مطالعات حسابداری و حسابرسی، پاییز ۱۴۰۳، شماره ۵۱، از صفحه ۸۳ تا ۱۰۰

طراحی و تبیین الگوی پیش بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مدل یادگیری عمیق بهینه شده با الگوریتم فراابتکاری نهنگ(woa)

مصطفی تقی ملایی

دانشجوی دکتری گروه حسابداری ، دانشکده علوم انسانی ، واحد خمین ،دانشگاه آزاد اسلامی ، خمین، ایران

آذر مسلمی[1]©

استادیار گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی ، واحد خمین ، دانشگاه آزاد اسلامی ، خمین ، ایران

عبدالکریم مقدم

دانشیار گروه حسابداری ، دانشگاه پیام نور تهران ، ایران

(تاریخ دریافت: ۲۲ فروردین ۱۴۰۲، تاریخ پذیرش: ۳۰ بهمن ۱۴۰۲)

امروزه کسب و کارها برای بقا ، به مدیریت صحیح منابع و مصارف خود نیازمندند، در عرصه رقابتی انعطاف پذیری شرکت ها به شدت کاهش یافته و این عامل موجب شده که آنها در شرایط اقتصادی مختلف توانایی عکس العمل صحیح و مناسب را نداشته و با خطر ورشکستگی روبرو شوند. پیش بینی ورشکستگی شرکت ها از موضوعات مهمی است که به موفقیت و تداوم شرکتها کمک شایانی می کند.هدف این پژوهش طراحی و تبیین الگوی پیش بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مدل یادگیری عمیق بهینه شده با الگوریتم فراابتکاری نهنگ می باشد.مدل یاد شده روی داده های ۳۲۸ نمونه از شرکتهای بورسی شامل ۲۴۶ شرکت سالم و ۸۲ شرکت ورشکسته در بازه زمانی ۱۳۹۵تا۱۴۰۰پیاده سازی شده است . نسبت های مالی، متغیر های مستقل این پژوهش می باشند که با استفاده از الگوریتم فرااکتشافی نهنگ بهینه شده و به عنوان یکی از مدل های هوش مصنوعی استخراج شده است .نتایج نشان داد ،نسبتهای سودعملیاتی به جمع دارایی ها ، وجه نقد به فروش خالص، وجه نقد به جمع دارایی ها، وجه نقد به بدهی جاری، بدهی جاری به جمع دارایی ها مؤثرترین متغیرهـا در تعیین ورشکستگی بوده اند و در تمامی معیارهای ارزیابی مدل های طبقه بندی ، تابع برازش و ناحیه تحت منحنی ROC الگوریتم نهنگ در مقایسه با الگوریتم ازدحام ذرات کارایی بهتری را ارائه کرد.

واژه‌های کلیدی: پیش بینی ورشکستگی ، نسبتهای مالی، یادگیری عمیق ، الگوریتم بهینه سازی نهنگ.

[1] azar.moslemi.kh@gmail.com

© (نویسندهٔ مسئول)

مقاله علمی – پژوهشی

مقدمه

ورشکستگی شرکتها همواره به عنوان یکی از دغدغه های اصلی سرمایه گذاران ، اعتباردهندگان و دولتها مطرح بوده است به نحوی که پیش بینی ورشکستگی شرکتها می تواند تا حد زیادی از زیان های احتمالی ذینفعان جلوگیری نماید[۴]. مالکان، مدیران ، سرمایه گذاران ، شریکان تجاری و بستانکاران به اندازه موسسات دولتی به ارزیابی موقعیت مالی یک شرکت و گرایش آن به ورشکستگی علاقمند هستند. سرمایه گذاران با پیش بینی ورشکستگی نه تنها جلوی ریسک سوخت شدن سرمایه خود را می گیرند ، بلکه از آن به عنوان ابزاری برای کاهش ریسک سبد سرمایه گذاری خود استفاده می کنند[۱۰] .پیش بینی ورشکستگی یا پایداری یک شرکت در واقع یک مسئله از نوع دسته بندی دودویی می باشد. عملکرد هر شرکت در دوره های مختلف منجر به ایجاد نسبتهای مالی متعدد می شود که با استفاده از این نسبتها می توان به عنوان پارامترهای ورودی یک الگوریتم هوش مصنوعی برای پیش بینی و دسته بندی وضعیت آینده شرکت مذکور از حیث پایداری یا ورشکستگی استفاده کرد. تعیین وضعیت آینده شرکت بر اساس مقدار این نسبتها یک مسئله دسته بندی[۱] با دو خروجی ۰ (پایدار) یا ۱ (ورشکسته) است.

با توجه به اینکه عملکرد شرکتهای مالی بسیار متغیر و دارای شرایط متفاوتی در بازه های زمانی مختلف می باشد، نتیجه گیری از وضعیت گذشته این شرکتها برای پیش بینی وضعیت آینده آنها امری دشوار و پیچیده است. تا کنون روشهای مختلفی با استفاده از الگوریتم های دسته بندی هوش مصنوعی در این زمینه پیاده سازی شده است که با توجه به پیچیدگی متغیر های ورودی در بررسی عملکرد مالی یک شرکت، دقت عملکرد این روشها در عمده موارد متوسط بوده است. 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 چند لایه که از مهمترین الگوریتم های دسته بندی مبتنی بر شبکه های عصبی پیچیده در حوزه یادگیری عمیق می باشد، ایجاد خواهیم کرد که از روش کاهش خطای گرادیان کاهشی[۲] استفاده خواهد برد و سپس دقت مدل را با استفاده از الگوریتم بهینه سازی نهنگ (WOA) افزایش می دهیم و نتایج را با مدل مشابهی با یکی دیگر از الگوریتمهای بهینه سازی معتبر به نام الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات[۳] (PSO) مقایسه خواهیم کرد. مدل خروجی نهایی می تواند با دقت بسیار بالا بر اساس پارامترهای مالی ایجاد شده از عملکرد یک شرکت مالی وضعیت آینده آن شرکت را از حیث ورشکستگی پیش بینی نماید.(یافته های پژوهشگر).

---

[۱] Classification
[۲] Gradient Descent
[۳] Particle Swarm Optimization

مبانی نظری و پیشینه پژوهش :

ورشکستگی :

ورشکستگی :اقدام قانونی است که به موجب آن دارایی یک بدهکار عاجزاز پرداخت بدهی خود به سود طلبکاران ضبط می شود [۵] .در ماده ۴۱۲ قانون تجارت ورشکستگی در نتیجه توقف از تادیه وجوهی که بر عهده تاجر است رخ می دهد.یعنی به محض اینکه تاجر یا شرکت تجاری قادر نباشد دیون خود را پرداخت کند ، ورشکسته می شود. در ایران مبنای ورشکستگی ماده ۱۴۱ قانون تجارت مصوب سال ۱۳۴۷است .طبق این ماده اگر بر اثر زیان های وارده حداقل نصف سرمایه شرکت از بین برود ،هیئت مدیره مکلف است ، بلا فاصله مجمع عمومی فوق العاده صاحبان سهام را دعوت نماید تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور ورای واقع شود .

