Archive of SID

فصلنامــه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گــذاری
سال نهم/ شماره سی‌وپنجم/ پائیز ۱۳۹۹

تعیین روش بهینه پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها (مورد مطالعه: بورس اوراق بهادار تهران)

منصور صوفی
استادیار گروه مدیریت صنعتی، واحدرشت، دانشگاه آزاداسلامی، رشت، ایران(نویسنده مسئول)
msoufi@aol.com

مهدی همایون فر
استادیار گروه مدیریت صنعتی، واحدرشت، دانشگاه آزاداسلامی، رشت، ایران
homayounfar@iaurasht.ac.ir

مهدی فدایی
استادیار گروه مدیریت صنعتی، واحدرشت، دانشگاه آزاداسلامی، رشت، ایران
fadaei@iaurasht.ac.ir

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۶/۱۰ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۷/۲۸

چکیده

یکی از مهم‌ترین موضوعات مطرح در حوزه مدیریت مالی، آن است که سرمایه‌گذاران فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند. یکی از راه‌های کمک به سرمایه‌گذاران ارائه‌ی مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها است. با توجه به مطالعات مختلفی که برای توسعه این دسته از مدل‌ها انجام گرفته‌اند، در پژوهش حاضر از ترکیب تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک بر مبنای نسبت‌های پیش‌بینی زیمنسکی برای مدل‌سازی پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شده است. جامعه آماری تحقیق، شامل شرکت‌های سهامی عام حاضر در بورس اوراق بهادار تهران است که طی دوره زمانی مهر ۱۳۹۲ تا مهر ۱۳۹۴ در بورس فعالیت داشته‌اند که از میان آنها، ۶۶ شرکت درمانده و ۱۵۰ شرکت سالم با روش غربال‌سازی به‌عنوان نمونه انتخاب شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی درماندگی مالی از قدرت برابر (۹۵ درصد) برخوردارند، با این وجود، خطای پیش‌بینی در شبکه عصبی در مقایسه با الگوریتم ژنتیک پایین‌تر است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، درماندگی مالی، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

امروزه بر اساس تئوری ذینفعان رابطه تعاملی بین شرکت و ذینفعان (سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان) وجود دارد. به‌طوری که فعالیت‌های شرکت و نتایج آن کلیه ذینفعان را متاثر می‌سازد (طالب نیا و همکاران، ۱۳۸۸). دسترسی به اطلاعات درست و به‌موقع در مورد وضعیت عملکرد شرکت برای مالکان، سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر گروه‌های ذینفع به منظور اتخاذ تصمیم‌های مالی بسیار مفید است. در سالهای اخیر، تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی به یک ابزار شناخته شده مدیریتی برای بررسی فعالیت های اقتصادی شرکت‌ها تبدیل شده است. این نسبت‌ها موجب شفافیت بیشتر و تفسیر بهتر صورت‌های مالی در تصمیم‌گیری های مختلف کسب‌وکار می‌شوند (سیاری و موگان، ۲۰۱۷) و اطلاعات ارزشمندی را در رابطه با وضعیت مالی شرکت-ها و پیش‌بینی رویدادهای آتی مانند؛ درماندگی مالی و ورشکستگی در اختیار ذینفعان قرار می‌دهند (رستمی و همکاران،۱۳۹۰).

درماندگی مالی مفهومی گسترده است که در برگیرنده موقعیت‌های مختلفی است که در آنها شرکت‌ها با مشکلات مالی مواجهند (گنگ و همکاران، ۲۰۱۵). درماندگی مالی به وضعیتی اطلاق می‌شود که جریان نقدی شرکت برای پرداخت هزینه‌های تعهد شده کافی نیست (گنگ و همکاران، ۲۰۱۵؛ امسلمی و همکاران، ۲۰۱۷). این موضوع پس از رکود جهانی در سال ۲۰۰۹ که ناشی از بحران مالی جهانی بود، از اهمیت زیادی برخوردار گردیده است و امروزه اهمیت بسیار بیشتری نیز یافته است (امسلمی و همکاران، ۲۰۱۷). در عمل، درماندگی مالی همیشه به ورشکستگی منجر نمی‌شود (جایاسکرا، ۲۰۱۸) و مادامیکه شرکت گرفتار وضعیت درماندگی مالی "کامل" نشده است، مدیران شرکت فرصت دارند تا با مقایسه وضعیت مالی فعلی شرکت با وضعیت های مالی گذشته، روند آینده شرکت را با هدف تقویت ظرفیت رفع ریسک مالی و بهبود سطح کنترل مالی، تقویت نمایند (سان و همکاران، ۲۰۱۱). شرکت‌هایی که نمی‌توانند درماندگی مالی را تشخیص دهند و اقداماتی را در مراحل اولیه انجام دهند، دچار ورشکستگی می‌شوند که نه‌تنها موجب ضرر زیادی برای سهامداران، اعتباردهندگان، مدیران و سایر بخش‌های مرتبط می‌شود، بلکه ثبات اقتصادی را نیز تحت تاثیر قرار می‌دهد (سان و لی، ۲۰۰۹). اگر پیش‌بینی درماندگی مالی قابل اعتماد باشد، مدیران شرکت‌ها می‌توانند اقدامات اصلاحی را برای جلوگیری از بحران آغاز کنند و سرمایه‌گذاران می‌توانند وضعیت سودآوری شرکت‌ها را درک کنند و راهکارهای سرمایه‌گذاری خود را به نحوی اتخاذ نمایند که ضررهای احتمالی سرمایه‌گذاری کاهش یابند (گنگ و همکاران، ۲۰۱۵).

