نشریــه علمــی
دانش مالی تحلیل اوراق بهادار
دوره ۱٤ / شماره ۳ (پیاپی ۵۱) / پائیز ۱٤۰۰
صفحه ۱۷۱ تا ۱۹۰

مدل‌بندی و تعیین توان مدیریت سرمایه در گردش در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۱/۱۱ تاریخ پذیرش: ۱٤۰۰/۰٤/۲۳

صدیقه عزیزی[۱]

چکیده

هدف اصلی این پژوهش مدل‌بندی و تعیین توان مدیریت سرمایه در گردش در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی است. جامعه آماری پژوهش متشکل از ۱۲۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۸۷-۱۳۹۸ است. در راستای دستیابی به اهداف پژوهش، ابتدا با مطالعه پژوهش‌های پیشین در حوزه درماندگی مالی ۱۲ نسبت مالی اثرگذار بر ورشکستگی مالی انتخاب شده است. پس از محاسبه نسبت‌ها از آزمون مقایسه میانگین استفاده شده است تا نسبت‌هایی که تفاوت معناداری میان دو گروه ورشکسته و غیرورشکسته مالی دارند، برای محاسبه در مدل‌های پیش‌بینی در نظر گرفته شوند که نتایج نشان داد هر ۱۲ متغیر برای استفاده در مدل‌ها مناسب هستند. سپس، به منظور بررسی توان مدیریت سرمایه در گردش در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها، به مقایسه مدل‌های پژوهش با توجه و بدون توجه به متغیر مدیریت سرمایه در گردش بر مبنای پنج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه پرداخته شده است. نتایج مقایسه مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی نشان داد مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، نسبت به سایر مدل‌ها دارای بیشترین قدرت در پیش‌بینی شرکت‌ها از لحاظ ورشکستگی مالی و سالم بودن است. همچنین، نتایج مقایسه مدل‌ها نشان داد با توسعه مدل پژوهش، از طریق وارد کردن متغیر مدیریت سرمایه در گردش، خطای آموزش مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بـه مقـدار ۰/۰۳۶ کـاهش و بر دقت مدل تا ۷۵ درصد افزوده می‌شود.

واژه‌های کلیدی: ورشکستگی مالی، مدیریت سرمایه در گردش، الگوریتم هوش مصنوعی.

۱- استادیار حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بافت، بافت، ایران (نویسنده مسئول) s_azizi23@yahoo.com

۱- مقدمه

میزان وقوع بحران‌های مالی در سال‌های اخیر در سراسر جهان، بیش از هر زمان دیگری است. در دو دهه اخیر، ارقام اقتصادی نشان دهنده افزایش بی‌سابقه‌ای از میزان درماندگی و ورشکستگی مالی است.

میزان بحران مالی در یک کشور، شاخص اقتصادی مهمی است و توجه عموم را به خود جلب می‌کند. توانایی پیش‌بینی بحران مالی از نظر اجتماعی و خصوصی نیز بسیار مهم است؛ زیرا نشان دهنده تخصیص نامناسب منابع است. هشدار زود هنگام احتمال وقوع بحران مالی، مدیریت و سرمایه‌گذاران را قادر به انجام اقدامات پیشگیرانه، همانند تغییر خط‌مشی عملیاتی، تجدید ساختار سازمانی یا ساختار مالی و حتی تصفیه اختیاری می‌کند و یا با کاهش ضرر و زیان، تخصیص منابع اجتماعی و خصوصی را بهبود می‌بخشد؛ لذا پیش‌بینی درماندگی یا ورشکستگی مالی شرکت‌ها یکی از روش‌هایی است که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و تخصیص بهتر منابع کمک کرد. بدین ترتیب که اولاً با ارائه هشدارهای لازم می‌توان شرکت‌ها را نسبت به وقوع ورشکستگی مالی هوشیار نمود تا آنها با توجه به این هشدارها دست به اقدامات مقتضی بزنند و دوم اینکه سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان، فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند و منابع‌شان را در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری کنند (مهرانی و همکاران، ۱۳۸۳)؛ بنابراین پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها همواره یکی از موضوعات با اهمیت از دیدگاه سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر ذینفعان است. به نحوی که تشخیص به موقع و صحیح شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی مالی هستند بسیار مطلوب است؛ زیرا از سرمایه‌گذاری در موارد نادرست و غیرکارا برای فعالان بازار جلوگیری می‌کند و اگر بتوان در مورد امکان وقوع ورشکستگی مالی پیش از رخداد واقعی آن اطلاعاتی کسب کرد می‌توان آثار اقتصادی و اجتماعی آن را کاهش و یا از پیامدهای نامطلوب آن جلوگیری کرد (لیانگ و همکاران[1]، ۲۰۱۶)؛ از اینرو با در نظر گرفتن اهمیت پیش‌بینی ورشکستگی مالی، سوالی که بوجود می‌آید این است که چه عواملی می‌تواند ورشکستگی مالی واحدهای تجاری را تحت تاثیر قرار دهد. در این زمینه شواهد نشان می‌دهد، مدیریت سرمایه در گردش از عوامل موثر در ورشکستگی مالی بنگاه‌های اقتصادی است (والاس[2]، ۲۰۰۴؛ پوروینس و همکاران[3]، ۲۰۰۸؛ گنگ و همکاران[4]، ۲۰۱۵). مدیریت سرمایه در گردش کارا به ویژه در بخش تولید که بخش مهم و عمده‌ای از دارایی‌های جاری را تشکیل می‌دهد امری ضروری است (هورن و واچویکز[5]، ۲۰۰۰)؛ زیرا مدیریت سرمایه در گردش کارا در این بخش می‌تواند ادامه فعالیت واحد تجاری را تضمین کند. در واقع اهمیت مدیریت سرمایه در گردش کارا از این حقیقت سرچشمه می‌گیرد که مدیریت سرمایه در گردش به طور مستقیم بر روی نقدینگی و سودآوری واحدهای تجاری تاثیر می‌گذارد (رحمان و ناصر[6]، ۲۰۰۷)؛ لذا اگر به صورت کارآمد مدیریت نشود، احتمال ورشکستگی برای واحدهایی که در معرض مدیریت نادرست سرمایه در گردش قرار دارند، علی‌رغم وجود سودآوری مثبت افزایش می‌یابد (کارگر و بلومنتال[7]، ۱۹۹۴)؛ از اینرو برای بسیاری از شرکت‌ها مدیریت سرمایه در گردش کارا و درک وضعیت شرکت از لحاظ سالم و درماندگی مالی، یکی از مباحث مهم مدیریتی است که مدیران می‌توانند با نگهداری سطح بهینه‌ای از سرمایه در گردش، ضمن این که ارزش شرکت را افزایش دهند باعث تداوم فعالیت و جلوگیری از درماندگی مالی شرکت در رقابت شوند. در همین راستا، اگر چه پژوهش‌هایی در بورس اوراق بهادار تهران (مانند فلاح پور، ۱۳۸۳؛ بحیرانی و همکاران، ۱۳۹۵) به پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها با استفاده از نسبت های مالی پرداخته‌اند؛ اما مطالعات کمی به بررسی محتوای اطلاعاتی مدیریت سرمایه در گردش جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی پرداخته‌اند. علاوه بر این، با توجه به پیامدهای نامطلوبی که ورشکستگی مالی دارد، استفاده از روش‌هایی نوین که بتواند وقوع ناتوانی مالی را پیش‌بینی نموده و از هدر رفتن ثروت جلوگیری نماید از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ از اینرو در این پژوهش تلاش شده با استفاده الگوریتم‌های هوش مصنوعی معیار جامع‌تری ارائه شود و به پرسش زیر پاسخ داده شود. آیا مدیریت سرمایه در گردش توان پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی را دارد؟

[1] Liang et al
[2] Scarlat & Delcea
[3] Purvinis et al
[4] Geng et al
[5] Horne & Wachowicz
[6] Raheman & Nasr
[7] Kargar & Blumenthal

۲- مبانی نظری و توسعه فرضیه‌ها

ورشکستگی شرکت‌ها همواره به عنوان یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و دولت‌ها مطرح بوده است. به نحوی که تشخیص به موقع و صحیح شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی قرار دارند می‌تواند تا حد زیادی از زیان‌های احتمالی ذینفعان جلوگیری کند. یکی از راه‌هایی که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب فرصت‌های سرمایه‌گذاری و همچنین جلوگیری از اتلاف منابع کمک کرد پیش‌بینی ورشکستگی مالی است (حاجی هاشم و امیرحسینی، ۱۳۹۸).

ورشکستگی و یا شکست کسب و کار می‌تواند تاثیر منفی بر خود شرکت و اقتصاد ملی داشته باشد. فعالان کسب و کار، سرمایه‌گذاران، دولت‌ها و پژوهشگران دانشگاهی به مدت طولانی راه‌های مختلفی را برای شناسایی خطر بالقوه شکست کسب و کار به منظور کاهش زیان اقتصادی ناشی از ورشکستگی مورد پژوهش قرار دادند (لیانگ و همکاران، ۲۰۱۶).

ورشکستگی، ناتوانی شرکت در پرداخت تعهدات مالی است (اسکارلت و دیلسیا، ۲۰۱۱). از لحاظ حقوقی، وضعیت ورشکستگی در حقوق تجارت کشورها پیش‌بینی شده است؛ به عنوان مثال در ایران بحث ورشکستگی در ماده ۱۴۱ قانون تجارت بیان شده است که بر اساس مفاد آن، هرگاه زیان‌های انباشته شرکت، حداقل از نصف سرمایه شرکت بیشتر باشد، هیئت مدیره مکلف است، بلافاصله مجمع عمومی فوق‌العاده صاحبان سهام را برگزار کند تا موضوع انحلال یا ابقای شرکت به رأی گذاشته شود.

در زمان ورشکستگی مالی، شرکت‌ها با دو مشکل اصلی مواجه می‌شوند: کمبود نقدینگی در ترازنامه و وجود تعهدات فراوان. به بیانی دیگر، در زمان ورشکستگی مالی، جریانات نقدی پوشش لازم و برای ایفای تعهدات را تأمین نکرده و شرکت دچار ناتوانی موقت در پرداخت بدهی‌ها می‌شود. در این حالت، شرکت‌ها به فروش دارایی‌ها و دریافت وام روی می‌آورند که نتیجه آن کاهش ظرفیت و عملکرد تولیدی و نیز افزایش اهرم مالی شرکت است. به همین دلیل، پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها امری ضروری است و امکان ارائه راه حل‌های ممکن را قبل از بروز هرگونه بحرانی فراهم می‌آورد (منصور فر و همکاران، ۱۳۹۲).

در زمینه درماندگی مالی و ورشکستگی، مدل‌های متنوعی توسط پژوهشگران مختلف ارائه شده است. از بعد تاریخی اولین مدل در حوزه پیش‌بینی ورشکستگی توسط ویلیام بیور (۱۹۶۶) ارائه شده است که برای بررسی توان نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی مالی از تجزیه و تحلیل تک متغیره استفاده کرده است. بیور (۱۹۶۶) عدم توانایی شرکت به انجام تعهدات مالی را به عنوان درماندگی مالی تعریف کرد و بیان داشت عدم پرداخت سود سهام ممتاز، ناتوانی شرکت در پرداخت اوراق قرضه و حواله بیش از حد حساب بانکی باعث ورشکستگی مالی شرکت می‌شود؛ اما اثرگذارترین پژوهش در حوزه مدل سازی در پیش‌بینی ورشکستگی، توسط ادوارد آی آلتمن[1] (۱۹۶۸) رائه شده است. آلتمن (۱۹۶۸) در ادامه مطالعات بیور، با بکارگیری روش تحلیل تمایزی چندگانه و نسبت های مالی، الگویی به نام zscore برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های تولیدی ارائه کرد. آلتمن (۱۹۶۸) با این روش از میان ۷۷ نسبت مالی، ۵ نسبت را به عنوان متغیرهای مستقل در الگوی Z ترکیب کرد.