پیش بینی ورشکستگی :

ازمیان روش های مختلف برای پیش بینی ورشکستگی ، روش تجزیه وتحلیل نسبت ها و روش تجزیه وتحلیل ریسک بازار از اهمیت بیشتری برخوردار است.انتخاب بین اطلاعات مبتنی بر حسابداری یا اطلاعات مبتنی بر بازار برای پیش بینی ورشکستگی شرکتها از مباحث مطرح در تحقیقات حسابداری مالی است [۲].در پژوهش های پیشین [۷]که به مقایسه و بررسی اطلاعات حسابداری و اطلاعات بازار در پیش بینی ورشکستگی شرکتها پرداخته بودند، یافته های پژوهش نشان داد که اطلاعات حسابداری و نسبتهای مالی منتج از آن نسبت به اطلاعات بازار از سودمندی بیشتری برخوردار است . بنابراین در این پژوهش از نسبتهای مالی برای این منظور استفاده می کنیم.

.در روش تجزیه وتحلیل نسبت ها ، احتمال ورشکستگی به وسیله یک گروه از نسبت های مالی که توسط صاحبنظران با هم ترکیب شده اند، تخمین زده می شود [۳].

برای پیش بینی ورشکستگی شرکتها می توان از دو رویکرد آماری و رویکرد هوش مصنوعی می توان استفاده کرد . در سالهای اخیر ، بیشتر روش های مبتنی بر هوش مصنوعی جهت پیش بینی ورشکستگی شرکتها استفاده می شوند که در ادامه نمونه هایی از آن به تفصیل بیان می شود.

قلی زاده سالطه و همکاران در سال ۱۳۹۷ با استفاده از الگوریتم فرااکتشافی گرگ خاکستری به پیش بینی ورشکستگی شرکت ها پرداختند . آن ها با استفاده از نمونه ای شامل ۱۳۶ شرکت سالم و ورشکسته به این نتیجه رسیدند که می توان از الگوریتم بهینه ساز و فراابتکاری گرگ خاکستری برای پیش بینی ورشکستگی شرکت ها ، چه برای اهداف مدیریت داخلی و چه به منظور اهداف اعتبار دهی و سرمایه گذاری بهره برد و این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم ژنتیک عملکرد بهتری را ارائه کرد [۶].

بیات و همکاران در سال ۱۳۹۷ با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب (FA) به پیش بینی ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در بورس پرداختند.نتایج به دست آمده در این پژوهش با استفاده از نسبت های مالی ۴۱ شرکت موفق و ۲۵ شرکت ورشکسته به عنوان جامعه آماری نشان داد که الگوی کرم شب تاب ، توانایی پیش بینی ورشکستگی شرکت های بورسی را به طور معنا داری دارد و همچنین مدل هایی که

با استفاده از تکنیک های هوش مصنوعی مدل سازی شده اند نسبت به مدل هایی که با استفاده از تکنیک های آماری(مدل های کلاسیک) ، مدل سازی شده اند ، از قابلیت پیش بینی بالاتری برخوردار می باشند[۱].

گنگ و همکاران [۱](۲۰۱۵) به بررسی پیش بینی ورشکستگی ۱۰۷شرکت چینی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار بین سال های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ با استفاده از تکنیک داده کاوی پرداخته و الگوهای هشدار درماندگی مالی را طراحی کردند. نخست با رویکردی مقایسه ای نشان دادند شبکه های عصبی ، درصد تخمین اشتباه کمتری نسبت به مدل های درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان دارد. و سپس بر اساس نتایج پژوهش ، مشخص شد مدل طراحی و ساخته شده با استفاده از تکنیک داده کاوی ، روش مناسبی برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت های لیست شده در بورس اوراق بهادار چین است[۹].

وای کیم و آپنجا[۲] در سال(۲۰۱۴) توانستند با استفاده از الگوهای درخت تصمیم و درخت تصمیم آدابستد [۳] درماندگی مالی رستوران ها را پیش بینی کنند. آنها پژوهش خود را بر رستوران های تجاری عمومی ایالات متحده برای دوره زمانی ۱۹۸۸ تا ۲۰۱۰ با استفاده از دو الگوی مذکور انجام دادند. هر یک از این الگوها به سه بخش تقسیم شدند : الگوی خدمات کامل ، الگوی خدمات محدود و الگوی کلی . نتایج پژوهش آنها نشان داد الگوی درخت تصمیم سرویس کامل ، درصد تخمین اشتباه ۳,۰۱ درصد و الگوی درخت تصمیم محدود ، درصد برآورد اشتباه ۳,۲۷ درصد دارند . به همین ترتیب، نتایج نشان داد الگوی درخت تصمیم آدابستد سرویس کامل ، الگوی درخت تصمیم آدابستد سرویس محدود و الگوی کلی درخت تصمیم آدابستد ، به ترتیب ، درصد تخمین اشتباه ۱,۹ ، ۶,۹۲ و ۲,۳۱ درصد دارند. در نهایت مشخص شد الگوی درخت تصمیم آدابستد ، درصد تخین اشتباه کمتری نسبت به الگوی درخت تصمیم دارد[۱۱].

اوهلسون و همکاران [۴] در سال ۲۰۱۲ از متغیر های حسابداری جمع درآمد ها ، سود ناویژه ، سود ویژه و بهای تمام شده کالای فروش رفته جهت پیش بینی ورشکستگی شرکت ها استفاده کرده و به این نتیجه رسیدند که استفاده از داده کاوی باعث کاهش خطای بالقوه در امر پیش بینی شده و در مقایسه با مدل های ماشین بردار پشتیبان ، درخت تصمیم ، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک هزینه بالاتری دارد[۱۲].

روش شناسی پژوهش :

این پژوهش در نظر دارد با استفاده از الگوریتم بهینه ساز نهنگ (**WOA**) مدلی طراحی کند که به پیش بینی ورشکستگی شرکت ها بپردازد ، بنابراین در زمره تحقیقات کمی به شمار می رود. از جهت هدف

---

[۱] Geng & et al

[۲] Y.kim & upenja

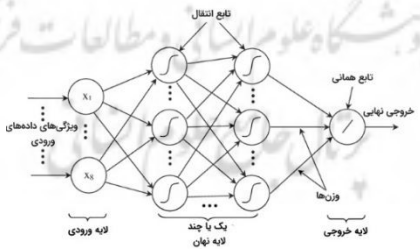
[۳] adaboosted

[۴] Ohlson & et al

این پژوهش کاربردی بوده و از نظر روش توصیفی همبستگی می باشدو از حیث دیگر به دلیل جمع آوری و تجزیه و تحلیل اطلاعات از نوع ارزیابی به شمار می رود و به دلیل استفاده از اطلاعات تاریخی شرکت ها از نوع پس رویدادی است .در این پژوهش، کلیه شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار در یک بازه زمانی ۶ ساله ، از سال ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰ ، جامعه آماری پژوهش می باشند که به روش حذف سیستماتیک انتخاب شده واز اطلاعات جمع آوری شده از شرکت های منتخب بورس اوراق بهادار تهران بر اساس ماده ۱۴۱ قانون تجارت رتبه بندی می گردند. از شرکت های انتخابی به روش فوق که به دو دسته ورشکسته و پایدار طبقه بندی گردیده اند ، نسبتهای مالی به عنوان متغیر مستقل با استفاده از نرم افزار Excel ، استخراج شده و با استفاده از الگوریتم بهینه ساز نهنگ و ازدحام ذرات، ترکیب بهینه ای از نسبتها انتخاب و با استفاده از یکی ازالگوریتم یادگیری عمیق به نام پرسپترون چند لایه ، نسبتهای موثر ضرایب آنها مشخص می گردند.و بعد از طراحی و ساخته شدن مدل ها ، با نمونه آزمایشی تست شده و خروجی آن به منظور تعیین درصد صحت مدلها ، کارایی و اثر بخشی مدلها مورد آزمون آماری قرار خواهد گرفت. در ادامه به تشریح الگوریتم های مورد استفاده در این پژوهش و نحوه کار با آن می پردازیم.

