نشریه صنعت لاستیک ایران
سال ۲۵/شماره ۱۰۱/بهار ۱۴۰۰

اقتصادی

تبیین متغیرهای مالی موثر در پیش بینی درماندگی مالی: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی

Explaining Financial Variables Affecting Financial Distress Forecast: Application the ANN Method

چکیده:

پیش‌بیني درماندگي مالي شرکت‌ها ،یکي از مهمترین مباحث پیش‌روي مدیران است و مي تواند به موفقیت و تداوم حیات شرکت‌ها کمک زیادي بکند؛ زیرا با ارائه سیگنال‌هاي هشدار برانگیز و به موقع مي‌تواند مدیران شرکت‌ها را نسبت به وقوع درماندگي مالي و ورشکستگي آگاه نماید و در نتیجه، با مدیریت صحیح از به هدر رفتن منابع و خسارت‌هاي ناشي از ورشکستگي جلوگیري شود. هدف اصلي این تحقیق، انتخاب متغییرهاي مالي موثر جهت پیش بیني درماندگي مالي شرکت هاي پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و سپس پیش‌بیني درماندگي مالي با روش شبکه عصبي مصنوعي است. بنابراین ابتدا ۱۰۶ شرکت با روش نمونه گیري تصادفي ساده انتخاب شدند و داده‌هاي مالي آن‌ها از سال‌هاي ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۸ استخراج و با آزمون همبستگي پیرسون رابطه بین متغییرها بررسي و از ۳۴ نسبت مالي،۲۴ نسبت که داراي رابطه معني‌دار بودند، انتخاب گردید و در نهایت با روش شبکه عصبي مصنوعي پیش‌بیني درماندگي مالي شرکت‌ها انجام، که درماندگي یا عدم درماندگي، ۱۰۳ شرکت بدرستي پیش‌بیني گردید و با مقایسه پیش‌بیني انجام شده توسط روش شبکه عصبي مصنوعي با مقادیر واقعي متغیر وابسته در سال ۹۸، مشخص شد که در بیش از ۹۷ درصد موارد، این روش، درماندگي مالي شرکت‌ها را به درستي پیش‌بیني کرده است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بیني، درماندگي مالي، شبکه عصبي مصنوعي، آزمون همبستگي پیرسون، بورس اوراق بهادار

نوع مقاله: پژوهشی

حمید رحیمی[۱]، مهرزاد مینویی[۲]*، محمدرضا فتحی[۳]
۱- گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۲- گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۳- بخش تخصصی مدیریت صنعتی و فناوری، پردیس فارابی دانشگاه تهران، قم، ایران
ایمیل نویسندگان و عهده‌دار مکاتبات:

1- h_rahimi57@yahoo.com
2-*mehrzad_m44@yahoo.com
3- reza.fathi@ut.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۲۳
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۱/۱۵

