجاد می‌شوند. مدل به‌روزرسانی شده به‌عنوان مدل جدید در نظر گرفته می‌شود. این مدل بهبودیافته را می‌توان به‌عنوان مدل نهایی استفاده کرد یا در مرحله بعدی بهبود داد. مراحل به‌روزرسانی تا رسیدن به تعداد تکرارهای موردنظر ادامه پیدا می‌کند. با افزایش تعداد تکرارها، مدل بهبودیافته و به یک حالت پایدار می‌رسد. پس از اتمام تکرارها، مدل بهبودیافته را می‌توان برای پیش‌بینی و تصمیم‌گیری در مسئله موردنظر استفاده نمود (کیوم و همکاران، ۲۰۱۲).



الگوریتم‌های مقایسه‌ای رقیب

جهت ارزیابی کیفیت مدل پیشنهادی به‌طور معمول از دو رویکرد روش‌های آماری و الگوریتم‌های مقایسه‌ای استفاده می‌شود. از آنجا که روش استفاده از الگوریتم‌های مقایسه‌ای نسبت به روش آماری برتری بیشتری دارد، ما نیز جهت ارزیابی کارایی و اثربخشی مدل پیشنهادی خود از الگوریتم‌های بهینه‌سازی نهنگ (WOA) و ازدحام ذرات (PSO) که در زمینه بهینه‌سازی الگوریتم‌های هوش مصنوعی و کاهش ابعاد مسئله شناخته‌شده و مطرح می‌باشد استفاده خواهیم کرد و داده‌های خود را با هر سه الگوریتم بهینه‌سازی، آموزش و مدل‌سازی خواهیم کرد تا کارایی و اثربخشی روش پیشنهادی به‌طور دقیق مشخص شود.

الگوریتم بهینه‌ساز نهنگ

الگوریتم بهینه‌ساز نهنگ یک الگوریتم فراابتکاری جدید الهام گرفته از طبیعت می‌باشد که به آن در اصطلاح WOA (Whale Optimization Algorithm) گفته می‌شود که توسط سید علی میر جلیلی و همکاران ارائه گردیده است. این الگوریتم از روش شکار نهنگ‌های کوهان‌دار به نام روش تغذیه شبکه‌حبابی برگرفته شده است. شکار موردعلاقه نهنگ‌ها، کریل و گروه ماهی‌های کوچک است. نحوه شکار نهنگ‌های کوهان‌دار به این صورت انجام می‌شود که تمایل دارند دسته‌ای از ماهی‌های کوچک را بر روی سطح دریا شکار کنند. برای این منظور حباب‌هایی خاص به شکل عدد ۹ لاتین یا به شکل مارپیچ ایجاد می‌کنند. نهنگ‌ها می‌توانند مکان شکار را شناسایی کرده و آن‌ها را محاصره کنند. از آنجایی که موقعیت شکار به‌طور دقیق مشخص نیست، برای اینکه به جواب بهینه برسیم فرض می‌کنیم بهترین راه‌حل یا بهترین موقعیت نهنگ همان شکار است؛ یعنی بررسی می‌شود که کدام نهنگ از همه موقعیت‌های بهتری دارد و نزدیک به شکار است که در واقع آن نهنگ به‌عنوان راهبر محسوب می‌شود و همه نهنگ‌ها به سمت آن حرکت می‌کنند و چون مکان طراحی بهینه در فضای جستجو از طریق قیاس مشخص نیست، الگوریتم بهینه‌ساز نهنگ فرض می‌کند که بهترین راه‌حل نهنگ منتخب حاضر، شکار هدف بوده و یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از مشخص شدن بهترین موقعیت، نهنگ‌های دیگر سعی می‌کنند تا موقعیت خود را نسبت به بهترین عامل جستجو، بروز رسانی کنند. بنابراین هر نهنگ معرف متغیرهای تصمیم است (میر جلیلی، ۲۰۱۶).

الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات

الگوریتم ازدحام ذرات^۱ یکی دیگر از الگوریتم‌های فرا ابتکاری است که با توجه به رفتار گروهی ذرات متحرک (گروه‌های پرندگان، ماهی‌ها و...) توسعه یافته است. این الگوریتم در سال ۱۹۹۵ توسط جیمز کندی