رویکردهای پیش‌بینی درماندگی مالی می‌تواند نقش مهمی در جلوگیری از ورشکستگی شرکت‌ها داشته باشد (سان و لی، ۲۰۰۹). این رویکردها، به دلیل اهمیت بالای آن برای شرکت‌ها، سهامداران و حتی اقتصاد کشورها، برای مدت‌ها موضوع مورد علاقه بسیاری از افراد بوده‌اند (وانک و همکاران، ۲۰۱۴). در ابتدا، تصمیم-گیری در مورد درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها صرفاً بر مبنای قضاوت ذهنی افراد متخصص و با تکیه بر تجربیات گذشته و برخی اصول راهنما صورت می‌گرفت (کلئوفاس- سانچز و همکاران، ۲۰۱۶)، اما پس از مطالعه آلتمن (۱۹۶۸)، انواع روش‌های آماری و تحقیق در عملیات، از جمله: رگرسیون خطی و لجستیک، رگرسیون

www.SID.ir

Archive of SID

چند متغیره تطبیقی، تحلیل بقا[1]، برنامه‌ریزی خطی و غیرخطی و تصمیم‌گیری چندمعیاره برای پیش‌بینی ارائه گردید (راوی و همکاران، ۲۰۰۸). در ادامه، روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی درماندگی مالی کاربرد گسترده‌ای یافتند که از توانایی استخراج اطلاعات معنادار از داده‌ها و شناسایی روندهایی که بدلیل پیچیدگی توسط انسان‌ها یا سیستم‌های معمولی قابل کشف نیستند، برخوردارند (جایاسکرا، ۲۰۱۸).

با وجود عدم توافق بر روی نسبت‌های مالی که در پیش‌بینی درماندگی مالی مورد استفاده قرار می‌گیرند (لیانگ و همکاران، ۲۰۱۵)، از مهمترین دلایل درماندگی مالی و به‌تبع آن ورشکستگی شرکت‌ها، می‌توان به سوء مدیریت، هزینه بالا، فعالیت مالی ضعیف، بی‌اثر بودن فعالیت‌های فروش و هزینه تولید بالا (پرماچاندرا و همکاران، ۲۰۱۱)، رکود اقتصادی، تغییرات نرخ بهره، بالا رفتن تورم، نوسانات قیمت مواداولیه و شرایط اقتصادی بین‌المللی، تصمیمات دولت، پیشامدهای طبیعی ناخواسته، مرحله عمر سازمان‌ها (موسوی و همکاران، ۲۰۱۵)، ضعف در ایفای تعهدات در زمان سررسید، تنگنای ناشی از فقدان سرمایه در گردش، ساختار سرمایه‌ای ضعیف با استقراض جاری بیش از حد، هزینه عملیاتی بالا، عدم توانایی ایفای تعهدات در سررسید (نیوتن، ۱۹۹۸) اشاره کرد. از مهم‌ترین دلایل درماندگی مالی شرکت‌ها در ایران نیز می‌توان به نوسانات اقتصادی و متغیرهای سیاسی (عوامل بیرونی و غیرقابل‌کنترل) و بالا بودن هزینه‌های تولید، هزینه بهره پرداختی و بروکراسی تولید (عوامل درونی و قابل‌کنترل) اشاره کرد (کمیجانی و سعادت‌فر، ۱۳۸۵).

با وجود اینکه مطالعات گوناگون به این نتیجه دست یافته‌اند که هیچ روشی به‌طور مطلق نسبت به روش‌های دیگر برتری نداشته و برتری یک روش در یک مساله خاص به مشخصات مساله مورد نظر بستگی دارد (بروکت و همکاران، ۲۰۰۶)، مطالعات مختلف نشان داده‌اند که زمانیکه تعداد عناصر نمونه نسبتاً کم است، عملکرد روش-های هوش مصنوعی معمولاً از روش‌های آماری و روش‌های محاسبات نرم بهتر است (اردوگان، ۲۰۱۳). بعلاوه، مطالعات صورت گرفته در رابطه با پیش‌بینی درماندگی مالی دارای محدودیت‌هایی مانند: معدود بودن شرکت-های دارای درماندگی مالی در دوره‌های زمانی مورد مطالعه، نحوه انتخاب شاخص‌های درماندگی مالی و انتخاب تکنیک‌های مناسب جهت تجزیه و تحلیل است. در این راستا، در تحقیق حاضر از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی به عنوان دو مورد از مناسب‌ترین رویکردهای پیش‌بینی، برای کمک به سرمایه‌گذاران و مدیران در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده می‌شود. با توجه به مسائل عنوان شده، سؤال اساسی تحقیق این است که: "الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با یکدیگر، از چه عملکردی در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های عمومی فعال در بورس اوراق بهادار تهران برخوردارند؟".

۲- مبانی نظری تحقیق

مطالعات بسیاری با ارائه رویکردهای کمی برای پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی، به بررسی این موضوع پرداخته‌اند (امسلمی و همکاران، ۲۰۱۷)، اما کاربرد روش‌های ریاضی در پیش‌بینی ورشکستگی به مطالعه بیور (۱۹۶۶) باز می‌گردد و پس از آن مطالعه در این زمینه گسترش یافته است. بحران مالی جهانی نیز در افزایش استفاده موسسات مالی از مدل‌های ریاضی جهت پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از نسبت‌های مالی

www.SID.ir

Archive of SID

منجر شده است (کلئوفاس- سانچز و همکاران، ۲۰۱۶). از جمله مهمترین مطالعات در دهه گذشته، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

سان و لی (۲۰۰۸) بر اساس ۳۵ نسبت مالی، از تکنیک‌های داده‌کاوی بر مبنای درخت تصمیم برای پیش-بینی درماندگی مالی ۱۳۵ شرکت استفاده کردند. چن و دو (۲۰۰۹) با استفاده از ۳۷ نسبت مالی ۶۸ شرکت، از رویکرد ترکیبی داده‌کاوی- شبکه عصبی برای ایجاد و آزمون مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کردند. لین (۲۰۰۹) ضمن بررسی قابلیت پیش‌بینی چهار مورد از شناخته‌ترین مدل‌های پیش‌بینی درماندگی، یعنی؛ تحلیل تشخیصی چندگانه، رگرسیون لاجیت، رگرسیون پروبیت و شبکه‌های عصبی، به ارائه مدلی برای پیش-بینی شکست شرکت‌های صنعتی کشور تایوان پرداختند. سان و لی (۲۰۰۹) از رویکرد تصمیم‌گیری چند شاخصه بر مبنای دانش خبرگان و اطلاعات مالی و غیرمالی برای تشخیص درماندگی مالی کسب و کار ارائه استفاده کردند. شاخص‌های ارزیابی در مطالعه آنها شامل؛ عوامل کمی ریسک درماندگی مالی بوده است.

