

## پیش‌بینی ورشکستگی و راهبری شرکت‌ها: دیدگاه نسبت‌های مالی

مسعود حاجی‌هاشم

دانش‌آموخته گروه حسابداری، واحد شهرقدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

زهرا امیرحسینی

دانشیار گروه مدیریت، واحد شهرقدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)

z.amirhosseini@qodsiau.ac.ir

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۷/۲۷ تاریخ پذیرش: ۹۷/۱۰/۲۳

### چکیده

پیش‌بینی ورشکستگی در مطالعات و مقالات موجود در حوز‌های حسابداری و مدیریت بسیار مورد بحث واقع شده‌است و مطالعات فراوانی در رابطه با روش‌های تجربی بهتر برای پیش‌بینی ورشکستگی انجام شده‌است. هدف تحقیق حاضر استفاده از نسبت‌های مالی و شاخص‌های راهبری شرکتی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. پژوهش حاضر به لحاظ هدف، بنیادی و از نظر روش تحقیق توصیفی از نوع همبستگی می‌باشد. در پژوهش حاضر ورشکستگی شرکت‌ها به عنوان متغیر وابسته و تعداد ۴۰ شاخص در پیش‌بینی ورشکستگی در دو گروه ۳۱ تایی نسبت‌های مالی و ۹ تایی شاخص‌های راهبری شرکت به عنوان متغیر مستقل مورد استفاده قرار گرفته‌شده‌است. در این پژوهش نسبت به مقایسه چهار مدل پیش‌بینی معروف شامل مدل ماشین‌بردار، شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک و رگرسیون لاجیت اقدام شده است که نهایتاً شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک بهترین کارایی را نسبت به سایر مدل‌ها از خود نشان داد. همچنین با مقایسه ویژگی نسبت‌های مالی و شاخص‌های راهبری، نسبت‌های مالی خود را به عنوان ویژگی‌های تاثیرگذار و ارزشمندتری برای پیش‌بینی ورشکستگی نشان دادند. چنانچه دقت تخمین به ازای نسبت‌های مالی در بالاترین سطح خود قرار دارند که در پایان می‌توان نتیجه‌گرفت که بهترین مدل برای پیش‌بینی ورشکستگی مدل استفاده از نسبت‌های مالی در شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک می‌باشد. این الگوریتم بیشترین دقت را بدست آورده‌است و خطای آن کمینه است و می‌توان آن را بعنوان یک مدل قابل اعتماد، پایدار و عملی در نظر گرفت.

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی ورشکستگی، نسبت‌های مالی، راهبری شرکتی.

## ۱- مقدمه

با توجه به شرایط رقابتی بازار، واکنش سریع و مناسب در برابر تغییرات ایجاد شده از اهمیت بسزایی برخوردار است. در چنین فضای رقابتی‌ای احتمال ناتوانی مالی شرکت‌ها افزایش می‌یابد. در این شرایط شرکت‌های سرمایه‌گذار و افراد تلاش‌های زیادی را برای اطلاع از وضعیت شرکت‌های سرمایه‌پذیر در جهت نگهداری از سرمایه خود انجام می‌دهند. پیش‌بینی تداوم فعالیت واحدهای اقتصادی در دوره‌های آتی، یکی از عناصر مهم در تصمیم‌گیری برای سرمایه‌گذاری است. یکی از روش‌های پیش‌بینی تداوم فعالیت شرکت‌ها، استفاده از الگوهای پیش‌بینی بحران مالی است. بنابراین از جمله اطلاعاتی که ذینفعان می‌توانند با تکیه بر آنها در مورد وضعیت شرکت‌ها آگاه شده و تصمیمات درستی را اتخاذ نمایند، اطلاعات مالی است. صورتهای مالی محصول اصلی گزارشگری مالی و ابزار اصلی انتقال اطلاعات حسابداری به افراد خارج از سازمان است. گزارشگری مالی باید اطلاعاتی درباره منابع اقتصادی، تعهدات و حقوق صاحبان سرمایه فراهم کند. (فیروزیان، ۱۳۹۰) این اطلاعات به مدیران، سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر اشخاص مربوط در زمینه شناسایی نقاط ضعف و قوت مالی واحد تجاری، سنجش نقدینگی، توانایی پرداخت دیون و ارزیابی عملکرد واحد تجاری طی دوره کمک می‌کند. نسبت‌های مالی که از صورتهای مالی خارج می‌گردد، یکی از ابزارهای ارزیابی شرکت‌ها توسط سرمایه‌گذاران و همچنین ابزاری برای مدیریت واحد تجاری به منظور ارزیابی وضعیت موجود و همچنین پیش‌بینی وضعیت آتی واحد تجاری است. به عبارتی نسبت‌های مالی از جمله اطلاعاتی می‌باشند که با تجزیه و تحلیل آنها می‌توان تداوم فعالیت یا ورشکستگی شرکت‌ها را پیش‌بینی کرد. مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی در واقع ترکیبی از نسبت‌های مالی هستند که توسط تحلیل‌گران با تجربه طی سال‌های زیادی در نقاط مختلفی از جهان مورد آزمون قرار گرفته و به دنیای علم و دانش عرضه شده‌اند. در سال‌های اخیر تحلیل‌گران مالی به این نتیجه رسیده‌اند که علاوه بر نسبت‌های مالی، شاخص‌های راهبری شرکتی را نیز می‌توان به منظور پیش‌بینی تداوم فعالیت مالی شرکت مورد استفاده قرار داده و با کمک مدل‌های مختلف به پیش‌بینی وقایع مشخص در آینده پرداخت. (اسمعیلی و همکاران، ۱۳۹۶) بنابراین می‌توان با ترکیب شاخص‌های راهبری شرکتی و نسبت‌های مالی پیش‌بینی دقیق‌تری از ورشکستگی شرکت‌ها انجام داد پژوهش در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی، با بیش از هشت دهه سابقه، یکی از اولین تحقیقات انجام‌شده در زمینه دانش مالی تلقی می‌شود. پیش‌بینی ورشکستگی برای گروه-

های متعددی از جمله ذینفعان شرکت‌ها، بیمه‌گران، وام‌دهندگان و تحلیل‌گران مالی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. ورشکستگی معمولاً به وسیله عوامل مختلف و مرتبط به هم تعیین می‌شود. آلتمن، اسپرینگ، شیراتا و زیمسکی با استفاده از روش‌های علمی تجربی با ایجاد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی موفق به طراحی مدل‌هایی در این زمینه شدند که به نام خود آنها معروف است. (آلتمن و همکاران، ۲۰۱۷)

با توجه به موارد فوق در پژوهش حاضر با استفاده از نسبت‌های مالی و حاکمیت شرکتی به مقایسه پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها به کمک روش‌های رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و ماشین تصحیح خطای بردار با مدل عملیاتی شرکتی می‌پردازیم. این درحالی است که در تحقیقاتی که در گذشته انجام شده است، اولاً تنها به پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از نسبت‌های مالی پرداخته‌اند و هیچ یک از آنها در پیش‌بینی از شاخص‌های حاکمیت شرکتی استفاده نکرده‌اند، ثانیاً در این تحقیق به منظور پیش‌بینی چهار مدل بطور همزمان مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد در صورتی که تحقیقات گذشته نهایتاً به مقایسه دو تا مدل پیش‌بینی پرداخته‌اند. بدین وسیله میزان اطمینان به نتایج این مدل‌ها در بورس اوراق بهادار تهران مشخص شود و پاسخی به پرسش اصلی تحقیق داده شود که نسبت‌های مالی و شاخص‌های حاکمیت شرکتی تا چه میزان توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را دارند و کدامیک از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی در بورس اوراق بهادار قدرت بالاتری جهت پیش‌بینی ورشکستگی را دارند. به عبارتی توان تبیین کدامیک از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بیشتر است.

## ۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

ورشکستگی شرکت‌ها همواره به عنوان یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذاران، اعتبار دهندگان و دولت‌ها مطرح بوده است. به نحوی که تشخیص به موقع و صحیح شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی قرار دارند می‌تواند تا حد زیادی از زیان‌های احتمالی ذینفعان جلوگیری کند. یکی از راه‌هایی که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب فرصت‌های سرمایه‌گذاری و همچنین جلوگیری از اتلاف منابع کمک کرد پیش‌بینی درماندگی یا ورشکستگی است. ورشکستگی و یا شکست کسب و کار می‌تواند تاثیر منفی بر خود شرکت و اقتصاد جهانی داشته باشد. فعالان کسب و کار، سرمایه‌گذاران، دولت‌ها و محققان دانشگاهی به مدت طولانی راه‌های مختلفی را برای شناسایی خطر بالقوه شکست کسب و کار به

منظور کاهش زیان اقتصادی ناشی از ورشکستگی مورد مطالعه قرار دادند (لیانگ و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۱۶).

در حوزه مالی، یک شرکت زمانی درمانده مالی تلقی می‌گردد که در ایفای تعهدات به اعتباردهندگان، دچار مشکل شود. بدهی‌های یک شرکت ممکن است برای تامین مالی عملیات آن استفاده شود، اما با این کار بیشتر در معرض خطر تجربه درماندگی مالی قرار می‌گیرد. بنابراین اگر درماندگی مالی شرکت بهبود نیابد، به ورشکستگی منجر می‌شود. گوردون در یکی از مطالعات آکادمیک روی تئوری نابسامانی مالی، آن را بعنوان کاهش قدرت سودآوری شرکت تعریف کرده است که احتمال ناتوانایی در بازپرداخت اصل و بهره بدهی را افزایش می‌دهد. اکثر شرکت‌ها در نتیجه مدیریت ضعیف و درماندگی اقتصادی وارد درماندگی مالی می‌شوند. در مراحل اولیه درماندگی مالی، متوسط سود عملیاتی شرکت بر اساس سود تعدیل نشده و پس از کنترل عوامل دیگری که تغییر قابل توجهی در افزایش عملکرد شرکت ایجاد می‌کند، اندازه‌گیری می‌شود. نتایج فرضیه‌های اثباتی جنسن حاکی از این است که درماندگی مالی نوعی اقدام اصلاحی است که عملکرد شرکت را بهبود می‌بخشد. از نقطه نظر اقتصادی، ورشکستگی شرکت، پدیده‌ای طبیعی است که نباید نادیده گرفته شود، زیرا یک ضربه اجتماعی مبتنی بر بیکاری و برابری قدرت خرید محسوب می‌شود. (کردستانی و همکاران، ۱۳۹۳)

آلتمن هزینه‌های درماندگی مالی را به دو صورت مستقیم و غیرمستقیم طبقه‌بندی می‌کند. هزینه‌های مستقیم شامل هزینه‌های پیش‌بینی نشده برای وکلا و حقوقدانان، حسابداران، متخصصان و مشاوران بازاری، و هزینه‌های غیر مستقیم نیز طیف وسیعی از هزینه‌های فرصت غیر قابل مشاهده را در بر می‌گیرد. گینز، نیز هزینه‌های درماندگی مالی را به خسارت وارده ناشی از فروش دارایی به قیمت ارزان، هزینه بالای سرمایه، هزینه‌های فرصت، هزینه از دست دادن مشتریان، دریافت اعتبار تجاری مجدد و تضاد منافع، تقسیم می‌کند. هزینه‌های ورشکستگی برای انواع مختلفی از شرکت‌ها متفاوت است، اما معمولاً شامل حق الزحمه‌های قانونی و خروج سرمایه انسانی با ارزش، می‌باشد. نیوتن در سال ۱۹۹۸، مراحل درماندگی مالی شرکت‌ها را به دوره نهفتگی، دوره کسری وجه نقد، عدم توانایی در پرداخت دیون مالی یا تجاری، عدم قدرت پرداخت دیون به طور کامل و در نهایت ورشکستگی تقسیم کرد. گرچه اغلب ورشکستگی‌ها از این مراحل پیروی میکنند، اما برخی شرکت‌ها ممکن است بدون طی همه مراحل به ورشکستگی کامل

برسند. (کردستانی و همکاران، ۱۳۹۳) بطور کلی ورشکستگی در اصطلاحات تجارت به معنای شرایطی است که بدهی بنگاه بیش از دارایی آن باشد و از پرداخت دیون خود ناتوان شود. قانون‌گذار در ماده ۴۱۲ قانون تجارت در تعریف ورشکستگی می‌گوید که ورشکستگی در نتیجه توقف از تادیه وجوهی که بر عهده تاجر است، حاصل می‌شود. بنابراین پیش-بینی ورشکستگی برای بنگاه‌ها حائز اهمیت است در این راستا محققین به دنبال روش‌هایی برای پیش‌بینی بوده‌اند. یکی از عواملی که می‌تواند در پیش‌بینی ورشکستگی مورد استفاده قرار گیرد استفاده از اطلاعات حسابداری در غالب نسبت‌های مالی است و در کنار آن استفاده از شاخص‌های رهبری نیز می‌تواند مفید واقع گردد.