ورشکستگی به عنوان مقوله‌ای با اهمیت در مدیریت مالی تلقی می‌شود؛ لذا بررسی علل پدیدآورنده ورشکستگی و ارزیابی آن از منظر مبانی مالی، تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی و همچنین بررسی مدل‌های رایج ورشکستگی بسیار حائز اهمیت است (رهنمای رودپشتی، ۱۳۹۰). در پژوهش‌های پیشین تکنیک‌های متعددی به منظور گسترش مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مانند تکنیک‌های آماری و مدل‌های ماشین بردار به کار گرفته شده‌اند. اگر چه مطالعات بسیاری در ارائه روش‌های یادگیری ماشین بردار جدید که عملکرد پیش‌بینی مدل را افزایش می‌دهد وجود دارد؛ اما پژوهش‌های بسیار اندکی در مورد تاثیر عوامل ورودی (یا ویژگی‌ها) بر عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها متمرکز شده است. به طور کلی نسبت‌های مالی از جمله عوامل مهم پیش‌بینی هستند که ورشکستگی شرکت را تحت تاثیر قرار داده و به منظور توسعه مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند. از سوی دیگر، پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که مدیریت سرمایه در گردش نقش کلیدی را در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت ایفا می‌کند (به عنوان مثال والاس[2]، ۲۰۰۴؛ پوروینس و همکاران، ۲۰۰۸؛ گنگ و همکاران، ۲۰۱۵).

[1] Altman

[2] Wallace

سرمایه در گردش به عنوان مابه‌التفاوت بین دارایی‌های جاری و بدهی‌های جاری تعریف می‌شود و اغلب از اجزاء آن برای اندازه‌گیری چرخه عملیاتی و سطح نقدینگی استفاده می‌شود (جوزه و همکاران[1]، ۱۹۹۶). بر اساس مبانی نظری سرمایه در گردش از دو بخش نقدی (وجه نقد و معادل وجه نقد) و غیرنقدی (حساب های در یافتنی، موجودی ها، حساب‌های پرداختنی و سایر دارایی‌ها و بدهی‌های جاری غیرنقدی) تشکیل شده است که به طور همزمان نشان دهنده دو جنبه عملیاتی و نقدینگی سرمایه در گردش هستند که با هم ترکیب می‌شوند تا عملکرد یک واحد تجاری را نشان دهند؛ از اینرو مدیریت سرمایه در گردش یکی از عناصر بسیار مهم در استراتژی‌های واحدهای تجاری است (جیمز و اندریو، ۲۰۱۴).

مدیریت سرمایه در گردش کارا اغلب به عنوان توانایی کنترل موثر و کارآمد دارایی‌های جاری و بدهی‌های جاری، به گونه‌ای که واحد تجاری بازگشت دارایی را به حداکثر و پرداخت بدهی را به حداقل بر ساند، تعریف می شود و هدف از آن بهبود جریان های نقدی، سودآوری و در نهایت افزایش ارزش واحد تجاری است (مان و جانگ[2]، ۲۰۱۵). اهمیت مدیریت سرمایه در گردش کارا از این حقیقت سرچشمه می‌گیرد که مدیریت سرمایه در گردش به طور مستقیم بر روی نقدینگی و سودآوری واحدهای تجاری تاثیر می گذارد (رحمان و ناصر، ۲۰۰۷)؛ لذا اگر به صورت کارآمد مدیریت نشود، احتمال ورشکستگی برای واحدهایی که در معرض مدیریت نادرست سرمایه در گردش قرار دارند، حتی باوجود سودآوری مثبت افزایش می‌یابد (کارگر و بلومنتال، ۱۹۹۴). به همین ترتیب مدیریت سرمایه در گردش برای واحدهای تجاری در زمان هایی که شرایط اقتصادی خوب یا حتی نامشخص است، بسیار مهم است و کافی نبودن دارایی‌های جاری ممکن است، مانع از دست‌یابی واحدهای تجاری به حفظ عملیات اصلی و یا حتی خطر ورشکستگی شود (اینویزت و همکاران[3]، ۲۰۱۴)؛ با این وجود سرمایه در گردش بیش از حد نیز می‌تواند برای سودآوری یک واحد تجاری زیان‌بار باشد (باتاچاریا و نیکودانو[4]، ۲۰۰۱)؛ در نتیجه اهمیت مدیریت سرمایه در گردش امری انکار ناپذیر است و داشتن مقدار مناسبی از سرمایه در گردش در زمان مناسب برای انجام عملیاتی کارآمد و مقابله با شرایط تورمی، مالی ضعیف و افزایش عدم اطمینان امری حیاتی برای هر واحد اقتصادی است (مان و جانگ، ۲۰۱۵).

واحدهای تجاری ممکن است برای رسیدن به سطحی از سرمایه در گردش که ارزش آنها را حداکثر کند، همواره تلاش کنند؛ با این وجود سطح مطلوبی از سرمایه در گردش برای واحدهای مختلف متفاوت است (اینویزت و همکاران، ۲۰۱۴)؛ به عنوان مثال واحد تجاری را در نظر بگیرید که دارای یک سرمایه در گردش مثبت باشد، افزایش بیش از حد در سرمایه در گردش برای این واحد باعث بلندتر شدن دوره سرمایه در گردش می شود؛ این در حالی است که چنین حالتی برخلاف اهداف مدیریت سرمایه در گردش کاراست که بیان می‌کند کوتاه‌تر بودن دوره سرمایه در گردش برای افزایش سودآوری مهم است (مان و جانگ، ۲۰۱۵). سرمایه در گردش کوتاه‌تر؛ وصول سریع حساب‌های دریافتنی، دوره گردش موجوی کوتاه‌تر و تاخیر در پرداخت حساب‌های پرداختنی را نشان می‌دهد و با سودآوری بالا همبستگی مستقیم دارد؛ لذا افزایش بیش از حد در سرمایه در گردش می‌تواند برای سودآوری واحدهای تجاری که دارای سرمایه در گردش مثبت هستند، زیان بار باشد (باتاچاریا و نیکودانو، ۲۰۰۱). در مقابل، واحد تجاری را در نظر بگیرید که دارای یک سرمایه در گردش منفی باشد، افزایش در سرمایه در گردش برای چنین واحدی امری ضروری است؛ زیرا مشکل سرمایه در گردش منفی ممکن است، مانع دست‌یابی شرکت برای حفظ عملیات اصلی یا حتی خطر ورشکستگی شود (اینویزت و همکاران، ۲۰۱۴). به عنوان یک نتیجه می‌توان بیان کرد، افزایش بیش از حد سرمایه در گردش برای واحدهای تجاری که دارای سرمایه در گردش مثبت هستند می‌تواند باعث کاهش سودآوری و خطر ورشکستگی آنها می‌شود؛ در حالی که افزایش سرمایه در گردش برای واحدهایی که دارای سرمایه در گردش منفی هستند می‌تواند باعث افزایش سودآوری و جلوگیری از ورشکستگی آنها شود.

در همین راستا، اپلر و همکاران[5] (۱۹۹۴) بیان می‌کنند مدیریت سرمایه در گردش همواره به عنوان یک عامل تعادل بین شرایط درماندگی و سودآوری است و مدیریت سرمایه در گردش کارآمد برای مقابله شرکت‌ها در شرایط درماندگی و

[1] Jose et al
[2] Mun & Jang
[3] Enqvist et al
[4] Bhattacharya & Nicodano
[5] Opler et al

افزایش عدم اطمینان امری ضروری است. در حقیقت پژوهشگران این حوزه چنین بیان می‌کنند، مدیریت سرمایه در گردش از آنجا که با دارایی‌ها و بدهی‌ها سروکار دارد؛ لذا واحدهای تجاری نه تنها از طریق عملیات اصلی، بلکه با استفاده از مدیریت سرمایه در گردش بهینه نیز می‌توانند عملکرد مالی را بهبود بخشند.

اسمیت[1] (۱۹۸۰) معتقد است مدیریت سرمایه در گردش به خاطر تأثیری که بر روی ریسک و سودآوری شرکت و در نتیجه ارزش شرکت دارد از اهمیت به سزایی برخوردار است؛ زیرا سرمایه‌گذاری در سرمایه در گردش مبادله بین سودآوری و ریسک را شامل می‌شود و تصمیماتی که به افزایش سودآوری گرایش دارد، منجر به افزایش ریسک نیز می شود و برعکس، تصمیماتی که بر روی کاهش ریسک متمرکز است به کاهش سودآوری بالقوه منجر می‌شود. سرمایه‌گذاران با پیش‌بینی درماندگی مالی نه تنها از ریسک از بین رفتن سرمایه خود جلوگیری می‌کنند؛ بلکه از آن به عنوان ابزاری برای کاهش ریسک سبد سرمایه‌گذاری خود استفاده می‌کنند. مدیران واحد تجاری نیز در صورت اطلاع به موقع از خطر ورشکستگی می‌توانند اقدامات پیشگیرانه‌ای برای جلوگیری از ورشکستگی اتخاذ کنند (دیو سالار، ۱۳۸۹).

با توجه به آنچه بیان شد بر مبنای سؤالات و مبانی نظری، فرضیه‌های پژوهش به صورت زیر تدوین شده است.

فرضیه اول: مدل پیش‌بینی ورشکستگی، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را بر اساس نسبت‌های مالی دارد.

فرضیه دوم: بر اساس مدل پیش‌بینی ورشکستگی، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدیریت سرمایه در گردش بیشتر از نسبت‌های مالی است.

۲-۱- پیشینه پژوهش

در راستای بررسی پیشینه آلتمن (۱۶۹۸) برای اولین بار اثر ترکیبات مختلف نسبت‌های مالی را برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بررسی کرد، آلتمن در این پژوهش از MAD استفاده کرد و مدلی که به دست آورد و به Z-Score معروف است، این مدل هنوز به عنوان شاخصی برای سلامت مالی شرکت‌ها ورشکسته از غیرورشکسته مورد استفاده قرار می‌گیرد. تئوری اصلی آلتمن این بود که مدل پیش‌بینی ورشکستگی از پنج نسبت مالی تشکیل می شود و می‌تواند برای تشخیص شرکت‌های ورشکسته از غیر ورشکسته مورد استفاده قرار گیرد.

سارکر و اسریرام[2] (۲۰۰۱) از شبکه های بیز برای پیش‌بینی ورشکستگی نخستین بار استفاده کردند. در این پژوهش نمونه انتخابی پژوهش شامل ۲۲۸ بانک است و از دو مدل متفاوت، مدل ساده بیز و مدل پیچیده بیز استفاده شده است. نتایج پژوهش نشان داد مدل ساده بیز با ۸۰ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی و با ۹۰ درصد اطمینان وضعیت عدم ورشکستگی را درست پیش‌بینی کرده‌اند و مدل پیچیده بیز با ۸۸ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی و با ۹۳ درصد اطمینان وضعیت عدم ورشکستگی را درست پیش‌بینی کرده است.

تی سنگ و چانگ هو[3] (۲۰۱۰) از چهار روش متفاوت مدل لاجیت، مدل فاصله درجه دوم لاجیت، مدل پرسپترون چندلایه پس انتشار و RBFN برای پیش‌بینی شرکت‌های ورشکسته و سالم در انگلستان استفاده کردند. در این پژوهش از پنج متغیر کارایی مدیریت، ساختار سرمایه، ناتوانی در پرداخت دیون، تأثیرات زیان‌آور اقتصادی و عدم ثبات درآمد جهت توضیح ورشکستگی استفاده شده است. نتایج پژوهش داد مدل RBFN در مقایسه با سایر مدل‌ها بهترعمل کرده است، پس از آن مدل فاصله درجه دوم لاجیت و سپس مدل لاجیت و در نهایت مدل پرسپترون چندلایه پس انتشار در پیش‌بینی درماندگی مالی کارا عمل می‌کنند.