چن (۲۰۱۲) با توسعه یک مدل جدید شبکه عصبی سیگموئیدی پیش‌خوردی[۲] به پیش‌بینی درماندگی مالی ۴۲ شرکت ساختمانی تایوان پرداخت. مدل ارائه شده توسط او دارای دقت ۸۱ درصدی در پیش‌بینی شرکتهای درمانده بود. کویون‌کوگیل و ازگولباس (۲۰۱۲) از مدل‌های داده‌کاوی برای طراحی یک سیستم اعلام درماندگی مالی در شرکت‌های کوچک و متوسط استفاده کردند. مدل آنها بر اساس داده‌های ۷۸۵۳ شرکت مورد آزمون قرار گرفت. ژیائو و همکاران (۲۰۱۲) از ترکیب مدل‌های مجموعه خاکستری (تعیین‌کننده وزن روش‌های پیش-بینی) و تئوری برهان دمپستر- شافر (روش یکپارچه‌سازی) برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده کردند. ژو و همکاران (۲۰۱۲) بیش از ۲۰ مدل را بر مبنای ۶ ویژگی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های آمریکای شمالی و چین مورد بررسی قرار دادند. رستمی و همکاران (۱۳۹۰) در مطالعه‌ای تطبیقی، با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و رگرسیون لجستیک به ارزیابی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. محسنی و همکاران (۱۳۹۲) در مطالعه خود با استفاده از رویکرد تحلیل پوششی داده‌ها به محاسبه کارایی شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی ۱۳۸۴-۱۳۸۸ پرداختند و از کارایی به‌عنوان متغیر پیش‌بینی کننده درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده کردند.

تینوکو و ویلسون (۲۰۱۳) با استفاده از نمونه ای متشکل از ۲۳۱۸۸ مشاهدات شرکت- سال در طول دوره زمانی ۱۹۸۰-۲۰۱۱، و با استفاده از ترکیب داده‌های حسابداری، داده‌های مبتنی بر بازار و داده‌های اقتصاد کلان برای توصیف ریسک اعتباری و پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌های بورس استفاده کردند. لین و همکاران (۲۰۱۴) دانش متخصصان را در قالب الگوریتم ژنتیک برای انتخاب بهترین شاخص‌های پیش‌بینی درماندگی مالی به‌کار گرفتند. کردستانی و همکاران (۱۳۹۳) با استفاده از مدل تعدیل‌شده آلتمن و داده‌های ۱۷ ساله ۱۱۲ شرکت تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (شامل ۵۶ شرکت ورشکسته و ۵۶ شرکت سالم) در دوره زمانی ۱۳۷۴-۱۳۹۰ به این نتیجه دست یافتند که مدل تعدیل‌شده آلتمن از دقت بسیار بالاتری (۹۵ درصد) نسبت به مدل تعدیل‌نشده برخوردار است. گنگ و همکاران (۲۰۱۵) با مطالعه ۱۰۷ شرکت حاضر در بورس اوراق بهادار شانگهای و شن ژن در سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ بر اساس ۳۱ شاخص مالی، به این نتیجه

www.SID.ir

Archive of SID

رسیدند که شبکه عصبی در مدل‌سازی درماندگی مالی از عملکرد بهتری نسبت به درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان برخوردار است. ژو و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای به مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی مبتنی بر داده‌های زیاد و مدلهای پیش‌بینی مبتنی بر مدل‌های از پیش تعریف‌شده پرداختند. در بررسی آنها تفاوت معناداری در پیش‌بینی مشاهده نشد. ژانگ و هو (۲۰۱۶) از مدل یادگیری کرنل و بردار پشتیبان ماشین برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها در کشور چین استفاده کردند. کلئوفاس- سانچز و همکاران (۲۰۱۶) یک تکنیک جدید مبتنی بر شبکه عصبی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های ارائه نمودند. آنها عملکرد تکنیک ارائه شده را با شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک مقایسه کردند. نتایج آنها نشان‌دهنده عملکرد بهتر تکنیک پیشنهادی در پیش‌بینی ورشکستگی و ریسک اعتباری در مقایسه با سایر تکنیک‌ها بود.

سیاری و موگان (۲۰۱۷) ضمن تعیین نسبت‌های مالی که اطلاعات زیادی را در مورد ویژگی‌های صنایع مختلف ارائه می‌دادند، به ارائه مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی هر صنعت پرداختند. امسلمی و همکاران (۲۰۱۷) در مطالعه‌ای با استفاده از مدل رگرسیون لاجیت، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان[۳]، حداقل مربعات جزئی[۴] و مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان- حداقل مربعات جزئی، به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های کوچک و متوسط کشور فرانسه پرداختند. لی و همکاران (۲۰۱۷) از یک مدل تحلیل پوششی داده‌های پویای توسعه یافته برای محاسبه کارایی شرکت‌ها به عنوان معیاری برای تشخیص شرکت‌های سالم از شرکت‌هایی که در دچار درماندگی مالی هستند، استفاده کردند. واعظ‌قاسمی و رمضانپور چهارده (۱۳۹۷) بر اساس نسبت‌های مالی ۸۴ شرکت در سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۳، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. وانگ و همکاران (۲۰۱۸) با بکارگیری اطلاعات گفتاری و نوشتاری در قالب یک روش زیرمجموعه تصادفی به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها پرداختند. چوی و همکاران (۲۰۱۸) یک مدل گروهی مبتنی بر رای دهی ارائه دادند که درماندگی مالی پیمانکاران را با استفاده از تعریف مالی آن برای دو و سه ساله آتی پیش بینی می کند. مدل پیشنهادی با استفاده از صورتهای مالی پیمانکاران کره جنوبی در سالهای ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۲ مورد ارزیابی قرار گرفت. نیه و همکاران (۲۰۱۸) از یک مدل جامع به‌منظور پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌های ثبت شده در ویتنام در دوره زمانی ۲۰۰۳-۲۰۱۶ پرداختند. در مطالعه آنها احتمال درماندگی مالی این شرکت‌ها در سناریوهای مختلف مورد بررسی قرار گرفت. جدول ۱، برخی از تحقیقات انجام شده در دهه گذشته را نشان می‌دهد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱. خلاصه تحقیقات اخیر در رابطه با درماندگی مالی