در زمینه درماندگی مالی و ورشکستگی، مدل‌های متعددی توسط پژوهشگران ارائه شده است. توماس وود لاک (۱۹۹۰) اولین تحقیق مربوط به ورشکستگی را در صنعت راه آهن انجام داد. ویلیام بیور (۱۹۶۶) اولین کسی بود که تحقیقاتش منجر به ایجاد مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی شد. وی از تجزیه و تحلیل تک متغیره برای بررسی توان نسبت‌های مالی در پیش‌بینی درماندگی، استفاده نمود. بیور عدم توانایی شرکت به انجام تعهدات مالی‌اش را بعنوان درماندگی مالی تعریف کرد و عقیده داشت که عدم پرداخت سود سهام ممتاز، ناتوانی در پرداخت اوراق قرضه، حواله بیش از حد حساب بانکی باعث شکست مالی شرکت می‌شود. معروف ترین مدل پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی در سال ۱۹۶۸ توسط ادوارد آلتمن ارائه شد. وی در پی مطالعات بیور، با بکارگیری روش تحلیل تمایزی چندگانه و نسبت‌های مالی، الگویی به نام ZSCORE برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های تولیدی بوسیله ارائه کرد. آلتمن با این روش از میان ۲۲ نسبت مالی، ۵ نسبت را به عنوان متغیرهای مستقل در الگوی Z ترکیب نمود.

بطور کل باید بیان نمود که ورشکستگی به عنوان مقوله‌ای با اهمیت در مدیریت مالی تلقی میشود. بررسی علل پدیدآورنده ورشکستگی و ارزیابی آن از منظر مبانی مالی و حسابداری، تجربه و تحلیل نسبت‌های مالی و همچنین بررسی مدل‌های رایج ورشکستگی بسیار حائز اهمیت است. (رهنمای رودپشتی، ۱۳۹۰). در تحقیقات گذشته تکنیک‌های زیادی به منظور گسترش مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مانند تکنیک‌های آماری و مدل‌های ماشین بردار به کار گرفته شده‌اند. اگر چه مطالعات بسیاری در ارائه روش‌های یادگیری ماشین بردار جدید که عملکرد پیش‌بینی مدل را افزایش می‌دهد وجود

دارد، اما پژوهش های بسیار کمی در مورد تاثیر عوامل ورودی (یا ویژگی ها) بر عملکرد پیش بینی مدل ها متمرکز شده است. به طور کلی نسبت های مالی از جمله عوامل مهم پیش بینی می باشند که ورشکستگی شرکت را تحت تاثیر قرار داده و به منظور توسعه مدل های پیش بینی مورد استفاده قرار می گیرند. از طرف دیگر تحقیقات اخیر نشان داده اند که اصول راهبری شرکتی نقش کلیدی را در پیش بینی ورشکستگی شرکت ایفا می کنند. اصول راهبری شرکتی طبقات مختلفی دارد که فقط برخی از آنها در بهبود مدل های پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته اند. مفهوم عمومی راهبری شرکتی شامل مکانیزم ها، فرآیندها و روابط است که توسط آنها شرکت ها کنترل و هدایت می شود. مجموعه ای یکپارچه از مکانیزم های کنترل داخلی و خارجی به سهامداران این امکان را خواهد داد تا به نظارت موثر در مورد شرکت به منظور حداکثر کردن ارزش آن و اطمینان از ایجاد بازدهی مناسب بپردازند. به منظور مقابله با ورشکستگی و بحران های مالی اصول راهبری شرکتی متعددی در تحقیقات گذشته شناسایی شده اند. هرچند که اصول شناسایی شده در پژوهش های مختلف کاملاً مشابه نبوده اند. به عبارت بهتر طبقات مختلفی از اصول راهبری شرکتی در کارهای گذشته مورد استفاده قرار گرفته است. به عنوان مثال، آلتمن و همکاران<sup>۱</sup> (۲۰۱۷) در مقاله ای با عنوان «شرکت در حال انحلال و پیش بینی ورشکستگی در زمینه بین المللی: یک بررسی و تجزیه و تحلیل تجربی از مدل z-score آلتمن به بررسی متون در اثربخشی و اهمیت مدل جهانی پیش بینی ورشکستگی z-score و برنامه های کاربردی در امور مالی و حوزه های مرتبط در ۳۱ کشور اروپایی و ۳ کشور غیر اروپایی از سال ۲۰۰۰ پرداختند. نتایج این تحقیق نشان می دهد که این مدل بین المللی برای بسیاری از کشورها به خوبی کار می کند. لیانگ و همکاران (۲۰۱۶) به بررسی توان پیش بینی ورشکستگی نسبت های مالی و شاخص های راهبری شرکتی با استفاده از مدل های رگرسیون، ماشین بردار و شبکه های عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج حاصل از تحقیق آنها نشان داد که بهترین مدل پیش بینی ورشکستگی مدلی است که از دقت بالا و خطای نوع اول یا دوم پایینی برخوردار باشد. لاندکوئیست و استرنند<sup>۲</sup> (۲۰۱۳) در پژوهشی به بررسی پیش بینی ورشکستگی شرکت ها از طریق نسبت های مالی پرداختند. نتایج تحقیق نشان داد که توانایی پیش بینی ورشکستگی نسبت های مالی مختلف در سال های متفاوت تغییر می کند. در حالی که در مورد صنایع مختلف در برخی موارد تفاوت معنادار مشاهده گردید. اولسون و همکاران<sup>۳</sup> (۲۰۱۲) نیز در پژوهشی از تجزیه و تحلیل داده کاوی جهت پیش بینی ورشکستگی شرکتها

استفاده کردند. در این پژوهش از یکسری نسبت های مالی برای پیش بینی ورشکستگی شرکتها استفاده کردند. نتیجه پژوهش آنان نشان داد که هزینه استفاده از داده کاوی در مقایسه با الگوهای شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک، بیشتر است ولی استفاده از آن باعث کاهش خطای بالقوه در امر پیش بینی می شود. کیم و کانگ<sup>۴</sup> (۲۰۱۲) در پژوهشی از ترکیب الگوریتم ژنتیک با الگوهای بهینه سازی در پیش بینی ورشکستگی شرکتها با بکارگیری نسبت های مالی استفاده کردند. نتیجه پژوهش آنان بیانگر این بود که ترکیب الگوریتم ژنتیک با الگوهای بهینه سازی منجر به پیش بینی بهتر ورشکستگی می شود. اسمعیلی و گوگردچیان (۱۳۹۶) به ارزیابی محتوای اطلاعاتی نسبت های صورت جریان وجه نقد در تشخیص ورشکستگی شرکتها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. براساس نتایج پژوهش، مدل شبکه عصبی با نسبت جریان نقدی عملیاتی به بدهی های جاری، نسبت پوشش جریان نقدی عملیاتی به بهره، نسبت بازده نقدی دارایی ها، نسبت کیفیت سود و نسبت آبی بیشترین قدرت پیش بینی را نسبت به ورشکستگی شرکتها در ایران دارد. همچنین، یافته ها نشان می دهند که دقت پیش بینی مدل برای سال ورشکستگی ۹۹ درصد و در مجموع مراحل ورشکستگی در یک، دو و سه سال قبل از ورشکستگی به ترتیب با دقت ۹۱، ۸۵ و ۷۰ درصد است. بحیرایی و همکاران (۱۳۹۵) در پژوهشی به منظور پیش بینی ورشکستگی شرکتها از شبکه های عصبی-فازی (ANFIS) و شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون لجیت (LR) به عنوان مدل مقایسه ای استفاده شده است. یافته های تحقیق حاکی از آن است که در پیش بینی ورشکستگی شرکتها، مدل مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) نسبت به مدل مبتنی بر شبکه های عصبی-فازی (ANFIS) و رگرسیون لجیت (LR) از دقت کلی بیشتری برخوردار است. وظیفه دوست و زنگنه (۱۳۹۴) در تحقیقی مدلی کارا و توانمند جهت پیش بینی ورشکستگی شرکت های تولیدی بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از یک مدل جدید ترکیبی الگوریتم ژنتیک- شبکه گروهی دستکاری داده ها (GA-GMDH) ارائه دادند. هم چنین، با استفاده از تعدادی از پر کاربردترین روش های انتخاب متغیر در ادبیات پیش بینی ورشکستگی، مطالعه جامعی در جهت شناسایی بهترین متغیرهای پیش بینی کننده ورشکستگی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران صورت گرفت. مدل CM-GA-GMDH به عنوان بهترین مدل پیش بینی کننده ورشکستگی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران شناخته شد.

گرگی زاده و همکاران (۱۳۹۳) به ارائه مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یک سال و دو سال قبل از ورشکستگی پرداختند. نتایج این پژوهش بیانگر این موضوع می‌باشد که این مدل برای یک سال قبل از ورشکستگی با دقت ۹۷/۸ درصد و برای دو سال قبل از ورشکستگی با دقت ۹۷/۹ درصد وضعیت شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را درست پیش‌بینی می‌کند. ظهري و افشار کاظمی (۱۳۹۱) به منظور پیش‌بینی درصد ورشکستگی شرکت‌های بورسی از مدل‌های شبکه عصبی فازی استفاده نمودند. نتیجه بدست آمده یک مدل پیش‌بینی بهینه با کمترین مقدار خطا را ارائه داده است. فیروزبان و همکاران (۱۳۹۰) در تحقیق خود به کاربرد الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی و مقایسه آن با مدل Z آلتمن در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته‌اند. نتایج نشان داد مدل الگوریتم ژنتیک به طور میانگین در یک سال و دو سال قبل از سال مبنا به ترتیب دقتی معادل ۹۰ و ۹۱/۵ درصد داشته و مدل Z آلتمن دقتی معادل ۸۳/۳۲ و ۸۳/۳۲ درصد دارد با توجه به نتایج، مدل الگوریتم ژنتیک دقت بیشتری در پیش‌بینی ورشکستگی دارد؛ در نتیجه ابزار مناسبتری برای پیش‌بینی محسوب می‌شود. رهنمای رودپشتی و همکاران (۱۳۸۸) در پژوهشی به بررسی کاربرد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی آلتمن و فالمر در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نتایج حاصله حاکی از آن است که در پیش‌بینی یک شرکت، تفاوت معنی داری بین نتایج دو مدل وجود دارد. همچنین مدل آلتمن در پیش‌بینی ورشکستگی محافظه کارانه تر از مدل فالمر عمل می‌کند.

### ۳- فرضیه‌های پژوهش

- نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را دارند.
- شاخص‌های راهبری شرکتی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را دارند.
- توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بطور معناداری بیشتر از نسبت‌های مالی است.

### ۴- روش‌شناسی پژوهش

تحقیق حاضر از لحاظ نوع کار تحقیقاتی و از نظر هدف، یک تحقیق کاربردی است که از اطلاعات واقعی و روش‌های

مختلف آماری برای رد یا عدم رد فرضیه‌ها استفاده می‌گردد، و در حوزه تئوری اثباتی قرار می‌گیرد. انجام این پژوهش در چارچوب استدلالات استقرائی می‌باشد. بدین معنی که گردآوری اطلاعات برای تأیید یا رد فرضیه‌ها در قالب استقرائی می‌باشد. روش پژوهش از نظر ماهیت و محتوایی یک پژوهش توصیفی از نوع همبستگی می‌باشد که برای کشف همبستگی بین متغیرها به روش پس‌روبدادی عمل خواهد شد. برای تبیین مبانی نظری و گردآوری پیشینه پژوهش، از روش کتابخانه‌ای با بهره‌گیری از کتب و مقالات تخصصی فارسی و لاتین و پایان‌نامه‌ها استفاده گردید. به منظور دستیابی به داده‌های مورد نیاز جهت آزمون و تحلیل‌های آماری و بر مبنای آن‌ها، استنتاج پیرامون فرضیه‌های پژوهش، از روش مطالعه اسناد و مدارک با توجه به اطلاعات ارائه شده شرکت‌ها استفاده شده است. بدین منظور، صورت‌های مالی و یادداشت‌های توضیحی و مدارک و مستندات مالی مربوط به عملکرد در ارتباط با متغیرهای وابسته و مستقل در شرکت‌های مورد مطالعه، مورد استفاده قرار گرفته است. جامعه آماری تحقیق حاضر شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۶ می‌باشد. برای انتخاب نمونه از روش غربال‌گری استفاده شده است. برای این منظور کلیه شرکت‌ها باید در بازه زمانی مذکور در بورس اوراق بهادار فعال بوده و پایان سال مالی آنها منتهی به ۲۹ اسفند ماه باشد و در دوره مورد مطالعه تغییر دوره مالی نداشته باشند. همچنین جزء شرکت‌های واسطه‌گری مالی (سرمایه‌گذاری، هلدینگ، لیزینگ و بانک‌ها و بیمه‌ها) نباشند. علاوه بر این برخلاف بسیاری از پژوهش‌ها که شرکت‌های زیان‌ده که بسیاری از آنها سهامشان در برخی از سال‌ها در بیش از سه ماه مورد معامله قرار نگرفته و زیان دهی متوالی داشته‌اند را حذف کرده‌اند در این پژوهش به جهت بررسی بحران مالی و ورشکستگی این دسته از شرکت‌ها حذف نشده است. با در نظر گرفتن شرایط مذکور تعداد ۱۷۶ شرکت از ۲۷ صنعت باقی‌ماندند.