^۱. Particle Swarm Optimization

و راسل ابرهارت^۱ معرفی شد. این الگوریتم از رفتار گروهی حیوانات در جستجوی منابع غذایی الهام گرفته است. در طبیعت، گروهی از حیوانات به صورت هماهنگ در فضای جستجو حرکت می‌کنند و با تبادل اطلاعات و تجمع در نزدیکی منابع غذایی، بهینه‌سازی را انجام می‌دهند. الگوریتم ازدحام ذرات این رفتار گروهی را به صورت مصنوعی برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌نماید. هر ذره دارای یک بردار موقعیت و سرعت در PSO است. هر ذره، دانش و هوش درونی دارد و به دنبال یک راه حل ایده آل است. الگوریتم ازدحام ذرات از مراحل مقداردهی اولیه، به‌روزرسانی موقعیت و سرعت ذرات و ارزیابی و به‌روزرسانی بهترین موقعیت‌ها استفاده می‌نماید. در مرحله مقداردهی اولیه فضای جستجو و محدوده‌های مجاز برای جستجوی پارامترها تعریف می‌شود. سپس یک جمعیت اولیه از ذرات مشخص خواهد شد. هر ذره شامل موقعیت و سرعت خود است که در ابتدا به‌طور تصادفی تولید می‌شوند. در مرحله به‌روزرسانی موقعیت و سرعت، ابتدا سرعت جدید هر ذره با توجه به سرعت قبلی، موقعیت فعلی ذره، بهترین موقعیتی که ذره تاکنون داشته است (موقعیت تک) و بهترین موقعیتی که تمام ذرات تاکنون داشته‌اند (موقعیت گروهی) تعیین می‌گردد. علاوه بر این، موقعیت جدید هر ذره با استفاده از سرعت جدید به‌دست‌آمده محاسبه می‌شود. برای ارزیابی و به‌روزرسانی بهترین موقعیت‌ها، مقدار تابع هدف برای هر ذره با استفاده از موقعیت جدید آن محاسبه خواهد شد. اگر شرایط پایان تعیین شده (مانند تعداد تکرارها یا دستیابی به مقدار مطلوب تابع هدف) برقرار شود، الگوریتم پایان می‌یابد. در غیر این صورت، مرحله به‌روزرسانی موقعیت و سرعت تکرار خواهد شد. با تکرار مراحل فوق، ذرات با سرعت مشخصی در فضای جستجو حرکت می‌کنند و با تبادل اطلاعات و تجمع در نزدیکی موقعیت‌های بهتر، بهینه‌سازی را انجام می‌دهند.

۴. جامعه آماری، روش نمونه‌گیری و حجم نمونه

جامعه آماری مورد مطالعه این پژوهش، شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد که صورت‌های مالی آن‌ها در دوره زمانی ۱۳۹۵ الی ۱۴۰۰ به بورس ارائه شده است. نمونه انتخابی از این جامعه با توجه به نحوه و فرآیند تحقیق انتخاب می‌شود. ملاک ورشکستگی در این پژوهش ماده ۱۴۱ قانون تجارت در نظر گرفته شده است و این ماده بیان می‌دارد: اگر بر اثر زیان‌های وارده، حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیئت‌مدیره مکلف است بلافاصله طی مجمع عمومی فوق‌العاده، صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رأی واقع شود. انتخاب نمونه آماری شرکت‌ها بین سال‌های ۱۳۹۵ الی ۱۴۰۰ از لحاظ ورشکسته و غیر ورشکسته بودن مورد بررسی قرار گرفته و به دلیل کم بودن شرکت‌های ورشکسته در این بازه زمانی، کلیه شرکت‌های ورشکسته به‌عنوان نمونه انتخاب و برای شرکت‌های غیر ورشکسته و سالم از نمونه‌گیری تصادفی استفاده کرده و شرکت‌ها مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند. از مجموعه داده شامل اطلاعات مالی سالیانه شرکت‌های بورسی که هر رکورد

۱. James Kennedy & Russell Eberhart

وضعیت نسبت‌های مالی آن شرکت در یک سال خاص را ارائه می‌کند، تنها ۱۰۴ رکورد شامل شرکت‌های ورشکسته در اختیار داشتیم که ۲۲ رکورد به دلیل وجود داده‌های خارج از محدوده^۱ حذف شدند و در نتیجه ۸۲ رکورد شرکت ورشکسته به‌عنوان گروه اول انتخاب شدند. لازم به ذکر است داده‌های خارج از محدوده داده‌هایی هستند که فاصله زیادی از میانگین و انحراف معیار داده‌ها دارند و علی‌رغم تعداد کم آن‌ها در مجموعه‌های داده، وجود این داده‌ها در مدل، وزن محاسبات را تحت تأثیر قرار داده و الگوریتم را به‌اشتباه می‌اندازد. برای گروه دوم نیز از بین شرکت‌های سالم، ۲۴۶ شرکت به‌طور تصادفی انتخاب شد تا نسبت شرکت‌های سالم به ورشکسته ۳ به ۱ باشد. در مجموع، از داده‌های ۳۲۸ شرکت برای این پژوهش استفاده شده است. با توجه به پژوهش‌های صورت گرفته‌ای همچون لین^۲ (۲۰۱۳)، کاو، چن^۳ (۲۰۱۱) و السون (۱۹۸۰)، برای به دست آوردن نتایج قابل اطمینان‌تر نسبت شرکت‌های سالم به شرکت‌های ورشکسته، ۳ در مقابل ۱ پیشنهاد شده است (چائو و هسیه^۴، ۲۰۱۷).

۵. متغیرهای پژوهش

۱۹ قلم از نسبت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس در سه سطح سودآوری، نقدینگی و اهرمی (بدهی) که ورودی مدل می‌باشند، به‌عنوان متغیر مستقل و پایدار و ورشکسته بودن شرکت‌ها نیز به‌عنوان متغیر وابسته این پژوهش در نظر گرفته شده است. این ۱۹ قلم نسبت مالی که از بین نسبت‌های مورد استفاده در پژوهش غلامرضا کرمی و سید مصطفی سید حسینی با عنوان سودمندی اطلاعات حسابداری نسبت به اطلاعات بازار در ورشکستگی استخراج شده، در جدول ۱ مشاهده می‌شود.

