Archive of SID

فصلنامه علمی پژوهشی
دانش حسابداری و حسابرسی مدیریت
سال هشتم / شماره ۳۰/ تابستان ۱۳۹۸

پیش‌بینی ورشکستگی و راهبری‌شرکت‌ها: 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 حوز های 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 تعداد۴۰ 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، شبکه های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک و رگرسیون لاجیت اقدام شده است که نهایتا 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 نشان‌دادند. 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 می باشد. این الگوریتم بیشترین دقت را بدست آورده‌است و خطای آن کمینه است و می‌توان آن‌را بعنوان یک مدل قابل اعتماد، پایدار و عملی در نظر گرفت.

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

www.SID.ir

Archive of SID

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 سرمایه پذیر در جهت نگهداری از سرمایه خود انجام می‌دهند. **پیش-بینی** 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 حقوق‌صاحبان سرمایه فراهم‌کند. (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. نسبت های 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 شرکت ها 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 نسبت های مالی، شاخص های 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، وام-دهندگان و تحلیل‌گران مالی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. ورشکستگی معمولا به وسیله عوامل مختلف و مرتبط به‌هم 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 نسبت های مالی و حاکمیت شرکتی به مقایسه پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها به‌کمک 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، اولا" تنها به پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از نسبت‌های مالی پرداخته‌اند و هیچ یک از آنها در پیش‌بینی از شاخص‌های حاکمیت شرکتی استفاده‌ننموده‌اند، ثانیا" در این تحقیق به منظور پیش‌بینی چهار مدل بطور همزمان مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد در صورتی‌که تحقیقات گذشته نهایتا به مقایسه دو تا مدل پیش‌بینی پرداخته‌اند. بدین وسیله میزان اطمینان به نتایج این مدل‌ها در بورس اوراق بهادار تهران مشخص‌شود و پاسخی به پرسش اصلی تحقیق داده‌شود که نسبت‌های مالی و شاخص‌های حاکمیت شرکتی تا چه میزان توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را دارند و کدامیک از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی در بورس اوراق‌بهادار قدرت بالاتری جهت پیش‌بینی ورشکستگی را دارند. به‌عبارتی توان تبیین کدامیک از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بیشتر است.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

ورشکستگی شرکت ها همواره به عنوان یکی از دغدغه های اصلی سرمایه گذاران، اعتبار دهندگان و دولت‌ها مطرح بوده است. به نحوی که تشخیص به موقع و صحیح شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی قرار دارند می تواند تا حد زیادی از زیان های احتمالی ذینفعان جلوگیری کند.. یکی از راه‌هایی که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب فرصت های سرمایه گذاری و همچنین جلوگیری از اتلاف منابع کمک کرد **پیش‌بینی** درماندگی یا ورشکستگی است. ورشکستگی و یا شکست کسب و کار می تواند تاثیر منفی بر خود شرکت و اقتصاد جهانی داشته باشد. فعالان کسب و کار، سرمایه گذاران، دولت ها و محققان دانشگاهی به مدت طولانی راه های مختلفی را برای شناسایی خطر بالقوه شکست کسب و کار به

www.SID.ir

Archive of SID

منظور کاهش زیان اقتصادی ناشی از ورشکستگی مورد مطالعه قرار دادند(لیانگ و همکاران [1]، ۲۰۱۶).

در حوزه مالی، یک شرکت زمانی درمانده مالی تلقی می گردد که در ایفای تعهدات به اعتباردهندگان، دچار مشکل شود. بدهی های یک شرکت ممکن است برای تامین مالی عملیات آن استفاده شود، اما با این کار بیشتر در معرض خطرتجربه درماندگی مالی قرار می‌گیرد. بنابراین اگر درماندگی مالی شرکت بهبود نیابد، به ورشکستگی منجر می-شود. 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 درنتیجه مدیریت ضعیف و درماندگی اقتصادی وارد درماندگی مالی می‌شوند. در مراحل اولیه درماندگی‌مالی، متوسط سود عملیاتی شرکت بر اساس سود تعدیل نشده و پس از کنترل عوامل دیگری که تغییر قابل توجهی در افزایش عملکرد شرکت ایجاد می کند، اندازه‌گیری می شود .نتایج فرضیه های اثباتی جنسن حاکی از این است که درماندگی مالی نوعی اقدام اصلاحی است که عملکرد شرکت را بهبود می بخشد. از نقطه نظر اقتصادی، ورشکستگی شرکت، پدیده ای طبیعی است که نباید نادیده گرفته شود، زیرا یک ضربه اجتماعی مبتنی بر بیکاری و برابری قدرت خرید محسوب می شود. (کردستانی و همکاران، ۱۳۹۳)

آلتمن هزینه های درماندگی مالی را به دو صورت مستقیم و غیرمستقیم طبقه بندی می کند. هزینه های مستقیم شامل هزینه های پیش بینی نشده برای وکلا و حقوقدانان، حسابداران، متخصصان و مشاوران بازسازی، و هزینه های غیر مستقیم نیز طیف وسیعی از هزینه های فرصت غیر قابل مشاهده را در بر می گیرد. گینز، نیز هزینه های درماندگی مالی را به خسارت وارده ناشی از فروش دارایی به قیمت ارزان، هزینه بالای سرمایه، هزینه های فرصت، هزینه از دست دادن مشتریان، دریافت اعتبار تجاری مجدد و تضاد منافع، تقسیم می کند. هزینه های ورشکستگی برای انواع مختلفی از شرکت ها متفاوت است، اما معمولا شامل حق الزحمه های قانونی و خروج سرمایه انسانی با ارزش، می باشد. نیوتن در سال ۱۹۹۸، مراحل درماندگی مالی شرکت ها 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 ورشکستگی ها از این مراحل پیروی میکنند، اما برخی شرکت ها ممکن است بدون طی همه مراحل به ورشکستگی کامل برسند. (کردستانی و همکاران، ۱۳۹۳) بطور کلی وررشکستگی 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 بوده اند. 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 می-تواند 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 پیش بینی 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 می شود. 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 نسبت های مالی، الگویی به نام zscore برای پیش بینی ورشکستگی شرکت های تولیدی بورسی 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 بااهمیت درمدیریت مالی تلقی میشود. بررسی علل پدیدآورنده ورشکستگی و ارزیابی آن از منظر مبانی مالی وحسابداری، تجریه وتحلیل نسبت های مالی و همچنین بررسی مدل‌های رایج ورشکستگی بسیارحائز اهمیت است.(رهنمای رودپشتی،۱۳۹۰). در تحقیقات گذشته تکنیک‌های زیادی به منظور گسترش مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مانند تکنیک های آماری و مدل های ماشین بردار به‌کار گرفته شده‌اند. اگر چه مطالعات بسیاری در ارائه روش‌های یادگیری ماشین بردار جدید که عملکرد **پیش‌بینی** مدل را افزایش می دهد وجود