نویسندگان	تکنیک‌های بکار رفته									
	NN	SVM	DT	DM	GA	LR	DA	RS	DEA	سایر
سان و لی (۲۰۰۸)	*							*		*
سان و لی (۲۰۰۹)								*		*
چن و دو (۲۰۰۹)	*			*						
لین (۲۰۰۹)	*					*	*			
رستمی و همکاران (۱۳۹۰)						*			*	
سان و همکاران (۲۰۱۱)	*				*					*
کویون‌کوگیل‌و ازگولباس(۲۰۱۲)				*						
ژیائو و همکاران (۲۰۱۲)								*		
ژو و همکاران (۲۰۱۲)		*								
محسنی و همکاران (۱۳۹۲)						*			*	
لین و همکاران (۲۰۱۴)		*			*					*
تینوکو و ویلسون (۲۰۱۳)	*					*				*
کردستانی‌وهمکاران (۱۳۹۳)						*				
گنگ و همکاران (۲۰۱۵)	*	*	*	*						
ژو و همکاران (۲۰۱۵)				*						
ژانگ و هو (۲۰۱۶)		*								
کلوفاس‌سانچز وهمکاران (۲۰۱۶)	*	*				*				*
سیاری و موگان (۲۰۱۷)						*				
امسلمی و همکاران (۲۰۱۷)	*	*								*
لی و همکاران (۲۰۱۷)						*			*	
وانگ و همکاران (۲۰۱۸)										*
چوی و همکاران (۲۰۱۸)										*
نیه و همکاران (۲۰۱۸)						*				

شبکه‌های عصبی (NN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت تصمیم (DT)، داده‌کاوی (DM)، الگوریتم ژنتیک (GA)، رگرسیون لجستیک (LR)، آنالیز تشخیصی (DA)، مجموعه خاکستری (RS)، تحلیل پوششی داده‌ها (DEA)

با مطالعه مبانی نظری، مشاهده می‌شود که مقایسه الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی به عنوان دو مورد از مناسب‌ترین رویکردهای پیش‌بینی درماندگی مالی مورد بررسی قرار نگرفته یا کمتر به آن پرداخته شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

۳- روش‌شناسی تحقیق

۳-۱- روش اجرای تحقیق

تحقیق حاضر از نظر هدف؛ کاربردی و از نظر روش، توصیفی- پیمایشی است. از نظر ماهیت نیز این تحقیق، در زمره تحقیقات کمی قرار می‌گیرد.

۳-۲- سئوال تحقیق

سؤال اصلی تحقیق آن است که: الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با یکدیگر، از چه عملکردی در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران برخوردارند؟

۳-۳- روش گردآوری داده‌ها

در این تحقیق با مطالعه مبانی نظری و مرور تحقیقات موجود در پایگاه‌های اطلاعاتی، نسبت‌های مالی تعیین گردیده‌اند. برای گردآوری داده‌های مربوط به نسبت‌های مالی مورد استفاده از آرشیو عمومی صورت‌های مالی سازمان بورس اوراق بهادار تهران و لوح‌های فشرده ارائه شده توسط آن سازمان استفاده شده است.

۳-۴- جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری تحقیق شامل ۵۰۰ شرکت سهامی عام است که سهام آنها در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و طی سالهای ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴ مورد معامله قرار گرفته است. از میان این شرکت‌ها ۲۱۶ شرکت با در نظر گرفتن ویژگی‌های زیر به‌عنوان نمونه انتخاب شدند:

۱) نام شرکت تا پایان سال ۱۳۹۱ در فهرست شرکت‌های پذیرفته شده در بورس درج شده و سهام آنها مورد معامله قرار گرفته باشد.
۲) سهام آنها هرسال معامله شده باشد.
۳) جزو شرکت‌های هلدینگ و واسطه‌گری مالی نباشند.

نمونه تحقیق به دو گروه شرکت‌های "سالم" و "درمانده مالی مطلق" تقسیم شده است. گروه درمانده شامل ۶۶ شرکت است که در سال‌های ۱۳۹۲، ۱۳۹۳ و ۱۳۹۴ دارای زیان انباشته بوده و نسبت زیان انباشته به سرمایه آنها بزرگتر یا مساوی ۵۰ ٪ باشد. گروه سالم نیز شامل ۱۵۰ شرکت انتخاب شده است، با این شرط که شرکت‌هایی که در سال ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴ زیان انباشته نداشته باشند و یا به‌عبارت دیگر زیان انباشته آنها بزرگتر و یا مساوی صفر باشد.

۳-۵- روش تجزیه و تحلیل

در این تحقیق از آستانه ورشکستگی به عنوان شاخص درماندگی مطلق مالی شرکت‌ها استفاده شده است. همچنین با نوآوری در تعیین متغیرها از روش‌هایی به منظور بهینه‌سازی مدل‌های شبکه عصبی استفاده گردیده

www.SID.ir

Archive of SID

است. برای پیش‌بینی وضعیت مالی آتی شرکت‌ها از دو تکنیک شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک که دو سیستم قدرتمند در پیش‌بینی به‌شمار می‌روند، استفاده شده است.

۴- یافته‌های تحقیق

در این بخش ابتدا شاخص‌های مورد استفاده در تحقیق مورد بررسی قرار می‌گیرند. سپس خروجی تکنیک‌های ارائه شده، پس از پیاده‌سازی در قالب جداول و نمودارها ارائه می‌گردند و در نهایت کارایی الگوریتم‌های به‌کار رفته با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

- **توصیف متغیرهای تحقیق**

برای بررسی مشخصات عمومی و پایه‌ای متغیرها جهت برآورد، تخمین الگو و تجزیه‌وتحلیل دقیق آنها، برآورد آماره‌های توصیفی مربوط به متغیرها ضروری است. مهمترین مشخصه مرکزی یک توزیع، میانگین و مهمترین مشخصه پراکندگی آن، انحراف معیار توزیع می‌باشد. مقدار آماره‌های توصیفی متغیرهای تحت بررسی در جدول ۲ بیان شده است.