### ۵- متغیرها و مدل پژوهش

در این تحقیق متغیر وابسته عبارت است از ورشکستگی شرکت  $i$  در سال  $t$ : در این پژوهش معیار تعیین در ماندگی یا بحران مالی نسبت کیوتوبین ساده است. این نسبت از تقسیم ارزش روز شرکت (ارزش روز سهام در پایان دوره به اضافه ارزش دفتری بدهی‌ها در پایان دوره) به ارزش دفتری سهام در پایان دوره بهره گرفته شده است. شرکت‌هایی که به‌ازای این معیار عدد کوچکتر از ۱ را اختیار نمایند از لحاظ مالی "درمانده

های پیش‌بینی ورشکستگی استفاده گردد. در نتیجه به منظور جامعیت مدل پیش‌بینی ورشکستگی، از دو دسته شاخص یا عوامل موثر شامل اولی نسبت‌های مالی که به دلیل اهمیت هریک از نسبت‌های مالی سعی گردید تا از کاراترین نسبت‌های مالی در بررسی توقف یا عدم توقف فعالیت شرکتها استفاده گردد که در این پژوهش از ۳۱ نسبت مالی استفاده گردید و دومی شاخص‌های راهبری شرکتی به عنوان متغیرهای مستقل بهره گرفته شده که تعریف، اندازه‌گیری و کدگذاری آن‌ها به صورت نگاره‌های شماره ۱ و ۲ بیان شده است.

یا نا موفق" تلقی و در غیر این صورت به شرکت عنوان موفق نسبت داده خواهد شد. (پورزمانی، جهانزاد، ۱۳۸۸). از آنجا که در تحقیقات پیشین به منظور پیش‌بینی ورشکستگی بیشتر از اطلاعات حسابداری استفاده شده است و این اطلاعات بیشتر به صورت نسبت‌های مالی می‌باشد در نتیجه استفاده از نسبت‌های مالی در مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی رواج یافته است از طرف دیگر به لحاظ اهمیت نظام راهبری شرکت‌ها در ادامه فعالیت سعی گردید تا در این پژوهش علاوه بر استفاده از نسبت‌های مالی از شاخص‌های حاکمیت شرکتی نیز در مدل-

### نگاره ۱- تعریف و نحوه اندازه‌گیری نسبت‌های مالی

ردیف	شرح متغیر	کد متغیر	نحوه اندازه‌گیری
۱	نسبت جاری	X1	دارایی جاری تقسیم بر بدهی جاری
۲	نسبت آنی	X2	دارایی‌های جاری منهای موجودی کالا تقسیم بر بدهی جاری
۳	هزینه بهره به مجموع دارایی‌ها	X3	هزینه بهره تقسیم بر دارایی‌ها
۴	بدهی به مجموع دارایی‌ها	X4	بدهی تقسیم بر دارایی‌ها
۵	بدهی به سرمایه	X5	بدهی تقسیم بر سرمایه
۶	بدهی احتمالی به سرمایه	X6	بدهی احتمالی تقسیم بر سرمایه
۷	سود عملیاتی به سرمایه	X7	سود عملیاتی تقسیم بر سرمایه
۸	سرمایه در گردش به مجموع دارایی‌ها	X8	دارایی جاری منهای بدهی جاری تقسیم بر کل دارایی‌ها
۹	دارایی جاری به مجموع دارایی‌ها	X9	دارایی جاری تقسیم بر کل دارایی‌ها
۱۰	دارایی آنی به مجموع دارایی‌ها	X10	دارایی جاری منهای موجودی کالا تقسیم بر کل دارایی‌ها
۱۱	وجه نقد به مجموع دارایی‌ها	X11	وجه نقد تقسیم بر دارایی‌ها
۱۲	دارایی آنی به بدهی جاری	X12	دارایی‌های جاری منهای موجودی کالا تقسیم بر بدهی جاری
۱۳	وجه نقد به بدهی جاری	X13	وجه نقد تقسیم بر بدهی جاری
۱۴	بدهی جاری به دارایی‌ها	X14	بدهی جاری تقسیم بر دارایی‌ها
۱۵	نقد عملیاتی به بدهی‌ها	X15	وجه نقد عملیاتی تقسیم بر بدهی‌ها
۱۶	موجودی کالا به بدهی جاری	X16	موجودی کالا تقسیم بر بدهی جاری
۱۷	موجودی کالا به سرمایه در گردش	X17	موجودی کالا تقسیم بر سرمایه در گردش
۱۸	سرمایه در گردش به سرمایه	X18	سرمایه در گردش تقسیم بر سرمایه
۱۹	بدهی جاری به سرمایه	X19	بدهی جاری تقسیم بر سرمایه
۲۰	نسبت پوشش هزینه بهره	X20	سود قبل از بهره و مالیات تقسیم بر هزینه بهره
۲۱	هزینه عملیاتی به فروش خالص	X21	هزینه عملیاتی تقسیم بر فروش خالص
۲۲	هزینه تحقیق و توسعه به فروش خالص	X22	هزینه تحقیق و توسعه تقسیم بر فروش خالص
۲۳	ارزش دفتری هر سهم	X23	حقوق صاحبان سهام تقسیم بر تعداد سهام
۲۴	سود هر سهم	X24	سود خالص تقسیم بر تعداد سهام
۲۵	بازده دارایی	X25	سود خالص تقسیم بر دارایی‌ها
۲۶	سود ناخالص به فروش خالص	X26	سود ناخالص تقسیم بر فروش خالص
۲۷	سود به مجموع هزینه‌ها	X27	سود تقسیم بر هزینه‌ها
۲۸	گردش موجودی‌ها	X28	بهای تمام شده کالای فروش رفته بر میانگین موجودی کالا
۲۹	دوره وصول مطالبات	X29	حسابهای دریافتی تقسیم بر متوسط فروش روزانه
۳۰	گردش سرمایه	X30	فروش بر سرمایه
۳۱	گردش دارایی‌ها	X31	فروش تقسیم بر کل دارایی‌ها

## نگاره ۲- تعریف و نحوه اندازه‌گیری شاخص‌های راهبری نهادی

ردیف	شرح متغیر	کد متغیر	نحوه اندازه‌گیری
۱	اندازه هیات مدیره	X32	تعداد اعضای هیات مدیره
۲	نسبت اعضای موظف	X33	تعداد اعضای موظف به تعداد کل هیات مدیره
۳	نسبت اعضای غیرموظف	X34	تعداد اعضای غیرموظف به تعداد کل هیات مدیره
۴	نسبت مالکیت هیات مدیره	X35	تعداد سهام هیات مدیره به تعداد کل سهام
۵	نسبت مالکیت مدیرعامل	X36	تعداد سهام مدیرعامل به تعداد کل سهام
۶	تمرکز مالکیت	X37	تعداد سهام سهامداران عمده به تعداد کل سهام
۷	مالکیت نهادی	X38	تعداد سهام شرکت‌ها و نهادها به تعداد کل سهام
۸	نسبت مدیران تمام وقت	X39	تعداد مدیران تمام وقت به تعداد کل مدیران
۹	نسبت مالکیت مدیران	X40	تعداد سهام مدیران به کل تعداد سهام

دست‌یابی به نتایج استوار و پایا و معنی‌دار به حجم داده‌هایی بیش از آنچه در رگرسیون خطی معمولی یا تحلیل تشخیصی مواجه هستیم، نیاز است. جهت پردازش اولیه داده‌ها از نرم افزار اکسل و به منظور شبیه‌سازی در مدل‌های پیش‌بینی از نرم افزار متلب استفاده گردید.

## ۶- تجزیه و تحلیل داده‌های پژوهش

در این قسمت مدل‌های پیشنهادی مورد ارزیابی و آزمایش قرار می‌گیرند و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شود. مدل‌ها به صورت برنامه نویسی تابعی پیاده‌سازی شده‌اند و شرایط داده‌ها برای تمام مدل‌ها یکسان در نظر گرفته شده است تا حجم داده‌ها بر روی کارایی مدل‌ها تأثیرگذار نباشد و مدل‌ها عملکرد واقعی خود را به‌دور از هرگونه شرایط بیرونی به نمایش بگذارند. در ادامه ابتدا معیارهای ارزیابی کارایی بیان می‌گردد. داده‌های مورد استفاده تشریح می‌گردد. سپس آزمایش مدل‌ها انجام می‌شود نهایتاً نتایج آنها و تحلیل نتایج صورت می‌گیرد.

## ۶-۱- معیارهای ارزیابی

میانگین مربعات خطا (MSE) تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد. مقدار کمتر این معیار به عملکرد مطلوب مدل پیشنهادی اشاره دارد. این معیار ابزار خوبی برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده است و برای مقایسه چند مجموعه داده کاربرد ندارد. مقدار MSE توسط معادله ۱ قابل محاسبه می‌باشد.

(۱)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2}{N}$$

به منظور به حداقل رسانیدن تنوع داده‌ها از سه مجموعه آموزش، تست و پیش‌بینی بهره گرفته خواهد شد که مبنای تعیین سهمیه در هر گروه مدل پیشنهادی کاوی (۱۹۹۵) در سه مجموعه ۸۵ درصد، ۱۰ درصد و ۵ درصد است. به طوری که طی نگاره‌های شماره ۱ و ۲ نشان داده شده ۴۰ شاخص یا عامل موثر بر پیش‌بینی ورشکستگی در دو گروه ۳۱ تایی نسبت‌های مالی و ۹ تایی شاخص‌های راهبری شرکتی را می‌توان مورد استفاده قرار داد. به جهت تکیه بر شبیه‌سازی در پیش‌بینی ورشکستگی مالی، صرفاً از روش‌های آماری جهت توصیف داده‌ها یا یافته‌های حاصل از پیش‌بینی بهره گرفته شده است و به جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی از چهار مدل شامل ماشین بردار، شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک و رگرسیون لاجیت استفاده شده است. این مدل‌ها نه تنها متداول‌ترین شیوه در پیش‌بینی بحران مالی بوده‌اند، بلکه در زمره چهار مورد از بهترین شیوه‌های ماشین‌های یادگیرنده در استفاده از شیوه‌های داده کاوی محسوب می‌شوند، (وو و دیگران، ۲۰۰۸). ضمن اینکه هر یک از این مدل‌ها مزایا و معایب مربوط به خود را دارد به عنوان مثال مدل ماشین بردار برای داده‌های با ابعاد بالا تقریباً خوب جواب می‌دهد، مصالحه بین پیچیدگی دسته بندی‌کننده و میزان خطا به‌طور واضح کنترل می‌شود. کاربرد اصلی الگوریتم‌های ژنتیک، حل مسائل بهینه‌سازی است، اما در واقع از این الگوریتم‌ها می‌توان در حل بهینه هر نوع مسئله‌ای که در فضای الگوریتم ژنتیک قابل پیاده‌سازی باشد استفاده نمود. از مزایای استفاده از رگرسیون لاجیت زمانی است که با پایگاه داده‌های بسیار بزرگ مواجه هستیم و در وضعیت‌هایی که متغیرهای مستقل از یک قاعده منظم و کلی پیروی نکرده و مفروضات مدل‌های عمومی را نقض می‌کنند، بسیار مفید خواهد بود. اما در این روش برای

### ۲-۶- مجموعه داده‌ها

مجموعه داده مهیا شده برای تحقیق حاضر از نسبت های مالی و شاخص های راهبری چندین شرکت تهیه شده است. اطلاعات سالیانه این شرکت ها بر اساس معیارهای فوق جمع آوری شده است و بصورت یک مجموعه داده کامل و منسجم برای تشخیص ورشکستگی مورد استفاده قرار گرفته است. با توجه به اینکه هدف این پژوهش مقایسه نسبت های مالی در مقابل شاخص های راهبری برای تعیین ورشکستگی است، ۱۲ مدل طراحی، پیاده سازی و اجرا شده است. مدل های ۱-۴ بر اساس اطلاعات نسبت های مالی ورشکستگی شرکت ها را تخمین می زنند. مدل ها ۵-۸ از شاخص های راهبری برای تخمین ورشکستگی استفاده می کنند. و نهایتاً مدل های ۹-۱۲ توانایی دو دسته اطلاعات نسبت های مالی و شاخص های راهبری را در تعیین ورشکستگی مورد مقایسه قرار می دهند.

### ۳-۶- آزمایش‌ها

در این بخش برای هر مدل پیشنهادی یک زیر بخش فراهم شده است که در آن نتایج ارزیابی مدل پیشنهادی ارائه شده است. نتایج براساس سه معیار MSE, STD, ACU مورد سنجش قرار گرفته‌اند.

### ۷- یافته‌های پژوهش

بر مبنای الگوی پیش‌بینی در این تحقیق، ورشکستگی شرکت مورد نظر در سال مورد نظر به عنوان متغیر وابسته تعریف گردیده‌است. علاوه بر این از چهار متغیر مستقل شامل سی‌ویک متغیر نسبت مالی و نه متغیر حاکمیت شرکتی برای پیش‌بینی بهره گرفته شده است. در این قسمت در ابتدا به اختصار معماری شبکه و الگوریتم مورد استفاده، مطرح شده و در ادامه نتایج شبیه سازی و اعتبار سنجی برآوردهای انجام شده مورد بحث قرار گرفته است.