www.SID.ir

Archive of SID

دارد، اما پژوهش های بسیار کمی در مورد تاثیر عوامل ورودی (یا ویژگی ها) بر عملکرد پیش‌بینی مدل ها متمرکز شده است. به‌طور کلی نسبت‌های مالی از جمله عوامل مهم **پیش‌بینی** می باشند که ورشکستگی شرکت را تحت تاثیر قرار داده و به منظور توسعه مدل های **پیش‌بینی** مورد استفاده قرار می‌گیرند. از طرف دیگر تحقیقات اخیر نشان داده‌اند که اصول راهبری شرکتی نقش کلیدی را در **پیش‌بینی** ورشکستگی شرکت ایفا می کنند. اصول راهبری شرکتی طبقات مختلفی دارد که فقط برخی از آنها در بهبود مدل های **پیش‌بینی** مورد استفاده قرار گرفته‌اند. 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 مکانیسم 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 شده‌اند. هرچند که اصول شناسایی شده در پژوهش های مختلف کاملا مشابه نبوده‌اند. به عبارت بهتر طبقات مختلفی از اصول راهبری شرکتی در کارهای گذشته مورد استفاده قرار گرفته است. به عنوان مثال، آلتمن و همکاران[۲] (۲۰۱۷) در مقاله ای با عنوان «شرکت در حال انحلال و **پیش‌بینی** 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 **پیش‌بینی** 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 پیش‌بینی ورشکستگی نسبت‌های مالی و شاخص‌های راهبری شرکتی با استفاده از مدل‌های رگرسیون، ماشین بردار و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج حاصل از تحقیق آنها نشان داد که بهترین مدل پیش‌بینی ورشکستگی مدلی است که از دقت بالا و خطای نوع اول یا دوم پایینی برخوردار باشد. لاندکوئیست و استرند۳ (۲۰۱۳) در پژوهشی به بررسی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت ها از طریق نسبت های مالی پرداختند. نتایج تحقیق نشان داد که توانایی پیش‌بینی 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 ۴(۲۰۱۲) نیز در پژوهشی از تجزیه و تحلیل داده کاوی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها استفاده کردند. در این پژوهش از یکسری نسبت های مالی برای پیش‌بینی 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 پیش‌بینی می شود.کیم و کانگ[۵] (۲۰۱۲) در پژوهشی از ترکیب الگوریتم ژنتیک با الگوهای بهینه سازی در **پیش‌بینی** 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 **پیش‌بینی** بهتر ورشکستگی می شود. اسمعیلی و گوگردچیان (۱۳۹۶) به ارزیابی محتوای اطلاعاتی نسبت‌های صورت جریان وجه نقد در تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی پرداختند. براساس نتایج پژوهش، مدل شبکهٔ عصبی با نسبت جریان نقدی عملیاتی به بدهی‌های جاری، نسبت پوشش جریان نقدی عملیاتی به بهره، نسبت بازده نقدی دارایی‌ها، نسبت کیفیت سود و نسبت آنی بیشترین قدرت پیش‌بینی را نسبت به ورشکستگی شرکت‌ها در ایران دارد. همچنین، یافته‌ها نشان می‌دهند که دقت پیش‌بینی 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 پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از شبکه‌های عصبی-فازی(ANFIS)و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)و رگرسیون لجیت (LR)به عنوان مدل مقایسه‌ای استفاده شده است. یافته‌های تحقیق حاکی از آن است که در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)نسبت به مدل مبتنی بر شبکه‌های 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 پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های 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 روش‌های انتخاب متغیر در ادبیات پیش‌بینی ورشکستگی، مطالعه جامعی در جهت شناسائی بهترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران صورت گرفت. مدل CM-GA-GMDHبه عنوان بهترین مدل پیش‌بینی کننده ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران شناخته‌شد.

www.SID.ir

Archive of SID

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. ظهری و افشار کاظمی (۱۳۹۱) به منظور پیشبینی درصد ورشکستگی شرکت های بورسی از مدلهای شبکه عصبی فازی استفاده نمودند. نتیجه بدست آمده یک مدل پیش بینی بهینه با کمترین مقدار خطا را ارایه داده است. فیروزبان و همکاران(۱۳۹۰) درتحقیق خودبه کاربرد الگوریتم ژنتیک در **پیش‌بینی** ورشکستگی و مقایسه آن با مدل Z آلتمن درشرکت های 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 ۹۱/۵درصد داشته ومدل Zآلتمن دقتی معادل ۸۳/۳۲ و ۸۳/۳۲ درصد دارد با توجه به نتایج، مدل الگوریتم ژنتیک دقت بیشتری در پیش‌بینی ورشکستگی دارد؛ درنتیجه ابزار مناسبتری برای پیش بینی محسوب می شود. رهنمای‌رودپشتی 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

۱) نسبت‌های مالی توانایی **پیش‌بینی** ورشکستگی شرکت ها را دارند.