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MPL)

این شبکه عصبی، دسته‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور محسوب می‌شوند. در یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، حداقل سه لایه[۱] از نودها[۲] وجود خواهند داشت:یک لایه ورودی[۳] ، یک لایه نهان[۴] ، یک لایه خروجی[۵].نودها یا نورون های 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 پس‌انتشار برای یادگیری شبکه و به‌روزرسانی وزن‌ها استفاده می‌کند. توابع فعالسازی رایج در لایه‌های این شبکه، تابع واحد خطی اصلاح شده[۶] است.



[۱] Layer
[۲] Nodes
[۳] Input Layer
[۴] Hidden Layer
[۵] Output layer
[۶] Rectified Linear Unit | ReLU

شکل ۱: ساختار شبکه پرسپترون چند لایه

عملیات یادگیری در شبکه های عصبی پرسپترون متشکل از سه فرایند انتشار رو به جلو(پیش خور) و پس انتشار خطا(پس خور) و تابع فعال ساز می باشد. این عملیات به تعداد لایه های پنهان مدل انجام می شود و در نهایت در آخرین لایه یک تابع فعالساز نهایی خروجی را تولید می کند. اساسا میزان دقت و کیفیت مدلهای ایجاد شده یادگیری عمیق وابسته به دقت و عملکرد الگوریتم های انتشار رو به جلو و پس انتشار خطا و نوع تابع فعال ساز می باشد.

الگوریتم بهینه ساز نهنگ (WOA):

الگوریتم بهینه ساز نهنگ یا وال، یک الگوریتم فراابتکاری جدید الهام گرفته از طبیعت می باشد که به آن در اصطلاح **whale optimization Algorithm, WOA**) گفته می شود که توسط سید علی میرجلیلی و همکاران ارائه گردیده است. این الگوریتم از روش خاص شکار نهنگ های کوهاندار به نام روش تغذیه شبکه حبابی برگرفته شده است.شکار مورد علاقه نهنگ ها ، کریل و گروه ماهی های کوچک است. نحوه شکار نهنگ های کوهان دار به این صورت انجام می شود که تمایل دارند دسته ای از ماهی های کوچک را بر روی سطح دریا شکار کنند. برای این منظور حباب هایی خاص به شکل عدد ۹ لاتین یا به شکل مارپیچ ایجاد می کنند. در شکل ۲، رفتار تغذیه ای نهنگ های کوهاندار آمده است.

شکل ۴: رفتار تغذیه ای شبکه حبابی نهنگ های کوهان دار [۱۴]

نهنگ ها می توانند مکان شکار را شناسایی کرده و آنها را محاصره کنند. از آنجایی که موقعیت شکار به طور دقیق مشخص نیست ، برای اینکه به جواب بهینه برسیم فرض می کنیم بهترین راه حل یا بهترین موقعیت نهنگ همان شکار است. یعنی بررسی می شود که کدام نهنگ از همه موقعیت بهتری دارد و نزدیک به شکار است که در واقع آن نهنگ به عنوان راهبر محسوب می شود و همه نهنگ ها به سمت آن حرکت می کنند و چون مکان طراحی بهینه در فضای جستجو از طریق قیاس مشخص نیست ، الگوریتم بهینه ساز نهنگ فرض می کند که بهترین راه حل نهنگ منتخب حاضر، شکار هدف بوده و یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از مشخص شدن بهترین موقعیت ، نهنگ های دیگر سعی می کنند تا موقعیت خود را نسبت به بهترین عامل جستجو ، بروز رسانی کنند.بنابراین هر نهنگ معرف متغیرهای تصمیم است. از منظر ریاضی الگوریتم میتوان حرکات نهنگ را مطابق روابط (۸) و (۹) شبیه سازی میکند:

$$\vec{D} = \left|\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)\right| \quad (۸$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (۹$$

در (۸) و (۹) ، t به عنوان شمارنده تکرار و این که در چندمین تکرار قراردایم، $\vec{A}$ و $\vec{C}$ بردار ضرایب، $\vec{X}^*$ بردار موقعیت بهترین جواب به دست امده تا این لحظه و $\vec{X}$ بردار موقعیت می باشد. نکته قابل توجه این است که $\vec{X}^*$ باید در هر تکرار، در صورتی که اگر یک جواب بهتر نسبت به بهترین جواب فعلی وجود داشته باشد، به روز شود. نحوه محاسبه بردار $\vec{A}$ و $\vec{C}$ در (۱۰) و (۱۱) آورده شده است.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (۱۰$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (۱۱$$

در معادلات فوق مقدار بردار $\vec{a}$ به صورت خطی از ۲ به سمت صفر در طول دوره کامل تکرارها کاهش می یابد و بردار $\vec{r}$ یک بردار تصادفی در بازه، [۰،۱] است.

WOA دو فاز متفاوت دارد. بهره برداری[۱] و اکتشاف[۲] . در فاز اکتشاف نهنگ ها به جستجوی مکانهای جدید می پردازند و در فاز بهره برداری نهنگ ها به سمت بهترین موقعیت شناخته شده حرکت می کنند.

فاز بهره برداری: این فاز شامل دو روش است. روش اول از طریق کاهش مقدار a که در رابطه (۱۰) حاصل می شود. محدوده نوسان $\vec{A}$ بوسیله a کاهش می یابد. به عبارت دیگر، $\vec{A}$مقداری تصادفی در فاصله a تا $-a$ است و a در طی تکرارها، از مقدار ۲ تا ۰ کاهش می یابد. با انتخاب مقادیر تصادفی $\vec{A}$ در فاصله ی ۱ تا ۱- ، می توان مکان جدید عامل جستجو را در هر کجای بین مکان اصلی عامل و مکان بهترین عامل کنونی، تعریف کرد. روش دوم بروزرسانی مکان نهنگ ها بصورت مارپیچی است که پیاده سازی آن توسط رابطه (۱۳) شبیه سازی شده است:

$$\vec{D'} = \left|\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)\right| \quad (۱۲$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D'} \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (۱۳$$