جدول ۱: متغیرهای مستقل مسئله

| ردیف | متغیر | ردیف | متغیر |
|------|---|------|-------------------------------------|
| ۱ | سود خالص به فروش | ۱۱ | وجه نقد به جمع بدهی‌ها |
| ۲ | سود انباشته به جمع دارایی‌ها | ۱۲ | دارایی جاری به فروش خالص |
| ۳ | فروش خالص به جمع دارایی‌ها | ۱۳ | وجه نقد به بدهی جاری |
| ۴ | سود خالص به جمع حقوق صاحبان سهام | ۱۴ | دارایی جاری به بدهی جاری |
| ۵ | سود خالص به دارایی ثابت | ۱۵ | دارایی جاری به جمع دارایی‌ها |
| ۶ | سود قبل از بهره و مالیات به جمع دارایی‌ها | ۱۶ | سود خالص به جمع بدهی‌ها |
| ۷ | سود عملیاتی به جمع دارایی‌ها | ۱۷ | جمع بدهی‌ها به جمع دارایی‌ها |
| ۸ | سود خالص به جمع دارایی‌ها | ۱۸ | بدهی جاری به جمع دارایی‌ها |
| ۹ | وجه نقد به فروش خالص | ۱۹ | جمع بدهی‌ها به جمع حقوق صاحبان سهام |
| ۱۰ | وجه نقد به جمع دارایی‌ها | | |

^۱ Ooulier

^۲ Lin

^۳ Cao & Chen

^۴ Chou, C.H. Hsieh

۶. تحلیل یافته‌ها

در این پژوهش هدف انتخاب ویژگی‌های بهینه با الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌باشد. الگوریتم‌های فرا ابتکاری الگوریتم بهینه‌سازی استفاده‌شده شامل نهنگ، الگوریتم جستجو خزندگان و الگوریتم ازدحام ذرات می‌باشند. این الگوریتم‌ها جهت بهینه‌سازی ویژگی‌های مؤثر و انتخاب بهترین ویژگی‌ها از ویژگی‌های استخراج‌شده از وضعیت مالی شرکت‌ها می‌باشد. با انتخاب ویژگی‌های مهم و تأثیرگذار می‌توان دقت و کارایی شبکه عصبی را جهت پیش‌بینی ورشکستگی افزایش داد. تابع هدف در این پژوهش میزان دقت شبکه عصبی در تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها و انتخاب نسبت‌های مالی (ویژگی‌ها) مناسب و بهینه با استفاده از این الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد. در نتیجه داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های مذکور بهینه‌سازی شده و ویژگی‌های بهینه استخراج می‌شود. سپس شبکه عصبی با ویژگی‌ها استخراج‌شده توسط الگوریتم فرا ابتکاری آموزش داده می‌شود و دقت عملکرد شبکه عصبی در سه مدل اجراشده مقایسه می‌شود. انتخاب مجموعه ویژگی‌های بهینه سبب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود و همچنین انتخاب برخی ویژگی‌ها یا انتخاب تمام ویژگی‌ها ممکن است باعث سردرگمی و کاهش عملکرد نهایی شبکه عصبی شود. وظیفه الگوریتم‌های فرا ابتکاری انتخاب بهترین ویژگی‌ها از تمام ویژگی‌های استخراج‌شده است. الگوریتم‌ها در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی و اجراشده است. جهت بررسی روش‌های ارائه‌شده و مقایسه عملکرد روش‌ها آزمایش‌هایی به شرح زیر انجام شده است:

آزمایش اول: در الگوریتم‌های پیشنهادی تعداد تکرار یکی از ارکان اصلی الگوریتم‌های فرا ابتکاری است. در این آزمایش میزان تأثیر تعداد تکرار، ویژگی‌های انتخابی و خطای نهایی شبکه عصبی مقایسه می‌شود. جدول ۲ نتایج مقایسه تعداد تکرار، نسبت‌های مالی انتخاب‌شده و دقت شبکه عصبی را در الگوریتم‌های پیشنهادی نشان می‌دهد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی

پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۲- مقایسه تعداد تکرار

| دقت شبکه عصبی | ویژگی‌های انتخاب شده | تعداد تکرار | الگوریتم‌ها |
|---------------|---|-------------|-----------------------------------|
| ۹۷/۵۰ | $[x^1, x^3, x^7, x^{10}, x^{12}, x^{13}, x^{15}, x^{17}, x^{19}]$ | ۵۰ | الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات |
| ۹۷/۵۲ | $[x^1, x^3, x^7, x^{10}, x^{12}, x^{13}, x^{15}, x^{17}, x^{19}]$ | ۱۰۰ | |
| ۹۷/۷۳ | $[x^1, x^3, x^7, x^{10}, x^{12}, x^{13}, x^{15}, x^{17}, x^{19}]$ | ۲۰۰ | |
| ۹۶/۳۸ | $[x^1, x^7, x^9, x^{10}, x^{13}, x^{14}, x^{15}, x^{18}]$ | ۵۰ | الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ |
| ۹۸/۵۰ | $[x^1, x^7, x^9, x^{10}, x^{13}, x^{14}, x^{15}, x^{18}]$ | ۱۰۰ | |
| ۹۸/۶۸ | $[x^1, x^7, x^9, x^{10}, x^{13}, x^{14}, x^{15}, x^{18}]$ | ۲۰۰ | |
| ۹۹/۲۶ | $[x^1, x^4, x^6, x^8, x^{11}, x^{13}, x^{16}, x^{19}]$ | ۵۰ | الگوریتم بهینه‌سازی جستجو خزندگان |
| ۹۹/۴۴ | $[x^1, x^4, x^6, x^8, x^{11}, x^{13}, x^{16}, x^{19}]$ | ۱۰۰ | |
| ۹۹/۴۴ | $[x^1, x^4, x^6, x^8, x^{11}, x^{13}, x^{16}, x^{19}]$ | ۲۰۰ | |

با توجه به نتایج به دست آمده از جدول فوق، افزایش تعداد تکرار در الگوریتم‌های فرا ابتکاری سبب افزایش دقت می‌شود. تا زمانی که الگوریتم به پاسخ مناسب برسد با افزایش تکرار دقت افزایش می‌یابد. بعد از یافتن پاسخ پایدار و بهینه مناسب با افزایش تعداد تکرار پاسخ تغییری نمی‌کند. نتیجه می‌شود که الگوریتم‌های فرا ابتکاری پیشنهاد شده در تکرار ۱۰۰ توانسته‌اند به پاسخ بهینه و پایدار برسند.

آزمایش دوم: در این آزمایش به بررسی تأثیر درصد داده‌های آموزش و آزمایش بر عملکرد پیش‌بینی شبکه عصبی پرداخته شده است. این آزمایش برای الگوریتم‌های فرا ابتکاری ارائه شده به صورت مجزا بررسی شده است. کل داده‌ها به سه بخش آموزش، آزمایش و اعتبار سنجی تقسیم می‌شوند. درصد داده‌های آموزش به دلیل اهمیت یادگیری شبکه عصبی بیشتر از داده‌های آزمایش و اعتبار سنجی است. تقسیم داده‌ها به آموزش و آزمایش امری مهم و تأثیرگذار است که در این آزمایش بررسی شده است. جدول ۳ نتایج به دست آمده را نشان می‌دهد.

جدول ۳- تأثیر درصد داده بر الگوریتم‌ها

| الگوریتم | آزمایش | درصد داده‌های آموزش | درصد داده‌های آزمایش | درصد داده‌های اعتبار سنجی | دقت (درصد) |
|-------------------------|--------|---------------------|----------------------|---------------------------|------------|
| الگوریتم ازدحام ذرات | اول | ۵۰ | ۲۵ | ۲۵ | ۹۳/۳۵ |
| | دوم | ۷۰ | ۱۵ | ۱۵ | ۹۷/۵۲ |
| | سوم | ۸۰ | ۱۰ | ۱۰ | ۹۷/۵۴ |
| الگوریتم نهنگ | اول | ۵۰ | ۲۵ | ۲۵ | ۹۵/۲۴ |
| | دوم | ۷۰ | ۱۵ | ۱۵ | ۹۸/۵۰ |
| | سوم | ۸۰ | ۱۰ | ۱۰ | ۹۸/۵۳ |
| الگوریتم جستجوی خزندگان | اول | ۵۰ | ۲۵ | ۲۵ | ۹۵/۸۴ |
| | دوم | ۷۰ | ۱۵ | ۱۵ | ۹۹/۴۴ |
| | سوم | ۸۰ | ۱۰ | ۱۰ | ۹۹/۴۵ |

با توجه به نتایج به دست آمده از جدول فوق، آزمایش اول تعداد داده‌های آموزش ۵۰ درصد می‌باشد و الگوریتم داده‌های کمتری برای یادگیری در اختیار دارد. با افزایش داده‌های آموزش دقت شبکه عصبی بهبود می‌یابد و با افزایش مجدد داده‌های آموزش افزایش دقت محسوس‌تری رخ نمی‌دهد. در نتیجه تعداد داده‌های آموزش ۷۰ درصد مناسب است.

آزمایش سوم: هر یک از الگوریتم‌های پیشنهادی ویژگی‌هایی را به عنوان ویژگی بهینه انتخاب کرده‌اند. در این آزمایش به مقایسه عملکرد شبکه عصبی با ویژگی‌های انتخاب شده پرداخته شده است. جهت بررسی و مقایسه عملکرد روش‌های ارائه شده از لحاظ آماری ماتریس درهم‌ریختگی به شکل جدول ۴ تشکیل و معیارهای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های فرا ابتکاری توسط آن محاسبه می‌شود.