مقدمه

شرکت‌ها و بنگاه‌های اقتصادی که در در عصر حاضر، با توجه به سرعت تغییرات، محیط به‌شدت رقابتی و ایجاد پیچیدگی در روابط اقتصادی و تجاری، فعالیت می‌کنند چنان‌چه شرایط فعالیت خود را با فرایند رشد و توسعه شرکت‌های پیشرو و نیز رشد تکنولوژی مطابقت ندهند، به تناوب دچار درماندگی مالی شده و در صورت عدم انجام اقدام موثر ورشکسته می‌شوند. در چنین شرایطی مسلماً بالندگی اقتصادی درگرو تصمیم‌گیری صحیح و تخصیص بهینه‌ی منابع خواهد بود و این مهم می‌تواند از طریق معرفی ابزارها و الگوهای مناسب برای ارزیابی وضعیت مالی شرکت‌ها ازجمله درماندگی مالی[1] و ورشکستگی[2] انجام شود (بادامی، ۱۳۹۳). مرحله قبل از ورشکستگی، مرحله درماندگی مالی نامیده می‌شود. درماندگی مالی به شرایطی گفته می‌شود که شرکت نتواند به طور کامل به تعهدهای خود در برابر تأمین‌کنندگان مالی عمل کرده و در برآورده‌کردن آن‌ها با مشکل مواجه شود. درماندگی مالی لزوماً به ورشکستگی نمی‌انجامد و مجموعه اقدامات مدیریتی برای خروج از شرایط درماندگی می‌تواند شرکت را از خطر ورود به مرحله ورشکستگی نجات دهد (مهرانی، کامیابی و غیور، ۱۳۹۸). درماندگی مالی و ورشکستگی، رویه‌ای است که تاثیر زیادی بر مدیریت، سهامداران، کارکنان، بستانکاران، مشتریان و سایر افراد ذینفع می‌گذارد. از این رو درماندگی مالی و ورشکستگی هم از نظر اجتماعی و هم از لحاظ اقتصادی کشور را به چالش می‌کشد (ودیعی و میراسماعیلی، ۱۳۹۱؛ آلتمن[3]، ۱۹۶۸). درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها به هدر رفتن منابع و عدم بهره‌گیری از فرصت‌های سرمایه‌گذاری منجر می‌شود. پیش‌بینی درماندگی مالی با طراحی شاخص‌ها و الگوهای مناسب می‌تواند شرکت‌ها را نسبت به وقوع درماندگی مالی و ورشکستگی آگاه سازد (بادامی، ۱۳۹۳). درماندگی مالی اغلب به ورشکستگی یا مرگ یک شرکت منجر می‌شود. مجموعه جدید از بحران‌های مالی شرکت‌ها را به‌طور فزاینده‌ای نسبت به این خطر محتاط کرده‌است (چن[4]، ۲۰۱۲). از سوی دیگر، فعالان بازار سرمایه و بازار پول نیازمند آگاهی و دانش نسبت به وضعیت مالی شرکت‌های موجود و کارایی آن‌ها می‌باشند. با توجه به شرایط اقتصادی امروز کشور، تعداد شرکت‌های درمانده و اهمیت درماندگی مالی روزبه‌روز در حال افزایش است. حتی حسابرسانی که دارای دانش خوبی از وضعیت مالی شرکت هستند، نمی-توانند قضاوتی درست در مورد تداوم فعالیت‌های شرکت داشته باشند. مسئله‌ی ارزیابی درماندگی مالی شرکت به‌دلیل هزینه‌های مستقیم و غیرمستقیم زیاد برای ذینفعان، همواره بسیار حائز اهمیت بوده است (بادامی، ۱۳۹۳). استفاده از نسبت‌های مالی به‌منظور ارزیابی درماندگی مالی شرکت‌ها همیشه موردتوجه اعتباردهندگان، سهام‌داران و تحلیل‌گران مالی قرار داشته‌است. ارزیابی و پیش‌بینی صحیح می‌تواند تصمیم‌گیرندگان را در یافتن راه‌حل بهینه و پیش‌گیری از درماندگی مالی یاری کند (لی و همکاران[5]، ۲۰۱۷). بنابراین، پیش‌بینی درماندگی مالی برای موسسات مالی، بستانکاران و سرمایه‌گذاران از اهمیت زیادی برخوردار است (چن، ۲۰۱۲). پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها مقوله‌ای است که توجه بسیاری از جوامع علمی و تجاری را در سده اخیر برانگیخته است (مرادی و همکاران، ۱۳۹۱؛ تسای[6]، ۲۰۰۹). این پیش‌بینی‌ها از این جهت دارای اهمیت هستند که با ارسال سیگنال‌های هشداربرانگیز و به‌موقع و درنتیجه برخورد صحیح و منطقی با شرایط به‌وجود آمده، از برخورد خسارات مادی و معنوی جلوگیری می‌کند (چیانگ‌یه[7] و همکاران، ۲۰۰۹ ؛ مرادی و همکاران، ۱۳۹۱). تصمیم‌گیری در مسایل مالی همواره با ریسک عدم اطمینان همراه بوده‌است. یکی از راه‌های کمک به سرمایه‌گذاران ارائه الگوهای پیش‌بینی درباره دورنمای کلی شرکت است، هر چه پیش‌بینی‌ها به واقعیت نزدیک‌تر باشند، مبنای تصمیم‌های صحیح‌تری قرار خواهند گرفت (فلاح پور و راعی، ۱۳۸۷). تاکنون الگوهای گوناگونی برای ارزیابی درماندگی مالی استفاده‌شده است (موسوی و همکاران[8]، ۲۰۱۹). این الگوها کاربرد بسیار زیادی در تصمیم‌های فعالان بازار مالی