#### الف) معماری شبکه

صرف نظر از مباحث نظری شبکه که در این بخش نیازی به طرح آن نیست، شبکه طراحی شده بر مبنای استفاده از توابع سیگموئید و لایه های آن در سه سطح تعریف شده است:

۱) سطح اول: ورودی های سیستم مشتمل بر مقادیر واقعی در نمونه تصادفی در ارتباط با متغیر وابسته و متغیرهای مستقل یا عوامل مؤثر، با شبیه سازی به کمک شبکه های عصبی برآورد شده است.

که در معادله فوق  $N$  به تعداد نمونه ها،  $f_i$  به خروجی مدل و  $y_i$  به پاسخ واقعی اشاره دارد. در این تحقیق از معیار MSE برای اندازه گیری اختلاف مدل تخمینی پیشنهادی با مدل واقعی استفاده می‌کنیم.

انحراف معیار (STD) یکی از شاخص های پراکندگی است که نشان می دهد به طور میانگین داده ها چه مقدار از مقدار متوسط فاصله دارند. اگر انحراف معیار مجموعه ای از داده ها نزدیک به صفر باشد، نشانه آن است که داده ها نزدیک به میانگین هستند و پراکندگی اندکی دارند؛ در حالی که انحراف معیار بزرگ بیانگر پراکندگی قابل توجه داده ها می باشد. انحراف معیار STD از طریق معادله (۲) قابل محاسبه است.

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - \mu)^2}{N}}, \quad \mu = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N f_i}{N}} \quad (2)$$

که در معادله فوق  $N$  به تعداد نمونه ها،  $f_i$  به خروجی مدل و  $\mu$  به میانگین خروجی های برآورد شده توسط مدل اشاره دارد. در این تحقیق STD بعنوان یکی دیگر از معیارهای ارزیابی کارایی مدل های پیشنهادی در نظر گرفته شده است.

نرخ دقت طبقه بندی<sup>۶</sup> (ACU) آخرین معیار آماری برای ارزیابی کارایی در نظر گرفته شده است. این معیار مقداری در بازه [0,1] دارد و درصد اختلاف برچسب های تخمین زده شده توسط مدل های پیشنهادی و برچسب های واقعی را بیان می کند. این معیار توسط معادله (۳) بدست می آید.

$$ACU = 1 - \frac{\sum (f_i \neq y_i)}{N} \quad (3)$$

از این معیار برای بیان دقت مدل پیشنهادی در تخمین برچسب واقعی نمونه‌ها استفاده می‌شود. طبیعتاً مقدار 1 این معیار به معنی طبقه‌بندی کاملاً صحیح و مقدار 0 به معنی طبقه بندی کاملاً غلط نمونه‌ها می‌باشد. منحنی عملیاتی دریافت‌کننده<sup>۷</sup> (ROC) می باشد. منحنی ROC یک ابزار مدل سازی قوی است که در تصمیم‌گیری‌ها استفاده می‌شود. منحنی ROC یک نمودار پراکندگی از حساسیت<sup>۸</sup> برای یک سیستم طبقه‌بندی کننده‌ی باینری است که آستانه‌ی تمیز آن متغیر است. برای تشکیل نمودارهای ROC به دو بردار کلاس نیاز است، که یکی از آنها اهداف طبقه بندی واقعی و دیگری خروجی پیش‌بینی شده بر اساس مدل طبقه بندی می باشد. خروجی مدلی بهتر است که منحنی ROC آن به گوشه بالا سمت چپ ناحیه رسم نزدیک شود. از این نمودار برای ارزیابی کارایی مدل های پیشنهادی استفاده می‌شود.



با داده‌های اصلی داشته باشند. بدین منظور شاخص‌های خطای مختلفی مشتمل بر خطای مطلق میانگین (MAE)، خطای میانگین (MBE)، خطای مربع میانگین (MSE)، جذر مربع خطای میانگین (RMSE) و ضریب همبستگی (IOA) برای هر سه مجموعه train, test, ver تعریف گردیده و کمینه شدن این شاخص‌های خطا و حداکثر شدن ضریب همبستگی برای هر سه مجموعه مد نظر قرار گرفته است.

### ب) انتخاب الگوریتم شبیه‌سازی:

مدل شبکه بوسیله الگوریتم‌های آموزشی تغذیه برگشتی موجود در جعبه ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی نرم‌افزار متلب آموزش داده شده و به روش آزمون و خطا از بین الگوریتم‌های موجود در نرم‌افزار شبیه‌سازی مورد استفاده، انتخاب شده است. به عبارتی به طور تجربی استفاده از الگوریتم Liebenberg-Marquardt در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، منجر به بهترین شبیه‌سازی برای پیش‌بینی سرمایه در گردش مورد نیاز گردید. الگوریتم‌های موجود در نرم‌افزار مورد استفاده در جدول ۳ آمده است. الگوریتم بهینه در ردیف هفتم جدول آمده است.

جدول شماره ۳- الگوریتم‌های شبیه‌سازی

ردیف	کد اختصاری	شرح الگوریتم
1	Train BFG	BFGS quasi-Newton back propagation
2	Train CGF	Fletcher-Powell conjugate gradient back propagation
3	Train CGP	Pollack – Ribera conjugate gradient back propagation
4	Train GD	Gradient descent back propagation
5	Train GDA	Gradient descent with adaptive Linear back propagation
6	Train GDX	Gradient descent with momentum and adaptive linear back propagation
7	Train LM	Liebenberg-Marquardt back propagation
8	Train OSS	One step secant back propagation
9	Train RP	Resilient back propagation (R prop)
10	Train CG	Scaled conjugate gradient back propagation

یکی از معیارهای مهم در آموزش شبکه، تعداد دوره‌ها یا تکرارهایی است که شبکه‌ها در آموزش انجام می‌دهد. تعیین تعداد صحیح این تکرارها در آموزش شبکه بسیار مهم است. در حالت کلی به نظر می‌رسد هر چه تعداد تکرارها در فرایند آموزش شبکه بیشتر شود، خطای شبیه‌سازی کمتر می‌شود، اما زمانی که تعداد تکرارها از یک مقدار خاصی تجاوز کند

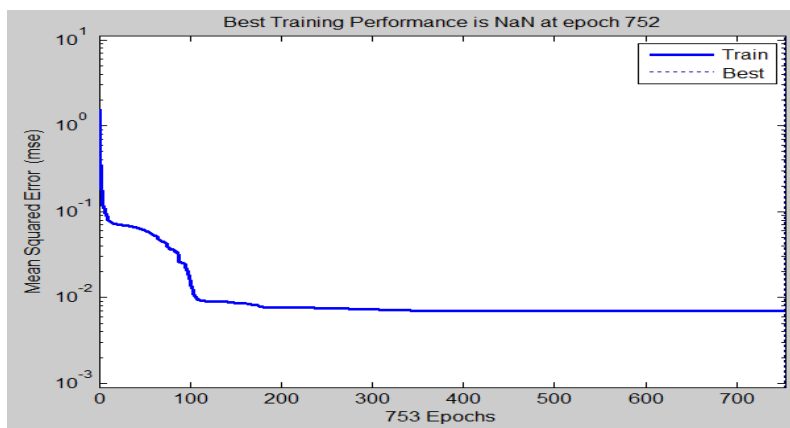
۲) سطح دوم: عبارت از لایه پنهان شبکه بوده که بر مبنای تبعیت از الگوهای رفتاری نرون‌های عصبی عمل کرده و نتایج استفاده از این الگوها، پیش‌بینی معیار ورشکستگی در هر سال-شرکت می‌باشد.

۳) سطح سوم: خروجی‌های شبکه عصبی یا نتایج مربوط به پیش‌بینی‌ها مشتمل بر ضرایب تخصیص یافته به متغیرهای مستقل و پارامترهای اعتبار سنجی نتایج برآوردی است.

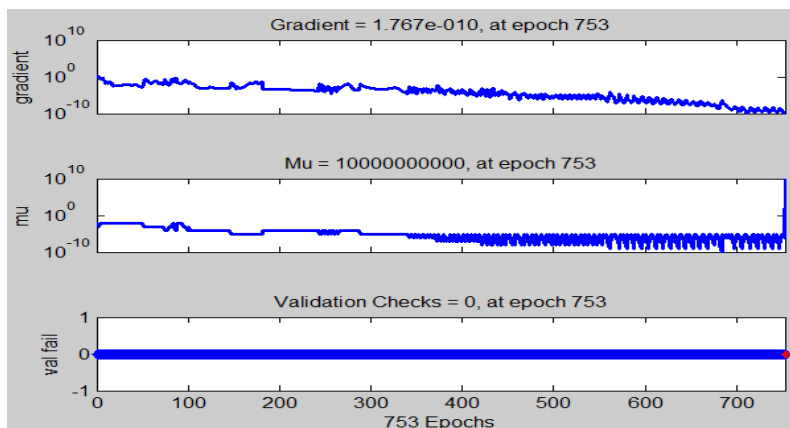
آموزش بیش از حد شبکه روی مجموعه آموزش باعث کاهش قابلیت عمومیت پذیری شبکه می‌گردد. بدین منظور داده‌ها به صورت تصادفی به سه مجموعه: آموزش ۹ (85%)، آزمون ۱۰ (10%) و اعتبارسنجی ۱۱ (5%) تقسیم شده است. مجموعه آموزش برای تنظیم وزن‌ها ۱۲ و بایاس‌ها ۱۳، مجموعه آزمون برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها در مراحل مختلف آموزش و قابلیت عمومیت پذیری شبکه استفاده شده است. مجموعه اعتبار سنجی نیز برای تخمین عملکرد شبکه‌های آموزش یافته در محیط توسعه یافته مورد استفاده قرار گرفته است. پس از تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش، آزمون و اعتبار سنجی، مقادیر ورودی‌ها و خروجی‌مدل‌ها با تقسیم بر مقدار حداکثر خود، استاندارد شده و پارامترها بی‌بعد شده و با توجه به یکسانی آموزش می‌یابند. پارامتر مومنتوم ۱۴ برای شبکه به شیوه سعی و خطا ۰/۹۵ و نرخ آموزش ۱۵ نیز برای شبکه ۰/۰۱ به دست آمده است. نکته بسیار مهم، قابلیت یادگیری شبکه و کاهش خطا بین مقادیر شبیه‌سازی شده و مقادیر واقعی است. معمولاً هر چه تعداد لایه‌های مخفی که بین لایه‌ی ورودی و خروجی شبکه قرار می‌گیرند و تعداد نرون‌های هر لایه بیشتر باشد، خطای شبیه‌سازی کمتر بوده و آموزش بهتر انجام می‌گیرد. و از طرف دیگر هر چه تعداد لایه‌ها و نرون‌ها بیشتر باشد، پارامترهای شبکه‌ی عصبی (وزن و بایاس) افزایش یافته و مدل پیچیده‌تر می‌شود. بنابراین عملکرد مدل‌های شبکه عصبی قویاً به معماری شبکه بستگی داشته و یکی از مهم‌ترین مراحل در مطالعات شبکه‌های عصبی، یافتن معماری بهینه در لایه‌های مخفی می‌باشد. اختصاص دادن پارامترهای اولیه (وزن‌ها و بایاس‌ها) نیز به شدت، عملکرد شبکه را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به هر حال هیچ قانون یا رابطه‌ای برای تعیین معماری بهینه شبکه و پارامترهای مربوط به آن وجود نداشته و تنها راه، فرآیند سعی و خطا است. در مطالعه حاضر، کمترین تعداد لایه‌ها و نرون‌ها به نحوی انتخاب شده‌اند که پارامترهای دینامیکی پیش‌بینی شده در هر سه مجموعه train, test, ver بیشترین سازگاری را

شبکه و بهبود آن در نمودارهای شماره ۱ و ۲ ملاحظه می شود. این نمودارها نشان می دهد که در تکرار یا Epoch شماره ۷۵۳، شبکه به وضعیت بهینه رسیده است و پس از آن بهبودی در کاهش خطاها یا دقت پیش‌بینی داده نشده است. نمودار شماره ۲ در ارزیابی روند بهبود عملکرد شبکه عصبی نشان می دهد که از تکرار ۱۰۰ به بعد، بهبود عملکرد جزئی و در نهایت به ازای ۷۵۳ به بهترین سطح عملکرد خود رسیده است و اضافه شدن تکرار از آن پس به دقت پیش‌بینی نیفزوده و نسبت به کاهش خطاها نیز بهبودی حاصل نخواهد شد.