جدول ۲. مقایسه شاخص‌های مالی شرکت‌های ورشکسته و سالم در سال‌های ۱۳۹۲-۱۳۹۴

	نسبت‌های مالی	سال	انحراف معیار	میانگین	میانه
سالم	نسبت جاری	۱۳۹۲	۵/۶۶۸۲	۳/۵۰۰۲	۱/۳۱۶۵
	نسبت بدهی		۰/۲۲۷۷	۰/۵۰۱۷	۰/۵۰۹۴
	نسبت بازده دارایی		۰/۰۹۸۶	۰/۰۷۶۵	۰/۰۶۸۹
	نسبت جاری	۱۳۹۳	۶/۱۳۳۴	۳/۱۶۴۷	۱/۳۷۷۸
	نسبت بدهی		۰/۲۱۸۸	۰/۵۳۶۹	۰/۵۱۱۱
	نسبت بازده دارایی		۰/۰۷۹۸	۰/۱۰۹۰	۰/۱۰۶۴
ورشکسته	نسبت جاری	۱۳۹۲	۰/۳۲۷۰	۰/۶۶۲۵	۰/۰۶۷۳
	نسبت بدهی		۰/۱۴۸۷	۱/۰۲۰۲	-۰/۱۰۵۱
	نسبت بازده دارایی		۰/۰۶۷۳	۰/۹۱۹۸	-۰/۱۱۱
	نسبت جاری	۱۳۹۳	۰/۲۸۴۳	۰/۶۵۶۱	۰/۷۸۶۴
	نسبت بدهی		۰/۲۰۴۸	۱/۰۱۶۲	۱/۰۰۷۶
	نسبت بازده دارایی		۰/۰۹۰۲	-۱/۱۱۶۵	-۰/۰۸۶۱

برای اجرای این تحقیق ابتدا اقدام به شناسایی شرکت‌های تولیدی درمانده مطلق مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت در بورس اوراق بهادار تهران گردید. در این ماده تصریح شده است که "اگر بر اثر زیان‌های وارده، حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیات مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق‌العاده، صاحبان سهام را

www.SID.ir

Archive of SID

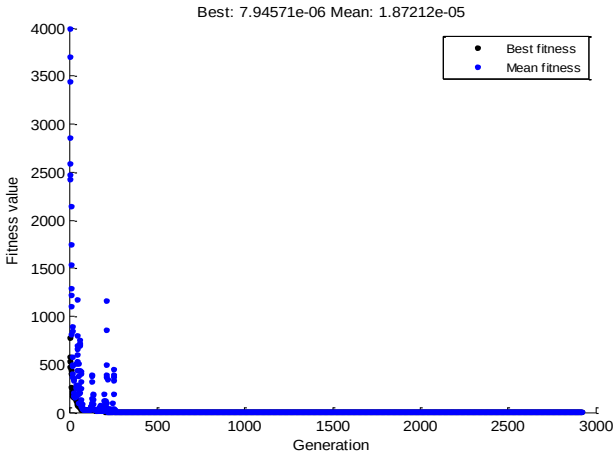
دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد رای‌گیری واقع شود". بنابراین، اگر مانده حساب زیان انباشته شرکت حداقل نصف سرمایه آن باشد، به‌عنوان درمانده مطلق طبقه‌بندی می‌گردد.

- **نتایج الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی درماندگی مالی**

در این تحقیق، ابتدا برای شناسایی پارامترهای رابطه‌ای بر مبنای متغیرهای مورد استفاده، به برنامه‌نویسی در نرم افزار متلب پرداخته شده است. سپس با استفاده از جعبه‌ابزار بهینه‌سازی نرم افزار متلب، پارامترهای جدول برای بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک اعمال شده است. شکل ۱ کارایی سیستم را نشان داده می‌دهد. خطای پیش‌بینی برابر با $۷/۹۴۵ * ۱۰^{-۶}$ است که میزان بسیار مطلوبی است. این مقدار خطا برابر با $۸/۶۴۵ * ۱۰^{-۵}$ درصد دامنه تغییرات خروجی است.

جدول ۳. پارامترهای الگوریتم ژنتیک

Options	Value
Population Size	50
Selection	Stochastic Uniform
Mutation	Constraint Dependent
Crossover	Scattered
Migration	Forward 0.2



شکل ۱. نمودار کارایی الگوریتم ژنتیک در پیش بینی ورشکستگی

www.SID.ir

Archive of SID

برای آزمون توان پیش‌بینی مدل، اطلاعات ۲۰ شرکت سالم و درمانده به صورت تصادفی وارد مدل شده. جدول ۵ میزان خطای پیش‌بینی و توان سیستم را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، تنها در یک مورد اشتباه پیش‌بینی وجود دارد و این به معنای توان ۹۵ درصدی سیستم در تخمین وضعیت آتی شرکت‌ها است.

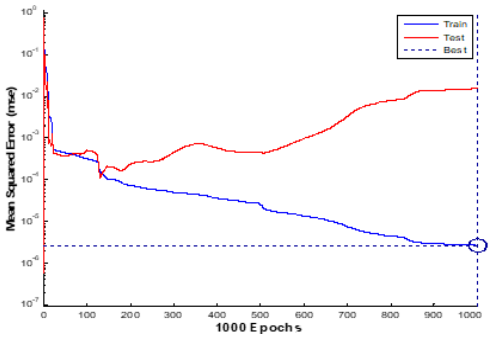
- **نتایج شبکه عصبی در پیش‌بینی درماندگی مالی**

در این تحقیق برای پیاده‌سازی شبکه عصبی از برنامه‌نویسی در نرم‌افزار MATLAB استفاده شده و نحوه یادگیری شبکه نیز روش پس انتشار خطا[5] می‌باشد. از مجموع داده‌ها ۷۰ ٪ برای آموزش، ۱۵ ٪ برای اعتبارسنجی و ۱۵ ٪ برای تست استفاده شده‌اند. در این تحقیق، برای تربیت شبکه از دستورات ارائه شده در جدول ۴ استفاده شده است. نهایتاً، الگوریتم تعریف شده با استفاده از متغیرهای مالی شرکت مورد پردازش قرار گرفته و با تغییر در متغیرهای شبکه عصبی به بهترین عملکرد خود رسیده است (شکل ۲ و ۳).