1. Financial Distress 2. Bankruptcy 3. Altman 4. Chen 5. Li et al., 6. Tsai 7. Chiang Yeh 8. Mousavi et al.

دارد و همواره تلاش برای افزایش دقت پیش‌بینی و ارزیابی این الگوها با استفاده از روش‌های پیشرفته-تر صورت پذیرفته است (بادامی، ۱۳۹۳). درحالی‌که تحقیقات جاری کماکان ادامه دارد، بیان این نکته جالب است که هنوز تئوری واحد و مشخصی از این‌که چگونه و چرا شرکت‌های بزرگ با شکست مواجه شده‌است توسعه نیافته است. با توجه به فقدان چارچوب مفهومی، یک سری از تکنیک‌ها و مدل‌های طبقه‌بندی بکار گرفته شده‌اند و با توجه به عملکرد آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. به‌طور تقریباً فراگیر، ملاک تصمیم‌گیری مورد استفاده برای ارزیابی سودمندی مدل‌ها این بوده‌است که آن‌ها با چه دقتی یک شرکت را در مقایسه با وضعیت واقعی شرکت که به پس از واقعیت (واقعی) شناخته شده‌است به‌عنوان ورشکسته و یا غیر ورشکسته طبقه-بندی می‌کنند (ارم، ۱۳۹۲). از طرف دیگر، همان‌طور که پیش از این نیز مطرح شد، با توجه به هزینه‌های بالای فردی، اقتصادی و اجتماعی که مساله درماندگی مالی می‌تواند بر افراد، شرکت‌ها و به‌طور کلی بر اقتصاد کشور تحمیل کند، توجه به حل این مساله و انجام تحقیقی که بتواند در جلوگیری شرکت‌ها از درماندگی و به تبع آن ورشکستگی کمک کند و همین‌طور از به هدر رفتن منابع و ثروت ملی جلوگیری نماید، ضرورت می‌یابد. بنابراین در تحقیق حاضر، ابتدا متغییرهای مناسب جهت پیش بینی درماندگی مالی انتخاب و سپس با روش شبکه عصبی مصنوعی، درماندگی مالی شرکت‌ها بررسی می‌گردد. بنابراین باتوجه به موارد ذکر شده، هدف از انجام این پژوهش تبین متغییرهای مالی موثر جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و طراحی مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی پویا درماندگی مالی است. سؤالات اصلی این تحقیق را می‌توان به‌صورت ذیل بیان نمود:

- عوامل اصلی و مؤثر برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران کدامند؟
- طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی درماندگی مالی چگونه است؟

ادبیات نظری و پیشینه تحقیق

نسبت‌های مالی

در بسیاری از موارد، تجزیه و تحلیل صورت‌های مالی محدود به تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی است که امکان مقایسه یک شرکت با یک معیار (مثلا متوسط صنعت) را فراهم می‌آورد. نسبت‌هایی که با متوسط صنعت تفاوت زیادی دارند، به‌عنوان نسبت‌هایی که نیاز به بررسی بیشتر دارند در نظر گرفته می‌شوند. نسبت‌های مالی از ابزارهای بسیار ارزشمند در تحلیل بنیادی شرکت‌ها و باخبر شدن از وضعیت مالی و عملیاتی آن‌ها می‌باشد. مهم‌ترین طبقه‌بندی که از نسبت‌های مالی ارائه می‌شود، شامل چهار گروه زیر است:

- نسبت‌های نقدینگی: با استفاده از این نسبت‌ها می‌توان قدرت شرکت در پرداخت بدهی‌های جاری را تعیین کرد. درحقیقت این نسبت‌ها رابطه بین دارایی‌های جاری و بدهی‌های جاری یک شرکت را نشان می‌دهند.
- نسبت‌های فعالیت: با کمک این نسبت‌ها می‌توان درجه کارایی شرکت را از نظر استفاده موثر از منابع تعیین کرد.
- نسبت‌های اهرمی: به‌وسیله این نسبت‌ها می‌توان نشان داد که یک شرکت تا چه‌حدی از طریق بدهی‌ها تامین مالی کرده‌است.
- نسبت‌های سودآوری: توانایی شرکت در به دست آوردن سود به وسیله‌ی این نسبت‌ها نشان داده‌می شود. هم‌چنین این نسبت‌ها تاثیر سیاست‌های نقدینگی، فعالیت (مدیریت دارایی‌ها) و اهرمی (مدیریت بدهی‌ها) را بر نتایج عملیاتی نشان می‌دهند.

معمولاً یک نسبت نشان‌دهنده رابطه نسبی بین دو متغیر است. نسبت باعث می‌شود که بتوان چندین شرکت را با هم مقایسه کرد، حتی اگر میزان فعالیت آن‌ها بسیار متفاوت باشد. یکی از مهم‌ترین اهداف در تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی کمک در امر پیش‌بینی متغیرهای آینده شرکت است. سرمایه گذاران در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از مجموعه‌ای از نسبت‌ها استفاده می‌کنند،

درحالی که این نسبت‌ها در تحقیقات مختلف پژوهش‌گران متفاوت است. با استفاده از تجزیه و تحلیل نسبت‌ها پژوهش‌گران دریافته‌اند که سرمایه‌گذاران می‌توانند تا ۵ سال پیش از ورشکستگی شرکت، آن رویداد را پیش‌بینی کنند. بدیهی است هر قدر شرکت به زمان ورشکستگی نزدیک‌تر شود دقت پیش‌بینی مدل‌ها بیش‌تر می‌شود (روشن قلب, ۱۳۸۶). یکی از راه‌های پیش‌بینی وقوع بحران مالی در شرکت‌ها استفاده از نسبت‌های مالی جهت پیش‌بینی اوضاع آتی شرکت می‌باشد. سرمایه‌گذاران، مدیران و تحلیل‌گران مالی اغلب از نسبت‌های مالی به منظور ارزیابی وضع موجود و پیش‌بینی آینده شرکت‌ها استفاده می‌کنند.

- نسبت‌های مالی معمولاً در ۵ گروه زیر طبقه‌بندی می‌شوند:
- نسبت‌های نقدینگی
- نسبت‌های فعالیت
- نسبت‌های سرمایه‌گذاری یا اهرمی
- نسبت‌های سودآوری
- نسبت‌های مربوط به قیمت بازار سهام

درماندگی مالی

توسعه مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی[1] و ورشکستگی[2] به‌عنوان یک موضوع مهم، همواره مورد توجه جامعه دانشگاهی و بنگاه‌های اقتصادی بوده‌است. پیش‌بینی درماندگی مالی می‌تواند اثر مهمی بر تصمیمات مربوط به اعطای تسهیلات و سودآوری نهادهای مالی داشته‌باشد. درواقع ارائه الگوهای پیش‌بینی از دورنمای شرکت، یکی از شیوه‌های موثر کمک به سرمایه‌گذاران و سهام‌داران است و نزدیک‌تر بودن این الگوهای پیش‌بینی به‌واقعیت، منجر به تصمیم‌گیری‌های صحیح‌تر خواهد شد. تا به‌حال مدل‌های زیادی به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی ارائه شده‌است. مانند تحلیل نسبت یک متغیری[3]، تحلیل ممیز چندگانه[4]، تحلیل لوجیت و پروبیت[5]، الگوریتم افراز بازگشتی[6]، شبکه‌های عصبی مصنوعی[7]، ماشین بردار پشتیبان[8]، الگوریتم ژنتیک[9]، استدلال مبتنی بر مورد[10] و غیره. در بیش‌تر مدل‌هایی که برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده می‌شود، از دو گروه شامل شرکت‌های درمانده مالی و شرکت‌های سالم به عنوان نمونه‌های تحقیق استفاده می‌شود (فلاح‌پور، ۱۳۸۳). با توجه به اهمیت پیش‌بینی درماندگی مالی، پژوهش‌های زیادی در این زمینه در خارج از کشور و تعدادی نیز در داخل کشور انجام گرفته است و مطالعات برخی از پژوهش‌گران به ارائه مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی منجر شد که هرکدام از این مدل‌ها با درصدی از اطمینان قابلیت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها را دارند. در ادامه به برخی از تحقیقات خارجی و داخلی صورت‌گرفته پرداخته خواهد شد.