تنیکو و ویلسون[4] (۲۰۱۳) به پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت ها با استفاده از ترکیب اطلاعات حسابداری، اطلاعات بازار سهام و متغیرهای اقتصاد کلان بر اساس مدل آلتمن و شبکه‌های عصبی طی دوره زمانی ۱۹۸۰ تا ۲۰۱۱ پرداختند. نتایج پژوهش حاکی از سودمندی ترکیب اطلاعات حسابداری، بازار و متغیرهای اقتصاد کلان دارد.

گنگ، بوز و چن (۲۰۱۵) با استفاده از تکنیک داده‌کاوی و داده‌های ۱۰۷ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار چین طی سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ به پیش‌بینی درماندگی مالی پرداختند. در این پژوهش ابتدا با یک رویکرد مقایسه‌ای نشان داده شد مدل شبکه عصبی مصنوعی، دقت پیش‌بینی بیشتری نسبت به مدل درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی دارد. سپس در این پژوهش توانایی پیش‌بینی ۳۱ شاخص مالی به کار گرفته شده

[1] Smith
[2] Sarkar Sriram
[3] Tseng & Hu
[4] Tinoco & Wilson

طبق یک طرح رتبه‌بندی، بر اســـاس درجه اهمیت و فروانی وقوع ارزیابی شـــد و نتایج داد تنها ده شـــاخص مالی دارای توانایی پیش‌بینی درماندگی مالی است.

سیاری و موگان[1] (۲۰۱۶) با استفاده از تکنیک رگرسیون لجستیک محتوای اطلاعاتی نسبت‌های مالی جهت پیش‌بینی درماندگی مالی را مورد بررســـی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند نسبت‌های مالی در واقع انعکاس ویژگی‌های صنعت هستند و محتوای اطلاعاتی نسبت‌های خاص در میان صنایع مختلف، متفاوت اســـت. همچنین یافته‌ها بیانگر تأثیر واگرای ویژگی‌های صـــنعت بر شـــرکت‌ها اســـت و در نتیجه ضـــرورت ساخت مدل‌های ورشکستگی مالی خاص صنعت وجود دارد.

چیارمونت و کاسو[2] (۲۰۱۷) به بررسی تاثیر نسبت‌های نقدینگی و نســـبت‌های ســـرمایه در پیش‌بینی درماندگی مالی شـــرکت‌های اروپایی پرداختند و نشـــان دادند با ارتقا وضـــعیت نقدینگی و نســـبت‌های مالکانه و ســـرمایه، احتمال درماندگی مالی کاهش می‌یابد.

آگوست گونزالز و همکاران[3] (۲۰۱۹) به بررسی پیش‌بینی درماندگی مالی با اســـتفاده از متغیرهای کلان و متغیرهای حســـابداری در شـــرکت‌های بورســـی اســـپانیا طی دوره زمانی ۱۹۹۵تا ۲۰۱۱ پرداختند و به این نتیجه رســـیدند یک الگوی ترکیبی از متغیرهای کلان اقتصادی و متغیرهای حسابداری، توان پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها را دارد. احمد و چلا[4] (۲۰۱۹) با بررسی تأثیر نوسانات بازده سهام بر ساختار سرمایهٔ شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار پاکستان نتیجه گرفتند که افزایش نوسانات بازده سهام شرکت‌ها بر نسبت‌های اهرمی آنها تأثیر منفی داشـــته اســـت و آنها را به مرز درماندگی مالی نزدیک می‌کند.

آینام و همکاران[5] (۲۰۱۹) با مقایســـه و تجزیه و تحلیل تکنیک های داده کاوی دریافتند مدل شـــبکه عصـــبی در پیش‌بینی ورشکستگی عملکرد بهتری دارد. آنها همچنین به این نتیجه رســـیدند شـــاخص ســـودآوری و اهرم مالی قدرت بیشـــتری در پیش‌بینی ورشـــکســـتگی دارند و بهترین متغیرها برای پیش‌بینی درماندگی مالی هستند.

جانگ و همکاران[6] (۲۰۲۱) به بررســـی تاثیر متغیرهای کلان و خرد بر پیش‌بینی ورشکستگی مالی پرداختند و به این نتیجه رســـیدند با افزایش دوره پیش‌بینی، تأثیر متغیرهای اقتصاد کلان بر دقت پیش‌بینی ورشکستگی افزایش می‌یابد؛ در حالی که تأثیر متغیر بازده دارایی بر دقت پیش‌بینی مدل کاهش می‌یابد. همچنین نتایج نشان داد نسبت جاری و نسبت بدهی به طور قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی مدل تأثیر می‌گذارد.

منصـــورفر و همکاران (۱۳۹۴) به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار در قالب ماشـــین بردار پشـــتیبان و با اســـتفاده از ترکیبات جریان نقد پرداختند. یافته‌های پژوهش حاکی از آن اســـت که از میان توابع کرنلی، تابع چند جمله‌ای در ســـال درماندگی، یک و دو سال قبل از آن دارای بالاترین قدرت پیش‌بینی است.

بحیرانی و همکاران (۱۳۹۵) به مقایســـه ســـیســـتم‌های هوش مصـــنوعی (ANN و ANFIS) و رگرســـیون لجیت در پیش‌بینی ورشـــکســـتگی مالی شـــرکت‌های پذیرفته شـــده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نمونه تحت بررسی شامل ۷۱ شرکت ورشکسته و ۷۴ شرکت سالم هستند که در طی دوره پنج‌ســـاله از ســـال ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴ از بورس اوراق بهادار تهران انتخاب شـــده اســـت، یافته‌های پژوهش نشـــان داد در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) نسبت به مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی- فازی (ANFIS) و رگرسیون لجستیک (IR) از دقت کلی بیشتری برخوردار است.

فروغی، امیری و الشریف (۱۳۹۶) تأثیر درماندگی مالی بر اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده‌های آتی را بررســـی کردند و نشـــان دادند در شـــرکت‌هایی که با درماندگی مالی روبرو هســـتند، اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده آتی دارایی‌ها کمتر اســـت و دلیل آن پایداری بیشـــتر اقلام تعهدی (برآوردهای واقعی‌تر) در شرکت‌های درمانده مالی است. از سوی دیگر، در شرکت‌های درمانده مالی، اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده آتی ســـهام کمتر اســـت و دلیل آن ناهنجاری کمتر اقلام تعهدی

[1] Sayari & Mugan
[2] Chiaramontea & Casu
[3] Acosta-González et al
[4] Ahmed et al
[5] Inam et al
[6] Jang et al

(قیمت‌گذاری نادرست کمتر) در شرکت‌های درمانده مالی در مقایسه با شرکت‌های غیردرمانده مالی است.

خدا کریمی و پیری (۱۳۹۹) به بررسی پیش‌بینی درماندگی مالی بر مبنای الگوی ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار با رویکرد رگرسیون لجستیک پرداختند و دریافتند ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار، توانایی پیش‌بینی کنندگی درماندگی شرکت‌ها را داشته و با توجه به بررسی تداوم فعالیت شرکت ها می‌تواند موجب ارتقاء کیفی تصمیم‌گیری سهامداران و ذینفعان گردد.

خدری و همکاران (۱۳۹۹) به بررسی تأثیر نوسانات بازده سهام بر اقلام تعهدی سرمایه در گردش با در نظر گرفتن اثر تعدیل‌کنندهٔ درماندگی مالی پرداختند. نتایج پژوهش آنها با استفاده از یک نمونهٔ آماری متشکل از ۱۱۱ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۶ نشان دهنده تأثیر منفی نوسانات بازده سهام بر سطح مورد انتظار اقلام تعهدی سرمایه در گردش است. از سوی دیگر، مشخص شد درماندگی مالی شرکت‌ها تأثیر منفی نوسانات بازده بر سرمایه در گردش تعهدی را کاهش نداده است. نتیجهٔ دیگر پژوهش بیان کننده این است که نوسانات بازده سهام بر اجزای بدهی تشکیل دهندهٔ سرمایه در گردش تعهدی، تأثیر مثبت و بر اجزای دارایی سرمایه در گردش تعهدی، تأثیر منفی دارد. هر چند در این میان موجودی کالا استثنا بوده و نوسانات بازده بر سطح مورد انتظار موجودی تأثیر مثبتی دارد.

۳- روشناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف کاربری است که در آن برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان، تحلیل ممیزی چندگانه و رگرسیون لجستیک استفاده شده است. جامعه آماری پژوهش حاضر شامل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است که کلیه شرایط ذیل را دارا باشند. تا پایان اسفند ماه سال ۱۳۸۶ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و سال مالی آن منتهی به پایان اسفند ماه باشد؛ به دلیل ماهیت متفاوت جزء موسسه‌های مالی، سرمایه‌گذاری و بانک‌ها نباشند؛ اطلاعات مالی مورد نیاز شرکت‌ها طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۸ در دسترس باشد.

با توجه به موضوع پژوهش، نمونه آماری به دو گروه طبقه بندی می شود. گروه اول شامل شرکت‌های دارای بحران مالی و گروه دوم از شرکت‌های فاقد بحران مالی تشکیل شده است. به منظور انتخاب شرکت‌های دارای بحران مالی از ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. بر این اساس شرکت‌های مورد پژوهش طی سال های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۸ بررسی و شرکت‌های مشمول و غیرمشمول طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت مشخص شده است؛ از اینرو پس از جمع‌آوری، نمونه پژوهش شامل ۱۲۰ شرکت (۶۲ شرکت غیرورشکسته و ۵۸ شرکت ورشکسته) است.

داده‌های مورد نیاز شرکت‌ها از طریق مطالعهٔ گزارش‌های ماهانه و سالانهٔ شرکت‌ها و نرم افزار ره‌آورد نوین جمع‌آوری شده است. در بخش پیشینه و مبانی نظری پژوهش، جمع‌آوری اطلاعات از منابع دست دوم و به صورت کتابخانه‌ای و مجلات علمی معتبر صورت پذیرفته است. جهت طراحی الگو از نرم‌افزارهای Clementine، SPSS Modeler و از نرم‌افزار SPSS به منظور تحلیل داده‌ها استفاده شده است.

۳-۱- مدل و متغیرهای پژوهش

مدل‌های ارائه شده در این پژوهش شامل مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه است. مدل‌ها فوق به صورت برنامه نویسی تابعی پیاده سازی شده‌اند و شرایط داده‌ها برای تمام مدل‌ها یکسان در نظر گرفته شده است تا حجم داده‌ها بر روی کارایی مدل‌ها تاثیرگذار نباشد و مدل‌ها عملکرد واقعی خود را به دور از هرگونه شرایط بیرونی به نمایش بگذارند؛ لذا به منظور ارزیابی و آزمایش هر پنج مدل‌ها پیشنهادی از سه معیار ارزیابی کارایی میانگین مربعات خطا (MSE)، انحراف معیار(STD) و نرخ دقت طبقه‌بندی (ACU) استفاده شده است که نحوه اندازه‌گیری آنها به شرح زیر است.