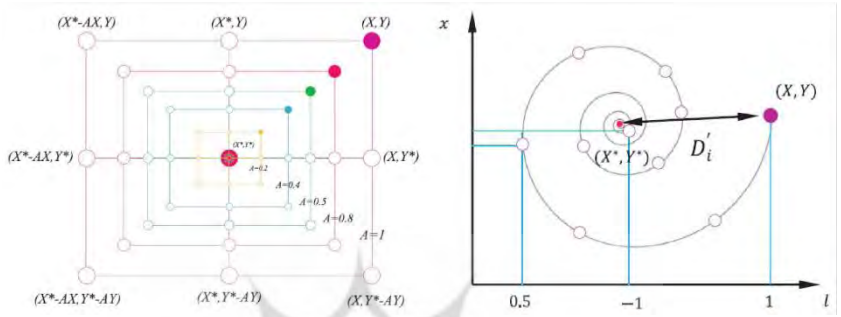
در این روش، ابتدا فاصله موقعیت فعلی عامل $(X.Y)$ و بهتریم موقعیت عامل جستجو $(X^*.Y^*)$ طبق رابطه (۱۱) به دست آورده شده و سپس با توجه به (۱۳) حرکت نهنگ ها در مسیر طعمه بصورت مارپیچی شبیه سازی می شود.در رابطه(۱۳) b ثابتی برای تعریف شکل مارپیچ لگاریتمی است و l عددی تصادفی بین ۱ تا ۱- می باشد. نهنگ های کوهان دار، حول طعمه در امتداد یک دایره انقباضی و همزمان در مسیر مارپیچی شکل مطابق شکل ۵ به شنا در می آید. جهت مدلسازی این رفتار همزمان، فرض شده است که نهنگ با احتمال ۵۰ درصد از بین مکانیزم محاصره انقباضی و یا مدل مارپیچی یکی را انتخاب

[۱] exploitation
[۲] exploration

می کند تا موقعیت نهنگ ها در طول بهینه سازی به روز رسانی شود. مدل ریاضی بصورت رابطه (۱۴) است.

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & if \quad p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & if \; p \geq 0.5 \end{cases} \quad (۱۴$$

در این رابطه pعددی تصادفی با توزیع نرمال است.



شکل ۵: حرکت مارپیچی نهنگ در فاز بهره برداری

فاز اکتشاف: در این فاز به جای استفاده از داده های بهترین عامل جستجو، از انتخاب تصادفی عامل بهره برده شده است. این مکانیزم به همراه $A > 1$ بر اکتشاف تاکید دارند و به الگوریتم WOA اجازه می دهند تا جستجویی سراسری را به انجام رساند. مدل ریاضی به صورت روابط (۱۵) و (۱۶) است:

$$\vec{D} = \left|\vec{C} \cdot \overrightarrow{X_{rand}} - \vec{X}\right| \quad (۱۵$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{X_{rand}} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (۱۶$$

در این معادله، $\overrightarrow{X_{rand}}$ بردار موقعیت تصادفی انتخاب شده (نهنگ تصادفی) از جمعیت جاری است. الگوریتم WOA با مجموعه ای از راه حل های تصادفی شروع به کار می کند. در هر تکرار، عوامل جستجو موقعیت خود را با توجه به عامل جستجویی که تصادفی انتخاب شده و با بهترین راه حل بدست آمده جاری ، به روزرسانی می کنند. پارامتر a جهت فراهم آوردن اکتشاف و استخراج، به ترتیب از مقدار ۲ تا ۰ کاهش می یابد. یک عامل جستجوی تصادفی در حالت |A| >۱ انتخاب می شود، این در حالی است که بهترین راه حل زمانی انتخاب می شود که جهت بروزرسانی موقعیت عوامل جستجو، |A| <۱ باشد. بسته به مقدار p ، الگوریتم WOA این قابلیت را دارد تا بین حرکت دایروی و یا مارپیچی یکی را انتخاب کند. در نهایت، الگوریتم WOA با ارضای شرایط خاتمه، پایان می پذیرد.[۱۳]

الگوریتم پرسپترون چند لایه مبتنی بر بهینه سازی نهنگ

همانگونه که جلوتر توضیح داده شد، شبکه های عصبی قدرت زیادی در حل مسائل دسته بندی داده ها دارند. اما یکی از ایرادات مهم اینگونه الگوریتم ها گیر افتادن در نقاط بهینه محلی و ایجاد انحراف در الگوریتم گرادیان کاهش خطا در طول اجرای مدل می باشد. این مشکل ناشی از تعدد ویژگیها در داده ها ست که عمدتا هم نقش مهمی در کارکرد مدل ندارند. از این رو تشخیص و انتخاب ویژگیهای مهم ورودی

و جدا کردن ویژگیهای ضعیف که عملا نقش موثری در تکامل مدل شبکه عصبی ندارند خود یک مسئله از نوع کاهش یا انتخاب ویژگی[۱] می باشد. یکی از الگوریتم های خلاقانه مدرن در زمینه انتخاب ویژگی الگوریتم نهنگ می باشد که از این الگوریتم عمدتا به عنوان بهینه ساز الگوریتمهای دسته بندی هوش مصنوعی استفاده می شود. لذا در روش پیشنهادی خود قصد داریم با استفاده از الگوریتم نهنگ پیش از اجرای مدل شبکه عصبی پارامترهای ورودی را کاهش داده تا کارکرد الگوریتم اصلی افزایش یابد. شمای روش پیشنهادی در شکل ۶ دیده می شود.

شکل ۶: شمای کلی طرح پیشنهادی (Perc-WOA)

نکته مهم این است که در نسخه اصلی الگوریتم WOA نهنگ ها در یک مسیر مداوم برای اصلاح موقعیت خود حرکت می کنند که به آن فضای پیوسته می گویند. اما برای حل مسائل کاهش ابعاد راه حل ها محدود به تنها دو مقدار ۰ و ۱ هستند و برای حل مشکلات کاهش ابعاد فضای پیوسته باید به راه حل های باینری متناظر آن تبدیل شود. راه حل موثر در این زمینه استفاده از یک تابع انتقال به فضای دودویی است تا احتمالات تولید شده در فضای ۰ تا ۱ را به یکی از دو مقدار ۰ و ۱ نگاشت کند.به این منظور و برای استفاده از الگوریتم بهینه ساز نهنگ به عنوان الگوریتم کاهش ویژگی در مسئله اصلی خود از تابع si gmoi d استفاده کرده ایم که مطابق رابطه ۱۷ ورودی را به فضای دودویی ۰ و ۱ تبدیل می کند. در مسئله اصلی ما از این راهکار برای کاهش پارامترها و ابعاد مسئله استفاده کرده ایم.

$$y^k = \frac{1}{1+e^{-x_i^k(t)}} \qquad (۱۷$$

در رابطه (۱۷) X در واقع پارامتر مسئله اصلی (نسبتهای مالی در مجموعه داده ها) است که به عنوان ورودی الگوریتم نهنگ استفاده می شوند و در نهایت پس از اکتشاف و بهره برداری عامل های این الگوریتم به یکی از دو مقدار ۰ یا ۱ تبدیل می شوند که در صورت ۱ شدن پارامتر در دور بعدی استفاده و در غیر اینصورت به عنوان پارامتر ضعیف و غیر موثر حذف می شود. در پایان اجرای الگوریتم نهنگ به لیست حد اقلی پارامترهای مهم برای عملیات مدلسازی شبکه عصبی دست پیدا می کنیم و میزان تاثیر همه پارامترهای مسئله (نسبتهای مالی) در حل مسئله اصلی را برآورد می کنیم.