جدول ۴- الگوی تشکیل ماتریس درهم‌ریختگی

| مدل | خروجی | ورشکسته | پایدار | دقت به درصد |
|-------------|---------|---------|--------|-------------|
| الگوریتم‌ها | ورشکسته | TP | FN | |
| | پایدار | FP | TN | |
| | جمع | | | |

TP: مثبت صحیح، FP: مثبت کاذب، TN: منفی صحیح، FN: منفی کاذب

ماتریس درهم‌ریختگی: به صورت یک جدول دوبعدی نشان داده می‌شود. در محورهای افقی و عمودی ماتریس، دودسته یا کلاس موردبررسی قرار می‌گیرند. معمولاً یک دسته به عنوان کلاس مثبت و دسته دیگر به عنوان کلاس منفی تعیین می‌شود. با استفاده از این چهارخانه، می‌توان معیارهای مختلفی برای ارزیابی الگوریتم‌ها و مدل‌های پیش‌بینی مانند دقت (Accuracy)، صحت (Precision)، بازخوانی (Recall)، معیار اندازه‌گیری F_1 و ضریب همبستگی متیوز (MCC) بر اساس آن‌ها محاسبه کرد. جدول ۵ نتایج حاصل از ۳۰ مرتبه اجرای مدل شبکه عصبی و ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از آن را نشان می‌دهد.

جدول ۵- مقایسه ماتریس درهم‌ریختگی

| الگوریتم انتخاب ویژگی | خروجی | ورشکسته | پایدار | دقت (درصد) |
|-----------------------|---------|---------|--------|------------|
| PSO | ورشکسته | ۴۲۶ | ۳۰ | ۸۶/۶ |
| | پایدار | ۶۶ | ۱۴۴۶ | ۹۷/۹ |
| | جمع | ۴۹۲ | ۱۴۷۶ | ۹۵/۱ |
| WOA | ورشکسته | ۴۵۶ | ۳۶ | ۹۲/۷ |
| | پایدار | ۳۶ | ۱۴۴۰ | ۹۷/۵ |
| | جمع | ۴۹۲ | ۱۴۷۶ | ۹۶/۳۴ |
| RSA | ورشکسته | ۴۶۸ | ۱۲ | ۹۵/۱۲ |
| | پایدار | ۲۴ | ۱۴۶۴ | ۹۹/۱ |
| | جمع | ۴۹۲ | ۱۴۷۶ | ۹۸/۱ |

دقت (Accuracy): نسبت تعداد نمونه‌های درست پیش‌بینی شده توسط الگوریتم به کل تعداد نمونه‌ها می‌باشد. رابطه (۱) جهت محاسبه دقت می‌باشد (چیکو و جارمن، ۲۰۲۰).

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN) \quad (1)$$

صحت (Precision): نسبت تعداد نمونه‌های درست پیش‌بینی شده مثبت به کل تعداد نمونه‌های پیش‌بینی شده مثبت صحت نام دارد. رابطه (۲) جهت محاسبه صحت می‌باشد (چیکو و جارمن، ۲۰۲۰).

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

فراخوانی یا حساسیت (Recall): نسبت تعداد نمونه‌های درست پیش‌بینی شده مثبت به کل تعداد نمونه‌های واقعاً مثبت فراخوانی می‌باشد. محاسبه حساسیت در رابطه (۳) ذکر شده است (چیکو و جارمن، ۲۰۲۰).

$$Recall = Sensitivity = (TPR) = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

معیارهای ارزیابی F_1 score یا F-measure: معیار F_1 ، یک معیار مناسب برای ارزیابی دقت یک آزمایش است. این معیار Precision و Recall را باهم در نظر می‌گیرد. معیار F_1 در بهترین حالت، یک و در بدترین حالت صفر است. در واقع معیاری که ترکیبی از صحت و بازخوانی است و به صورت هندسی از آن‌ها محاسبه می‌شود. رابطه (۴) بیان‌گر محاسبه این معیار است (چیکو و جارمن، ۲۰۲۰).

$$F_{measure} = 2(Recall \times Precision) / (Recall + Precision) \quad (4)$$

معیار ارزیابی MCC (ضریب همبستگی متبوز): پارامتری است که برای ارزیابی کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین از آن استفاده می‌شود. این پارامتر بیانگر کیفیت کلاس‌بندی برای یک مجموعه باینری می‌باشد. MCC از رابطه (۵) محاسبه می‌شود (چیکو و جارمن، ۲۰۲۰).

$$MCC = \frac{T \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FN)(TP + FP)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (5)$$

جدول ۶ به بررسی و مقایسه ۵ معیار ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی برحسب درصد پرداخته است.

جدول ۶- مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها با معیارهای ارزیابی الگوریتم‌ها

| MCC (درصد) | F1 measure (درصد) | فراخوانی (درصد) | صحت (درصد) | دقت (درصد) | الگوریتم |
|---------------|-------------------------|--------------------|---------------|---------------|----------|
| ۸۶.۷۷ | ۸۹.۸۷ | ۹۳.۴ | ۸۶.۵۹ | ۹۵.۱ | PSO |
| ۹۰.۲۴ | ۹۲.۶۸ | ۹۲.۷ | ۹۲.۶۸ | ۹۶.۳ | WOA |
| ۹۵.۰۹ | ۹۶.۳ | ۹۷.۵ | ۹۵.۱۲ | ۹۸.۱ | RSA |