اولین معیار ارزیابی مدل‌ها میانگین مربعات خطا (MSE) است. میانگین مربعات خطا (MSE) تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی است. مقدار کمتر این معیار به عملکرد مطلوب مدل 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 از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

رابطه ۱)
$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{N}(f_i - y_i)}{N}$$

در رابطه فوق N تعداد نمونه ها، f_i خروجی مدل و y_i پاسخ واقعی است. در این پژوهش از معیار MSE برای اندازه‌گیری اختلاف بین مدل‌ها استفاده می‌شود.

دومین معیار ارزیابی مدل‌ها انحراف معیار(STD) است. انحراف معیار(STD) یکی از شاخص‌های پراکندگی است که نشان می‌دهد به طور میانگین داده ها چه مقدار از مقدار میانگین فاصله دارند. اگر انحراف معیار مجموعه‌ای از داده‌ها نزدیک به صفر باشد، بدان معناست که داده‌ها نزدیک به میانگین هستند و پراکندگی کمی دارند؛ در حالی که انحراف معیار بزرگتر بیانگر پراکندگی قابل توجه داده‌ها است. انحراف معیار (STD) از طریق رابطه (۲) قابل اندازه‌گیری است.

رابطه ۲)
$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(f_i - y_i)^2}{N}}$$

نرخ دقت طبقه‌بندی (ACU) به عنوان سومین معیار ارزیابی کارایی مدل‌های پیشنهادی در نظر گرفته شده است. این معیار در بازه [۰،۱] است و در صد اختلاف برچسب‌های تخمین زده شده توسط مدل‌های پیشنهادی و برچسب‌های واقعی را بیان می‌کند. این معیار از طریق رابطه (۳) اندازه‌گیری می‌شود. از معیار نرخ دقت طبقه‌بندی (ACU) برای بیان دقت مدل پیشنهادی در تخمین برچسب واقعی نمونه‌ها استفاده می‌شود. مقدار یک این معیار به معنی طبقه‌بندی کاملا صحیح و مقدار صفر به معنی طبقه‌بندی کاملا غلط نمونه‌ها است.

رابطه ۳)
$$ACU = 1 - \frac{\sum(f_i \neq y_i)}{N}$$

متغیر وابسته

متغیر وابسته در این پژوهش ورشکستگی مالی است. به منظور انتخاب شرکت های دارای ورشکستگی مالی از پیش‌فرض ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت شرکت‌های ورشکسته شرکت‌هایی هستند که زیان انباشته آنها بیشتر از ۵۰ درصد سرمایه آنها باشد؛ از اینرو طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت، ورشکستگی مالی بر اساس یک متغیر مجازی (۰ برای شرکت‌های غیر ورشکسته و ۱ برای شرکت‌های ورشکسته) تعریف شده است.

متغیر مستقل

اولین متغیر مستقل در این پژوهش سرمایه در گردش است. برای در نظر گرفتن شکل کامل‌تری از مدیریت سرمایه در گردش که دربرگیرنده هر دو جنبه سرمایه در گردش؛ یعنی جنبه‌های عملیاتی و نقدینگی باشد، در این پژوهش هم‌سو با پژوهش مان و جانگ (۲۰۱۵) تلاش شده به جای چرخه تبدیل وجه نقد و معیارهای سنتی سرمایه در گردش که تنها به جنبه عملیاتی سرمایه در گردش می‌پردازند، از معیار جامع‌تری استفاده شود که هر دو جنبه عملیاتی و نقدینگی سرمایه در گردش را دربرگیرد. نحوه محاسبه این معیار به شرح رابطه (۴) است.

رابطه (۴)
$$WCR = \frac{WC}{Total\ Assets}$$

در رابطه فوق WC ما به‌التفاوت بخش نقدی و غیرنقدی سرمایه در گردش و Total Assest فروش کل است. نحوه محاسبه WC به شرح رابطه (۵) است.

رابطه (۵)
$$WC = (CA - CCR)$$

در رابطه فوق، CA بخش نقدی سرمایه در گردش و CCR بخش غیرنقدی سرمایه در گردش است که به ترتیب روابط (۶) و (۷) محاسبه می‌شوند.

رابطه (۶)
$$CA = \frac{CASHER}{Total\ Assets}$$

رابطه (۷)
$$CC = \frac{CCR}{Total\ Assets}$$

در رابطه‌های فوق CASHER و CCR به ترتیب روابط (۸) و (۹) اندازه‌گیری می‌شوند.

$$CASHER = (Cash + Available\ for\ Sale - Current\ Debts)$$

$$CCR = (Receivable + Inventories - Accounts\ Payaple)$$

در رابطه فوق، Cash وجه نقد، Available for Sale اوراق بهادار آماده فروش، Current Debts بدهی‌های جاری، Accounts Receivable حساب‌های دریافتنی، Inventories موجودی‌ها و Accounts Payaple حساب‌های پرداختنی است.

در ادامه بر اساس بررسی پژوهش‌های پیشین (مانند آلتمن، ۱۶۹۸؛ سارکر و اسریرام، ۲۰۰۱؛ گنگ، بوز و چن، ۲۰۱۵؛ بحیرانی و همکاران، ۱۳۹۵) نسبت‌های مالی گزارش شده در زیر به عنوان سایر متغیرهای مستقل تاثیرگذار بر میزان ورشکستگی مالی شناسایی شده است که شرح مختصری از این متغیرها در زیر ارائه شده است. در این پژوهش برای پیدا کردن نسبت‌های مالی مؤثر در پیش‌بینی

ورشکستگی، ابتـــدا ادبیـــات مربوط به نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشـکسـتگی مالی به صـورت جامع بررسـی شـده است. با بررسی‌های انجام شده، ۱۲ نسبت مالی شناسایی شد که در بیشـتر پژوهش‌های پیشـین در مدل نهایی پیش‌بینی استفاده شده‌اند. این نسبت‌ها در واقع نتیجه بررسی نسبت‌های مالی بیشـتری بوده اسـت که در نهایت در مدل پیش‌بینی ور شکستگی مالی به عنوان متغیرهای ا صلی پژوهش تو سط پژوهشگران پیشنهاد شده‌اند و به نظر می‌رسد بیشترین ارتباط را با پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها داشته باشند که در پژوهش حاضر از آنها استفاده می‌شود. این ۱۲ نسبت مالی به شرح زیر است.

- نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها (LI)
- نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری (AC)
- نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها (RE)
- نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها (SZA)
- دوره پرداخت بدهی‌ها (AP)
- چرخه تبدیل وجه نقد (CCC)
- دوره گردش موجودی کالا (INV)
- دوره وصول مطالبات (AR)
- نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی (OE)
- نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش (SZP)
- سود خالص به فروش (SP)
- اندازه شرکت بر اساس لگاریتم طبیعی خالص فروش (SI)

پس از محاسـبه نسـبت‌ها از آزمون مقایسـه میانگین‌ها برای نمونه‌های مستقل استفاده شده است تا نسبت‌هایی که تفاوت معناداری میان دو گروه ور شکسته مالی و غیرور شکسته مالی دارند، برای محاسـبه در مدل‌های پیش‌بینی در نظر گرفته شـوند. جدول ۱ نتایج آزمون برابری میانگین ها را برای متغیرهای اسـتفاده شـده نشـان می‌دهد. نتایج آزمون برابری میانگین‌ها نشان می‌دهد بین میانگین همه متغیرهای دو گروه در سطح معناداری ۵ درصد تفاوت معناداری وجـود دارد؛ لذا می‌توان بیان کرد میانگین همهٔ متغیرها در دو گروه متفاوت هستند و نسبت‌های انتخابی مناسب هستند.

جدول ۱. نتایج آزمون مقایسه میانگین‌ها

متغیر	آماره t	سطح معنـاداری
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	-۵/۱۰۴	۰/۰۰۰
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	-۶/۸۵۹	۰/۰۰۰
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	-۴/۹۶۳	۰/۰۰۰
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	-۵/۶۷۱	۰/۰۰۰
دوره پرداخت بدهی‌ها	-۶/۳۴۴	۰/۰۰۰
چرخه تبدیل وجه نقد	-۳/۸۰۳	۰/۰۰۰
دوره گردش موجودی کالا	-۵/۷۴۷	۰/۰۰۰
دوره وصول مطالبات	-۶/۲۴۶	۰/۰۰۰
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	-۶/۷۹۷	۰/۰۰۰
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۴/۹۲۳	۰/۰۰۰
سود خالص به فروش	-۵/۴۲۲	۰/۰۰۰
اندازه شرکت بر اساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	-۴/۶۳۸	۰/۰۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

۴- یافته‌های پژوهش

هدف از آزمون فرضـیه اول پژوهش، بررسـی توانایی مدل پیش‌بینی ور شکستگی شرکت‌ها بر ا ساس نسبت‌های مالی است که برای این منظور از پنج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ما شین بردار پ شتیبان، درخت ت صمیم، رگر سیون لجسـتیک و تحلیل ممیزی چندگانه اسـتفاده شـده اسـت. به منظور آزمون فرضیه اول ابتدا پنج مدل فوق برازش و سپس با اسـتفاده از سـه معیار ارزیابی کارایی میانگین مربعات خطا (MSE)، انحراف معیار(STD) و نرخ دقت طبقه‌بندی (ACU) مورد مقای سه قرار می‌گیرند. نتایج آزمون فر ضیه اول در ادامه به تفکیک بیان شده است.

در این بخش از پژوهش، ابتدا جهت بررسـی توانایی مدل پیش‌بینی ور شکستگی از مدل شبکه عصبی پر سپترون چند لایه استفاده است. در مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای ارزیابی میزان قدرت تعمیم شبکه طراحی شده از روش وارسی اعتبار ده لایه استفاده می‌شود. بدین ترتیب که داده‌ها به صـورت تصـادفی به ده قسـمت مسـاوی که در هر ق سمت تعداد شرکت‌های یکسانی از هر دو گروه وجود دا شت تقسیم شده و سپس شبکه بر روی نه قسمت از داده‌ها آموزش یافته

و بر روی یک قسمت باقیمانده آزمایش گردیده است. این فرآیند ده بار تکرار شده است. به گونه‌ای که خطای شبکه، میانگین این ده خطا است. برای ارزیابی عملکرد شبکه از پارامترهای حساسیت و دقت استفاده شده است.

پس از تعیین نوع شبکه و روش آموزش باید تعداد گره‌ها یا نرون‌های ورودی، تعداد لایه‌ها و گره‌های پنهان و تعداد گره‌های خروجی تعیین شود. تعداد ورودی‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است؛ زیرا هر الگوی ورودی اطلاعات مهمی در مورد ساختار خود همبسته و پیچیده داده‌ها را شامل می شود. در ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون (MLP) استاندارد خاصی برای انتخاب تعداد گره‌های لایه‌های پنهان وجود ندارد. لذا در این پژوهش تعداد گره‌های ورودی دقیقا به اندازه متغیرهای مستقل در نظر گرفته شده است. با توجه به این که متغیر وابسته این مطالعه درماندگی مالی است، لذا تعداد گره خروجی یک گره است. لایه‌ها و گره‌های پنهان نیز نقش مهمی در عملکرد دقیق شبکه های عصبی ایفا می‌کنند. گره‌های لایه‌های پنهان به شبکه عصبی اجازه می‌دهد تا خصوصیات داده‌ها را کشف و شناسایی نمایند و بدین وسیله نگاشت های پیچیده غیرخطی را بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار کنند. تعداد نورون های لایه خروجی با تعداد متغیرهای خروجی برابر است؛ ولی تعداد نورون‌های لایه ورودی را کاربر تعیین می کند. برای فراهم آوردن قابلیت مقایسه، ۱۰ اجرا با حداکثر ۳۰۰ تکرار و همگرایی متوقف شد. در این مطالعه، ۸۰ درصد از داده‌های جمع‌آوری شده به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰ درصد به عنوان داده‌های آزمایش لحاظ شده است. پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲. پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی

پارامتر	مدل	پارامتر	مدل
تعداد متغیرهای ورودی	۱۲	حداکثر تعداد اجرا	۱۰
تعداد متغیرهای خروجی	۱	نسبت داده‌های آموزش	٪۸۰
تعداد لایه‌های شبکه	۲۵	نسبت داده‌های آزمایش	٪۲۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جهت ارزیابی صحت و دقت پیش‌بینی مدل از معیارهای میانگین MSE استفاده می‌شود. مقادیر میانگین MSE برای هر الگوریتم ۱۰ بار اجرا شد که نتیجه بهترین اجرا در جدول ۳ ارائه است.