الگوریتم مقایسه ای رقیب

جهت ارزیابی کیفیت مدل پیشنهادی به طور معمول از دو رویکرد روشهای آماری و الگوریتمهای مقایسه ای استفاده می شود. از آنجا که روش استفاده از الگوریتمهای مقایسه ای نسبت به روش آماری برتری

[۱] Feature Selection

بیشتری دارد، ما نیز جهت ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی خود از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات[۱] (PSO) که در زمینه بهینه سازی الگوریتمهای هوش مصنوعی و کاهش ابعاد مسئله شناخته شده و مطرح می باشد استفاده خواهیم کرد و داده های خود را با هر دو الگوریتم بهینه سازی، آموزش و مدل سازی خواهیم کرد تا کارایی روش پیشنهادی بطور دقیق مشخص شود.

جامعه آماری، روش نمونه‌گیری و حجم نمونه :

جامعه آماری مورد مطالعه این پژوهش ، شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می باشد 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 می شود . ملاک ورشکستگی در این پژوهش ماده ۱۴۱ قانون تجارت در نظر گرفته شده است ، و این ماده بیان می دارد : اگر بر اثر زیان های وارده ، حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود ، هیئت مدیره مکلف است بلافاصله طی مجمع عمومی فوق العاده ، صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رای واقع شود. انتخاب نمونه آماری شرکت ها بین سال های ۱۳۹۵ الی ۱۴۰۰ از لحاظ ورشکسته و غیر ورشکسته بودن مورد بررسی قرار گرفته و به دلیل کم بودن شرکت های ورشکسته در این بازه زمانی ، کلیه شرکتهای ورشکسته به عنوان نمونه انتخاب و برای شرکت های غیر ورشکسته و سالم از نمونه گیری تصادفی استفاده کرده و شرکت ها مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار می گیرند.

هدف اصلی از این پژوهش پیش بینی ورشکستگی شرکتهابا استفاده از مدل Perc-Woa است. برای سنجش اعتبار این مدل، نتایج به دست آمده با نتایج حاصل ازمدل PSO مقایسه خواهد شد. الگوریتم بهینه ساز ازدحام ذرات (Particle swarmoptimization) یک روش بهینه سازی تصادفی مبتنی بر جمعیت و الهام گرفته از رفتار اجتماعی ازدحام پرندگان و پرورش ماهی است که در سال ۱۹۹۵ توسط کندی Kennedy و ابراهارت Eberhart طراحی شده است. الگوریتم PSO شباهت زیادی با الگوریتم ژنتیک (GA) دارد. این سیستم با جمع آوری راه حل های تصادفی و جستجو برای بهینه سازی با به روز رسانی نسل ها آغاز می شود.از مجموعه داده شامل اطلاعات مالی سالیانه شرکتهای بورسی که هر رکورد وضعیت نسبتهای مالی آن شرکت در یک سال خاص را ارائه می کند، تنها ۱۰۴ رکورد شامل شرکتهای ورشکسته در اختیار داشتیم که ۲۲ رکورد به دلیل وجود داده های خارج از محدوده[۲] حذف شدند و در نتیجه ۸۲ رکورد شرکت ورشکسته به عنوان گروه اول انتخاب شدند. لازم به ذکر است داده های خارج از محدوده داده هایی هستند که فاصله زیادی از میانگین و انحراف معیار داده ها دارند و علی رغم تعداد کم آنها در مجموعه های داده ، وجود این داده ها در مدل، وزن محاسبات را تحت تاثیر قرار داده و الگوریتم را به اشتباه می اندازد. برای گروه دوم نیز از بین شرکتهای سالم، ۲۴۶ شرکت به طور تصادفی انتخاب شد تا نسبت شرکتهای سالم به ورشکسته ۳ به ۱ باشد. در مجموع، از داده های ۳۲۸

---

[۱] Particle Swarm Optimization

[۲] Ooulier

شرکت برای این پژوهش استفاده شده است. بـا توجـه بـه پژوهشهای صورت گرفته ای همچون لین[۱] (۲۰۱۳)، کاو،چن[۲](۲۰۱۱) و السون(۱۹۸۰)، برای به دست آوردن نتایج قابل اطمینان تر نسبت شرکتهای سالم به شرکتهای ورشکسته، ۳ در مقابل ۱ پیشنهاد شده اسـت [۸].

متغیرهای پژوهش :

۱۹ قلم از نسبتهای مالی شرکتهای پذیرفته شده در بورس که ورودی مدل می باشند، به عنوان متغیر مستقل و پایدار و ورشکسته بودن شرکتها نیز به عنوان متغیر وابسته این پژوهش در نظر گرفته شده است. این ۱۹ قلم نسبت مالی در جدول ۱ مشاهده می شود.

جدول ۱ : متغیر های مستقل مسئله

ردیف	متغیر	ردیف	متغیر
۱	سود خالص به فروش	۱۱	وجه نقد به جمع بدهی ها
۲	سود انباشته به جمع دارایی ها	۱۲	دارایی جاری به فروش خالص
۳	فروش خالص به جمع دارایی ها	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 دارایی ها
۶	سود قبل از بهره و مالیات به جمع دارایی ها	۱۶	سود خالص به جمع بدهی ها
۷	سود عملیاتی به جمع دارایی ها	۱۷	جمع بدهی ها به جمع دارایی ها
۸	سود خالص به جمع دارایی ها	۱۸	بدهی جاری به جمع دارایی ها
۹	وجه نقد به فروش خالص	۱۹	جمع بدهی ها به جمع حقوق صاحبان سهام
۱۰	وجه نقد به جمع دارایی ها		

نحوه کارکرد مدل :

مرحله اول: جمع آوری داده های مورد نیاز

مرحله دوم : جداسازی شرکتها: در این مرحله شرکتهایی که طبق تعریف ورشکسته محسوب می شـوند یـا بـه بیـان دیگر، جزء شرکتهای مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت قرار دارند، از یکدیگر تفکیک می شوند. ممکن است یک شرکت در یک سال مالی سالم و در سال مالی دیگر ورشکسته باشد. لذا مـدل

---

[۱] Lin

[۲] Cao & Chen

[۵] chou ,hsieh , & qio

بایـد بـا تجزیه و تحلیل داده های دوره های قبل شرکتها که همه سالم و غیرورشکسته اند، پیش بینی کند که کدام شـرکت در سال بعد ورشکسته یا سالم خواهد بود.