همان‌طور که در جدول فوق مشاهده می‌شود، نتایج با ۵ معیار ارزیابی عملکرد به شرح زیر است: در معیار دقت، الگوریتم جستجوی خزندگان نسبت به الگوریتم نهنگ ۱.۸ درصد و نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات ۳ درصد عملکرد بهتری داشته است. همچنین الگوریتم نهنگ نسبت به ازدحام ذرات ۱.۲ درصد با دقت بالاتری عمل می‌کند. در معیار صحت، الگوریتم جستجوی خزندگان نسبت به الگوریتم نهنگ ۲.۴۴ درصد و نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات ۸.۵۳ درصد عملکرد بهتری داشته است. همچنین الگوریتم نهنگ نسبت به ازدحام ذرات ۶.۰۹ درصد با صحت بالاتری عمل می‌کند. در معیار فراخوانی یا حساسیت، الگوریتم جستجوی خزندگان ۴.۸ درصد نسبت به الگوریتم نهنگ و ۴.۱ درصد نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات عملکرد بهتری داشته است. در معیار F1 measure الگوریتم جستجوی خزندگان نسبت به الگوریتم نهنگ ۳.۶۲ درصد و نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات ۶.۴۳ درصد عملکرد بهتری داشته است. در معیار MCC، الگوریتم جستجوی خزندگان همانند معیارهای ارزیابی دیگر عملکرد بهتری داشته است. نسبت به الگوریتم نهنگ ۴.۸۵ درصد و نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات ۸.۳۲ درصد بهتر عمل کرده است. همچنین از آزمون t برای مقایسه میانگین دقت نتایج حاصل از سه الگوریتم استفاده شده است. نتایج این آزمون شامل مقادیر آماره t، مقدار p و نتیجه آزمون فرضیه (تفاوت معنادار یا غیر معنادار) برای هر معیار و هر جفت الگوریتم به شرح جدول زیر است:

جدول ۷- نتایج حاصل از مقایسه آزمون تست t برای هر جفت الگوریتم

| الگوریتم ۱ | الگوریتم ۲ | t – statistic | p- value | معنی داری تفاوت |
|----------------|-------------|---------------|----------|--------------------|
| جستجوی خزندگان | نهنگ | ۳.۹۶ | ۰.۰۰۰۳ | تفاوت معنی دار |
| جستجوی خزندگان | ازدحام ذرات | ۴.۴۳ | ۰.۰۰۰۱ | تفاوت معنی دار |
| نهنگ | ازدحام ذرات | ۱.۵۶ | ۰.۱۲ | تفاوت غیر معنی دار |

مقدار p value در مقایسه الگوریتم جستجوی خزندگان با الگوریتم‌های نهنگ و ازدحام ذرات کوچک‌تر از ۰.۰۵ است. در نتیجه تفاوت بین این الگوریتم با دو الگوریتم دیگر معنادار و عملکرد آن نیز بالاتر است. اما در مقایسه الگوریتم نهنگ با ازدحام ذرات مقدار p value برابر با ۰.۱۲ و بزرگ‌تر از ۰.۰۵ می‌باشد. در نتیجه تفاوت بین این دو الگوریتم از نظر آماری معنی دار نیست.

۷. بحث و نتیجه‌گیری و محدودیت‌های پژوهش

در این پژوهش از سه الگوریتم فرا ابتکاری ازدحام ذرات، نهنگ و الگوریتم جستجوی خزندگان جهت افزایش دقت شبکه عصبی به‌منظور پیش‌بینی ورشکستگی استفاده شده است. پیش‌بینی ورشکستگی امری بسیار مهم است، در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون ورشکستگی شرکت‌ها پیش‌بینی شده است. هدف از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌سازی شبکه عصبی از طریق انتخاب ویژگی‌های بهینه است. در این پژوهش داده‌های شرکت‌های ورشکسته و پایدار وارد شبکه عصبی شد و الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌منظور افزایش دقت شبکه عصبی و ویژگی‌های بهینه را انتخاب کردند. نتایج نشان می‌دهد الگوریتم ازدحام ذرات با انتخاب ویژگی‌های بهینه توانست دقت شبکه عصبی را به ۹۷/۵۲ درصد برساند، الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ توانست با انتخاب بهینه ویژگی‌ها دقت شبکه عصبی را به ۹۸/۵ درصد برساند و الگوریتم جستجو خزندگان با انتخاب ویژگی‌های بهینه دقت شبکه عصبی را به ۹۹/۴ درصد رساند. در نتیجه الگوریتم جستجو خزندگان عملکرد بهتری نسبت به دو الگوریتم ازدحام ذرات و بهینه‌سازی نهنگ دارد. در حالی که در مقایسه با پژوهش‌های پیشین با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری گرگ خاکستری، دقت شبکه عصبی ۹۰.۴۴ درصد، الگوریتم ژنتیک ۸۷ درصد، الگوریتم کلونی مورچگان ۹۷ درصد و تحلیل ممیز چندگانه ۹۵ درصد بوده است.