جدول ۳. نتایج شبکه عصبی

مدل	میانگین کل	میانگین آموزش	میانگین آزمایش
صحت و دقت پیش‌بینی	۰/۲۵۳	۰/۲۵۹	۰/۲۷۲

منبع: یافته‌های پژوهش

ماشین بردار پشتیبان برای انجام عمل پردازش از توابع کرنل استفاده می‌کند که این توابع شامل ۴ تابع آر بی اف، چند جمله‌ای، حلقوی و خطی هستند. برای انتخاب این که کدام تابع با یک مجموعه داده بهترین عملکرد را خواهد داشت، باید توابع مختلف را به نوبت انتخاب و نتایج را با هم مقایسه کرد. نتایج پردازش مدل با استفاده از چهار تابع مذکور برای پیش‌بینی ورشکستگی مالی اجرا شده است. نتایج این پردازش در جدول ۴ منعکس گردیده است.

نتایج پردازش ماشین بردار پشتیبان نشان می‌دهد درصد پیش‌بینی ورشکستگی مالی، با استفاده از توابع یاد شده به ترتیب ۵۲/۴۳٪، ۷۱/۲۴٪، ۳۰/۰۶٪ و ۴۲/۱۰٪ است؛ بنابراین تابع چند جمله‌ای دارای بالاترین قدرت پیش‌بینی است. این موضوع، بدین مفهوم نیست که این تابع همواره دارای بالاترین قدرت پیش‌بینی است؛ زیرا تعداد و نوع داده‌های مورد مطالعه در هر پژوهش است که تعیین می‌کند کدام تابع دارای بالاترین قدرت پیش‌بینی خواهد بود.

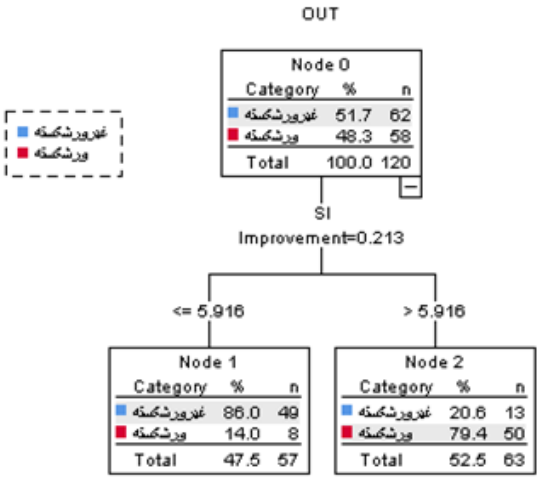
جدول ۴. درصد پیش‌بینی ورشکستگی ماشین بردار پشتیبان

نوع تابع	درصد پیش‌بینی
تابع آر بی اف	۵۲/۴۳
تابع چند جمله‌ای	۶۶/۲۴
تابع حلقوی	۳۰/۰۶
تابع خطی	۴۲/۱۰

منبع: یافته‌های پژوهش

در ادامه جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت با استفاده از متغیرها، ۱۲ متغیر تعیین شده وارد مدل درخت تصمیم گردیده است. شکل ۱ درخت ایجاد شده را به تصویر می‌کشد. این مدل با ۱۲۰ شرکت که ۵۱/۷٪ آنها غیرورشکسته و ۴۸/۳٪ ورشکسته برازش شده است که متغیرهای مهم که توسط درخت تصمیم تعیین شده‌اند متغیر اندازه (SI) است. نتایج درخت تصمیم‌گیری در شکل شماره ۱ نشان می‌دهد اگر یک شرکت نمره متغیر اندازه (SI) کمتر یا مساوی ۵/۹۱۶ باشد احتمال ورشکسته شدن آن ۱۴/۰۰٪ و احتمال عدم

ورشکستگی ۸۶/۰۰٪ است. اگر نمره متغیر اندازه (SI) یک شرکت بزرگتر از ۵/۹۱۶ با شد احتمال ور شکسته شدن آن ۷۹/۴۰٪ و احتمال عدم ورشکستگی ۲۰/۶۰٪ است.



شکل ۱. درخت تصمیم ایجاد شده

منبع: یافته‌های پژوهش

بر اساس یافته‌های منعکس شده در جدول ۵ با توجه به جدول طبقه‌بندی حاصل از درخت تصمیم برارزش داده شده ۷۹/۰٪ در صد شرکت‌های غیرور شکسته، ۸۶/۲٪ شرکت‌های ور شکسته و در کل ۸۲/۵٪ شرکت‌ها به در ستی طبقه‌بندی شده است.

جدول ۵. نتایج پیش‌بینی شرکت‌ها با استفاده از مدل درخت تصمیم‌گیری

نوع	غیر ورشکسته	ورشکسته	درصد صحت پیش‌بینی
غیرورشکسته	۴۹	۱۳	٪۷۹/۰
ورشکسته	۸	۵	٪۸۶/۲
میزان تفکیک کلی مدل	٪۴۷/۵	٪۵۲/۵	٪۸۲/۵

منبع: یافته‌های پژوهش

در این بخش جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، ۱۲ نسبت به طور همزمان وارد مدل رگرسیون لجستیک شده است. نتایج نهایی مدل رگرسیونی لجستیک در جدول ۶ و ۷ گزارش شده است. در این مدل جهت بررسی معنی‌داری کلی مدل از آماره کای– دو استفاده می‌شود و گام مناسب برای مدل از طریق معیار دو برابر لگاریتم تابع در ستنمایی (-2LL) انتخاب می‌گردد. جدول ۶ آماره کای– دو مربوط به برازش و معنی‌داری کلی مدل را به تصویر می‌کشد. با توجه به اطلاعات منعکس در جدول ۶ سطح معنی‌داری مربوط به آزمون کای- دو (۰/۰۰۰) کمتر از میزان خطای (۰/۰۵) می باشد و این نشان از معنی‌داری کلی مدل است و گامی که مقدار -2LL آن در بین گام‌های انجام شده حداقل با شد انتخاب می‌گردد. پس از بررسی معنی‌داری کلی مدل از آزمون وا لد جهت برر سی معنی‌داری متغیرهای م ستقل ا ستفاده گردیده ا ست. نتایج جدول ۷ نشان می‌دهد از میان ۱۲ نسبت مالی مورد ا ستفاده در مدل تنها ۴ نسبت مالی معنادار ه ستند. به بیانی دیگر، رابطه بین میزان درماندگی مالی و ۴ نسبت مالی سود و زیان انباشته به دارایی‌ها، سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها، چرخه تبدیل وجه نقد و اندازه شرکت با توجه به احتمال آماره والد معنادار ا ست؛ بنابراین بین نسبت‌های مالی مذکور در شرکت‌های ور شکسته و غیرور شکسته مالی مورد بررسی تفاوت معنی‌داری وجود دارد.

در این بخش جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از مدل تحلیل ممیزی چندگانه ا ستفاده شده ا ست. در تکنیک تحلیل ممیزی چندگانه ابتدا آزمون معناداری تابع تشخیص انجام می‌شود. برای معنادار بودن تابع تشخیص از آزمون لامبدا ویلکس استفاده می‌شود که مقدار این آماره برای یک تابع بین صفرتا یک است. نتایج آزمون معناداری تابع تشخیص در جدول ۸ ارائه شده است. در بررسی معناداری تابع تشخیص همان طور که نتایج در جدول ۸ نشان می‌دهد احتمال آماره لامبدای ویلکس در سطح معناداری از ۰/۰۵ کوچک‌تر است که با اطمینان ۹۵٪ معنادار بودن تابع تشخیص تایید می‌شود.

در ادامه نتایج آزمون برازش تحلیل تمایزی در جدول ۹ ارائه شده است. نتایج جدول ۹ نشان می‌دهد متغیرهای نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها، نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها و چرخه تبدیل وجه نقد در سطح معناداری ۰/۰۵ دارای رابطه‌ای معنادار با پیش‌بینی ورشکستگی مالی هستند.

جدول ۶ .نتایج آماره کای- دو و معناداری کلی مدل رگرسیون لجستیک

آماره کای دو	سطح معناداری	دو برابر لگاریتم تابع درستنمایی
۵۵/۲۳۱	۰/۰۰۰	۹۸/۸۸۲

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۷. نتایج مدل رگرسیون لجستیک پیشرو

متغیر	ضریب	انحراف معیار	آماره والد	درجه آزادی	سطح معناداری
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	۱/۵۸۴	۰/۴۷۶	۱۱/۵۱۹	۱	۰/۰۰۱
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۹/۶۲۹	۲/۶۹۹	۱۲/۷۲۶	۱	۰/۰۰۰
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	۰/۱۱۰	۰/۱۱۰	۱/۰۰۰	۱	۰/۳۱۷
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	۰/۴۹۹	۰/۷۳۲	۰/۴۷۶	۱	۰/۴۹۰
دوره پرداخت بدهی‌ها	۰/۲۳۲	۰/۳۰۵	۰/۵۷۹	۱	۰/۴۴۷
چرخه تبدیل وجه نقد	۱/۵۶۳	۰/۵۸۳	۷/۱۷۹	۱	۰/۰۰۷
دوره وصول مطالبات	۳/۰۱۵	۲/۸۴۰	۱/۱۲۷	۱	۰/۲۸۸
دوره گردش موجودی کالا	۰/۲۶۸	۰/۶۱۸	۰/۱۸۸	۱	۰/۶۶۵
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	/۹۰۳	۰/۴۶۲	۳/۸۲۱	۱	۰/۰۵۱
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۰/۶۸۹	۰/۳۹۰	۳/۱۳۰	۱	۰/۰۷۷
سود خالص به فروش	۰/۲۳۲	۰/۱۲۲	۳/۶۴۲	۱	۰/۰۵۶
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	۵/۳۱۴	۲/۴۹۹	۴/۵۲۳	۱	۰/۰۳۳
ضریب ثابت	۱/۱۷۴	۰/۴۱۲	۸/۱۳۷	۱	۰/۰۰۴

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۸. نتایج آزمون معناداری تابع تشخیص

آماره لامبدا ویلکس	آماره کای دو	درجه ازادی	سطح معناداری
۰/۷۰۴	۸۴/۱۰۲	۳	۰/۰۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

پس از آزمون معناداری تابع تشخیص در تکنیک تحلیل تمایزی الگوها بر اساس متغیرهای مالی مدل در یکسال ما قبل ورشکستگی (T-۱) برازش می‌شود. نتایج برازش ضرایب تابع تمایزی چندگانه در جدول ۱۰ گزارش شده است. بر اساس ضرایب تابع ممیز استاندارد متغیر نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها بیشترین و متغیر دوره پرداخت بدهی‌ها کمترین سهم را در پیش‌بینی ورشکستگی مالی دارد.