تکنیک‌های پیش‌بینی

در پژوهش‌های زیادی به مقوله پیش بینی پرداخته‌شده‌است. چنان‌که پیش‌بینی داده‌ها در دوره‌های زمانی آتی جهت کاربردهای متنوعی مورد استفاده قرارگرفته‌است. در این مقالات تکنیک‌های متنوعی در پیش‌بینی ارائه شده‌است. با توجه به این‌که در این پژوهش به دنبال پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های عضور سازمان بورس هستیم لذا به معرفی پیشینه پژوهشی در خصوص این تکنیک‌ها می‌پردازیم.

- شبکه عصبی مصنوعی
- تحلیل پوششی داده‌ها
- رگرسیون لجستیک[11]

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی[12]، یک پارادایم محاسباتی نسبتا جدید است که برانگیخته از سیستم‌های بیولوژیکی بوده و با الهام گرفتن از طبیعت و مخصوصا مغز انسان ظهور یافته‌است. مغز، یک سیستم پیچیده، غیر خطی و پردازشگر موازی اطلاعات است که توانایی سازماندهی واحدهای سازنده خود را برای انجام محاسبات

1. Financial Distress 2. Bankcruptcy 3. Univariate Ratio Analysis 4. Multiple Discriminant Analysis (MDA) 5. Logit & Probit Analysis
6. Recursive Partitioning Algorithm (RPA) 7. Artificial Neural Network 8. Support Vector Machine 9. Genetic Algorithm
10. Case Based Reasoning (CBR) 11. Logistic regression 12. Artificial Neural Networks

خاص چند برابر سریع‌تر از سریع‌ترین کامپیوترها دارد. از جمله این محاسبات خاص می‌توان به شناسایی الگوها، ادراک و کنترل اشاره کرد. شبکه عصبی مصنوعی از دو جهت با مغز شباهت دارد. کسب دانش توسط شبکه از محیط آن که از طریق فرآیند یادگیری صورت می‌گیرد. قوت ارتباط بین نرونی (وزن های سیناپسی) برای ذخیره‌سازی دانش کسب شده استفاده می‌شوند. تکنولوژی شبکه‌های عصبی برای تقلید از مهارت‌های سازماندهی و کسب دانش مغز انسان توسعه یافت. شبکه عصبی، پشتیبانی بااهمیتی از لحاظ سازماندهی، طبقه‌بندی و تلخیص داده ارائه می‌دهد، هم‌چنین مستلزم مفروضات اندکی است و به درجه بالایی از دقت پیش‌بینی دست می‌یابد (ونگ،سلوی،۱۳۹۸).

پیشینه پژوهش

در این بخش، تحقیقاتی که در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی انجام شده در جدول شماره ۱ مرور می‌گردد.