خطای دسته آزمایشی (test) بیشتر می شود، از این رو بهترین تعداد تکرار آموزش مقداری است که خطا هر دو دسته آزمایش و آزمون تا حد ممکن کمینه گردد. با تکرار آموزش شبکه و با تعداد گره‌های مختلف در لایه مخفی، مقادیر شاخص خطا و ضریب همبستگی اندازه‌گیری شده و حالت بهینه برای لایه مخفی با ۸ گره برای مدل net به دست آمد. تعداد دوره‌های تکرار بهینه نیز برای net برابر ۷۵۳ بوده و نرخ بهینه آموزش ۱ درصد بوده که شبکه به ازای این پارامترها بهترین عملکرد را در پیش‌بینی مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی داشت. عملکرد



نمودار شماره ۱- روند بهبود عملکرد شبکه با افزایش تکرارها



نمودار شماره ۲: عملکرد در تکرار بهینه

محاسبات در تکرار ۷۵۳ به سطح بهینه خود رسیده است. در این قسمت به اتکای خروجی‌های نرم افزار متلب نتایج نهایی شبیه‌سازی تشریح گردیده است. در این تحقیق شبکه دارای سه انتشار بازگشتی با لایه سه‌گانه مورد استفاده قرار گرفته

### ج) برآورد پارامترها

طی بند قبلی، فرآیند کلی شبیه‌سازی به روش عصبی در برآورد معیار ورشکستگی شرکت‌های تحقیق مشتمل بر معماری شبکه، الگوریتم محاسباتی و الگوی ریاضی مورد استفاده، عنوان شد. علاوه بر این نشان داده شد که نتایج

از لایه های خروجی است. توابع انتقال یاد شده از توابع سیگموئید به صورت زیر است:

$$f_N(\lambda) = \frac{1}{1+e^{-\lambda}} \text{ for } N=1, 2$$

با به کار گیری الگوریتم یاد شده با ۸ نرون یا گره عصبی، پارامتر یا وزن های تخصیص داده شده به هریک از متغیرها (در مدل اول یعنی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از ۳۱ نسبت مالی) را برآورد کرده که در جدول شماره ۴ خلاصه شده است.

بیاس مربوط به هر یک از نرون یا گره های عصبی ۸ گانه در ستون آخر آورده شده است. محاسبات شبکه نشان داد که بیاس لایه خروجی برابر با ۷۳/۸۲۷ برآورد شده است.

است. در این الگوریتم لایه محاسباتی یا  $Z_k$  به کمک معادله زیر محاسبه شده است:

$$Z_k = f_2\{B_0 + \sum_{k=1}^n [W_k f_1(B_{HK} + \sum_{i=1}^m W_{ik} P_i)]\}$$

که در آن  $B_0$  بیاس مربوط به تأخیر خروجی،  $W_k$  وزن رابطه بین نرون  $K$  در لایه مخفی و تنها نرون لایه محاسباتی است.  $B_{HK}$  بیاس نرون  $k$  در لایه مخفی  $n$ ،  $k: 1, 2, \dots, n$  است.  $W_{ik}$  وزن رابطه بین متغیر  $i: 1, 2, \dots, m$  و نرون  $k$  در لایه مخفی،  $P_i$  متغیر ورودی  $I$  تابع انتقال در هر نرون از هریک از لایه های مخفی و  $f_2(\square)$  تابع انتقال هر نرون به ازای هر یک

جدول شماره ۴- برآورد وزن هریک از متغیرهای مستقل در شبیه سازی

بیاس	نرون ۸	نرون ۷	نرون ۶	نرون ۵	نرون ۴	نرون ۳	نرون ۲	نرون ۱	۰
۰,۶۲	۰,۶۵	-۲,۵۱	۰,۰۱	۰,۴۴	۱,۶۶	۴,۱۵	۲,۰۹	۲,۴۳	X1
-۱,۵۶	۹۳	-۰,۶۵	۱,۲۵	۲,۰۱	۲,۵۷	۱,۹۳	۴,۱۸	۲,۳۰	X2
۴,۱۸	۳,۰۸	-۰,۹۰	۲,۴۵	۲,۹۴	۳,۸۳	۱,۹۰	۳,۵۰	۰,۶۳	X3
۴,۰۹	۴,۲۵	۳,۰۸	۴,۶۵	۰,۲۶	۱,۶۲	۴,۳۹	۲,۹۷	۲,۱۵	X4
۲,۰۴	۲,۸۶	۵,۳۹	۱,۵۹	۱,۵۹	۵,۶۲	-۲,۳۷	۴,۹۱	۲,۷۲	X5
۴,۱۵	۱,۴۱	۱,۵۱	۴,۹۴	۲,۹۷	۱,۱۸	۱,۱۲	۴,۲۲	۳,۱۳	X6
۲,۶۱	۳,۹۷	۳,۹۷	۳,۲۴	-۱,۷۵	۲,۹۲	-۰,۵۳	۲,۷۳	۱,۴۱	X7
۲,۸۴	۳,۹۴	۳,۳۹	۴,۷۵	۴,۴۵	۳,۶۵	۱,۳۹	۰,۷۲	۱,۷۰	X8
۲,۴۶	۲,۴۷	-۰,۰۶	۲,۴۹	۷,۴۵	۲,۴۰	۳,۶۱	۰,۸۱	۶,۵۸	X9
۳,۱۶	۳,۴۵	۳,۰۷	۰,۸۲	۴,۲۹	۴,۱۲	۴,۰۰	۴,۷۹	-۲,۶۶	X10
۲,۴۳	۳,۱۰	۰,۵۹	-۰,۹۹	۱,۵۳	۲,۹۱	۰,۰۲	-۱,۲۷	۷,۰۳	X11
۸,۲۳	۰,۰۸	۵,۴۹	۲,۵۵	۳,۱۴	۰,۵۲	۱,۲۰	۲,۱۶	۲,۹۴	X12
-۰,۳۱	۳,۸۵	۲,۱۴	۳,۹۸	-۰,۰۲	-۱,۶۸	۲,۵۱	-۱,۹۹	۴,۳۷	X13
-۱,۷۹	۰,۷۹	۵,۷۵	۱,۵۸	۶,۲۷	۶,۲۳	۱,۵۸	۴,۴۲	-۱,۲۸	X14
-۰,۲۵	۰,۹۱	۱,۳۰	۱,۰۵	۴,۲۴	۰,۹۱	۲,۸۷	۴,۰۷	۰,۹۴	X15
-۰,۱۵	۲,۶۰	۳,۴۹	۱,۵۵	۳,۹۱	۲,۴۴	۳,۰۸	۲,۲۲	۱,۶۱	X16
۱,۲۸	۱,۵۵	۲,۰۸	-۰,۱۵	۰,۳۲	۳,۴۳	۰,۲۱	۲,۰۶	۳,۱۳	X17
۱,۸۵	۱,۹۳	-۲,۱۵	۱,۱۵	۲,۹۰	۲,۴۶	۱,۸۳	-۳,۱۵	-۱,۳۹	X18
۱,۷۴	۳,۵۰	۰,۹۰	۱,۸۲	۱,۰۱	۰,۲۶	-۲,۳۹	۳,۴۷	۳,۲۳	X19
۳,۳۸	۴,۴۷	۳,۵۴	۲,۳۱	۱,۵۴	۱,۲۰	۴,۶۹	-۲,۵۲	-۰,۴۱	X20
۳,۰۵	۱,۷۹	۲,۱۰	۲,۰۸	۰,۹۸	۱,۹۴	۰,۸۶	-۲,۷۹	۲,۳۶	X21
۳,۸۴	۲,۹۲	-۰,۲۰	۳,۵۳	۰,۰۰	۵,۴۱	-۰,۳۹	۲,۳۹	۳,۶۲	X22
۶,۰۵	۱,۷۰	۰,۸۶	۲,۴۵	۰,۲۵	۰,۳۵	۱,۶۷	۰,۱۷	۲,۹۲	X23
۴,۸۵	۲,۷۱	۲,۷۵	۶,۱۳	۱,۷۶	۳,۹۱	-۰,۸۷	۳,۱۰	۴,۵۵	X24
-۰,۵۶	۳,۱۶	۰,۰۷	۲,۸۹	۱,۴۵	۲,۸۸	۲,۱۷	۳,۶۸	۴,۳۹	X25
-۲,۸۲	۰,۸۸	۴,۳۲	۶,۱۱	۳,۵۳	۱,۷۱	۱,۰۰	۴,۰۷	۰,۸۱	X26
۴,۱۶	۲,۸۱	۰,۸۳	۰,۶۵	۱,۹۶	-۰,۰۷	۶,۹۲	۰,۷۲	۲,۷۷	X27
-۱,۷۵	۳,۵۱	۶,۱۲	۳,۳۵	۳,۷۲	۱,۶۰	۴,۶۷	۳,۱۸	۰,۱۷	X28
۲,۳۶	۲,۴۱	-۰,۱۲	۱,۶۵	۲,۸۰	۲,۰۳	-۳,۱۸	۲,۴۳	-۰,۶۴	X29
۲,۲۹	۵,۹۵	۲,۶۴	۳,۵۱	۳,۲۸	۰,۹۶	۳,۱۷	۴,۰۰	۴,۲۱	X30
۷,۰۲	۰,۹۰	-۱,۷۰	۳,۵۰	-۰,۹۹	۲,۶۳	-۰,۸۱	۳,۳۷	۲,۲۱	X31

بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این مدل در نهایت ورشکستگی شرکت‌ها را با دقت کل ۰/۷۴٪ و تنها ۰/۲۵٪ میانگین مربعات تخمین زده‌است که بسیار مقبول و امیدبخش است.

نتایج آماری مدل (۳) نشان می‌دهد داده‌های آموزش خطای ۰/۲۵٪ داشته‌است که منجر به دقت ۰/۷۵٪ پیش‌بینی شده‌است. همچنین میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش ۰/۳۲٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۵۶ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش ۰/۴۹ بیشتر است که بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این مدل در نهایت ورشکستگی شرکت‌ها را با دقت کل ۰/۷۳٪ و تنها ۰/۲۶٪ میانگین مربعات تخمین زده‌است که بسیار مقبول و امیدبخش است.

**ارزیابی مدل ۴:** این مدل توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک را بیان می‌کند. معیارهای ارزیابی به‌ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های تست بدست آمده‌اند. بدین منظور از الگوریتم شبیه‌سازی بهره‌مبتهی بر الگوریتم ژنتیک و نرم افزار متلب بهره گرفته شده است.

**الف) مفروضات شبیه‌سازی:** بهینه‌سازی در الگوریتم ژنتیک مبتنی بر تعیین مفروضات اولیه ای در ارتباط با پارامترهای شبیه‌سازی است. در این تحقیق جمعیت اولیه برای اجرای برنامه کامپیوتری نوشته شده در متلب برابر ۱۲۰۰ در نظر گرفته شده است. همچنین برای رسیدن به جواب بهینه مساله، تعداد ۴۰۰ نسل به نرم‌افزار داده‌شد. ۵ درصد از افراد جامعه در هر نسل نیز به عنوان کروموزوم‌های برتر یا نخبه یا همان کروموزوم‌های والد جهت عمل ترویج در نظر گرفته شدند. در ضمن ثابت عملگر ترویج نیز با سعی و خطا ۰/۸ تعیین گردید. طی جدول شماره ۶ مفروضات اساسی در شبیه‌سازی به کمک الگوریتم ژنتیک مشخص شده‌اند.

**ب) نتایج شبیه‌سازی:** اجرای برنامه بهینه‌سازی به کمک الگوریتم ژنتیک در نرم افزار متلب برای مساله مورد بررسی در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که اگرچه برای بهینه‌سازی ۴۰۰ نسل یا تکرار به عنوان پیش فرض در نظر گرفته شده بود پس از ۲۶ نسل به بهترین جواب رسیده و پس از آن کروموزوم‌های برتری تولید نشد. جدول شماره ۷ جمعیت کروموزوم‌ها در هر نسل، بهترین برترین جواب یا کروموزوم در هر نسل و هم چنین میزان اختلاف از شرط یا قید تعیین شده (برای مدل استفاده از ۳۱

**ارزیابی مدل‌ها:** توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از سه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل ماشین بردار و رگرسیون لاجیت را بیان می‌کند.

معیارهای ارزیابی به ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های تست بدست آمده‌اند. نتایج ارزیابی به ازای هر سه مدل در جدول ۵ لیست شده است.

بر اساس نتایج جدول ۵ در مدل (۱) نشان می‌دهد داده‌های آموزش خطای ۰/۲۸٪ داشته‌است که منجر به دقت ۰/۷۱٪ طبقه بندی شده است. همچنین میانگین مربعات خطای داده‌های تست ۰/۳۴٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۵۵ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۵۱ بیشتر است که بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این موضوع نقطه قوت محسوب می‌شود زیرا نشان می‌دهد که مدل به خوبی توانایی تشخیص نمونه‌های جدید را دارد. این در حالی است که این مدل موفق به تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با دقت طبقه بندی ۰/۷۰٪ شده است. الگوریتم به ازای بخش عمده داده‌های درست عمل کرده است و بنابراین می‌تواند به عنوان مدل قابل قبول مورد استفاده قرار گیرد. این مدل قابلیت استفاده در شرایط واقعی را دارد.