در این بخش پس از برازش مدل‌های پیشنهادی به منظور آزمون فرضیه اول به مقایسه مدل‌ها با استفاده معیارهای ارزیابی کارایی پرداخته شده که نتایج آن در جدول ۱۱ گزارش شده است. نتایج جدول ۱۱ توانایی نسبت های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از پنج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه را نشان می‌دهد. برای این منظور شبکه عصبی هر بار با یک مجموعه از ویژگی‌ها ایجاد شده و نتایج آنها با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج معیارهای ارزیابی هر پنج مدل به ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش در جدول ۱۱ ارائه شده است. نتایج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در جدول ۱۱ نشان می‌دهد داده‌های آموزش با مقدار میانگین مربعات خطا ۰/۲۵۹ دارای خطا ۰/۵۱ و دقت طبقه‌بندی ۶۸٪ است؛ این در حالی است که انحراف معیار داده‌های آزمایش ۰/۵۳ است و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۵۱ بیشتر است که حاکی از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های آزمایش نسبت به داده‌های آموزش دارد. این موضوع نقطه قوت محسوب می‌شود؛ زیرا نشان می‌دهد که مدل به خوبی توانایی تشخیص نمونه‌های جدید را دارد. در حالت کلی این مدل موفق به تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با دقت طبقه‌بندی ۶۹٪ شده است. به طور کلی نتایج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نشان می‌دهد الگوریتم به ازای بخش عمده داده‌های در ست عمل کرده است؛ لذا می‌تواند به عنوان مدل قابل قبول مورد استفاده قرار گیرد و قابلیت استفاده در شرایط واقعی را دارد. نتایج در خصوص سایر مدل‌ها نیز مشابه است و حاکی از آن است که مدل‌ها قابل

قبول بوده و قابلیت اســـتفاده در شـــرایط واقعی را دارند؛ لذا فرضیه اول پژوهش تائید می‌شود.

در مجموع نتایج جدول ۱۱ نشـــان می‌دهد دقت روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نسبت به سایر روش‌ها از دقت و عملکردی بالاتری برخوردار است.

هدف از آزمون فرضـــیه دوم پژوهش، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدیریت سرمایه در گردش در مقایسه با نسبت‌های مالی است که برای این منظور ابتدا هر پنج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه با استفاده از متغیرهای نسبت‌های مالی و سرمایه در گردش برآورد شـــده و ســـپس از ســـه معیار ارزیابی میانگین مربعـات خطـا (MSE)، انحراف معیـار(STD) و نرخ دقـت طبقه‌بندی (ACU) به منظور بررســی توانایی مدل‌ها اســتفاده شده است.

جدول ۹. نتایج آزمون تحلیل تمایزی

متغیر	ضریب	آماره F	Df_1	Df_2	سطح معناداری
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	۰/۸۴۱	۲۲/۳۸۸	۱	۱۱۸	۰/۰۰۰
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۰/۸۹۹	۱۳/۲۷۸	۱	۱۱۸	۰/۰۰۰
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	۰/۹۹۳	۰/۷۹۲	۱	۱۱۸	۰/۳۷۵
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	۰/۹۶۳	۴/۵۸۱	۱	۱۱۸	۰/۰۳۴
دوره پرداخت بدهی‌ها	۰/۹۹۶	۰/۵۰۹	۱	۱۱۸	۰/۴۷۷
چرخه تبدیل وجه نقد	۰/۹۱۳	۱۱/۳۰۲	۱	۱۱۸	۰/۰۰۱
دوره وصول مطالبات	۰/۹۸۶	۱/۶۳۰	۱	۱۱۸	۰/۲۰۴
دوره گردش موجودی کالا	۰/۹۸۳	۲/۰۷۵	۱	۱۱۸	۰/۱۵۲
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	۰/۹۹۷	۰/۳۶۳	۱	۱۱۸	۰/۵۴۸
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۰/۹۹۰	۱/۱۷۱	۱	۱۱۸	۰/۲۸۱
سود خالص به فروش	۰/۹۹۹	۰/۱۳۱	۱	۱۱۸	۰/۷۱۰
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	۰/۹۷۵	۲/۹۷۰	۱	۱۱۸	۰/۰۸۷

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۰. نتایج مدل تحلیل ممیزی چندگانه

متغیر	ضریب استاندارد شده تابع
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	۰/۶۷۲
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۰/۵۱۸
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	۰/۴۷۸
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	۰/۲۱۸
دوره پرداخت بدهی‌ها	-۰/۲۱۷
چرخه تبدیل وجه نقد	۰/۲۰۷
دوره وصول مطالبات	۰/۱۵۶
دوره گردش موجودی کالا	-۰/۱۰۲
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	۰/۰۸۶
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۰/۰۴۱۰
سود خالص به فروش	۰/۰۴۰
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	-۰/۰۲۷

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۱. نتایج ارزیابی مدل‌ها

مدل	نوع داده‌ها	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه‌بندی
شبکه عصبی مصنوعی	کل	۰/۲۵۳	۰/۴۷	۰/۶۹
	آموزش	۰/۲۵۹	۰/۴۷	۰/۶۸
	آزمایش	۰/۲۷۲	۰/۴۸	۰/۶۶
ماشین بردار پشتیبان	کل	۰/۳۰۸	۰/۵۰	۰/۶۷
	آموزش	۰/۳۲۲	۰/۵۱	۰/۶۶
	آزمایش	۰/۳۶۹	۰/۵۳	۰/۶۳
درخت تصمیم‌گیری	کل	۰/۴۳۴	۰/۶۵	۰/۵۰
	آموزش	۰/۴۴۸	۰/۶۷	۰/۴۸
	آزمایش	۰/۴۶۱	۰/۶۷	۰/۴۸
رگرسیون لجستیک	کل	۰/۳۲۶	۰/۵۱	۰/۶۰
	آموزش	۰/۳۵۵	۰/۵۳	۰/۶۰
	آزمایش	۰/۳۷۱	۰/۵۴	۰/۵۸
تحلیل ممیزی چندگانه	کل	۰/۳۴۹	۰/۵۲	۰/۵۸
	آموزش	۰/۳۷۶	۰/۵۵	۰/۵۶
	آزمایش	۰/۳۸۲	۰/۶۲	۰/۵۱

منبع: یافته‌های پژوهش

در این بخش از پژوهش، به منظور ارزیابی میزان قدرت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بر اساس مدیریت سرمایه در گردش از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بر مبنای روش وارسی اعتبار ده لایه استفاده شده است. پارامترهای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در جدول ۱۲ نشان داده شده است.

جهت ارزیابی صحت و دقت پیش‌بینی مدل پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس متغیر سرمایه در گردش از معیارهای میانگین MSE استفاده می‌شود. مقادیر میانگین MSE برای هر الگوریتم ۱۰ بار اجرا شد که نتیجه بهترین اجرا در جدول ۱۳ ارائه است.

در این بخش جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی بر اساس مدیریت سرمایه در گردش از ماشین بردار پشتیبان استفاده گردیده است. ماشین بردار پشتیبان برای انجام عمل پردازش از توابع کرنل استفاده می‌کند که این توابع شامل ۴ تابع آر بی اف، چند جمله‌ای، حلقوی و خطی هستند. برای انتخاب این که کدام تابع با یک مجموعه داده بهترین عملکرد را خواهد داشت، باید توابع مختلف را به نوبت انتخاب و نتایج را با هم مقایسه کرد. نتایج پردازش مدل با استفاده از چهار تابع مذکور برای پیش‌بینی ورشکستگی مالی اجرا شده است. نتایج این پردازش در جدول ۱۴ منعکس گردیده است. نتایج پردازش ماشین بردار پشتیبان در جدول ۱۳ نشان می‌دهد درصد پیش‌بینی ورشکستگی مالی، با استفاده از توابع یاد شده به ترتیب ۵۴/۸۲٪، ۷۴/۱۳٪، ۳۳/۶۵٪ و ۴۴/۲۷٪ است؛ بنابراین تابع چند جمله‌ای دارای بالاترین قدرت پیش‌بینی است.

جدول ۱۲. پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی

پارامتر	مدل	پارامتر	مدل
تعداد متغیرهای ورودی	۱۳	حداکثر تعداد اجرا	۱۰
تعداد متغیرهای خروجی	۱	نسبت داده‌های آموزش	٪۸۰
تعداد لایه‌های شبکه	۲۷	نسبت داده‌های آزمایش	٪۲۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۳. نتایج شبکه عصبی

مدل	میانگین کل	میانگین آموزش	میانگین آزمایش
صحت و دقت پیش‌بینی	۰/۲۱۷	۰/۲۲۱	۰/۲۴۹

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۴. درصد پیش‌بینی ورشکستگی

نوع تابع	درصد پیش‌بینی
تابع آر بی اف	۵۴/۸۲
تابع چند جمله‌ای	۷۰/۱۳
تابع حلقوی	۳۳/۶۵
تابع خطی	۴۴/۲۷

منبع: یافته‌های پژوهش

در ادامه جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها بر اساس مدیریت سرمایه در گردش ۱۳ متغیر تعیین شده وارد مدل درخت تصمیم گردیده است

بر اساس یافته‌های منعکس شده در جدول ۱۵ با توجه به جدول طبقه‌بندی حاصل از درخت تصمیم برارزش داده شده ۸۲/۰٪ درصد شرکت‌های غیرورشکسته، ۸۸/۱٪ شرکت‌های ورشکسته و در کل ۸۵/۱۲٪ شرکت‌ها به درستی طبقه‌بندی شده است.

در این بخش جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها بر اساس مدیریت سرمایه در گردش، ۱۳ متغیر به طور همزمان وارد مدل رگرسیون لجستیک شده است. نتایج نهایی مدل رگرسیونی لجستیک در جدول ۱۶ و ۱۷ گزارش شده است. در بررسی معنی‌داری مدل نتایج جدول ۱۶ نشان می‌دهد در سطح معناداری ۰/۰۵ مقدار احتمال آماره کای-دو (۰/۰۰۰) است که نشان از معنی‌داری کلی مدل است.

در بررسی معناداری از آزمون والد جهت بررسی معناداری متغیرهای مستقل استفاده گردیده است. نتایج جدول ۱۷ نشان می‌دهد در سطح معناداری ۰/۰۵ بین متغیرهای سرمایه در گردش، نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها، نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها، چرخه تبدیل وجه نقد، نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها و سود خالص به فروش و پیش‌بینی ورشکستگی رابطه‌ای مثبت و معنادار وجود دارد.