جدول ۱- خلاصه‌ای از تحقیقات انجام‌شده در خصوص درماندگی مالی

ردیف	محققین	خلاصه پژوهش
۱	طهماسبی و همکاران (۱۳۹۷)	این تحقیق با استفاده از مدلهای درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک به پیش بینی درماندگی مالی شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بپردازد. نتایج تحقیق آنها نشان می دهد هر دو مدل قابلیت پیش بینی درماندگی مالی را دارا می باشند، اما مدل در خت تصمیم از قدرت پیش بینی بالاتری نسبت به مدل رگرسیون لجستیک برخوردار است.
۲	وقفی و همکاران (۱۳۹۹)	در این پژوهش به بررسی عوامل موثر بر درماندگی مالی و پیش بینی آن با استفاده از الگوریتم آدابوست و طبقه بندی احتمالی بیز پرداخته شده است. همچنین نتایج نشان می دهد که الگوریتم تقویت انطباقی آدابو ست با استفاده از داده های مالی و اقتصادی توانایی بالاتری نسبت به روش طبقه‌بندی احتمالی بیز در پیش بینی درماندگی مالی دارد.
۳	خردیار و همکاران (۱۳۹۷)	در این پژوهش یک سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق پذیر (ANFIS) مبتنی بر تحلیل مولفه های اصلی (PCA) جهت پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها پیشنهاد شده است. نتایج حاصل از پژوهش نشان می دهد سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق پذیر (ANFIS)مبتنی بر تحلیل مولفه های اصلی (PCA) قابلیت پیش بینی وقوع درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را دارد.
۴	منصور فر و همکاران (۱۳۹۵)	یافته های حاصل از پژوهش نشان می دهد که استفاده از کیفیت سود در پیش بینی درماندگی مالی بطور معناداری دقت پیش بینی درماندگی مالی را افزایش می دهد. همچنین در مقایسه با سایر مدلها، مدل آلتمن دقت بیشتری در پیش بینی درماندگی مالی داشته و ابزار مناسب تری برای پیش بینی محسوب می شود.
۵	وقفی و همکاران (۱۳۹۸)	این پژوهش، به بررسی عوامل موثر بر درماندگی مالی و پیش بینی آن به وسیله روش های یادگیری ماشین (الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب چندهدفه و کلونی زنبور عسل) پرداخته است. نتایج تحقیق حاکی از تاثیر غیرمستقیم نسبت مدیران غیرموظف و نسبت مالکان نهادی و تاثیر مستقیم مدیریت سود و اعتمادبه نفس کاذب مدیریت بر درماندگی مالی از بین سایر متغیر های مدیریتی می‌باشد .
۶	رمضان زاده (۱۳۹۸)	در این پژوهش مدل پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از مدیریت سود شرکت ها بسط داده شده است و ضمن طراحی مجدد مدل پیش‌بینی درماندگی مالی آلتمن (۱۹۸۳) با متغیر مدیریت سود واقعی به عنوان یک متغیر پیش بین، عملکرد مدل اولیه و مدل تعدیل شده در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران مورد مطالعه تطبیقی قرار گرفت.
۷	وقفی،دارایی (۱۳۹۸)	این پژوهش به بررسی عوامل موثر بر درماندگی مالی و پیش بینی آن به وسیله الگوریتم های هوش مصنوعی (روش درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و طبقه بندی بیز) پرداخته است. نتایج تحقیق حاکی از تاثیر مستقیم تورم و ریسک مالی و تاثیر معکوس نسبت مدیران غیرموظف، بازده سالانه سهام و نسبت وجه نقد عملیاتی بر درماندگی مالی می‌باشد.
۸	محبی هره دشت و همکاران (۱۳۹۹)	این پژوهش به بررسی تاثیر شاخص های غیرمالی بر پیش بینی وقوع درماندگی مالی در بانک شهر با استفاده از رویکرد مدل یابی معادلات ساختاری می پردازد. نتایج نشان دادند که شاخص های حاکمیت شرکتی، توانایی مدیریت و رقابت پذیری، شاخص هایی با ماهیت غیرمالی هستند که می توانند در پیش بینی وقوع درماندگی مالی بسیار موثر باشند