جدول ۵- نتایج ارزیابی مدل‌ها

مدل‌ها	نوع داده	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه بندی
مدل شبکه عصبی مصنوعی (مدل ۱)	کل	۰/۲۹	۰/۵۲	۰/۷۰
	آموزش	۰/۲۸	۰/۵۱	۰/۷۱
	تست	۰/۳۴	۰/۵۵	۰/۶۵
مدل ماشین بردار (مدل ۲)	کل	۰/۲۵	۰/۴۹	۰/۷۴
	آموزش	۰/۲۴	۰/۴۷	۰/۷۵
	تست	۰/۳۰	۰/۵۳	۰/۶۹
رگرسیون لاجیت (مدل ۳)	کل	۰/۲۶	۰/۵۱	۰/۷۳
	آموزش	۰/۲۵	۰/۴۹	۰/۷۵
	تست	۰/۳۲	۰/۵۶	۰/۶۷

نتایج آماری مدل (۲) نشان می‌دهد داده‌های آموزش خطای ۰/۲۴٪ داشته‌است که منجر به دقت ۰/۷۵٪ پیش‌بینی شده‌است. همچنین میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش ۰/۳۰٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۵۳ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۴۷ بیشتر است،

نتایج ارزیابی به‌ازای این مدل در جدول ۸ لیست شده- است. مدل ۴ نسبت به داده‌های آموزش خطای ۲۴۵٪ داشته است که منجر به دقت ۷۵٪ طبقه بند شده است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۲۳٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۴۷٪ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۴۹٪ است کمتر می‌باشد که بیان از عملکرد بهتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این در حالی است که این مدل موفق به تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با دقت طبقه بندی ۷۵٪ شده است. الگوریتم به ازای بخش عمده داده‌ها درست عمل کرده است و بنابراین می‌تواند به عنوان مدل قابل قبول مورد استفاده قرار گیرد. این مدل قابلیت استفاده در شرایط واقعی را دارد.

جدول ۸- نتایج ارزیابی مدل ۴

مدل	نوع داده	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه بندی
شبکه عصبی مصنوعی بهینه- سازی شده با الگوریتم ژنتیک	کل	۰/۲۴۳	۰/۴۸	۰/۷۵
	آموزش	۰/۲۴۵	۰/۴۹	۰/۷۵
	تست	۰/۲۳	۰/۴۷	۰/۷۶

**ارزیابی مدل ۵:** این مدل توانایی شاخص‌های راهبری شرکتی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از سه مدل شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار و رگرسیون لاجیت را بیان می‌کند. با به کار گیری الگوریتم یاد شده با ۸ نرون یا گره عصبی، پارامتر یا وزن‌های تخصیص داده شده به هریک از متغیرها (در مدل پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از ۹ شاخص حاکمیت شرکتی) را برآورد کرده که در جدول شماره ۹ خلاصه شده است.

بایاس لایه خروجی نیز برای این مدل برابر با ۳۲/۵۶ برآورد شده است. معیارهای ارزیابی به ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های تست بدست آمده‌اند. نتایج ارزیابی به ازای این مدلها در جدول ۱۰ لیست شده است.

نسبت مالی در پیش‌بینی ورشکستگی) را به‌طور خلاصه بیان کرده‌است.

جدول ۶- مفروضات شبیه سازی در بکارگیری الگوریتم

ژنتیک

ردیف	پارامتر شبیه‌سازی	نماد	پیش‌فرض
۱	جمعیت در هر نسل	Population Size	۱۲۰۰ نفر
۲	تعداد نسل‌ها	Generations	۴۰۰ نسل
۳	جمعیت نخبه	Elite Count	۵ درصد
۴	احتمال عملگر ترویج	CrossoverFraction	۰/۸
۵	محدوده تولید ژن‌ها	StallGenLimit	بی‌نهایت
۶	محدوده زمانی شبیه‌سازی	StallTimeLimit	بی‌نهایت
۷	دقت بهینه‌سازی	TolFun	۱e-۲۰۰

جدول ۷- خلاصه نتایج شبیه‌سازی بر مبنای الگوریتم

ژنتیک

تکرار (نسل)	جمعیت کروموزوم‌ها	مقدار بهینه تابع هدف	خطای شبیه سازی
۱	۴۸۲۴۰۰	۰,۰۸۵۷۳۴۸	۰
۲	۹۶۳۶۰۰	۰,۰۸۵۶۰۴۹	۰
۳	۱۴۴۴۸۰۰	۰,۵۵۶۴۴۱	۰
۴	۱۹۲۶۰۰۰	۰,۵۹۸۸۹۶	۰
۵	۲۴۰۷۲۰۰	۰,۶۰۰۲۰۲	۰,۰e+۰۰
۶	۲۸۸۸۴۰۰۰	۰,۶۰۰۲۳۶	۹,۹۶e-۰۷
۷	۳۳۶۹۶۰۰	۰,۶۰۳۵۱۹	۹,۹۶e-۰۷
۸	۳۸۵۰۸۰۰	۰,۶۰۳۶۰۳	۹,۹۶e-۰۷
۹	۴۳۳۲۰۰۰	۰,۶۰۳۶۳۶	۷,۸۸e-۰۷
۱۰	۴۸۱۳۲۰۰	۰,۶۰۳۶۵۵	۰,۰e+۰۰
۱۱	۵۲۹۴۴۰۰	۰,۶۰۳۶۷۸	۹,۹۶e-۰۷
۱۲	۵۷۷۵۶۰۰	۰,۶۰۳۶۷۸	۹,۹۶e-۰۷
۱۳	۶۲۵۶۸۰۰	۰,۶۰۳۶۹۶	۹,۹۶e-۰۷
۱۴	۶۷۳۸۰۰۰	۰,۶۰۳۸۰۶	۹,۹۶e-۰۷
۱۵	۷۲۱۹۲۰۰	۰,۶۰۳۸۲۸	۹,۹۶e-۰۷
۱۶	۷۷۰۰۴۰۰	۰,۶۰۳۸۴۱	۹,۹۶e-۰۷
۱۷	۸۱۸۱۶۰۰	۰,۶۰۳۸۴۴	۹,۹۶e-۰۷
۱۸	۸۶۶۲۸۰۰	۰,۶۰۳۸۵	۹,۹۶e-۰۷
۱۹	۹۱۴۴۰۰	۰,۶۰۳۸۵۵	۹,۹۶e-۰۷
۲۰	۹۶۲۵۲۰۰	۰,۶۰۳۸۶۷	۹,۹۶e-۰۷
۲۱	۱۰۱۰۶۴۰۰	۰,۶۰۳۸۶۹	۹,۹۶e-۰۷
۲۲	۱۰۵۸۷۶۰۰	۰,۶۰۳۸۸	۹,۹۶e-۰۷
۲۳	۱۱۰۶۸۸۰۰	۰,۶۰۳۸۸۳	۹,۹۶e-۰۷
۲۴	۱۱۵۵۰۰۰۰	۰,۶۰۳۸۸۶	۹,۹۶e-۰۷
۲۵	۱۲۰۳۱۲۰۰	۰,۶۰۳۸۹۵	۹,۹۶e-۰۷
۲۶	۱۲۵۱۲۴۰۰	۰,۶۰۳۰۲	۹,۹۶e-۰۷

جدول ۹: برآورد وزن هریک از متغیرهای مستقل در شبیه سازی

بیاس	نرون ۸	نرون ۷	نرون ۶	نرون ۵	نرون ۴	نرون ۳	نرون ۲	نرون ۱	
۴,۷۴	۰,۷۲	۰,۹۷	۲,۳۲	۴,۲۷	۴,۶۸	۳,۷۵	-۰,۰۲	۲,۰۶	X۳۲
۳,۲۴	۰,۷۷	۲,۵۲	۵,۹۸	۱,۲۸	۱,۰۷	۱,۷۵	۵,۰۹	۱,۱۲	X۳۳
۵,۲۶	۴,۰۸	-۱,۳۲	۲,۵۵	۳,۶۱	۴,۳۱	۰,۳۴	۱,۳۱	۲,۷۲	X۳۴
۲,۲۶	۲,۴۶	۰,۵۷	-۰,۴۶	۱,۴۴	۱,۰۹	-۰,۰۴	۱,۹۶	۲,۷۴	X۳۵
۲,۱۱	۳,۰۷	۰,۴۵	-۲,۵۲	۳,۷۴	۲,۵۹	۱,۶۳	۴,۱۶	۲,۳۶	X۳۶
۵,۸۹	۴,۱۲	۳,۳۴	۱,۴۹	۵,۲۷	۴,۳۱	۱,۲۷	۱,۵۷	۰,۹۰	X۳۷
۱,۱۱	۲,۶۰	۲,۱۸	۳,۷۵	-۱,۲۵	۱,۳۲	۱,۳۳	۴,۴۴	-۰,۴۳	X۳۸
۲,۲۱	۳,۴۰	-۰,۲۸	۲,۹۰	۴,۴۳	۱,۲۷	۴,۳۴	۱,۴۷	۲,۹۰	X۳۹
۴,۲۰	۳,۶۹	۲,۱۹	۳,۱۱	۵,۳۶	۶,۵۴	۱,۵۷	۴,۴۰	-۰,۶۹	X۴۰

جدول ۱۰- نتایج ارزیابی مدلها

مدل ها	نوع داده	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه بندی
مدل شبکه عصبی مصنوعی (مدل ۵)	کل	۰/۳۳	۰/۵۷	۰/۶۶
	آموزش	۰/۳۰	۰/۵۵	۰/۶۹
	تست	۰/۴۲	۰/۶۴	۰/۵۷
مدل ماشین بردار (مدل ۶)	کل	۰/۳۸۹	۰/۶۰۸	۰/۶۱۰
	آموزش	۰/۳۸۴	۰/۶۰۱	۰/۶۱۵
	تست	۰/۴۰۵	۰/۶۳۱	۰/۵۹۴
مدل رگرسیون لاجیت (مدل ۷)	کل	۰/۴۰	۰/۶۲۶	۰/۵۹
	آموزش	۰/۳۹	۰/۶۲	۰/۶۰
	تست	۰/۴۲	۰/۶۴	۰/۵۷

داده‌های تست ۳۸۴٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۶۳۱ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۶۰۱ است بیشتر می‌باشد. که بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این مدل در نهایت ورشکستگی شرکت‌ها را با دقت کل ۶۱٪ و تنها ۳۸۹٪ میانگین مربعات تخمین زده است که بسیار مقبول و امیدبخش است.

نتایج آماری مدل رگرسیون لاجیت نشان می‌دهد داده‌های آموزش خطای ۳۹٪ داشته است که منجر به دقت ۶۰٪ پیش-بینی شده است. انحراف معیار به‌ازای داده‌های آموزش ۰/۶۲ است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۰/۴۲ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۶۴ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۶۲ است بیشتر می‌باشد. که بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این مدل در نهایت ورشکستگی شرکت‌ها را با دقت کل ۵۹٪ و تنها ۴۰٪ میانگین مربعات تخمین زده است که نسبت به مدل‌های دیگر همچون شبکه عصبی چندان مقبول نیست.

براساس نتایج جدول ۱۰، توانایی شاخص‌های راهبری شرکتی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، نسبت به داده‌های آموزش خطای ۳۰٪ داشته است که منجر به دقت ۶۹٪ طبقه‌بندی شده است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۴۲٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۶۴ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۵۵ بیشتر است که بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این در حالی است که این مدل موفق به تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با دقت طبقه بندی ۶۶٪ شده است. نکته برجسته در اینجا اختلاف زیاد دقت داده‌های تست و آموزش است. این موضوع حاکی از ناکارآمدی ویژگی‌ها دارد. بطوریکه الگوریتم طبقه‌بندی به خوبی موفق به یادگیری آنها نشده است.

نتایج آماری مدل ماشین‌بردار نشان می‌دهد این مدل نسبت به داده‌های آموزش خطای ۳۸۴٪ داشته است که منجر به دقت ۶۱۵٪ پیش‌بینی شده است. انحراف معیار به‌ازای داده‌های آموزش ۰/۶۰۱ است. همچنین میانگین مربعات خطا

بر اساس نتایج جدول ۱۲، این مدل نسبت به داده‌های آموزش خطای ۳۳٪ داشته‌است که منجر به دقت ۶۶٪ طبقه بندی شده‌است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۴۲٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۶۵ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۵۸ بیشتر است که بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده‌های آموزش دارد. این در حالی است که این مدل موفق به تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با دقت طبقه بندی ۶۶٪ شده‌است. نکته برجسته در اینجا اختلاف زیاد دقت داده‌های تست و آموزش است. این موضوع حاکی از ناکارآمدی ویژگی‌ها دارد. بطوریکه الگوریتم طبقه بندی به خوبی موفق به یادگیری آنها نشده است.

**ارزیابی مدل ۹:** این مدل توانایی نسبت‌های مالی در مقابل شاخص‌های راهبری شرکتی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی؛ ماشین بردار، رگرسیون لاجیت و شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک را بیان می‌کند. برای این منظور شبکه عصبی هر بار با یک مجموعه از ویژگی‌ها ایجاد شده و نتایج آن‌ها با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته است. جدول ۱۳ نتایج آماری حاصل از هر چهار مدل را لیست کرده است.

همانطور که از نتایج پیداست، در مدل شبکه عصبی مصنوعی، دو مجموعه ویژگی نسبت به داده‌های آموزش تفاوت چندانی ندارد ولی تفاوت دقت در داده‌های تست محسوس و آشکار است. شبکه عصبی آموزش دیده بر اساس نسبت‌های مالی با ۸٪ خطای کمتر داده‌های تست را تشخیص داده است که قابل توجه است. دقت کل داده‌ها به ازای ویژگی نسبت‌های مالی و ویژگی شاخص‌های راهبری شرکتی به ترتیب ۷۰٪ و ۶۶٪ است. بدیهی است که نسبت‌های مالی توان بیشتری در تفکیک و تمییز شرکت‌های ورشکسته و موفق دارند.