در ادامه ۵ معیار جهت ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها بررسی شد که در معیارهای ارائه‌شده روش الگوریتم جستجوی خزندگان از دو الگوریتم دیگر بهتر عمل کرده است. در آزمایش‌های بعد تعداد تکرار و تعداد درصد داده‌های آموزش بررسی شد و نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که برای الگوریتم‌های فرا ابتکاری ۱۰۰ تکرار مناسب است، همچنین ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، درصد مناسبی جهت آموزش می‌باشد. همچنین نتایج حاصل از آزمون تست t ، نشان داد که الگوریتم جستجوی خزندگان عملکرد بهتری نسبت به دو الگوریتم دیگر داشت. این نتیجه نشان می‌دهد که تفاوت میان دقت حاصل از الگوریتم جستجوی خزندگان و دو الگوریتم دیگر بیشتر از آن است که بتوانیم به‌عنوان تفاوت تصادفی در نظر بگیریم؛ بنابراین، با سطح اطمینان ۹۵ درصدی، می‌توانیم اظهار کنیم که در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، الگوریتم جستجوی خزندگان بهتر از دو الگوریتم دیگر در بهینه‌سازی دقت شبکه عصبی عمل می‌کند. این نتیجه نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم جستجوی خزندگان می‌تواند به بهبود عملکرد شبکه عصبی کمک کند و برای پروژه‌های آینده، این الگوریتم به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی مؤثر توصیه می‌شود.

محدودیت‌های پژوهش

عمده‌ترین محدودیت این پژوهش مربوط به جمع‌آوری اطلاعات به‌ویژه اطلاعات مربوط به شرکت‌های مشمول عدم تداوم فعالیت است. این‌گونه شرکت‌ها در چنان وضعیت بحرانی به سر می‌برند که یا از ارائه اطلاعات خودداری می‌کنند و یا مخارج ارائه شفاف اطلاعات بیشتر از منافع آن شرکت است که این محدودیت بر کمیت اطلاعات تأثیر داشته است. همچنین با توجه به اینکه معیار تعیین ورشکستگی برای شرکت‌ها، ماده ۱۴۱ قانون تجارت می‌باشد، بسیاری از شرکت‌ها برای خروج از این ماده به تجدید ارزیابی دارایی‌ها روی می‌آورند، در نتیجه معیار تشخیص شرکت‌ها را از لحاظ ورشکسته و پایدار بودن با مشکل مواجه می‌کند.

۸. پیشنهادهای پژوهشی و کاربردی

نتایج حاصل از این پژوهش و یافته‌های آن می‌تواند در حوزه‌های زیر مورد استفاده قرار گیرد:

- ✓ اشخاص حقوقی، کارگزاران و تحلیل‌گران بورس، مؤسسات مالی و اعتباری و شرکت‌های بیمه.
- ✓ استفاده از الگوریتم جستجوی خزندگان در انتخاب پرتفوی بهینه سهام شرکت‌ها.
- ✓ استفاده از الگوریتم جستجوی خزندگان در پیش‌بینی شاخص قیمت در بازار سرمایه.
- ✓ بررسی میزان تأثیر مدیریت شرکت در کنار نسبت‌های مالی این پژوهش در سلامت مالی شرکت‌ها.
- ✓ بررسی میزان تأثیر رکود اقتصادی به‌عنوان یکی دیگر از متغیرهای مستقل در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها.

۹. منابع

- بیات، علی؛ احمدی، سید علیرضا؛ محمدی، مجید، (۱۳۹۷). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب (FA)، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۳۷ (۴)، ۲۳۴-۲۶۰
- حسینی، سید علی؛ مرشدی، فاطمه (۱۳۹۹). ریسک ورشکستگی شرکت‌ها؛ مطالعه مقایسه‌ای، تحقیقات حسابداری و حسابرسی، شماره ۴۷، ۵۵-۷۲
- رسول‌زاده، مهدی. بررسی کاربرد مدل آلتمن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، ماهنامه بورس، ۱۳۸۰، شماره ۳۰، ۶۲-۶۵
- زیاری، شکرالله، حیدری، مهدی، پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم کرم شب‌تاب، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار ۴۶، ۱۴۰۰، ص ۶۹۱-۷۱۶
- صابری گهروئی، پگاه، صابری گهروئی، سپیده، داغانی، رضا (۱۴۰۲). بررسی تفاوت کیفیت حسابرسی و مدیریت سود در شرکت‌های ورشکسته و سالم: روش گروه‌های همسان با استفاده از یادگیری ماشین، پژوهش‌های حسابرسی حرفه‌ای، ۳ (۱۰)، ۵۶-۷۱
- فرهنگ، منوچهر، فرهنگ علوم اقتصادی، انتشارات نشر البرز، چاپ هفتم، (۱۳۷۴)
- فلاح‌پور، سعید؛ ارم، اصغر (۱۳۹۵)، پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان، تحقیقات مالی، ۱۸ (۲)-۳۴۷-۳۶۸
- قلی‌زاده سالداه، توحید؛ اقبال‌نیا، محمد؛ آقا‌بابائی، محمدابراهیم (۱۳۹۸). پیش‌بینی ورشکستگی با مدل یادگیری ماشین سریع مبتنی بر کرنل بهینه‌شده با الگوریتم گرگ خاکستری، تحقیقات مالی، ۲۱ (۲)، ۱۸۷-۲۱۲
- کرمی، غلامرضا؛ سید حسینی، سید مصطفی (۱۳۹۱). سودمندی اطلاعات حسابداری نسبت به اطلاعات بازار در پیش‌بینی ورشکستگی، دانش حسابداری، ۱۰، ۹۳-۱۱۶
- یعقوب‌نژاد، احمد، مرادی، فریدون، جهانشاد، آرینا، (۱۴۰۲)، کاربرد الگوریتم‌های فرا ابتکاری در پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای مالی و غیرمالی درون شرکتی و اقتصادی، فصلنامه اقتصاد مالی، دوره ۱۷، شماره ۱، ص ۷۱-۱۰۴
- Bayat, Ali; Ahmadi, Seyyed Alireza; Mohammadi, Majid, (۲۰۱۷). "Prediction of bankruptcy of companies listed in Tehran Stock Exchange using firefly algorithm (FA), Financial Engineering and Securities Management, ۳۷(۴), ۲۳۴-۲۶۰. [In Persian]
- Hosseini, Seyyed Ali; Morshidi, Fatemeh (۲۰۱۹). "Corporate Bankruptcy Risk; A Comparative Study", Accounting and Auditing Research, No. ۴۷, ۵۵-۷۲. [In Persian]