۲) شاخص های راهبری شرکتی توانایی **پیش‌بینی** ورشکستگی شرکت ها را دارند.

۳) 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 پس‌رویدادی 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. به‌منظور 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 استفاده‌شده‌است. بدین‌منظور، 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 گرفته‌است. 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 شده‌است. 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 براین برخلاف بسیاری از پژوهش‌ها که شرکت‌های زیان‌ده که بسیاری از آنها سهامشان در برخی از سال ها 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 نشده‌است. 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 درماندگی 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 شده‌است. شرکت‌هایی که به‌ازای این معیار عدد کوچکتر از ۱ را اختیار نمایند از لحاظ مالی"درمانده

www.SID.ir

Archive of SID

یا نا موفق" تلقی و در غیر این صورت به شرکت عنوان موفق نسبت داده خواهد شد.(پورزمانی،جهانژاد،۱۳۸۸) . از آنجا که درتحقیقات 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-های پیش‌بینی ورشکستگی استفاده‌گردد. درنتیجه 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 گرفته‌شده که تعریف، اندازه‌گیری و کدگذاری آن‌ها به صورت نگاره‌های شماره ۱ و ۲ بیان شده است.

نگاره۱- 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	دارایی های جاری منهای موجودی کالا تقسیم بر بدهی جاری
۳	هزینه بهره به مجموع دارایی ها	X3	هزینه بهره تقسیم بر دارایی ها
۴	بدهی به مجموع دارایی ها	X4	بدهی تقسیم بر دارایی ها
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 دارایی ها	X8	دارایی جاری منهای بدهی جاری تقسیم بر کل دارایی ها
۹	دارایی جاری به مجموع دارایی ها	X9	دارایی جاری تقسیم کل دارایی ها
۱۰	دارایی آنی به مجموع دارایی ها	X10	دارایی جاری منهای موجودی کالا تقسیم بر کل دارایی ها
۱۱	وجه نقد به مجموع دارایی ها	X11	وجه نقد تقسیم بر دارایی ها
۱۲	دارایی آنی به بدهی جاری	X12	دارایی های 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 دارایی ها	X14	بدهی جاری تقسیم بر دارایی‌ها
۱۵	نقد عملیاتی به بدهی ها	X15	وجه نقد عملیاتی تقسیم بر بدهی ها
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 هرسهم	X24	سود خالص تقسیم بر تعداد سهام
۲۵	بازده دارایی	X25	سود خالص تقسیم بر دارایی ها
۲۶	سود ناخالص به فروش خالص	X26	سوداخالص تقسیم بر فروش خالص
۲۷	سود به مجموع هزینه ها	X27	سود تقسیم بر هزینه ها
۲۸	گردش موجودی ها	X28	بهای تمام شده کالای فروش رفته بر میانگین موجودی کالا
۲۹	دوره وصول مطالبات	X29	حسابهای دریافتنی تقسیم بر متوسط فروش روزانه
۳۰	گردش سرمایه	X30	فروش بر سرمایه
۳۱	گردش دارایی ها	X31	فروش تقسیم بر کل دارایی ها

www.SID.ir

Archive of SID

نگاره ۲- تعریف و نحوه اندازه‌گیری شاخص‌های راهبری نهادی

ردیف	شرح متغیر	کد متغیر	نحوه اندازه گیری
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 شرکت ها 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	تعدا سهام مدیران به کل تعداد سهام

به منظور به حداقل رسانیدن تنوع داده ها 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 نگاره های شماره ۱ و ۲ نشان داده شده ۴۰ شاخص یا عامل موثر بر پیش‌بینی ورشکستگی در دو گروه ۳۱ تایی نسبت های مالی و ۹ تایی شاخص‌های راهبری شرکتی را می-توان مورد استفاده قرار داد. به جهت تکیه بر شبیه‌سازی در پیش‌بینی ورشکستگی مالی، صرفا از روش‌های آماری جهت توصیف داده‌ها یا یافته‌های حاصل از پیش‌بینی بهره گرفته شده‌است و به جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی از چهار مدل شامل ماشین بردار، شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه های عصبی مصنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک و رگرسیون لاجیت استفاده‌شده‌است. این مدل‌ها نه تنها متداول ترین 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 هریک از این مدل ها 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 مدل های عمومی را نقض می کنند، بسیار مفید خواهد بود. اما در این روش برای دست یابی به نتایج استوار و پایا و معنی دار به حجم داده هایی بیش از آنچه در رگرسیون خطی معمولی یا تحلیل تشخیص مواجه هستیم، نیاز است. جهت پردازش اولیه داده‌ها از نرم افزار اکسل و به منظور شبیه‌سازی در مدل‌های پیش‌بینی از نزم افزار متلب استفاده‌گردید.

۶- تجزیه و تحلیل داده‌های پژوهش

در این قسمت مدل‌های پیشنهادی مورد ارزیابی و آزمایش قرار می گیرند و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شود. مدل‌ها به صورت برنامه نویسی تابعی پیاده‌سازی شده‌اند و شرایط داده ها برای تمام مدل ها یکسان در نظر گرفته شده است تا حجم داده‌ها برروی کارایی مدل‌ها تاثیرگذار 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 می گردد. سپس آزمایش مدل‌ها انجام می‌شود نهایتا 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 می باشد. 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 معادله۱ قابل محاسبه می‌باشد.

(۱)

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

www.SID.ir

Archive of SID

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 شاخص‌های 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 داده‌ها می‌باشد. انحراف معیار STD از طریق معادله (۲) قابل محاسبه است.

(۲)

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

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

نرخ دقت طبقه بندی[۶] (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.