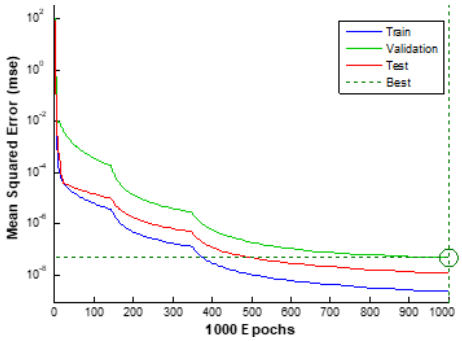
جدول ۴. پارامترهای شبکه عصبی

Option	Value
Network Type	Feed-forward backprpop
Training Founction	TRAINBR
Adaptation Learning Function	LEARNGDM
Performance Function	MSE
Number of Layer	2

میزان خطای گرادینت و میانگین در تکرار ۱۰۰۰ به ترتیب برابر $۱۰^{-۶}$ * ۱/۰۵۰ و $۱۰^{-۶}$ * ۱/۰۰۰ برآورد گردید که مقدار بسیار مناسبی است. پراکندگی داده‌ها نیز در شکل ۴ قابل مشاهده است.



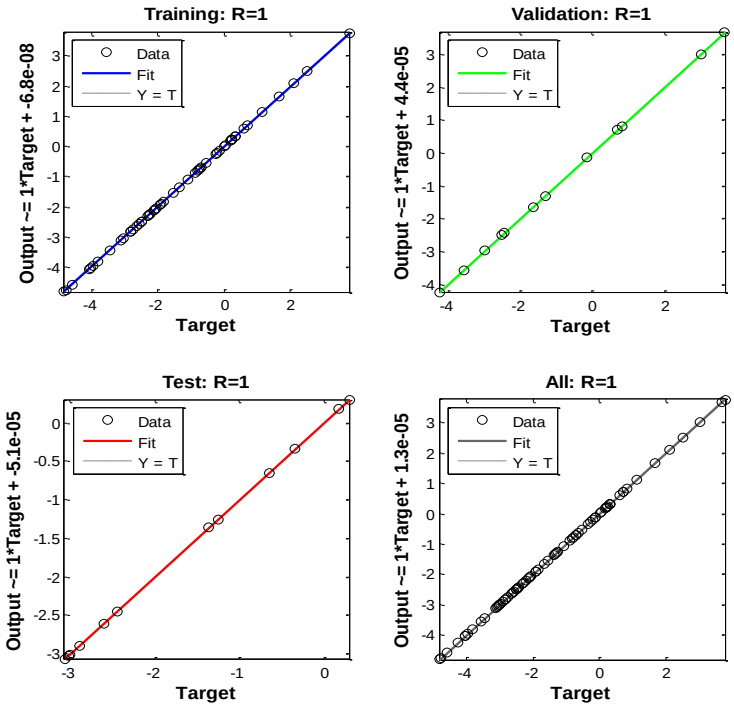
شکل ۲. کارایی شبکه عصبی در فرآیند آموزش



شکل ۳. کارایی شبکه عصبی در فرآیند اعتبارسنجی

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۴. پراکندگی داده‌ها نسبت به هدف اصلی در فرآیند یادگیری،آزمایش و اعتبارسنجی

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، با توجه به پراکندگی پایین نقاط، الگوریتم از برازندگی بالایی برای پیش‌بینی برخوردار است. برای آزمون توان پیش‌بینی مدل، اطلاعات ۲۰ شرکت سالم و درمانده به صورت تصادفی وارد شبکه شده است. سپس، با توجه به تعریف سازمان بورس، معیار سالم بودن یا درماندگی مطلق شرکت‌ها بررسی و با نتیجه بدست آمده از مدل پیش‌بینی شبکه عصبی مقایسه شده است. همانطور که در ستون آخر جدول ۵ مشاهده می‌شود، تنها در یک مورد، نتایج بدست آمده با معیار سازمان بورس مغایرت دارد که به‌معنای توان ۹۵ درصدی شبکه در تخمین وضعیت آتی شرکت‌ها است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۵. پیش بینی وضعیت آتی شرکت ها توسط الگوریتم ژنتیک

ردیف	نام شرکت	الگوریتم ژنتیک		شبکه عصبی	
		نتیجه	پیش‌بینی	نتیجه	پیش‌بینی
۱	سرمایه‌گذاری مسکن شمال شرق	-۲/۳۰۷۲	۱	-۲/۶۲۲۸	۱
۲	سیمان لار سبزوار	۰/۵۹۰۰	۱	۰/۲۹۶۸	۱
۳	سرمایه‌گذاری سبحان	-۳/۹۷۳۱	۱	-۴/۰۴۱۳	۱
۴	آ.س.پ	-۱/۸۲۷۹	۱	-۲/۲۹۹۳	۱
۵	سیمان شرق	-۰/۳۳۸۸	۱	۰/۱۹۷۷	۱
۶	سرمایه‌گذاری نیرو	-۳/۰۲۸۸	۱	-۳/۱۲۶۹	۱
۷	نوسازی و ساختمان تهران	۰/۳۱۲۷	۱	-۰/۲۰۹۶	۱
۸	ساختمان و توسعه فن‌آوری	۳/۰۱۳۵	۰	۳/۶۷۵۸	۰
۹	پتروشیمی پردیس	-۲/۲۲۲۵	۱	-۴/۲۴۴۰	۱
۱۰	گلوکوزان	-۱/۰۸۷۸	۱	-۱/۹۲۸۶	۱
۱۱	پارس سرام	۰/۷۲۲۳	۰	۰/۷۸۱۷	۰
۱۲	شرکت نوآوران مدیریت سبا	-۲/۲۶۵۰	۱	-۴/۰۴۸۷	۱
۱۳	قند نیشابور	-۲/۶۰۲۳	۱	-۱/۳۵۹۷	۱
۱۴	سخت آژند	-۰/۱۳۲۸	۱	۰/۵۰۴۶	۱
۱۵	صبا آرمه	-۱/۲۵۴۲	۱	-۲/۰۸۳۳	۱
۱۶	تجارت کولاک تبریز	۲/۰۹۵۳	۰	۲/۵۰۶۱	۰
۱۷	ایران ارقام	-۲/۱۳۱۳	۱	-۲/۸۲۶۹	۱
۱۸	سرمایه‌گذاری استان گیلان	۰/۲۱۷۳	۱	۰/۱۹۵۷	۱
۱۹	تولید مواد اولیه الیاف مصنوعی	۰/۶۵۳۲	۰	۰/۵۵۹۰	۰
۲۰	آذر فولاد گداز	۱/۴۱۲۸	۰	۱/۶۶۲۸	۰