مرحله سوم : محاسبه نسبتهای مالی

مرحله چهارم: نرمال کردن نسبتهای مالی: استاندارد کردن داده ها به این دلیل ضرورت دارد که اگر داده های دو نرون در محدوده متفاوت قرار داشته باشند، نرونی که مشتمل بر مقادیر مطلق بـزرگتـر اسـت، طـی یـادگیری ارجحیت دارد و آن داده انتخاب می شود. در مواردی که اطلاعات استفاده شده در شبکه عصبی به حد مناسبی مقیاس بنـدی نشـود، شـبکه هنگام یادگیری به یک نقطه همگرا نخواهد شد یا نتایج معناداری نخواهد داد. از سوی دیگر، وارد کـردن داده های خام به الگوریتم موجب می شود سرعت و دقت شبکه کاهش یابد. برای اجتناب از چنین وضعیتی و همچنین به منظور یکسان سازی ارزش آنها، داده های ورودی می بایست استاندارد شوند؛ یعنی همه داده هـا بـین صـفر و یـک معادل سازی شوند. رابطه (۱۸) برای نرمالسازی استفاده شده است.

$$x_n = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (۱۸$$

مرحله پنجم: بهینه سازی متغیر ها توسط الگوریتم نهنگ : در این مرحلـه ۳۰ درصد از داده هـا برای آزمون کنار گذاشته می شود و ۷۰ درصد بقیه داده ها به عنوان داده های آموزش در نظر گرفته می شود. در طی یک روند تکراری به تعداد مشخص شده ۵۰ تکرار الگوریتم نهنگ با آموزش داده های آموزشی و تست آنها با مجموعه داده آزمون و اصلاح متغیر های استفاده شده مرحله به مرحله به لیست متغیر های بهینه دست می یابد. در پایان چرخه الگوریتم نهنگ لیستی از متغیر های مهم داده را در اختیار داریم که برای مدلسازی سازی مدل دسته بندی شبکه عصبی Perceptron از این متغیر ها استفاده می شود.

مرحله ششم : آموزش داده ها در محدوده متغیر های بهینه شناسایی شده در مرحله قبل

مرحله هفتم : تست مدل ایجاد شده با داده های آزمون

آمار توصیفی :

جهت تجزیه و تحلیل داده ها ، از آمار توصیفی داده ها استفاده می کنیم که نتایج آن در جدول ۲ ارائه شـده اسـت. در این جدول علاوه بر نحوه محاسبه متغیرهای مستقل، مقادیر حداکثر، حداقل، میانگین و انحراف معیار هر یک از آنها در یک نمونه ۳۲۸ تایی از جامعه شرکتهای بورسی مشاهده می شود.

جدول ۲ : آمار توصیفی داده ها

متغیر های مستقل		میانگین	انحراف معیار	حد اقل	حداکثر
X۰	سود خالص به فروش	۰,۵۷۹۴۱۸	۰,۷۲۱۰۲۸	-۰,۹۹۹۷۶۴	۰,۹۹۹۶۵۶

X۱	سود انباشته به جمع دارایی ها	۰,۰۰۵۷۴۲	۰,۰۲۰۲۱۴	-۰,۰۹۳۷۶۰	۰,۱۲۸۴۴۸
X۲	فروش خالص به جمع دارایی ها	۰,۰۷۵۹۴۴	۰,۱۳۱۵۷۴	۰,۰۰۰۴۸۰	۰,۸۶۸۱۶۴
X۳	سود خالص به جمع حقوق صاحبان سهام	۰,۰۱۴۷۶۳	۰,۰۳۰۵۳۲	-۰,۱۱۹۱۰۹	۰,۲۰۱۵۱۸
X۴	سود خالص به دارایی ثابت	۰,۰۳۸۳۷۹	۰,۰۵۴۸۶۳	- ۰,۱۸۰۷۵۵	۰,۳۰۴۶۹۷
X۵	سود قبل از بهره و مالیات به جمع دارایی ها	۰,۰۰۸۶۰۷	۰,۰۰۸۵۰۲	-۰,۰۱۱۰۲۸	۰,۰۴۳۹۳۷
X۶	سود عملیاتی به جمع دارایی ها	۰,۰۰۷۴۵۱	۰,۰۰۸۴۵۶	-۰,۰۱۷۱۴۵	۰,۰۴۲۸۱۰
X۷	سود خالص به جمع دارایی ها	۰,۰۰۵۵۸۳	۰,۰۰۷۸۰۶	-۰,۰۱۸۳۸۰	۰,۰۴۱۶۸۴
X۸	وجه نقد به فروش خالص	۰,۰۰۲۲۵۷	۰,۰۰۲۶۹۹	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۲۲۵۲۶
X۹	وجه نقد به جمع دارایی ها	۰,۰۰۲۲۵۱	۰,۰۰۳۲۶۰	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۳۰۱۳۵
X۱۰	وجه نقد به جمع بدهی ها	۰,۰۰۴۵۷۸	۰,۰۰۸۱۲۴	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۷۶۲۷۹
X۱۱	دارایی جاری به فروش خالص	۰,۰۳۹۱۰۴	۰,۰۳۳۶۹۱	۰,۰۰۲۹۹۸	۰,۲۲۶۱۵۷
X۱۲	وجه نقد به بدهی جاری	۰,۰۰۵۱۱۱	۰,۰۰۸۶۰۵	۰,۰۰۰۰۰۰	۰,۰۷۸۹۲۴
X۱۳	دارایی جاری به بدهی جاری	۰,۰۷۱۳۰۰	۰,۰۶۷۸۶۴	۰,۰۰۱۶۰۷	۰,۵۳۷۵۵۸
X۱۴	دارایی جاری به جمع دارایی ها	۰,۰۳۴۷۸۸	۰,۰۳۲۶۵۳	۰,۰۰۱۲۵۷	۰,۲۶۲۵۲۸
X۱۵	سود خالص به جمع بدهی ها	۰,۰۱۳۴۲۹	۰,۰۱۷۹۳۶	-۰,۰۲۹۴۰۸	۰,۱۰۸۵۵۱
X۱۶	جمع بدهی ها به جمع دارایی ها	۰,۰۳۵۰۸۲	۰,۰۳۸۲۱۷	۰,۰۰۰۹۹۹	۰,۲۳۸۴۰۰
X۱۷	بدهی جاری به جمع دارایی ها	۰,۰۳۰۲۲۷	۰,۰۳۱۴۲۵	۰,۰۰۰۹۹۹	۰,۲۲۲۰۴۴

X۱۸	جمع بدهی ها به جمع حقوق صاحبان سهام	۰،۰۹۰۰۶۰	۰،۲۹۷۹۵۴	- ۰،۹۹۹۷۴۲	۰،۹۹۹۷۹۶

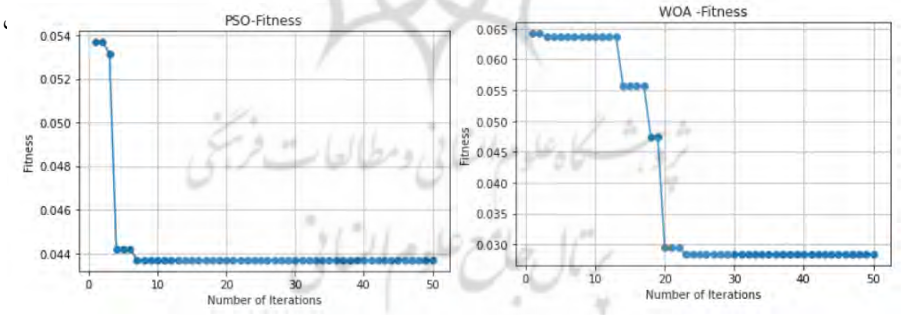
الگوریتمهای نهنگ و PSO پارامترهایی دارند که باید مقدار آنها تعیین شود. فاکتور شتاب برای الگوریتم PSO باید تعریف و مقدار دهی شود. همچنین برای الگوریتم نهنگ نیز مقادیر اولیه پیش فرض خود الگوریتم را استفاده کردیم. مقدار این پارامترها باید به نحوی تعیین شود که به جواب بهینه در مدل منجر شود. تعیین آنها توسط الگوریتم ها انجام می شود. این مقادیر در ابتدا به صورت تصادفی و توسط خود الگوریتم تعیین می شوند، سپس با هر تکرار مقادیر فوق تغییر می کنند تا به بهینه ترین جواب دست یابند. تعداد تکرار در هر دو الگوریتم ۵۰ در نظر گرفته شده است.