- Rasulzadeh, Mehdi. "Study on the use of Altman's model to predict the bankruptcy of companies listed on the Tehran Stock Exchange", Bors Monthly ۲۰۱۹, No. ۳۰, ۶۲-۶۵ [In Persian]
- Ziari, Shokrallah, Heydari, Mehdi, Predicting financial bankruptcy of stock exchange companies using artificial neural network and firefly algorithm, Financial Engineering and Securities Management ۴۶, ۱۴۰۰, pp. ۷۱۶-۶۹۱. [In Persian]
- Saberi Garhoui, Pegah, Saberi Garhoui, Sepideh, Daghani, Reza (۱۴۰۲). Examining the difference in audit quality and profit management in bankrupt and healthy companies: matched groups method using machine learning, Professional Audit Research, ۳(۱۰), ۵۶-۷۱. [In Persian]
- Farhan, Manouchehr, Farhan of economic sciences, Alborz publishing house, ۷th edition, (۱۳۷۴). [In Persian]
- Fallahpoor saeed, Eram Asghar (۱۳۹۵), Predicting the financial distress of companies using the ant colony algorithm, Financial Research, ۱۸(۲)-۳۴۷-۳۶۸. [In Persian]
- Qolizadeh Salta, Tawheed; Iqbal Nia, Mohammad; Aghababai, Mohammad Ibrahim (۲۰۱۸). "Bankruptcy prediction with a kernel-based fast machine learning model optimized with the gray wolf algorithm", Financial Research, ۲۱(۲), ۱۸۷-۲۱۲. [In Persian]
- Karmi, Gholamreza; Seyed Hosseini, Seyed Mustafa (۲۰۱۳). "Usefulness of accounting information compared to market information in predicting bankruptcy", Accounting Knowledge, ۱۰, ۹۳-۱۱۶. [In Persian]
- Yaqubnejad, Ahmed, Moradi, Fereydoun, Jahanshad, Azita, (۱۴۰۲), the use of meta-heuristic algorithms in predicting financial helplessness using financial and non-financial variables within the company and economy, Quarterly Journal of Financial Economics, Volume ۱۷, Number ۱, p. ۷۱-۱۰۴. [In Persian]
- Barboza, F. Kimura, H. & Altman, E. (۲۰۱۷), "Machine learning models and bankruptcy prediction *Expert Systems with Applications*, No. ۸۳, PP. ۴۰۵-۴۱۷
- Chou, C.H. Hsieh, S.C. & Qiu, C.J. (۲۰۱۷). "Hybrid genetic algorithm and fuzzy clustering for bankruptcy prediction". *Applied Soft Computing*, ۵۶, ۲۹۸-۳۱۶
- D.chicco and G.jurman, The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F₁ score and accuracy in binary classification evaluation, BMC genomics, vol. ۲۱, no. ۱, pp. ۱-۱۳, ۲۰۲۰.
- Elhoseny, M. Metawa, N. Sztano, G. and El-hasnony, I. (۲۰۲۲), Deep Learning-Based Model for Financial Distress Prediction, Annals of Operations Research, pp. ۱-۲۳. (published online at <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04766-0>)
- Geng, R, Bose, I, & chen. X (۲۰۱۵). Prediction of financial distress. An empirical study of listed Chinese companies using data mining". *European journal of operational research*. ۲۴۱(۱): ۲۳۶-۲۴۷



- Kim, Myoung-Jong & Dae-Ki Kang. (۲۰۱۲). Classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, pp. ۱-۷.
- Laith Abualigah, Mohamed Abd Elaziz & et al (۲۰۲۲). Reptile Search Algorithm (RSA): A nature-inspired meta-heuristic optimizer
- S Mirjalili and A. Lewis, "The whale optimization algorithm," *Advances in Engineering Software*, vol. ۹۵, no. ۶ pp. ۵۱-۶۷, May ۲۰۱۶