(۳)

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

از این معیار برای بیان دقت مدل پیشنهادی در تخمین برچسب واقعی نمونه‌ها استفاده می‌شود. طبیعتاً مقدار 1 این معیار به‌معنی طبقه‌بندی کاملاً صحیح و مقدار 0 به معنی طبقه بندی کاملاً غلط نمونه‌ها می‌باشد. منحنی عملیاتی دریافت‌کننده[۷] (ROC) می باشد. منحنی ROC یک ابزار مدل سازی قوی است که در تصمیم‌گیری‌ها استفاده می‌شود. منحنی ROC یک نمودار پراگندگی از حساسیت[۸] برای یک سیستم طبقه‌بندی کننده‌ی باینری است که آستانه‌ی تمییز آن متغییر 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 مدل‌های پیشنهادی استفاده می‌شود.

۶-۲- 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 نسبت‌های 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 شاخص‌های راهبری را در تعیین ورشکستگی مورد مقایسه قرار می دهند.

۶-۳- 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

برمبنای الگوی پیش‌بینی در این تحقیق، ورشکستگی شرکت مورد نظر در سال مورد نظر به عنوان متغیر وابسته تعریف گردیده‌است. علاوه‌بر این از چهل متغیر مستقل شامل سی‌ویک متغیر نسبت‌مالی و نه متغیر حاکمیت‌شرکتی 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.

www.SID.ir

Archive of SID

۲) سطح دوم: عبارت از لایه پنهان شبکه بوده که بر مبنای تبعیت از الگوهای رفتاری نرون های عصبی عمل کرده و نتایج استفاده از این الگوها، پیش بینی معیار ورشکستگی در هر سال-شرکت می باشد.

۳) سطح سوم: خروجی های شبکه عصبی یا نتایج مربوط به پیش بینی ها 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 می گردد. بدین منظور داده ها به صورت تصادفی به سه مجموعه: آموزش۹ (85%) ، آزمون۱۰ (10%) و اعتبارسنجی۱۱ (5%) تقسیم شده است. مجموعه آموزش برای تنظیم وزن ها۱۲ و بایاس ها۱۳، مجموعه آزمون برای ارزیابی عملکرد مدل ها در مراحل مختلف آموزش و قابلیت عمومیت پذیری شبکه استفاده شده است. مجموعه اعتبار سنجی نیز برای تخمین عملکرد شبکه های آموزش یافته در محیط توسعه یافته مورد استفاده قرار گرفته است. پس از تقسیم داده ها به مجموعه های آموزش، آزمون و اعتبار سنجی، مقادیر ورودی ها و خروجی مدل ها با تقسیم بر مقدار حداکثر خود ، استاندارد شده و پارامترها بی بعد شده و با توجه به یکسانی آموزش می یابند. پارامتر مومنتوم۱۴ برای شبکه به شیوه سعی و خطا ۰/۹۵ و نرخ آموزش۱۵ نیز برای شبکه ۰/۰۱ به دست آمده است. نکته بسیار مهم، قابلیت یادگیری شبکه و کاهش خطا بین مقادیر شبیه سازی شده و مقادیر واقعی است. معمولاً هر چه تعداد لایه های مخفی که بین لایه ی ورودی و خروجی شبکه قرار می گیرند و تعداد نورون های هر لایه بیشتر باشد، خطای شبیه سازی کمتر بوده و آموزش بهتر انجام می گیرد. و از طرف دیگر هر چه تعداد لایه ها و نورون ها بیشتر باشد، پارامتر های شبکه ی عصبی (وزن و بایاس) افزایش یافته و مدل پیچیده تر می شود. بنابراین عملکرد مدل های شبکه عصبی قویاً به معماری شبکه بستگی داشته و یکی از مهم ترین مراحل در مطالعات شبکه های عصبی، یافتن معماری بهینه در لایه های مخفی می باشد. اختصاص دادن پارامترهای اولیه (وزن ها و بایاس ها) نیز به شدت ، عملکرد شبکه را تحت تأثیر قرار می دهد. به هر حال هیچ قانون یا رابطه ای برای تعیین معماری بهینه شبکه و پارامتر های مربوط به آن وجود نداشته و تنها راه ، فرآیند سعی وخطا است. در مطالعه حاضر، کمترین تعداد لایه ها و نورون ها به نحوی انتخاب شده‌اند که پارامترهای دینامیکی پیش‌بینی شده در هر سه مجموعه train, test, ver بیشترین سازگاری را با داده‌های اصلی داشته باشند. بدین منظور شاخص های 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 شاخص های خطا و حداکثر شدن ضریب همبستگی برای هر سه مجموعه مد نظر قرار گرفته است.

ب) انتخاب الگوریتم شبیه سازی:

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

جدول شماره ۳- الگوریتم های شبیه سازی

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 back propagation
6	Train GDX	Gradient descent with momentum and adaptive linear back propagation 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

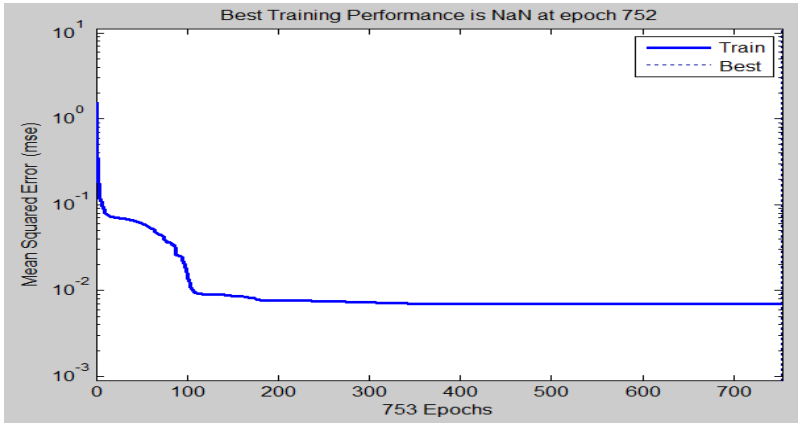
یکی از معیارهای مهم در آموزش شبکه ، تعداد دوره ها یا تکرار هایی است که شبکه حین آموزش انجام می دهد. تعیین تعداد صحیح این تکرارها در آموزش شبکه بسیار مهم است. در حالت کلی به نظر می رسد هر چه تعداد تکرارها در فرایند آموزش شبکه بیشتر شود، خطای شبیه سازی کمتر می شود، اما زمانی که تعداد تکرار ها از یک مقدار خاصی تجاوز کند