در مدل ماشین بردار در دقت دو مجموعه ویژگی نسبت به هر دو دسته داده آموزش و تست تفاوت محسوس و آشکار وجود دارد. ماشین بردار پشتیبان آموزش دیده بر اساس نسبت‌های مالی با ۱۰٪ خطای کمتر داده‌های تست و با ۱۴٪ خطای کمتر داده‌های آموزش را تشخیص داده است که قابل توجه است. دقت کل داده‌ها به ازای ویژگی نسبت‌های مالی و ویژگی شاخص‌های راهبری شرکتی به ترتیب ۷۴٪ و ۶۱٪ است. بدیهی است که نسبت‌های مالی توان بیشتری در تفکیک و تمییز شرکت‌های ورشکسته و موفق دارند، و بنابراین در سیستم‌های واقعی قابلیت اطمینان بالاتری دارند.

**ارزیابی مدل ۸:** این مدل توانایی شاخص‌های راهبری شرکتی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک را بیان می‌کند. جدول شماره ۱۱ جمعیت کروموزوم‌ها در هر نسل، بهترین و برترین جواب یا کروموزوم در هر نسل و هم-چنین میزان اختلاف از شرط یا قید تعیین‌شده (برای مدل استفاده از شاخص‌های راهبری در پیش‌بینی ورشکستگی) را به‌طور خلاصه بیان کرده‌است. بر اساس جدول مشاهده می‌شود که پس از ۱۷ نسل به جواب بهینه رسیده‌ایم. نتایج معیارهای ارزیابی به‌زای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های تست در جدول ۱۲ لیست شده‌است.

### جدول ۱۱- خلاصه نتایج شبیه‌سازی بر مبنای الگوریتم ژنتیک

تکرار(نسل)	جمعیت کروموزوم‌ها	مقدار بهینه تابع هدف	خطای شبیه‌سازی
۱	۴۸۲۴۰۰	۰,۰۵۸۲۹۳۵	۰
۲	۹۶۳۶۰۰	۰,۰۷۸۵۹۲۲	۰
۳	۱۴۴۴۸۰۰	۰,۲۵۲۹۶۶	۰
۴	۱۹۲۶۰۰۰	۰,۳۵۲۹۱۱	۰
۵	۲۴۰۷۲۰۰	۰,۴۸۵۲۱۱	۰,۰۰۰۰۰
۶	۲۸۸۸۴۰۰	۰,۴۸۸۹۴۷	۹,۹۶e-۰۷
۷	۳۳۶۹۶۰۰	۰,۴۸۹۵۹۴	۹,۹۶e-۰۷
۸	۳۸۵۰۸۰۰	۰,۴۸۹۶۸۵	۹,۹۶e-۰۷
۹	۴۳۳۲۰۰۰	۰,۴۸۹۶۹۸	۷,۸۸e-۰۷
۱۰	۴۸۱۳۲۰۰	۰,۴۸۹۷۸۵	۰,۰۰e+۰۰
۱۱	۵۲۹۴۴۰۰	۰,۴۸۹۸۵۹	۹,۹۶e-۰۷
۱۲	۵۷۷۵۶۰۰	۰,۴۸۹۸۹۹	۹,۹۶e-۰۷
۱۳	۶۲۵۶۸۰۰	۰,۴۸۹۹۶۸	۹,۹۶e-۰۷
۱۴	۶۷۳۸۰۰۰	۰,۴۸۹۹۷۷	۹,۹۶e-۰۷
۱۵	۷۲۱۹۲۰۰	۰,۴۸۹۹۸۶	۹,۹۶e-۰۷
۱۶	۷۷۰۰۴۰۰	۰,۴۸۹۹۹۹	۹,۹۶e-۰۷
۱۷	۸۱۸۱۶۰۰	۰,۴۹۰۰۰۰	۹,۹۶e-۰۷

### جدول ۱۲: نتایج ارزیابی مدل ۸

مدل	نوع داده	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار بندی	دقت طبقه بندی
شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک	کل	۰/۳۵	۰/۵۹	۰/۶۴
	آموزش	۰/۳۳	۰/۵۸	۰/۶۶
	تست	۰/۴۲	۰/۶۵	۰/۵۷



جدول ۱۳: نتایج ارزیابی مدل ۹

مدل ها	نوع داده	نوع ویژگی	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه بندی
مدل شبکه عصبی مصنوعی (مدل ۹)	کل	نسبت های مالی	۰/۲۹	۰/۵۲	۰/۷۰
		شاخص های راهبری	۰/۳۳	۰/۵۷	۰/۶۶
	آموزش	نسبت های مالی	۰/۲۸	۰/۵۱	۰/۷۱
		شاخص های راهبری	۰/۳۰	۰/۵۵	۰/۶۹
	تست	نسبت های مالی	۰/۳۴	۰/۵۵	۰/۶۵
		شاخص های راهبری	۰/۴۲	۰/۶۴	۰/۵۷
مدل ماشین بردار (مدل ۱۰)	کل	نسبت های مالی	۰/۲۵	۰/۴۹	۰/۷۴
		شاخص های راهبری	۰/۳۸	۰/۶۰	۰/۶۱
	آموزش	نسبت های مالی	۰/۲۴	۰/۴۷	۰/۷۵
		شاخص های راهبری	۰/۳۸	۰/۶۰	۰/۶۱
	تست	نسبت های مالی	۰/۳۰	۰/۵۳	۰/۶۹
		شاخص های راهبری	۰/۴۰	۰/۶۳	۰/۵۹
رگرسیون لاجیت (مدل ۱۱)	کل	نسبت های مالی	۰/۲۶	۰/۵۱	۰/۷۳
		شاخص های راهبری	۰/۴۰	۰/۶۲	۰/۵۹
	آموزش	نسبت های مالی	۰/۲۵	۰/۴۹	۰/۷۵
		شاخص های راهبری	۰/۳۹	۰/۶۲	۰/۶۰
	تست	نسبت های مالی	۰/۳۲	۰/۵۶	۰/۶۷
		شاخص های راهبری	۰/۴۲	۰/۶۴	۰/۵۷
شبکه عصبی مصنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک (مدل ۱۲)	کل	نسبت های مالی	۰/۲۴	۰/۴۸	۰/۷۵
		شاخص های راهبری	۰/۳۵	۰/۵۹	۰/۶۴
	آموزش	نسبت های مالی	۰/۲۴	۰/۴۹	۰/۷۵
		شاخص های راهبری	۰/۳۳	۰/۵۸	۰/۶۶
	تست	نسبت های مالی	۰/۲۳	۰/۴۷	۰/۷۶
		شاخص های راهبری	۰/۴۲	۰/۶۵	۰/۵۷

تشخیص داده است که قابل توجه است. دقت کل داده ها به ازای ویژگی نسبت های مالی و ویژگی شاخص های راهبری شرکتی به ترتیب ۷۵٪ و ۶۴٪ است. بدیهی است که نسبت های مالی توان بیشتری در تفکیک و تمییز شرکت های ورشکسته و موفق دارند.

#### تحلیل نتایج آزمون مدل ها

تمام مدل های پیشنهادی مورد آزمایش قرار گرفتند و نتایج آن ها بر اساس معیارهای میانگین مربعات خطا، انحراف- معیار، دقت طبقه بندی مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به آزمایشات صورت گرفته کاملاً مشهود است که ویژگی های نسبت های مالی بسیار بهتر از ویژگی های راهبری شرکتی در تعیین صحیح ورشکستگی یک شرکت عمل می کنند. در آزمایش مدل های ۹-۱۲ که مدل های کاملی برای بررسی تاثیر ویژگی ها هستند، مشاهده گردید که نسبت های مالی با مقدار

در مدل رگرسیون لاجیت، در دقت دو مجموعه ویژگی نسبت به هر دو دسته داده آموزش و تست تفاوت محسوس و آشکار وجود دارد. رگرسیون لاجیت آموزش دیده بر اساس نسبت های مالی با ۱۰٪ خطای کمتر داده های تست و با ۱۴٪ خطای کمتر داده های آموزش را تشخیص داده است که قابل توجه است. دقت کل داده ها به ازای ویژگی نسبت های مالی و ویژگی شاخص های راهبری شرکتی به ترتیب ۷۳٪ و ۵۹٪ است. بدیهی است که نسبت های مالی توان بیشتری در تفکیک و تمییز شرکت های ورشکسته و موفق دارند، بنابراین در سیستم های واقعی قابلیت اطمینان بالاتری دارند. در مدل شبکه عصبی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک، در دقت دو مجموعه ویژگی نسبت به هر دو دسته داده آموزش و تست تفاوت محسوس و آشکار وجود دارد. شبکه عصبی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک آموزش دیده بر اساس نسبت های مالی با ۹٪ خطای کمتر داده های تست و آموزش را



### ارزیابی توانایی مدل‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی

با توجه به تعریف معیار ورشکستگی در این تحقیق یعنی معیار کیوتوبین ساده، شرکت‌هایی که معیار کیوتوبین ساده به ازای آن‌ها کمتر از یک باشند به عنوان شرکت‌های ناموفق (درمانده یا ورشکسته) و شرکت‌هایی که دارای کیوتوبین بالای یک باشند به عنوان شرکت‌های موفق (غیردرمانده یا غیر ورشکسته) در نظر گرفته شده‌اند. توجه داشته باشید که از آن‌جا که در این تحقیق شرکت‌های عضو نمونه آماری در طول هشت سال مورد بررسی قرار گرفته‌اند بنابراین ممکن است یک شرکت در چند سال ورشکسته و در چند سال دیگر غیر ورشکسته قلمداد گردد. به عبارتی بردارهای مورد استفاده در مدل‌سازی‌ها به ازای هر سال-شرکت تعریف شده‌اند و نه هر شرکت. بنابراین تعداد ۱۴۰۸ سال-شرکت (۱۷۶ در هشت سال) به عنوان بردارهای ورودی در مدل‌سازی‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌است. با توجه به داده‌های عملکردی جمع‌آوری شده برای این شرکت‌ها در سال‌های مورد نظر تحقیق (۱۳۸۹-۱۳۹۶) از میان ۱۴۰۸ سال-شرکت، تعداد ۱۱۵۴ سال-شرکت با توجه به معیار ورشکستگی مورد استفاده (کیوتوبین ساده) موفق و بقیه (تعداد ۲۵۴ سال-شرکت) ناموفق بوده‌اند.

با توجه به تعریفی که قبلاً از خطاهای نوع اول و دوم ارائه شد، برای هر مدل خواهیم داشت: خطای نوع اول: یک شرکت ورشکسته را در گروه شرکت‌های غیرورشکسته قرار دادن. خطای نوع دوم: یک شرکت غیرورشکسته را در گروه شرکت‌های ورشکسته قرار دادن.

بنابراین مدلی قوی‌تر و بهتر خواهد بود که میزان خطای نوع اول و دوم به ازای آن مدل کمترین (کمینه) باشد. مقادیر خطاهای نوع اول و دوم برای مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق به تفکیک در جدول ۱۴ ارائه شده است:

با توجه به جدول اخیر نشان داده شد که به ترتیب مدل ۳، مدل ۲، مدل ۴، مدل ۱، مدل ۵، مدل ۷، مدل ۶ و نهایتاً مدل ۸ بهترین پیش‌بینی را از شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته داشته‌اند.

خطای کمتر و با دقت بیشتری ورشکستگی یک شرکت را تخمین می‌زنند. در میان مدل‌های پیشنهادی بهترین عملکرد به مدل ۱۱ یعنی شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک اختصاص دارد. این مدل هم بر اساس ویژگی نسبت‌های مالی و هم بر اساس ویژگی شاخص‌های راهبری بهترین عملکرد را از خود نشان داده است. خطای حاصل از تخمین ورشکستگی توسط این مدل نسبت به مدل‌های دیگر کمینه است. مدل ۹ که شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بکار می‌گیرد، پس از مدل ۱۱ بهترین کارایی را از خود نشان داده است. این بیان از قابلیت بالای شبکه عصبی در تخمین مساله دوکلاسه دارد. مساله‌ای که برای یک نمونه یکی از برچسب‌های موفق یا ناموفق را تخصیص می‌دهد. شبکه عصبی حتی بدون الگوریتم ژنتیک نیز به خوبی ورشکستگی را تخمین می‌زند. ماشین بردار پشتیبان که تحت عنوان مدل ۱۰ معرفی شده است از نظر کارایی در رتبه سوم قرار دارد. این الگوریتم کارایی خوبی از خود نشان داده است اما در مقایسه با شبکه عصبی چندان هم رضایت‌بخش نیست. ماشین بردار پشتیبان اساساً برای طبقه‌بندی دو کلاسه طراحی شده است و معمولاً نتایج آن برای مسائل دوکلاسه بهینه است. اما بر اساس آزمایش‌ها ثابت شد که خاصیت ویژگی‌ها طوری است که مطابق با شبکه عصبی هستند و شبکه عصبی بهتر از ماشین بردار پشتیبان می‌تواند با آن‌ها آموزش یابد و کلاس واقعی آن‌ها را تخمین بزند. بدترین عملکرد مربوط به مدل ۱۲ یعنی رگرسیون لاجیت است. این مدل هم برای ویژگی نسبت‌های مالی و هم برای ویژگی شاخص‌های راهبری بدترین عملکرد را در میان مدل‌های دیگر دارد. با توجه به عملکردی که این مدل از خود نشان داده است، برای پیش‌بینی ورشکستگی در مسائل واقعی توصیه نمی‌شود زیرا نتایج آن قابلیت اعتماد پایینی دارند و ممکن است بکارگیری آن موجب خسارات جبران‌ناپذیری شود.