همان‌گونه که در جدول فوق مشاهده می‌شود، الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی هر دو وضعیت ۱۹ شرکت از ۲۰ شرکت نمونه را بدرستی پیش‌بینی کردند، بنابراین از قدرت پیش‌بینی ۹۵ درصدی برخوردارند. البته این نکته نیز حائز اهمیت است که با عدم پیش‌بینی صحیح وضعیت یک شرکت، نتیجه حاصل به‌میزان ۵ درصد تغییر خواهد کرد. بنابراین، با افزایش تعداد شرکت‌های نمونه، با دقت بیشتری می‌توان در رابطه با قدرت پیش‌بینی درماندگی مالی توسط الگوریتم‌های بکار گرفته شده اظهار نظر کرد.

www.SID.ir

Archive of SID

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

درماندگی مالی از آخرین مراحل حیات اقتصادی شرکت‌ها است که بر همه ذینفعان شرکت تاثیر می‌گذارد و در صورت عدم عکس‌العمل مناسب، منجر به ورشکستگی می‌شود. بنابراین، بهره‌گیری سیستم مالی شرکت‌ها از روش‌های نوین و پیشرفته پیش‌بینی و تحلیل نسبت‌های مالی، جهت ارائه اطلاعات مفید، ضرورت دارد. تهیه اطلاعات مبتنی بر آینده، تصمیم‌گیری استفاده‌کنندگان گزارش‌های مالی در مورد سرمایه‌گذاری، تخصیص سرمایه و یا تامین مالی را تسهیل می‌نماید. مطالعات زیادی در زمینه درماندگی مالی و حد نهایی آن یعنی ورشکستگی و معیارهایی که طبق آن شرکت درمانده مالی یا ورشکسته محسوب می‌شود، انجام گرفته است. در ایران، با استفاده از قانون ۱۴۱ تجارت، معیار ورشکستگی شرکت‌ها تعیین شده است.

در این تحقیق با استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی که از الگوریتم‌های کارای هوش مصنوعی به‌شمار می‌روند، برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های حاضر در بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۹۲-۱۳۹۴ استفاده شده است. به‌این منظور، ابتدا عوامل داخلی تاثیرگذار بر درماندگی مالی شرکت-ها شناسایی و سپس نسبت‌های مالی لازم از میان آنها استخراج گردید. نسبت‌های مورد استفاده در میان عوامل درونی سازمان نسبت‌های معروف پیش‌بینی زیمنسکی می‌باشند که در میان نسبت‌های مالی شرکت‌ها قدرت پیش‌بینی بهتری دارد. در ادامه، با در نظر گرفتن این نسبت‌ها به عنوان ورودی‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی، به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها پرداخته شد. در این تحقیق، برای شناسایی اثرگذارترین پارامتر در تعیین درماندگی شرکت‌ها از تحلیل حساسیت استفاده شده است که به دلیل خطای کمتر شبکه عصبی نسبت به الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی داده‌ها، در تحلیل حساسیت از شبکه عصبی استفاده گردید.

نتایج بدست آمده نشان می‌دهند که در صورت تربیت درست شبکه در شبکه عصبی و انتخاب پارامترهای دقیق در الگوریتم ژنتیک، این دو رویکرد از توان یکسانی (۹۵ ٪) برای پیش‌بینی برخوردارند. میزان خطای پیش‌بینی در الگوریتم ژنتیک برابر با $۱۰^{-۶}$ * ۷/۹۴۵ و در شبکه عصبی برابر با $۱۰^{-۶}$ * ۴/۷۱۳ بدست آمد که این میزان خطا، برتری شبکه عصبی نسبت به الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود که در پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار از شبکه عصبی استفاده شود.

در رابطه با پیشنهادها برای تحقیقات آتی نیز موارد زیر قابل ذکر است: (۱) پژوهشی با جامعه آماری بزرگتر برای افزایش دقت در تعیین قدرت پیش‌بینی انجام گیرد، (۲) میان رویکردهای استفاده شده در پژوهش و رویکردهای ماشین بردار پشتیبان، داده‌کاوی و رویکرد ترکیبی آنها مقایسه تطبیقی صورت گیرد و (۳) شاخص-های دیگری علاوه بر ۳ شاخص بکار رفته در این پژوهش، جهت پیش‌بینی درماندگی مالی مورد استفاده قرار گیرند.