ادامه جدول ۱		
۹	ابراهیمی و همکاران (۱۳۹۷)	در این تحقیق تلاش شده است که متغیرهای توضیحی اثرگذار در پیش بینی درماندگی مالی از بین مجموعه متغیرهای حسابداری و بازار شناسایی شوند و سپس با استفاده از مدل کاکس الگوی پیش بینی مناسبی ارائه شود.
۱۰	صوفی و همکاران (۱۳۹۹)	در این پژوهش از ترکیب تکنیک های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک بر مبنای نسبت های پیش بینی زیمنسکی برای مدل سازی پیش-بینی درماندگی مالی استفاده شده است.
۱۱	میرعرب بایگی و همکاران (۱۳۹۹)	در این تحقیق، به بهره گیری از مدل مالم کوییست برای تبیین درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس پرداخته شده است که نتایج نشان می دهد که این روش، از توانایی بالایی در تشخیص درماندگی مالی شرکت ها دارد و مسیله ناکارآمدی روش های پیشین را رفع می کند.
۱۲	فلاح پور، ارم (۱۳۹۵)	پژوهش حاضر به مطالعه پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان می‌پردازد. نتایج به دست آمده از تحقیق بیانگر آن است که روش الگوریتم کلونی مورچگان در پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها، به طور معناداری نسبت به روش تحلیل ممیز چندگانه عملکرد بهتری دارد
۱۳	بت‌شکن وهمکاران (۱۳۹۷)	در این پژوهش رویکردی جدید برای انتخاب متغیرهای موثر در پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از نظر خبرگان و الگوریتم های تصمیم گیری ارائه شده است.
۱۴	پیری، خداکریمی (۱۳۹۶)	با توجه به نتایج تحقیق می توان گفت که ترکیبی از اطلاعات حسابداری و بازار، توانایی پیش بینی کنندگی درماندگی شرکت ها را داشته و باتوجه به بررسی تداوم فعالیت شرکت ها می تواند موجب ارتقاء کیفی تصمیم گیری سهامداران و ذینفعان گردد.
۱۵	مهرانی و همکاران (۱۳۹۸)	نتایج تحقیق نشان می دهد که مدلهای مستخرج از شاخصهای حسابداری به طور معنی داری نسبت به مدلهای مبتنی بر شاخصهای غیرحسابداری از دقت پیش بینی بالاتری برخوردارند و اضافه نمودن شاخصهای غیرحسابداری به مدلهای مبتی بر شاخصهای حسابداری، قدرت پیش بینی آنها را به طور معنی داری افزایش نمی دهد.
۱۶	شاه و مرتزا (۲۰۰۰)	با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها پرداختند. آن‌ها در تحقیق خود از ۸ نسبت مالی استفاده کردند که دقت پیش‌بینی مدل آن‌ها ۷۳ درصد بود
۱۷	آلفار و گارسیابه (۲۰۰۸)	محققین به‌منظور پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها دو مدل آدابوست و شبکه‌های عصبی مصنوعی را مورد بررسی قرار دادند. نتایج تحقیق حاکی از آن بود که الگوریتم آدابوست نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی عملکرد بهتری دارد و دقت پیش‌بینی این روش ۹۹/۱ درصد بود.
۱۸	گامل وهمکاران (۲۰۱۶)	بر اساس مطالعاتی که صورت گرفته، استفاده از شبکه‌های عصبی(NNs) در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها از دقت بالاتری نسبت به روش‌های آماری نظیر رگرسیون لوجستیک و تجزیه و تحلیل تمایز چندگانه داشته است
۱۹	حیدری وهمکاران (۲۰۱۹)	برای پیش‌بینی مالی شرکت‌ها از مدل الگوریتم ژنتیک استفاده کرده‌اند. نتایج تحقیق آن‌ها حاکی از آن بود که مدل ژنتیک علاوه بر قابلیت پیش‌بینی درماندگی مالی، قابل فهم برای استفاده‌کنندگان نیز بوده است
۲۰	خواجوی و همکاران (۲۰۱۹)	محققین به وسیله ماشین بردار پشتیبان اقدام به طراحی مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها نمودند و نتایج مدل SVM را با مدل MVA و LR و شبکه عصبی پس‌انتشار(BPN) مقایسه کردند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل SVM برای داده‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب با ۸۸/۰۱ و ۸۳/۰۶ درصد در مقایسه با سایر مدل‌ها از صحت بیشتری برخوردار بوده است