جمع بندی یافته ها :

پس از اجرای دو الگوریتم روی داده های یکسان و سپس تزریق ویژگیهای انتخاب شده از خروجی این الگوریتم ها به کلاسه بند یادگیری عمیق پرسپترون چند لایه نتایج زیر حاصل شد.

تابع برازش[۱]:

برای اینکه کارا بودن راه حل یک مسئله را تعیین نماییم از یک مفهوم به نام تابع برازش (**Fitness Function**) کمک می گیریم. این تابع راه حل یک مسئله را به عنوان ورودی دریافت می کند و یک خروجی با توجه به مسئله مورد نظر که مشخص کننده کارایی راه حل مورد نظر است، ارائه می کند. محاسبه این مقدار به طور مکرر و سریع در الگوریتم های بهینه ساز انجام می شود. نکته قابل توجه این است که محاسبه آهسته و کند مقدار برازش می تواند اثر منفی روی الگوریتم ها داشته باشد و الگوریتم ها را به طور قابل ملاحظه ای کند نماید . در اکثر موارد تابع برازش و هدف مشابه بوده و هر دوی آن ها



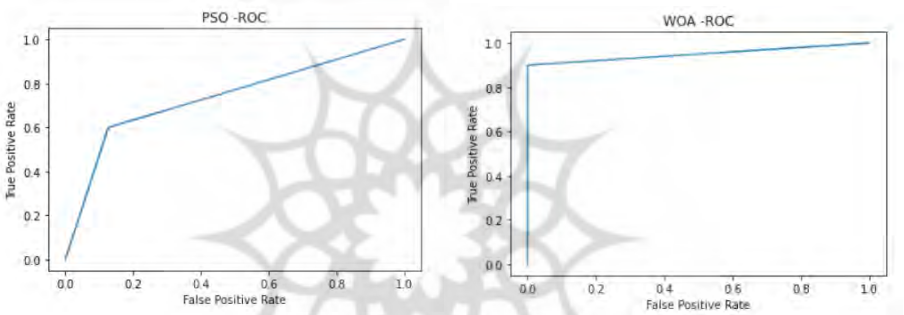
شکل ۷: تابع برازش الگوریتمهای بهینه سازی WOA و PSO

[۱] Fitness

همانگونه که در شکل ۷ مشخص است الگوریتم WOA در تکرار ۲۲ و الگوریتم PSO در تکرار ۷ به مقدار بهینه خود دست یافته اند با این تفاوت که الگوریتم WOA از نظر میزان برازش نهایی از الگوریتم دوم بهتر عمل کرده است.

ناحیه تحت منحنی ROC

همانگونه در شکل ۸ دیده می شود مدل یادگیری که با بهینه ساز WOA بهینه شده است، نسبت به مدل یادگیری که با بهینه ساز PSO بهینه شده است در معیار کارایی نیز ، کارایی بهتری داشته است. AUC معیاری تعیین کننده برای ارزیابی کارایی مدل های طبقه بندی دودویی است و هرچه مقدار این معیار به عدد یک نزدیکتر باشد نشانه ارزنده بودن مدل طبقه بندی است. معیار ناحیه تحت منحنی در روش پیشنهادی ما برای مدل Perc-WOA برابر ۹۵/. و برای مدل Perc-PSO برابر ۷۳/. است که نشانه کارایی بهتر مدل بهینه شده با WOA دارد.



roc_auc_score for Perc-PSO: ۰,۷۳

roc_auc_score for Perc-WOA: ۰,۹۵

شکل ۸: منحنی ROC

در نهایت میزان دقت مدل دسته بندی دودیی ایجاد شده و بهینه شده با دو الگوریتم WOA و PSO به شرح مقادیر زیر می باشد:

Perc-PSO Accuracy: ۸۱,۸۱

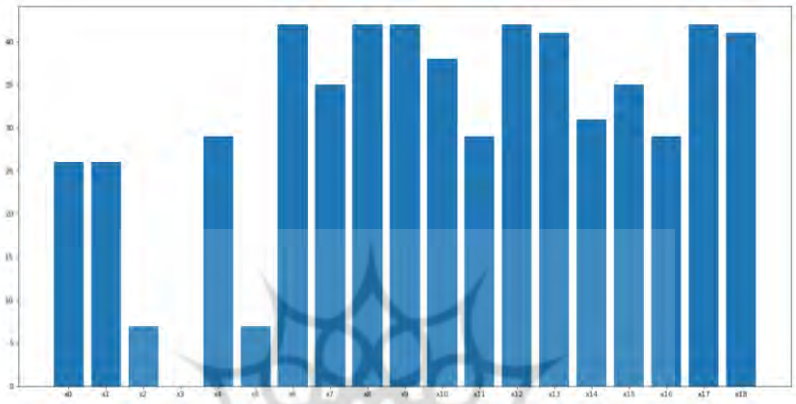
Perc-WOA Accuracy: ۹۷,۹۷

به طور کاملا واضح فاصله دقت عملکرد مدل شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم بهینه ساز WOA نسبت به مدل بهینه شده با الگوریتم PSO قابل مشاهده است.

وزن نسبت های مالی :

شکل ۹ تأثیر یا وزن هر یک از نسبتهای مالی در تحقق هدف پژوهش را نشان می دهد. به بیان دیگر، توان هـر یـک از نسبتهای مالی برای تعیین ورشکستگی در نمودار شکل ۹ مشاهده می شود؛ به گونه ای که هر نسبتی به ۵۰ نزدیکتـر باشـد، تأثیر بیشتر و هر نسبتی به سمت صفر میل کند، تأثیر کمتری در

تعیین ورشکستگی دارد. ترتیب نسبت هـا همـان ترتیبـی است که در جدول ۲ آورده شده است. نسبتهای سود عملیاتی به جمع دارایی ها ، وجه نقد به فروش خالص، وجه نقد به جمع دارایی ها، وجه نقد به بدهی جاری، بدهی جاری به جمع دارایی ها مؤثرترین متغیرهـا در تعیین ورشکستگی بوده اند. این نسبتها توسط الگوریتم بهینه ساز WOA در طول تکرار بهینه سازی امتیاز بیشتری گرفته اند و انتخاب شده اند.