www.SID.ir

Archive of SID

فهرست منابع

* رستمی، محمدرضا، فلاح شمس لیالستانی، میرفیض و اسکندری، لاله. (۱۳۹۰). "ارزیابی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران: مطالعه مقایسه‌ای بین تحلیل پوششی داده‌ها و رگرسیون لجستیک". پژوهش‌های مدیریت در ایران، ۱۵، ۱۲۹-۱۴۷.
* طالب‌نیا، قدرت‌اله، جهانشاد، آزیتا، پورزمانی، زهرا، (۱۳۸۸). "ارزیابی کارایی متغیرهای مالی و متغیرهای اقتصادی در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها (مورد مطالعه شرکت‌های پذیرفته در بورس اوراق بهادار تهران)". بررسیهای حسابداری و حسابرسی، ۱۶، ۶۷-۸۴.
* کردستاني، غلامرضا، تاتلي، رشيد، کوثری، حميد. (۱۳۹۳). "ارزیابی توان پیش‌بینی مدل تعدیل شده آلتمن از مراحل درماندگی مالی نیوتن و ورشکستگی شرکت‌ها". دانش سرمایه‌گذاری، ۹، ۸۳-۹۹.
* کمیجانی، اکبر، سعادت فر، جواد. (۱۳۸۵). "کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس". جستارهای اقتصادی، ۶، ۱۱-۴۴.
* محسنی، رضا، آقا بابایی، رضا، محمدقربانی، وحید، (۱۳۹۲). "پیش‌بینی درماندگی مالی با بکار بردن کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بینی‌کننده". پژوهش‌ها و سیاستهای اقتصادی، ۶۵، ۱۲۳-۱۴۶.
* واعظ قاسمی، محسن، رمضانپور چهارده، سعید. (۱۳۹۷). "پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در سازمان بورس و اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی". دانش سرمایه‌گذاری، ۲۷، ۲۷۷-۲۹۶.
* Altman, E. I. (1968). “Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy”. Journal of Finance, 23, 589-609.
* Beaver, W. H. (1966). “Financial ratios as predictors of failure”. Journal of Accounting Research, 4, 71–111.
* Brockett, P. L., Golden, L. L. Jang, J., & Yang, C. C. (2006). “A comparison of neural network, statistical methods and variable choice for life insurers’ financial distress prediction". Journal of Risk & Insurance, 7, 397–419.
* Chen, W. S., & Du, Y. K. (2009). “Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model”. Expert Systems with Applications, 36, 4075-4086.
* Chen, J. H. (2012). Developing SFNN models to predict financial distress of construction companies. Expert Systems with Applications, 39, 823-827.
* Choi, H., Son, C., & Kim, C. (2018). “Predicting financial distress of contractors in the construction industry using ensemble learning”. Expert Systems with Applications, 110, 1-10.
* Cleofas-Sánchez, L., García, V., Marqués, A. I., & Sánchez, J. S. (2016). “Financial distress prediction using the hybrid associative memory with translation”. Applied Soft Computing, 44, 144–152.
* Erdogan, B. E. (2013). “Prediction of bankruptcy using support vector machines: anapplication to bank bankruptcy”. Journal of Statistical Computation and Simulation, 83, 1543–1555.
* Geng, R. B., Bose, I., & Chen, X. (2015). “Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining”. European Journal of Operational Research, 241, 236-247.
* Jayasekera, R. (2018). “Prediction of company failure: Past, present and promising directions for the future”. International Review of Financial Analysis, 55, 196-208.
* Koyuncugil, A., & Ozgulbas, N. (2012). “Financial early warning system model and data mining application for risk detection”. Expert Systems with Applications, 39, 6238-6253.

www.SID.ir

Archive of SID

* Li, Z., Crook, J., & Andreeva, G. (2017). "Dynamic prediction of financial distress using malmquist DEA". Expert Systems with Applications, 80, 94-106.
* Liang, D., Tsai, C. F., & Wu, H. T. (2015). "The effect of feature selection on financial distress prediction". Knowledge based systems, 73, 289-297.
* Lin, T. H. (2009). "A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models". Neurocomputing, 72, 3507–3516.
* Lin, F., Liang, D., Yeh, C. C., & Huang, J. C. (2014). "Novel feature selection methods to financial distress prediction". Expert Systems with Applications, 41, 2472–2483.
* Mousavi, M. M., Ouenniche, J., & Xu, B. (2015). "Performance evaluation of bankruptcy prediction models: An orientation-free super-efficiency DEA-based framework". International Review of Financial Analysis, 42, 64–75.
* Mselmi, N., Lahiani, A., & Hamza, T. (2017). "Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms". International Review of Financial Analysis, 50, 67-80.
* Newton, G. W. (1998). "Bankruptcy insolvency accounting practice and procedure". New Jersey, John Wiley & Sons Inc.
* Ninh, B. P. V., Thanh, T. D., & Hong, D. V. (2018). "Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in Vietnam". Economic Systems, (In Press).
* Premachandra, I. M., Chen, Y., & Watson, J. (2011). "DEA as a tool for predicting corporate failure and success: A case of bankruptcy assessment". Omega, 39, 620–626.
* Ravi, V., Kurniawan, H., Thai, P. N. K., & Kumar, P. R. (2008). "Soft computing system for bank performance prediction". Applied Soft Computing, 8, 305–315.
* Sayari, N., & Mugan, C. S. (2017). "Industry specific financial distress modeling". Business Research Quarterly, 20, 45-62.
* Sun, J., He, K. Y., & Li, H., (2011). "SFFS-PC-NN optimized by genetic algorithm for dynamic prediction of financial distress with longitudinal data streams". Knowledge based systems, 24, 1013–1023.
* Sun, J., & Li, H. (2008). "Data mining method for listed companies' financial distress prediction". Knowledge based systems, 21, 1-5.
* Sun, J., & Li, H. (2009). "Financial distress early warning based on group decision making". Computers & Operations Research, 36, 885–906.
* Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). "Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables". International Review of Financial Analysis, 30, 394-419.
* Wang, G., Chen, G., & Chu, Y. (2018). "A new random subspace method incorporating sentiment and textual information for financial distress prediction". Electronic Commerce Research and Applications, 29, 30-49.
* Wang, G., Ma, J., & Yang, S. (2014). "An improved boosting based on feature selection for corporate bankruptcy prediction". Expert Systems with Applications, 41, 2353-2361.
* Wanke, P., Barros, C. P., & Faria, J. R. (2014). "Financial distress drivers in Brazilian banks: A dynamic slacks approach". European Journal of Operational Research, 240, 258-268.
* Xiao, Z., Yang, X., Pang, Y., & Dang, X. (2012). "The prediction for listed companies' financial distress by using multiple prediction methods with rough set and Dempster–Shafer evidence theory". Knowledge-Based Systems, 26, 196–206.
* Zhang, X., & Hu, L., (2016). "A nonlinear subspace multiple kernel ledarning for financial distress prediction of Chinese listed companies". Neurocomputing, 177, 636-642.

www.SID.ir

Archive of SID

* Zhou, L., Lai, K. K., & Yen, J. (2012). "Empirical models based on features ranking techniques for corporate financial distress prediction". Computers and Mathematics with Applications, 64, 2484–2496.
* Zhou, L. G., Lu, D., & Fujita, H. (2015). "The performance of corporate financial distress prediction models with features selection guided by domain knowledge and data mining approaches". Knowledge-Based Systems, 85, 52-61.

یادداشت‌ها

[1] Survival Analysis
[2] Sigmoidal Feedforward Neural Network
[3] Support Vector Machine
[4] Partial Least Squares
[5] Back Propagation

www.SID.ir