جدول ۱۴- خطای پیش‌بینی مدل‌های مختلف

مدل	تعداد سال-شرکت‌های ورشکسته پیش‌بینی شده	تعداد سال-شرکت‌های غیرورشکسته پیش‌بینی-شده	تعداد سال-شرکت‌های ورشکسته که به درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد سال-شرکت‌های غیرورشکسته که به درستی پیش‌بینی شده‌اند
مدل ۱	۲۹۳	۱۱۱۵	۱۹۳	۹۰۶
مدل ۲	۲۷۹	۱۱۲۹	۲۲۴	۹۸۶
مدل ۳	۳۲۳	۱۰۸۵	۲۳۶	۱۰۲۳
مدل ۴	۲۳۸	۱۱۷۰	۲۰۶	۹۵۳

مدل	تعداد سال - شرکت‌های ورشکسته پیش‌بینی شده	تعداد سال - شرکت‌های غیرورشکسته پیش‌بینی شده	تعداد سال - شرکت‌های ورشکسته که به درستی پیش‌بینی شده‌اند	تعداد سال - شرکت‌های غیرورشکسته که به درستی پیش‌بینی شده‌اند
مدل ۵	۱۶۲	۱۲۴۶	۱۵۱	۸۲۷
مدل ۶	۵۶	۱۳۵۲	۵۲	۷۱۲
مدل ۷	۳۸۳	۱۰۲۵	۱۱۳	۷۶۹
مدل ۸	۵۳۶	۸۷۲	۴۹	۶۸۱

## ۸- نتیجه گیری و بحث

در این پژوهش مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفتند. بر اساس آزمایشات انجام شده ثابت شد که شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک بهترین کارایی را نسبت به سایر مدل‌ها از خود نشان می‌دهد. همچنین با مقایسه ویژگی نسبت‌های مالی و شاخص‌های راهبری، نسبت‌های مالی خود را به عنوان ویژگی‌های تأثیر گذار و ارزشمند برای پیش‌بینی ورشکستگی نشان دادند. چنانچه دقت تخمین به ازای ویژگی‌های نسبت‌های مالی در بالاترین سطح خود قرار دارند. بر اساس آزمایشات فوق می‌توان نتیجه گرفت که بهترین مدل برای پیش‌بینی ورشکستگی مدل ۳ یعنی استفاده از نسبت‌های مالی در شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک می‌باشد. این الگوریتم بیشترین دقت را بدست آورده‌است و خطای آن کمینه است. بنابراین می‌توان آنرا بعنوان یک مدل قابل اعتماد، پایدار و عملی در نظر گرفت.

نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را دارند. بر اساس آزمایش‌های صورت گرفته شبکه عصبی مصنوعی کارایی خوبی در پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از نسبت‌های مالی از خود نشان داد. این روش خود را بعنوان یکی از بهترین مدل‌ها ثابت کرد زیرا ویژگی‌های نسبت‌های مالی حاوی اطلاعات قابل قبولی در مورد موفقیت یک شرکت هستند و از طرفی شبکه عصبی نیز ابزاری قوی برای پیش‌بینی به شمار می‌رود. ترکیب این دو با یکدیگر تشکیل یک مدل قدرتمند برای پیش‌بینی ورشکستگی داد. نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل ماشین بردار را دارند. به جرأت می‌توان گفت که ماشین بردار پشتیبان یکی از بهترین الگوریتم‌های طبقه بندی دوکلاسه حال حاضر است. نتایج این مدل بطور چشمگیری قابل قبول است و خطای حاصل از پیش‌بینی در حد مطلوبی قرار دارد. نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک

را دارند. الگوریتم ژنتیک خود را به عنوان الگوریتم قوی برای آموزش شبکه عصبی نشان داد. شبکه عصبی آموزش یافته با ژنتیک موفق شد تا پیش‌بینی ورشکستگی را با استفاده از ویژگی‌های نسبت‌های مالی به خوبی انجام دهد. خطای حاصل از این مدل از تمام مدل‌های مورد بررسی کمتر است و مدل پیشنهادی بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده است. نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل رگرسیون لاجیت را دارند. این مدل ضعیفترین عملکرد را در میان مدل‌های مبتنی بر نسبت‌های مالی داشته است. نتایج آن اغلب خطای زیادی دارد، بنابراین نمی‌توان به عنوان یک الگوریتم قابل اعتماد برای کاربردهای واقعی به آن نگریست.

شاخص‌های راهبری شرکتی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را دارند. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و نتایج بدست آمده نشان داد که با توجه به قابلیت بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی، شاخص‌های راهبری شرکتی ویژگی‌های مناسبی نیستند. در کل این مدل عملکرد متوسطی را از خود نشان داد. شاخص‌های راهبری شرکتی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل ماشین بردار را دارند. این فرضیه اثبات شد و نتایج نشان داد که ماشین بردار پشتیبان قادر است ورشکستگی را با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی انجام دهد. ولی نتایج با خطای زیادی همراه است. شاخص‌های راهبری شرکتی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک را دارند. با توجه به ضعف ویژگی‌های شاخص‌های راهبری شرکتی، فرضیه فوق ثابت شد و نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک به خوبی قادر است که ورشکستگی را بر اساس شاخص‌های راهبری شرکتی تخمین بزند. این مدل نسبت به سایر مدل‌ها بهتر عمل کرده است و به خوبی موفق به مدل‌سازی ویژگی‌های شاخص‌های راهبری شرکتی شده است. شاخص‌های راهبری شرکتی توانایی پیش-

بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل رگرسیون لاجیت را دارند. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و نشان داد که مدل رگرسیون لاجیت بدترین عملکرد را بر اساس شاخص‌های راهبری شرکتی ایفا می‌کند، به طوری که بخش عمده پیش‌بینی نادرست است و بنابراین این مدل قابلیت بکارگیری برای کاربردهای واقعی را ندارد.

توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بطور معناداری بیشتر از نسبت‌های مالی در مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی است. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و ثابت شد که غلط است، زیرا شاخص‌های راهبری شرکتی معیار خوبی برای پیش‌بینی ورشکستگی یک شرکت نیستند و نسبت‌های مالی معیار بهتری برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی ورشکستگی به‌شمار می‌آیند. توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بطور معناداری بیشتر از نسبت‌های مالی در مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک است. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و ثابت شد که غلط است، زیرا شاخص‌های راهبری شرکتی معیار خوبی برای پیش‌بینی ورشکستگی یک شرکت نیستند و نسبت‌های مالی معیار بهتری برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی ورشکستگی به‌شمار می‌آیند. توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بطور معناداری بیشتر از نسبت‌های مالی در مدل ماشین‌پرداز است. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و ثابت شد که غلط است، زیرا شاخص‌های راهبری شرکتی معیار خوبی برای پیش‌بینی ورشکستگی یک شرکت نیستند و نسبت‌های مالی معیار بهتری برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی ورشکستگی به‌شمار می‌آیند. توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بیشتر از نسبت‌های مالی در مدل رگرسیون لاجیت است. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و ثابت شد که غلط است، زیرا شاخص‌های راهبری شرکتی معیار خوبی برای پیش‌بینی ورشکستگی یک شرکت نیستند و نسبت‌های مالی معیار بهتری برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی ورشکستگی به‌شمار می‌آیند. نتیجه تحقیق حاضر موافق با تحقیقات لیانگ و همکاران (۲۰۱۶)، کیم و کانگ (۲۰۱۲) و بحیرایی و همکاران (۱۳۹۵) و مخالف پژوهش لاندکوئیست و استرنز (۲۰۱۳) می‌باشد. در این پژوهش دو دسته ویژگی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بصورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گرفت. بعنوان کار آتی می‌توان با بکارگیری یک روش وزن دهی از تمام ویژگی استفاده کرد به‌شرطی که هر ویژگی از اهمیت خاصی برخوردار باشد. بدین صورت اطلاعات بیشتری

در اختیار الگوریتم‌های پیش‌بینی‌کننده خواهد بود و طبیعتاً در دستیابی به نتایج بهتر موثر است. علاوه بر این بعنوان کار آتی می‌توان نتایج هر چهار طبقه بندی را با استفاده از یک روش ترکیبی مانند رأی اکثریت ادغام کرد و تخمین بهتر و قابل اعتمادتری از ورشکستگی انجام داد.

### فهرست منابع

- \* اسمعیلی، سهیلا و گوگردچیان، احمد. (۱۳۹۶). پیش‌بینی ورشکستگی مالی با استفاده از صورت جریان نقد: رهیافت شبکه عصبی مصنوعی. مدیریت فرهنگ سازمانی، دوره ۱۵، شماره ۴، صص ۸۷۹-۹۰۱.
- \* بحیرایی، علیرضا. اعتمادی، کیوان و گرامی اصل، امیر. (۱۳۹۵). پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از ANN, LOGIT, ANFIS. تحقیقات بازاریابی نوین. دوره ۶، شماره ۲. شماره پیاپی ۲۱، صص ۱۵۳-۱۶۶.
- \* رهنمای رودپشتی، فریدون؛ علی خانی، راضیه؛ مران جوری، مهدی. (۱۳۸۸). بررسی کاربرد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی آلتمن و فالمر در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره ۵۵.
- \* رهنمای رودپشتی، فریدون؛ نیکومرام، هاشم؛ شاهوردیانی، شادی. (۱۳۹۰). مدیریت مالی راهبردی ارزش آفرینی، انتشارات حکیم باشی.
- \* ظهیری، مریم و افشار کاظمی، محمدعلی. (۱۳۹۱). طراحی مدل پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها به وسیله شبکه عصبی فازی (شرکتهای بورس اوراق بهادار تهران). مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. دوره ۴، شماره ۱۳، صص ۵۱-۷۲.
- \* فیروزیان، محمود، جاوید، داریوش و نجم‌الدین، نرگس. (۱۳۹۰). کاربرد الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی و مقایسه آن با مدل Z آلتمن در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی. دوره ۱۸، شماره ۶۵، صص ۹۹-۱۱۴.
- \* کردستانی، غلامرضا؛ تاتلی، رشید و کوثری فر، حمید. (۱۳۹۳). ارزیابی توان پیش‌بینی مدل تعدیل شده آلتمن از مراحل درماندگی مالی نیوتن و ورشکستگی شرکتها، دانش سرمایه‌گذاری، سال سوم، شماره ۹، صص ۸۳-۹۹.

- \* گرگی زاده، مجید، جعفری پور، میثم و دشمن زیاری. (۱۳۹۳). ارائه مدل پیش بینی ورشکستگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامه پژوهش های نوین حسابداری. دوره ۲. شماره ۴. صص ۸۱-۹۲.
- \* وظیفه دوست، حسین و زنگنه، طیبه. (۱۳۹۴). ارائه مدل پیش بینی ورشکستگی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران مبتنی بر مدل ترکیبی شبکه عصبی گروهی دستکاری داد ها و الگوریتم ژنتیک. پژوهش های مدیریت راهبردی. دوره ۲۱. شماره ۵۷. صص ۸۳-۱۰۰.
- \* Altman, E. Iwanicz-Drozdzowska, M., Laitinen, E.K., and Suvas, A. (2017), Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial management and Accounting*, Vol 28 (2) pp. 131-171.
- \* Kim, M.J., Kang, D. K., (2012). classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction. *Expert systems with Applications*, 39, 9308-9314.
- \* Liang, D., Lu, S.H., Tsai, C.H. & Shih, G. (2016) "Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction" *European journal of operational research*. Vol. 252., No. 2. pp. 561-572
- \* Lundqvist, D., & Strand, J. (2013). *Bankruptcy Prediction with Financial Ratio-Examining Differences across Industries and Time*. Lund University Publications Student Paper
- \* Olson, D. L., Delen, D. & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decisions Support Systems*. Vol. 52., No. 2. pp. 464-473
- \* Premachandra, I.M., Chen, Y. and Watson, J. (2011). DEA as a tool for predicting corporate failure and success: a case of bankruptcy assessment, *Omega*. Vol. 39. Pp. 620-626.

## یادداشت‌ها

- <sup>1</sup> Liang & et al  
<sup>2</sup> Altman & et al  
<sup>3</sup> Lundqvist & Strand  
<sup>4</sup> Olson & et al.  
<sup>5</sup> Kim & Kang  
<sup>6</sup> Classification Accuracy  
<sup>7</sup> Receiver Operating Characteristics  
<sup>8</sup> Sensitivity  
<sup>9</sup> Train  
<sup>10</sup> Test  
<sup>11</sup> Verification  
<sup>12</sup> Weight  
<sup>13</sup> Bias  
<sup>14</sup> momentum  
<sup>15</sup> Learning Rate