www.SID.ir

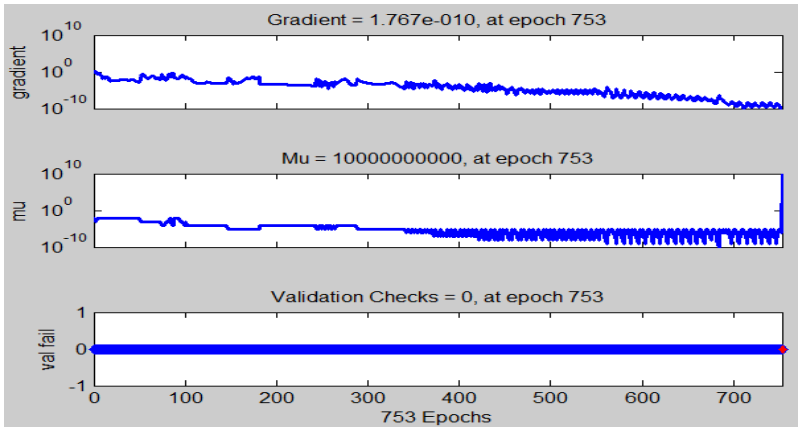
Archive of SID

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 گره های مختلف در لایه مخفی ، مقادیر شاخص خطا و ضریب همبستگی اندازه گیری شده و حالت بهینه برای لایه مخفی با ۸ گره برای مدل net به دست آمد. تعداد دوره های 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 مجموعه های آموزشی و آزمایشی داشت. عملکرد 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 جزیی 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.



نمودار شماره ۱- روند بهبود عملکرد شبکه با افزایش تکرارها



نمودار شماره ۲: عملکرد در تکرار بهینه

ج) برآورد پارامترها

طی بند قبلی ، فرآیند کلی شبیه سازی به روش عصبی در برآورد معیار ورشکستگی شرکت های تحقیق مشتمل بر معماری شبکه، الگوریتم محاسباتی و الگوی ریاضی مورد استفاده، عنوان شد. علاوه بر این نشان داده شد که نتایج محاسبات در تکرار ۷۵۳ به سطح بهینه خود رسیده است. در این قسمت به اتکای خروجی های نرم افزار متلب نتایج نهایی شبیه سازی تشریح گردیده است. در این تحقیق شبکه دارای سه انتشار باز گشتی با لایه سه گانه مورد استفاده قرار گرفته

www.SID.ir

Archive of SID

است. در این الگوریتم لایه محاسباتی یا Zk 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 B0 بیاس مربوط به تأخیر خروجی، Wk وزن رابطه بین نرون K در لایه مخفی و تنها نرون لایه محاسباتی است. BHk بیاس نرون k در لایه مخفی Wik ،k: 1, 2, 000, n وزن رابطه بین متغیر i:1, 2, …, m و نرون kدر لایه مخفی، Pi متغیر ورودی I، $f1(\square)$ تابع انتقال در هر نرون از هریک از لایه های مخفی و $f2(\square)$ تابع انتقال هر نرون به ازای هر یک از لایه های خروجی است. توابع انتقال یاد شده از توابع سیگموییدبه 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.

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

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

www.SID.ir

Archive of SID

ارزیابی مدلها: توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از سه مدل شبکه های عصبی مصنوعی، مدل ماشین بردار و رگرسیون لاجیت را بیان می-کند.

معیارهای ارزیابی به ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده-های 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 داده-های آموزش خطای ۲۸٪ داشته است که منجر به دقت ۷۱٪ طبقه بندی شده است. همچنین میانگین مربعات خطا داده-های تست ۳۴٪ است. این در حالی است که انحراف معیار داده‌های تست ۰/۵۵ می باشد 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 ۷۰٪ شده است. الگوریتم به ازای بخش عمده داده‌های درست عمل کرده است و بنابراین می تواند به عنوان مدل قابل قبول مورد استفاده قرار گیرد. این مدل قابلیت استفاده در شرایط واقعی را دارد.

جدول ۵- نتایج ارزیابی مدل ها

مدل ها	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 ۲۴٪ داشته‌است که منجر به‌دقت ۷۵٪ پیش‌بینی شده-است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های آموزش ۳۰٪ است. این درحالی‌است که انحراف‌معیار داده‌های تست ۰/۵۳ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۴۷ بیشتر است، بیان از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های تست نسبت به داده-های آموزش دارد. این مدل در نهایت ورشکستگی شرکت‌ها را با دقت کل ۷۴٪ و تنها ۲۵٪ میانگین مربعات تخمین زده‌است که بسیار مقبول و امیدبخش است.

نتایج آماری مدل (۳) نشان میدهد داده‌های آموزش خطای ۲۵٪ داشته‌است که منجر به‌دقت ۷۵٪ پیش‌بینی شده-است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های آموزش ۳۲٪ است. این در حالی‌است 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 داده-های آموزش دارد. این مدل در نهایت ورشکستگی شرکت‌ها را با دقت کل ۷۳٪ و تنها ۲۶٪ میانگین مربعات تخمین زده‌است که بسیار مقبول و امیدبخش است.