جدول ۱۵. نتایج پیش‌بینی شرکت‌ها با استفاده از مدل درخت تصمیم‌گیری

نوع	غیرورشکسته	ورشکسته	درصد صحت پیش‌بینی
غیرورشکسته	۵۱	۱۱	٪۸۲/۲۵
ورشکسته	۷	۶	٪۸۸/۱۰
میزان تفکیک کلی مدل			٪۸۵/۱۲

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۶ .نتایج آماره کای- دو و معناداری کلی مدل رگرسیون لجستیک

آماره کای دو	سطح معناداری	دو برابر لگاریتم تابع درستنمایی
۵۵/۷۴۱	۰/۰۰۰	۹۸/۳۷۱

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۷. نتایج مدل رگرسیون لجستیک پیشرو

متغیر	ضریب	انحراف معیار	آماره والد	درجه آزادی	سطح معناداری
سرمایه در گردش	۱/۵۹۱	۰/۵۸۲	۷/۴۶۱	۱	۰/۰۰۶
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	۱/۵۶۲	/۴۷۷	۱۰/۷۲۰	۱	۰/۰۰۱
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۹/۳۶۱	۲/۷۳۵	۱۱/۷۱۷	۱	۰/۰۰۱
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	۰/۱۰۵	۰/۱۱۰	۰/۹۰۷	۱	۰/۳۴۱
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	۰/۵۵۱	۰/۷۳۰	۰//۵۷۰	۱	۰/۴۵۰
دوره پرداخت بدهی‌ها	۰/۲۵۶	۰/۳۱۶	۰/۶۵۴	۱	۰/۴۱۹
چرخه تبدیل وجه نقد	۱/۰۵۰	۰/۴۶۰	۵/۲۱۵	۱	۰/۰۲۲
دوره وصول مطالبات	۲/۸۷۶	۲/۸۴۰	۱/۰۲۵	۱	۰/۳۱۱
دوره گردش موجودی کالا	۰/۲۵۸	۰/۶۰۸	۰/۰/۱۸۰	۱	۰/۶۷۲
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	۰/۹۱۳	۰/۴۶۲	۳/۹۱۱	۱	۰/۰۴۸
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۰/۶۷۳	۰/۳۹۲	۲/۹۵۷	۱	۰/۰۸۶
سود خالص به فروش	۰/۲۳۸	۰/۱۲۳	۳/۷۶۶	۱	۰/۰۵۲
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	۰/۰۱۰	۰/۰۴۳	۰/۰۵۳	۱	۰/۸۱۷
ضریب ثابت	۱/۱۰۲	۰/۳۶۰	۹/۳۵۵	۱	۰/۰۰۲

منبع: یافته‌های پژوهش

در این بخش جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها بر اساس مدیریت سرمایه در گردش از مدل تحلیل ممیزی چندگانه استفاده شده است. در تکنیک تحلیل ممیزی چندگانه از آزمون معناداری تابع تشخیص استفاده می‌شودکه نتایج آن در جدول ۱۸ ارائه شده و نشان می‌دهد احتمال آماره لامبدای ویلکس در سطح معناداری از ۰/۰۵ کوچک‌تر است؛ لذا با اطمینان ۹۵٪ معنادار بودن تابع تشخیص تایید می‌شود.

پس از آزمون معناداری تابع تشخیص در تکنیک تحلیل تمایزی الگوها بر اساس متغیرهای مالی مدل در یکسال ما قبل ورشکستگی (T-۱) برازش می‌شود. نتایج برازش ضرایب تابع تمایزی چندگانه در جدول ۱۹ گزارش شده است. بر اساس ضرایب تابع ممیز استاندارد متغیر سرمایه در گردش بیشترین و متغیر دوره پرداخت بدهی‌ها کمترین سهم را در پیش‌بینی ورشکستگی مالی دارد.

در این بخش پس از برازش مدل‌های پیشنهادی به منظور آزمون فرضیه دوم به مقایسه مدل‌ها با استفاده معیارهای ارزیابی کارایی پرداخته شده که نتایج آن در جدول ۲۰ گزارش شده است. نتایج جدول ۲۰ توانایی نسبت های مالی در مقابل مدیریت سرمایه در گردش در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از پنج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه را نشان می‌دهد. برای این منظور شبکه عصبی هر بار با یک مجموعه از ویژگی‌ها ایجاد شده و نتایج آنها با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته است.

نتایج معیارهای ارزیابی هر پنج مدل به ازای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش در جدول ۱۹ ارائه شده است. نتایج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در جدول ۱۹ نشان می‌دهد داده‌های آموزش با مقدار میانگین مربعات خطا ۰/۲۲۱ دارای خطا ۰/۴۵ و دقت طبقه‌بندی ۷۶٪ است؛ این در حالی است که انحراف معیار داده‌های آزمایش ۰/۴۷ است و نسبت به داده‌های آموزش که ۰/۴۵ بیشتر است که حاکی از عملکرد بدتر الگوریتم در داده‌های آزمایش نسبت به داده های آموزش دارد. این موضوع نقطه قوت محسوب می‌شود؛ زیرا نشان می‌دهد که مدل به خوبی توانایی تشخیص نمونه های جدید را دارد. در حالت کلی این مدل موفق به تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها با دقت طبقه‌بندی ۷۵٪ شده است. به طور کلی نتایج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نشان می‌دهد الگوریتم به ازای بخش عمده داده‌های درست عمل کرده است؛ لذا می‌تواند به عنوان مدل قابل قبول مورد استفاده قرار گیرد و قابلیت استفاده در شرایط واقعی را دارد. نتایج در خصوص سایر مدل‌ها نیز مشابه است و حاکی از آن است که مدل‌ها قابل قبول بوده و قابلیت استفاده در شرایط واقعی را دارند؛ لذا فرضیه دوم پژوهش تائید می‌شود.

در مجموع مقایسه نتایج جدول ۱۱ و ۲۰ نشان می‌دهد دقت روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، درخت تصمیم‌گیری، ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه در پیش‌بینی ورشکستگی مالی در حالت استفاده از متغیر مدیریت سرمایه در گردش نسبت به حالتی که از متغیر مدیریت سرمایه در گردش استفاده نمی شود، بیشتر است و روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مبتنی بر متغیر مدیریت سرمایه در گردش نسبت به سایر روش‌ها از دقت و عملکردی بالاتری برخوردار است.

جدول ۱۸. نتایج آزمون معناداری تابع تشخیص

آماره لامبدا ویلکس	آماره کای دو	درجه ازادی	سطح معناداری
۰/۸۵۶	۴۰/۰۸۳	۳	۰/۰۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۱۹. نتایج مدل تحلیل ممیزی چندگانه

متغیر	ضریب استاندارد شده تابع
سرمایه در گردش	۰/۶۵۳
نسبت سود و زیان انباشته به دارایی‌ها	۰/۵۰۳
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	۰/۳۸۴
نسبت بدهی‌ها به دارایی‌ها	۰/۲۷۴
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری	۰/۲۳۱
دوره پرداخت بدهی‌ها	-۰/۲۲۴
چرخه تبدیل وجه نقد	۰/۲۰۱
دوره وصول مطالبات	۰/۱۹۴
دوره گردش موجودی کالا	-۰/۱۸۸
نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها	۰/۰۹۶
نسبت سود قبل از بهره و مالیات به فروش	۰/۰۴۹
سود خالص به فروش	۰/۰۴۲
اندازه شرکت براساس لگاریتم طبیعی خالص فروش	-۰/۰۲۰

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۲۰. نتایج ارزیابی مدل‌ها

مدل	نوع داده‌ها	میانگین مربعات خطا	انحراف معیار	دقت طبقه‌بندی
شبکه عصبی مصنوعی	کل	۰/۲۱۷	۰/۴۴	۰/۷۵
	آموزش	۰/۲۲۱	۰/۴۵	۰/۷۶
	آزمایش	۰/۲۴۸	۰/۴۷	۰/۷۱
ماشین بردار پشتیبان	کل	۰/۲۴۰	۰/۴۶	۰/۷۰
	آموزش	۰/۲۸۱	۰/۵۱	۰/۶۴
	آزمایش	۰/۳۳۲	۰/۵۴	۰/۶۱
درخت تصمیم‌گیری	کل	۰/۳۶۵	۰/۵۵	۰/۵۳
	آموزش	۰/۳۸۶	۰/۵۶	۰/۵۲
	آزمایش	۰/۴۲۹	۰/۶۰	۰/۵۱
رگرسیون لجستیک	کل	۰/۲۷۴	۰/۵۰	۰/۶۵
	آموزش	۰/۲۹۱	۰/۵۲	۰/۶۳
	آزمایش	۰/۳۵۸	۰/۵۷	۰/۶۰
تحلیل ممیزی چندگانه	کل	۰/۲۶۷	۰/۴۷	۰/۶۸
	آموزش	۰/۳۰۲	۰/۵۱	۰/۶۵
	آزمایش	۰/۳۲۹	۰/۵۳	۰/۶۱

منبع: یافته‌های پژوهش

۵- نتیجه‌گیری و بحث

پیش‌بینی ورشکستگی مالی یکی از مطالعات جالب و بااهمیت در حوزه مالی است. با پیش‌بینی ورشکستگی مالی و سپس ریشه‌یابی علت ورشکستگی می‌توان شرکت‌ها را از خطر ورشکستگی نجات داد؛ از اینرو هدف اصلی این پژوهش مدل‌بندی و تعیین توان مدیریت سرمایه در گردش در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی است. در راستای دستیابی به اهداف پژوهش نمونه‌ای متشکل از ۱۲۰ شرکت طی دوره زمانی ۱۳۸۷-۱۳۹۸ با استفاده از پنج روش پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه ابتدا برازش و سپس با استفاده از سه معیار ارزیابی کارایی میانگین مربعات خطا (MSE)، انحراف معیار(STD) و نرخ دقت طبقه‌بندی (ACU) مورد مقایسه قرار گرفته است.

یافته‌های پژوهش در رابطه با فرضیه اول، بررسی توانایی مدل پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بر اساس نسبت‌های مالی نشان داد، نسبت‌های مالی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از هر پنج مدل را دارند. همچنین نتایج نشان داد از میان پنج مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه؛ مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با دقت طبقه‌بندی ۶۹٪ دارای بهترین دقت و عملکرد در مقایسه با سایر مدل‌ها است. مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه خود را به عنوان یکی از بهترین مدل‌ها ثابت کرد؛ زیرا ویژگی‌های نسبت‌های مالی حاوی اطلاعات قابل قبولی در مورد موفقیت یک شرکت هستند و از سوی دیگر، مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نیز ابزاری قوی برای پیش‌بینی به شمار می‌رود. لذا ترکیب این دو (نسبت‌های مالی و مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه) با یکدیگر تشکیل یک مدل قدرتمند برای پیش‌بینی ورشکستگی را می‌دهد.

یافته‌های پژوهش در رابطه با فرضیه دوم پژوهش، بررسی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدیریت سرمایه در گردش در مقایسه با نسبت‌های مالی نشان داد، با توسعه مدل‌های پژوهش، از طریق واردکردن متغیر مدیریت سرمایه در گردش، توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها برای هر پنج مدل افزایش می‌یابد. در مقایسه مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها، همراه با استفاده از متغیر مدیریت سرمایه در گردش نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با دقت ۷۵٪ نسبت به سایر مدل‌ها دارای بیشترین قدرت در پیش‌بینی شرکت‌ها از لحاظ ورشکستگی مالی و سالم بودن است. به بیانی دیگر، با توسعه مدل پژوهش، از طریق واردکردن متغیر مدیریت سرمایه در گردش، دقت مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه تا ۷۵ درصد افزایش می‌یابد. این نتیجه، مؤثربودن ورود متغیر مدیریت سرمایه در گردش به مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را نشان می‌دهد؛ زیرا ورود این متغیر کاهش ۳/۶ درصدی را در خطای پیش‌بینی مدل ایجاد کرده و قدرت پیش‌بینی‌کنندگی مدل را تا ۶ درصد بهبود داده و حاکی از دارای محتوای اطلاعاتی بودن متغیر سرمایه در گردش است. به طور کلی، نتایج نشان داد نسبت‌های مالی معیار خوبی برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی ورشکستگی به شمار می‌آیند؛ اما شاخص مدیریت سرمایه در گردش معیار مناسب‌تری برای پیش‌بینی ورشکستگی یک شرکت است. نتایج حاصل از این پژوهش با نتایج پژوهش آلتمن (۱۶۹۸)، سارکر و اسریرام (۲۰۰۱)، تی‌سنگ و چانگ‌هو (۲۰۱۰)، گنگ، بوز و چن (۲۰۱۵)، سیاری و موگان (۲۰۱۶)، چیارمونت و کاسو (۲۰۱۷)، اینام و همکاران (۲۰۱۹)، منصور فر و همکاران (۱۳۹۴) و بحیرانی و همکاران (۱۳۹۵) همسانی دارد.