شکل ۹: وزن نسبتهای مالی در ورشکستگی شرکتهای بورسی

نتیجه گیری

در این پژوهش یک طرح ابتکاری با ترکیب الگوریتم بهینه ساز WOA همراه با شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به منظور ایجاد یک مدل دسته بندی دودویی با هدف تشخیص ورشکستگی شرکتهای بورسی بر اساس داده های مالی منتشر شده توسط این شرکتها ایجاد کردیم. سپس در مقایسه با مدل ایجاد شده دیگری با الگوریتم بهینه سازی PSO نشان دادیم مدل ایجاد شده با الگوریتم WOA بطور موثر در پارامترهای کارایی از مدل دوم بهتر عمل میکند و همچنین نشان دادیم برخی نسبتهای مالی نظیر نسبتهای سود عملیاتی به جمع دارایی ها، وجه نقد به فروش خالص، وجه نقد به جمع دارایی ها، وجه نقد به بدهی جاری، بدهی جاری به جمع دارایی ها تاثیر بیشتری در تعیین ورشکستگی شرکتهای بورسی دارند و می توانند معیاری برای ارزیابی وضعیت آینده شرکتها در این خصوص باشند.

پیشنهادهای کاربردی

نتایج حاصل از این پژوهش و یافته های آن می تواند در حوزه های زیر مورد استفاده قرار گیرد: اشخاص حقوقی ، کارگزاران و تحلیل گران بورس ، موسسات مالی و اعتباری و شرکت های بیمه

پیشنهاد های پژوهشی

انجام پژوهشی برای بهبود و کاهش تعداد متغیر های پژوهش.

پیش بینی ورشکستگی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم های فراابتکاری کارآمد و موثر و به روز دیگر همچون الگوریتم های بهینه ساز باران ،رنگ تصادفی ، شاهین هریس ، پنگوئن های امپراطور و روباه پرنده.

بررسی میزان تاثیر مدیریت شرکت در کنار نسبت های مالی این پژوهش در سلامت مالی شرکت ها.

بررسی میزان تاثیر رکود اقتصادی به عنوان یکی دیگر از متغیرهای مستقل در پیش بینی ورشکستگی شرکت ها.

فهرست منابع

۱. بیات ، علی ؛ احمدی ، سید علیرضا ؛ محمدی ، مجید ، (۱۳۹۷). "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**،۳۷ (۴)، ۲۳۴-۲۶۰

۲. حسینی ، سید علی؛ مرشدی ، فاطمه (۱۳۹۹). " ریسک ورشکستگی شرکت ها؛ مطالعه مقایسه ای " ، **تحقیقات حسابداری و حسابرسی**، انجمن حسابداری ایران، شماره ۴۷، ۵۵-۷۲

۳. رسول زاده، مهدی. "بررسی کاربرد مدل آلتمن برای پیش بینی ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران"، **ماهنامه بورس**.۱۳۸۰،شماره ۳۰ ، ۶۲-۶۵

٤. سلمانیان، مریم ؛ دارابی ، رویا. "بررسی تحلیلی درماندگی مالی "، **مطالعات حسابداری و حسابرسی**، انجمن حسابداری ایران، ۱۳۹۶، شماره ۲۳ ، ۴۷-۶۴

۵. فرهنگ ، منوچهر ، **فرهنگ علوم اقتصادی** ،انتشارات نشر البرز ،چاپ هفتم ،(۱۳۷۴)

٦. قلی زاده سالطه ، توحید ؛ اقبال نیا ، محمد ؛ آقابابائی ، محمد ابراهیم (۱۳۹۸) . "پیش بینی ورشکستگی با مدل یادگیری ماشین سریع مبتنی بر کرنل بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری"، **تحقیقات مالی** ، ۲۱ (۲) ، ۱۸۷-۲۱۲

۷. کرمی، غلامرضا ؛ سید حسینی ، سید مصطفی(۱۳۹۱). "سودمندی اطلاعات حسابداری نسبت به اطلاعات بازار در پیش بینی ورشکستگی " ، **دانش حسابداری** ، ۱۰، ۹۳-۱۱۶

۸. 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

۹. Geng, R, Bose , I , & chen. X (2015)." Prediction of financial distress. An empirical study of listed Chinese companies using data mining ". **European journal of operational research** . 241(1) : 236-247

۱۰. Kim, Myoung-Jong & Dae-Ki Kang. (2012). "Classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction". **Expert Systems with Applications**, pp. 1-7.

۱۱. Kim, s . Y, & Upneja. A (2014) "predicting restaurant financial distress using decision tree and adaboosted decision tree models". **Economic modelling** . 36: 354-362

۱۲. Olson David L , dursun Delen & yanyan meng . (2012). "Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction" . **Decision support systems** , 52 : pp.464-473

۱۳. S Mirjalili and A. Lewis, "The whale optimization algorithm,"**Advances in Engineering Software**, vol. 95, no. 6 pp. 51-67,May 2016

۱٤. W. J. Chen, Y. H. Shao, C. N. Li, Y. Q. Wang, M. Z. Liu, and Z.Wang,"NPrSVM: nonparallel sparse projection support vector machine with efficient algorithm," Appl. Soft Comput, vol. 90, no. 3,Article ID: 106142, May 2020.

Accounting & Auditing Studies, Autimn 2024, No. 51. pp. 83-100

Designing and Explaining the Bankruptc Forecasting Model of Companies Using Deep Learning Model Optimized with Whale Meta-Heuristic Algorithm.

Mostafa Taghimollaei
PhD student, Department of Accounting, Faculty of Humanities, Khomein Branch, Islamic Azad University, Khomein, Iran
Azar Moslemi[1]©
Assistant Professor, Department of Accounting, Faculty of Humanities, Khomein Branch, Islamic Azad University, Khomein, Iran
Abdolkarim Moghadam
Associate Professor, Department of Accounting, Payam Noor University, Tehran, Iran

(Received: April 11, 2023; Accepted: February 19, 2024)

Today, businesses need to properly manage their resources and expenses in order to survive, in the competitive arena, the flexibility of companies has decreased drastically and this factor has caused them to not have the ability to react correctly and appropriately in different economic conditions and with the risk of bankruptcy. to face Predicting the bankruptcy of companies is one of the important topics that contribute to the success and continuity of companies. The purpose of this research is to design and explain the model of predicting the bankruptcy of companies using a deep learning model optimized with the whale meta-heuristic algorithm. It has been implemented on the data of 328 examples of listed companies including 246 healthy companies and 82 bankrupt companies in the period of 2016-2021. The financial ratios are the independent variables of this research, which were optimized using the whale meta-heuristic algorithm and extracted as one of the artificial intelligence models. The results showed that the ratios of operating profit to total assets, cash to net sales, Cash to total assets, cash to current liabilities, current liabilities to total assets have been the most effective variables in determining bankruptcy and in all evaluation criteria of classification models, fit function and area under the ROC curve of the whale algorithm compared to the swarm algorithm. The particles provided better performance.

Keywords: Bankruptcy prediction, Financial Ratios, Deep Learning, Whale Optimization Algorithm.

[1] azar.moslemi.kh@gmail.com (Corresponding Author)