ارزیابی مدل ۴: این مدل توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی‌شده با الگوریتم ژنتیک را بیان می-کند. معیارهای ارزیابی به‌ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های تست بدست آمده‌اند. بدین منظور از الگوریتم شبیه سازی بهره مبتنی 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 تزویج در نظر گرفته‌شدند. در ضمن ثابت عملگر تزویج 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 گرفته‌شده 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 و برترین جواب یا کروموزوم در هر نسل و هم چنین میزان اختلاف از شرط یا قید تعیین‌شده (برای مدل استفاده از ۳۱

www.SID.ir

Archive of SID

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 نسل ها	Generations	۴۰۰ نسل
۳	جمعیت نخبه	Elite Count	۵ درصد
۴	احتمال عملگر تزویج	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	۰۸۵۶۰۴۹.	۰
۳	۱۴۴۴۸۰۰	۰,۵۵۶۴۴۱	۰
۴	۱۹۲۶۰۰۰	۰,۵۹۸۸۹۶	۰
۵	۲۴۰۷۲۰۰	۰,۶۰۰۲۰۲	۰۰,۰e+۰۰
۶	۲۸۸۴۰۰۰	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	۰۰,۰e+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

نتایج ارزیابی به‌ازای این مدل در جدول ۸ لیست شده‌است. مدل۴ 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 ۰/۴۷ می‌باشد و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۴۹ است کمتر می باشد 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 شرکت ها با دقت طبقه بندی ۷۵٪ شده است. الگوریتم به ازای بخش عمده داده ها درست عمل کرده است و بنابراین می تواند 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-سازی‌شده 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 ازسه 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 وزن های 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 ۹خلاصه 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 جدول۱۰ لیست شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

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

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

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 (مدل۶)	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

براساس نتایج جدول ۱۰، توانایی شاخص‌های راهبری شرکتی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، نسبت به داده‌های آموزش خطای ۳۰٪ داشته‌است که منجر به دقت ۶۹٪ طبقه‌بندی شده‌است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۴۲٪ است. این در حالی است که انحراف‌معیار 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 حالی‌است 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 ویژگی ها 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 شده‌است. انحراف‌معیار به‌ازای داده-های آموزش ۰/۶۰۱ است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۳۸۴٪ است. این در حالی است که انحراف‌معیار 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 ۶۱۰٪ و تنها ۳۸۹٪ میانگین مربعات تخمین زده است که بسیار مقبول و امیدبخش است.

نتایج آماری مدل رگرسیون لاجیت نشان میدهد داده‌های آموزش خطای۳۹٪ داشته است که منجر به دقت۶۰٪ پیش-بینی شده‌است. انحراف‌معیار به‌ازای داده‌های آموزش ۰/۶۲ است. همچنین میانگین مربعات خطا داده‌های تست ۴۲٪ است. این در حالی‌است که انحراف‌معیار 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 بادقت کل ۵۹٪ و تنها ۴۰٪ میانگین مربعات تخمین‌زده است که نسبت به مدل‌های دیگر همچون شبکه‌عصبی چندان مقبول نیست.

www.SID.ir

Archive of SID

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 ۱۱جمعیت کروموزوم‌ها در هر نسل، بهترین و برترین جواب یا کروموزوم در هر نسل و هم‌چنین 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 به‌ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های تست در جدول ۱۲ لیست شده‌است.

جدول ۱۱- خلاصه نتایج شبیه‌سازی بر مبنای الگوریتم ژنتیک

تکرار(نسل)	جمعیت کروموزوم ها	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	+۰۰e۰۰,۰
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	۰۰,۰e+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	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

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 انحراف‌معیار 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 شرکت ها 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 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 بهینه‌سازی‌شده 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 نسبت های مالی با ۸٪ خطای کمتر داده‌های تست 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 ۷۰٪ و ۶۶٪ است. بدیهی است که نسبت های مالی توان بیشتری در تفکیک و تمییز شرکت های 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 به‌ازای ویژگی نسبت های مالی و ویژگی شاخص های راهبری شرکتی به ترتیب ۷۴٪ و ۶۱٪ است. بدیهی است که نسبت‌های مالی توان بیشتری در تفکیک و تمییز شرکت های ورشکسته و موفق دارند، و بنابراین در سیستم های واقعی قابلیت اطمینان بالاتری دارند.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱۳: نتایج ارزیابی مدل ۹

مدل ها	نوع داده	نوع ویژگی	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه بندی
مدل شبکه عصبی مصنوعی (مدل۹)	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 (مدل۱۰)	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 (مدل۱۱)	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 بهینه‌سازی‌شده با الگوریتم ژنتیک (مدل۱۲)	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

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 داده‌های تست و با ۱۴٪ خطای کمتر داده‌های 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، و بنابراین در سیستم های واقعی قابلیت اطمینان بالاتری دارند.

در مدل شبکه عصبی بهینه‌سازی 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 بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک آموزش دیده بر اساس نسبت‌های مالی با ۹٪ خطای کمتر داده‌های تست و 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 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 مدل‌های پیشنهادی مورد آزمایش قرار گرفتند و نتایج آن‌ها بر اساس معیارهای میانگین مربعات‌خطا، انحراف-معیار، دقت طبقه‌بندی مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به آزمایشات صورت گرفته کاملاً مشهود است که ویژگی‌های نسبت‌های مالی بسیار بهتر از ویژگی‌های راهبری شرکتی در تعیین صحیح ورشکستگی یک شرکت عمل می‌کنند. در آزمایش مدل‌های ۹-۱۲ که مدل‌های کاملی برای بررسی تاثیر ویژگی‌ها هستند، مشاهده‌گردید که نسبت‌های مالی با مقدار