با توجه به نتایج پژوهش به سازمان بورس و اوراق بهادار تهران توصیه می‌شود، جهت ارزیابی و اطمینان نسبی از وضعیت مناسب مالی آتی شرکت‌ها می‌تواند از مدل‌های این پژوهش در پذیرش شرکت جدید به سازمان بورس استفاده کنند. به حسابرسان توصیه می‌شود جهت اظهارنظر نسبت به تداوم فعالیت از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کنند. به سرمایه‌گذاران توصیه می شود، در راستای ارزیابی وضعیت مالی شرکت‌های ایرانی و اتخاذ تصمیمات سرمایه‌گذاری در بین شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران، به پدیده مدیریت سرمایه در گردش توجه ویژه‌ای کنند و از این طریق، میزان قابلیت اتکای اطلاعات حسابداری منتشر شده را به صورت تقریبی برآورد نمایند؛ زیرا براساس نتایج به دست آمده در این پژوهش، مدیریت سرمایه در گردش کارا، دارای محتوای اطلاعاتی است و می‌تواند در خصوص ریسک ورشکستگی آگاهی‌دهنده باشد. به بازار پول و سرمایه که شامل بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری می‌باشند توصیه می شود برای اعطای تسهیلات و سرمایه‌گذاری در شرکت‌ها، مدیریت سرمایه در گردش را مد نظر قرار بدهند. به پژوهشگران توصیه می‌شود جهت پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها، در کنار توجه به متغیرهای حسابداری و اقلام صورت‌های مالی، به متغیرهای غیرحسابداری، انگیزشی، محیطی و... نیز توجه کافی داشته باشند. پیشنهاد می‌شود که با بهره‌مندی از سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری و مقایسه نتایج آن پژوهش، در جهت کاهش خطای پیش‌بینی، به مدل‌سازی ورشکستگی مالی اقدام کنند. در ارتباط با محدودیت‌ها از جمله محدودیت های پژوهش حاضر عبارت‌اند از: عدم دسترسی به اطلاعات مالی مورد نیاز برخی از شرکت‌های درمانده است. این محدودیت سبب شد تا برخی از شرکت‌ها که طبق معیارهای تعریف شده درمانده مالی بودند جزء نمونه‌های پژوهش نباشند. یکی دیگر از محدودیت‌های مواجه شده در انجام پژوهش حاضر محدود و کوچک بودن جامعه شرکت‌های پذیرفته در بورس اوراق بهادار تهران است. این محدودیت سبب شد تا نتوان شرکت‌های سالم را با شرکت‌های درمانده مالی انطباق داد، به هر حال شرکت‌های سالم بر اساس اندازه شرکت‌های درمانده مالی در سال درماندگی انطباق داده شده‌اند. از دیگر محدودیت‌های موجود در این پژوهش عدم اعلان رسمی ورشکستگی از طرف شرکت‌ها می‌باشد که این محدودیت در انتخاب نمونه ایجاد مشکل می‌کند.

فهرست منابع

* بحیرانی، علیرضا؛ اعتمادی، کیوان؛ گرامی اصل، امیر. (۱۳۹۵). مقایسه سیستم‌های هوش مصنوعی (ANN و ANFIS) و رگرسیون لجیت در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامه علمی- پژوهشی تحقیقات بازاریابی نوین، ۶ (۲)، ۱۵۳-۱۶۶.
* حاجی هاشم، مسعود؛ امیرحسینی، زهرا. (۱۳۹۸). پیش‌بینی ورشکستگی و راهبری شرکت‌ها: دیدگاه نسبت های مالی. دانش حسابداری و حسابرسی مدیریت، ۸(۳۰)، ۲۰۱-۲۲۰.
* خداکریمی، پری؛ پیری، پرویز. (۱۳۹۶). پیش بینی درماندگی مالی بر مبنای الگوی ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار با رویکرد رگرسیون لجستیک. مطالعات تجربی حسابداری مالی، ۱۴(۵۵)، ۱۴۵-۱۶۸.
* خدری، نادر؛ دستگیر، محسن؛ سروش یار، افسانه. (۱۳۹۹). تأثیر نوسانات بازده سهام بر اقلام تعهدی سرمایه در گردش با در نظر گرفتن اثر تعدیل‌کنندهٔ درماندگی مالی. مدیریت دارایی و تأمین مالی، ۸(۳)، ۸۵-۱۰۲.
* دیو سالار، مهدی. (۱۳۸۹). بررسی تطبیقی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های صنعتی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از روش های آماری و روش‌های هوش محاسباتی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علامه طباطبایی.
* فروغی، داریوش؛ امیری، هادی؛ الشریف، سید محمد. (۱۳۹۶). تأثیر درماندگی‌مالی بر اثرگذاری اقلام تعهدی بر بازده های آتی. مطالعات تجربی حسابداری مالی، ۱۴ (۵۵)، ۹۳-۱۲۳.
* منصورفر، غلامرضا؛ غیور، فرزاد؛ لطفی، بهناز. (۱۳۹۲). ترکیب اجزای جریان نقد و پیش‌بینی درماندگی مالی در بورس اوراق بهادار تهران. تحقیقات حسابداری و حسابرسی، ۵(۱۸)، ۷۴-۸۷.
* منصورفر، غلامرضا؛ غیور، فرزاد؛ لطفی، بهناز (۱۳۹۴). توانایی ماشین بردار در پیش‌بینی درماندگی مالی، پژوهش‌های تجربی حسابداری، ۵(۳)، ۱۷۷-۱۹۵.
* مهرانی، ساسان؛ مهرانی، کامران؛ کرمی، غلامرضا؛ یاشار، مجتبی. (۱۳۸۴). بررسی کاربرد الگو های پیش بینی ورشکستگی زیمسکی و شیراتا در شرکت های پذیرفته

شده در بورس اوراق بهادار تهران، بررسی های حسابداری و حسابرسی، ۱۲(۳)، ۱۳۱-۱۵.

* رهنمای رودپشتی، فریدون؛ نیکومرام، هاشم؛ شاهوردیانی، شادی. (۱۳۹۰)، مدیریت مـالی راهبـردی ارزش آفرینی، انتشارات حکیم باشی.
* Altman, E. (1968). Financial ratio Discriminant Analysis and the Prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589-609.
* Acosta-González, E., Fernández-Rodríguez, F., & Ganga, H. (2019), Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data. Computational Economics, 53(1), 227-257.
* Ahmed, A. S., McMartin, A. S., & Safdar, I. (2019). Earnings volatility, ambiguity and crisis-period stock returns. University of Miami Business School Research Paper No. 3357232. Available at SSRN: http://dx.Doi.org/10.2139/ssrn.3357232.
* Bhattacharya, S., & Nicodano, G. (2001). Insider trading, investment and liquidity: Awelfare analysis. Journal of Financ, 56(3), 1141–1156.
* Chiaramontea L., & Casu B, (2017), Capital and liquidity ratios and financial distress. Evidence from the European banking industry, The British Accounting Review, 9(2), 138-161
* Enqvist, J., Graham, M., & Nikkinen, J. (2014). The impact of working capital management on firm profitability in fifferent business cycles: Evidence from Finland. Research in International Business and Finance, 36: 39-49.
* Geng, R., Bose, I., & chen, X. (2015). Prediction of Financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. European Journal of operational Research, 241(1),236-247.
* Horne, J. C., & Wachowicz, J. (2000). Fundamentals of financial management. New York, Prentice Hall Publishers.
* Jang, Y., Jeong, I., & Cho, Y. K. (2021). Identifying impact of variables in deep learning models on bankruptcy prediction of construction contractors. Engineering, Construction and Architectural Management, Vol. ahead-of-print No. ahead-of-print. https://doi.org/10.1108/ECAM-06-2020-0386
* Jose, M. L., Lancaster, C., & Stevens, J. L., (1996). Corporate returns and cash conversion cycles. Journal of Economics and Finance, 20(1), 33–46.
* Kargar, J., & Blumenthal, R. A. (1994). Leverage impact of working capital in small businesses. TMA Journal, 14(6), 46-53.
* Liang, D., Lu. SH., Tsai. CH. & Shih. G. (2016). Financial rations and corporate govermance indicators in bankruptcy predicthon. European journal of operational reaserch.252(2), 561-572
* Inam, F., Inam, A., Mian, M. A., Sheikh, A. A. & Awan, H. M. (2019), Forecasting Bankruptcy for organizational sustainability in Pakistan: Using artificial neural networks, logit regression, and discriminant analysis. Journal of Economic and Administrative Sciences, 35 (3), 183-201.
* Mun, S. G., & Jang, S. (2015). Working capital, cash holding and profitability of restaurant firms. International Journal of Hospitality Management, 48, 1–11.
* Opler, T., Pinkowitz, L., Stulz, R., & Williamson, R. (1999). The determinants and impli-cations of corporate cash holdings. Journal of Financ Economics, 52(1), 3–46.
* Purvinis, O., Virbickaite, R., & Sukys, P. (2008). Interpretable Nonlinear Model for Enterprise Bankruptcy Prediction. Nonlinear Analysis: Modeling and Control, 13(1),61-70.
* Raheman, A. & Nasr, M. (2007). Working Capital Management and Profitability – Case of Pakistani Firms. International Review of Business Research Papers, 3 (2), 275-296.
* Sarkar, S., Sriram, R. S. (2001). Bayesian Models for Early Warning of Bank Failures. Management Science, 47(11), 1457-1475.
* Sayari, N., & Mugan, C. S. (2016). Industry specific financial distress modeling. BRQ Business Research Quarterly, 20 (1), 45-62.
* Scarlat, E., & Delcea, C. (2011). Complete analysis of bankruptcy syndrome using grey systems theory. Grey systems: Theory and application, 1(1), 19-32.
* Smith, K. V. (1980). Profitability and liquidity trade off in working capital management. In Reading on the Management of Working capital. St. Paul: West Publishing Co, 549-562.
* 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
* Tseng, F. M. & Hu, Y. C. (2010). Comparing four Bankruptcy Prediction Models: Logit, Quadratic Interval Logit, Neural and Fuzzy Neural Networks. Expert Syst, pp. 1846-1853.
* Wallace, A. (2004). Risk assessment by internal auditors using past research on bankruptcy applying bankruptcy models. European Journal of Operational Research, 90(3), 487-513.

Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis
Vol. 14 / No. 51 , Autumn 2021

Abstract

Modeling and Determining the Power of Working Capital Management in Predicting Corporate Financial Bankruptcy Using Artificial Intelligence Algorithms

Sedighe Azizi[1]

Abstract

The main purpose of this study is to model and determine the ability of working capital management in predicting financial bankruptcy of companies using artificial intelligence algorithms. The statistical population of the study consists of 120 companies listed on the Tehran Stock Exchange during the years 2008-2019. In order to achieve the objectives of the research, first by studying previous research in the field of financial distress, 12 financial ratios affecting financial bankruptcy have been selected. After calculating the ratios, the mean comparison test was used to consider the ratios that have a significant difference between the two bankrupt and non-bankrupt financial groups for calculation in the forecasting models, which showed that all 12 variables are suitable for use in the models. Then, in order to evaluate the ability of working capital management in predicting companies' financial bankruptcy, to compare research models with and without working capital management variable based on five models of multilayer perceptron neural network, support vector machine, decision tree, logistic regression and multiple audit analysis is performed. The results of comparing bankruptcy prediction models showed that the multilayer perceptron neural network model has the highest power in predicting companies in terms of financial bankruptcy and soundness compared to other models. The results of comparing the models showed that with the development of the research model, by entering the working capital management variable, the training error of the multilayer perceptron neural network model is reduced to 0.036 and the accuracy of the model is increased to 75%.

Keywords: Financial Bankruptcy, Working Capital Management, Artificial Intelligence Algorithm.

1- Assistant Professor of Accounting, Islamic Azad University, Baft Branch, Baft, Iran (Corresponding Author) s_azizi23@yahoo.com