www.SID.ir

Archive of SID

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 بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک اختصاص دارد. این مدل هم بر اساس ویژگی نسبت های مالی و هم بر اساس ویژگی شاخص های 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 پیش-بینی 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. مساله ای که برای یک نمونه یکی از برچسب های موفق یا ناموفق را تخصیص می دهد. شبکه عصبی حتی بدون الگوریتم ژنتیک نیز به خوبی ورشکستگی را تخمین می زند. 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 رضایت بخش نیست. ماشین بردار پشتیبان اساساً برای طبقه بندی دو کلاسه طراحی شده است و معمولاً نتایج آن برای مسائل دوکلاسه بهینه است. اما بر اساس آزمایش ها ثابت شد که خاصیت ویژگی ها طوری است که مطابق با شبکه عصبی هستند و شبکه عصبی بهتر از ماشین بردار پشتیبان می تواند 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 شاخص های راهبری بدترین عملکرد را در میان مدل-های دیگر دارد. با توجه به عملکردی که این مدل از خود نشان داده است، برای پیش‌بینی ورشکستگی در مسائل واقعی توصیه نمی شود زیرا نتایج آن قابلیت اعتماد پایینی دارند و ممکن است بکارگیری آن موجب خسارات جبران ناپذیری شود.

ارزیابی توانایی مدل ها در پیش‌بینی ورشکستگی

با توجه به تعریف معیار ورشکستگی در این تحقیق یعنی معیار کیوتوبین ساده، شرکت هایی که معیار کیوتوبین ساده به ازای آن ها کمتر از یک باشند به عنوان شرکت های ناموفق (درمانده یا ورشکسته) و شرکت هایی که دارای کیوتوبین بالای یک باشند به عنوان شرکت های موفق (غیردرمانده یا غیر ورشکسته) در نظر گرفته شده‌اند. توجه داشته باشید که از آن جا که در این تحقیق شرکت های 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 مدل سازی ها 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 مدل سازی‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌است. با توجه به داده‌های عملکردی جمع آوری‌شده برای این شرکت ها در سال های 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 قبلا 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 درگروه 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 مدل های 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 نهایتا مدل ۸ بهترین پیش‌بینی را از شرکت های ورشکسته و غیرورشکسته داشته‌اند.

جدول ۱۴- خطای پیش‌بینی مدل های مختلف

مدل	تعداد سال- شرکت‌های ورشکسته پیش‌بینی‌شده	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

www.SID.ir

Archive of SID

مدل	تعداد سال- شرکت‌های ورشکسته پیش‌بینی‌شده	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 پـژوهش مـدل‌هـای پیشـنهادی بـرای پـیش‌بینـی ورشکستگی شرکت‌ها مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفتنـد. بـر اساس آزمایشات انجام شده ثابت شد که شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم ژنتیک بهترین کارایی را نسبت به سـایر مدل‌ها از خود نشـان مـی‌دهـد. همچنـین بـا مقایسـه ویژگـی نسبت‌های مالی و شاخص‌های راهبری، نسبت‌های مالی خود را به عنوان ویژگی‌های تاثیر گـذار و ارزشـمند بـرای پـیش‌بینـی ورشکستگی نشان دادند. چنانچه دقت تخمین به ازای ویژگی-های نسبت‌های مالی در بالاترین سـطح خـود قـرار دارنـد. بـر اساس آزمایشات فوق می توان نتیجه گرفت که بهتـرین مـدل برای پیش‌بینی ورشکستگی مدل ۳ یعنی استفاده از نسبت‌های مالی در شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگـوریتم ژنتیـک می باشد. این الگوریتم بیشترین دقـت را بدسـت آورده‌اسـت و خطای آن کمینه است. بنابراین می‌توان آنرا بعنوان یـک مـدل قابل اعتماد، پایدار و عملی در نظر گرفت.

نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را دارند. بـر اسـاس آزمایش های صورت گرفتـه شـبکه عصـبی مصـنوعی کـارایی خوبی در پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از نسبت های مـالی از خود نشان داد. این روش خود را بعنوان یکی از بهترین مدل ها ثابت کرد زیرا ویژگی‌های نسبت‌های مالی حـاوی اطلاعـات قابل قبولی در مورد موفقیت یک شـرکت هسـتند و از طرفـی شبکه عصبی نیز ابزاری قوی برای پیش‌بینی به شـمار مـی‌رود. ترکیب این دو با یکـدیگر تشـکیل یـک مـدل قدرتمنـد بـرای پیش‌بینی ورشکستگی داد. نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینـی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مدل ماشین بردار را دارند. به جرأت می توان گفـت کـه ماشـین بـردار پشـتیبان یکـی از بهترین الگوریتم‌های طبقه بندی دوکلاسه حـال حاضـر اسـت. نتایج این مدل بطور چشـمگیری قابـل قبـول اسـت و خطـای حاصل از پیش‌بینی در حد مطلوبی قرار دارد. نسبت‌های مـالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت هـا بـا اسـتفاده از مـدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک را دارند. الگوریتم ژنتیک خود را به عنوان الگوریتم قـوی بـرای آموزش شبکه عصبی نشان داد. شبکه عصبی آموزش یافتـه بـا ژنتیک موفق شد تا پـیش‌بینـی ورشکسـتگی را بـا اسـتفاده از ویژگی های نسبت های مـالی بـه خـوبی انجـام دهـد. خطـای حاصل از این مدل از تمام مدل های مورد بررسی کمتر است و مدل پیشنهادی بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده است. نسبتهای مالی توانایی پیش بینی ورشکسـتگی شـرکت هـا بـا استفاده از مدل رگرسیون لاجیت را دارند. این مدل ضعیفترین عملکرد را در میان مدل های مبتنی بر نسبت های مالی داشته است. نتایج آن اغلب خطای زیادی دارد، بنـابراین نمیتـوان بـه عنوان یک الگوریتم قابل اعتماد برای کاربردهای واقعـی بـه آن نگریست.

شـاخص هـای راهبـری شـرکتی توانـایی پـیش بینـی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مدل شـبکه هـای عصـبی مصنوعی را دارند. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و نتـایج بدست آمده نشان داد که با توجه به قابلیت بالای شـبکه هـای عصبی در پیش‌بینی، شاخص های راهبری شرکتی ویژگی های مناسبی نیستند. در کل این مدل عملکرد متوسطی را از خـود نشـان داد. شاخصـهای راهبـری شـرکتی توانـایی پـیش‌بینـی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل ماشین بردار را دارنـد. این فرضـیه اثبـات شـد و نتـایج نشـان داد کـه ماشـین بـردار پشتیبان قادر است ورشکستگی را با اسـتفاده از شـاخص‌هـای راهبری شرکتی انجام دهد. ولی نتایج با خطای زیـادی همـراه اسـت. شـاخص‌هـای راهبـری شـرکتی توانـایی پـیش‌بینـی ورشکستگی شرکت‌ها با اسـتفاده از مـدل شـبکه‌هـای عصـبی مصنوعی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک را دارند. بـا توجـه به ضعف ویژگی‌های شاخص‌های راهبری شرکتی، فرضیه فـوق ثابت شد و نشان داد که مـدل شـبکه هـای عصـبی مصـنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک به خـوبی قـادر اسـت کـه ورشکستگی را بر اساس شاخص های راهبری شرکتی تخمـین بزند. این مدل نسبت به سایر مدلها بهتر عمل کرده است و بـه خوبی موفق به مدلسازی ویژگی هـای شـاخص هـای راهبـری شرکتی شده است. شاخص های راهبری شرکتی توانایی پیش-

www.SID.ir

Archive of SID

بینی ورشکستگی شرکت ها 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 شاخص های راهبری شرکتی ایفا می کند، 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 شاخص های 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 شاخص های راهبری شرکتی معیار خوبی برای پیش‌بینی ورشکستگی یک شرکت نیستند و نسبت‌های مالی معیار بهتری برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی ورشکستگی به‌شمار می آیند. توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بطور معناداری بیشتر از نسبتهای مالی در مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه سازی شده با الگوریتم ژنتیک است. این فرضیه مورد آزمایش قرار گرفت و ثابت شد که غلط است، زیرا شاخص های 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 شاخص های راهبری شرکتی بطور معناداری بیشتر از نسبت‌های مالی در مدل ماشین‌بردار 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 پیش-بینی ورشکستگی به شمار می‌آیند. توانایی پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شاخص‌های راهبری شرکتی بطور معناداری 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 استرند (۲۰۱۳) می‌باشد. در این پژوهش دو دسته ویژگی برای پیش-بینی ورشکستگی شرکت ها بصورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گرفت. بعنوان کار آتی می توان 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 براین بعنوان کار آتی می توان 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 بااستفاده از صورت جریان نقد: رهیافت شبکه عصبی مصنوعی. مدیریت فرهنگ سازمانی، دوره ۱۵.، شماره ۴.صص۸۷۹-۹۰۱.
* بحیرایی، علیرضا. اعتمادی، کیوان و گرامی اصل، امیر. (۱۳۹۵). پیش بینی ورشکستگی مالی شرکتهای پذیرفته۸ شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از ANN, LOGIT, ANFIS . تحقیقات بازاریابی نوین. دوره ۶. شماره ۲. شماره پیاپی ۲۱. ص ۱۵۳-۱۶۶.
* رهنمای رودپشتی، فریدون؛ علی خانی، راضیه؛ مران جوری، مهدی. (۱۳۸۸). بررسی کاربرد مدل های پیش بینی ورشکستگی آلتمن و فالمر در بورس اوراق بهادارتهران، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره ۵۵.
* رهنمای رودپشتی، فریدون؛ نیکومرام، هاشم؛ شاهوردیانی، شادی. (۱۳۹۰)، مدیریت مالی راهبردی ارزش آفرینی، انتشارات حکیم باشی.
* ظهری، مریم و افشار کاظمی، محمدعلی. (۱۳۹۱). طراحی مدل پیش بینی ورشکستگی شرکتها به وسیله شبکه عصبی فازی(شرکتهای بورس اوراق بهادار تهران). مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. دوره ۴. شماره ۱۳. ص ۵۱-۷۲.
* فیروزیان، محمود.، جاوید، داریوش و نجم الدین، نرگس (۱۳۹۰). کاربرد الگوریتم ژنتیک در پیش بینی ورشکستگی و مقایسه آن با مدل Z آلتمن در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی. دوره ۱۸. شماره ۶۵. ص ۹۹-۱۱۴.
* کردستانی، غلامرضا؛ تاتلی، رشید و کوثری فر، حمید. (۱۳۹۳). ارزیابی توان پیش بینی مدل تعدیل شده آلتمن از مراحل درماندگی مالی نیوتن و ورشکستگی شرکتها، دانش سرمایه گذاری، سال سوم، شماره ۹، ص ۹۹-۸۳.

www.SID.ir

Archive of SID

* 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. صص۸۱-۹۲.
* وظیفه دوست، حسین و زنگنه، طیبه. (۱۳۹۴). ارائه مدل پیش بینی ورشکستگی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران مبتنی بر مدل ترکیبی شکبه عصبی گروهی دستکاری داد ها و الگوریتم ژنتیک. پژوهش های مدیریت راهبردی. دوره ۲۱. شماره ۵۷. ص ۸۳-۱۰۰.
* Altman, E. Iwanicz-Drozdowska, 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. SH., Tsai. CH. & Shih. G. (2016)" Financial rations and corporate govermance indicators in bankruptcy predicthon"European journal of operational reaserch.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 analysisi of data mining methods for bankruptcy prediction. Dicisions 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

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

www.SID.ir