ادامه جدول ۱

۲۱	مجیسون و همکاران (۲۰۱۹)	با استفاده از ماشین بردار پشتیبان در فرایند پیش‌بینی به مقایسه نتایج آن با مدل شبکه‌های مصنوعی پرداختند. نتایج این مقایسه نیز از تعمیم‌پذیری و دقت کلی بیش‌تر مدل SVM در مقایسه با شبکه عصبی خبر داده است
۲۲	ژو و همکاران (۲۰۰۹)	محققین با وارد ساختن کارایی به عنوان یک متغیر مستقل در کنار نسبت‌های مالی، اقدام به پیش‌بینی درماندگی مالی به وسیله ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لوجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه نمودند. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از امتیاز کارایی در مدل‌های فوق اساساً صحت پیش‌بینی‌ها را در مقایسه با زمانی که از کارایی استفاده نمی‌شود، افزایش خواهد داد
۲۳	لی وهمکاران (۲۰۱۷)	از روش استدلال بر مبنای مورد(CBR) به عنوان یکی از روش‌های استدلال مهم در زمینه هوش مصنوعی، برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کرده‌اند
۲۴	صالحی و همکاران (۲۰۱۷)	روش‌های داده‌کاوی را برای پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی به کار گرفته‌اند: درخت تصمیم‌گیری، تئوری مجموعه-های فازی، استدلال مبتنی بر مورد؛ پارک و هان، ۲۰۰۲)، الگوریتم ژنتیک، ماشین بردار پشتیبان،، تحلیل پوششی داده‌ها، تئوری مجموعه اولیه،انواع شبکه‌های عصبی، شبکه‌های عصبی احتمالی،شبکه‌های عصبی خود سازمان‌ده،
۲۵	تینوکو و همکاران (۲۰۱۷)	محققین طی تحقیقی برای نخستین بار از شبکه‌های بیز برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند. آن‌ها در تحقیق خود از مدل ساده و پیچیده بیز استفاده کردند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ساده بیز با ۸۰ درصد اطمینان و مدل پیچیده بیز با ۸۸ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی را درست پیش‌بینی کردند.
۲۶	وکیلی فرد و همکاران (۲۰۱۸)	در مقاله‌ای تحت عنوان «یک تجزیه و تحلیل آماری برای پیش‌بینی درماندگی مالی» از ۴۵ نسبت مالی استفاده کردند و آن‌ها را به دو متغیر کلی جدید به نام ریسک و بازدهی تقسیم کردند. آن‌ها در تحقیق خود با استفاده از رگرسیون لجستیک احتمال درماندگی مالی شرکت‌ها را در کوتاه مدت پیش‌بینی کردند.
۲۷	شیلپا و همکاران (۲۰۱۷)	محققین در تحقیقی به کاربرد انتگرال Choquet در دسته‌بندی چندگانه تجمیعی به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها پرداخته و در نهایت یافته‌های تحقیق خود را با داده‌های واقعی شرکت‌های چینی به منظور تعیین دقت دسته‌بندی مورد مقایسه قرار داد. نتایج تحقیق نشان داد که پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از روش دسته‌بندی‌کننده ترکیب مبتنی بر انتگرال Choquet نسبت به دسته‌بندی کننده‌های واحد از دقت و ثبات بیش‌تری برخوردار است.
۲۸	کیهوتو و همکاران (۲۰۱۷)	در تحقیقی تحت عنوان «توسعه مدل‌های SFNN برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های ساختمانی» روش جدیدی به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی ارائه کردند و مدل پیش‌بینی خود را از ترکیب سه روش بهینه‌سازی نقشه ویژگی خود سازمان‌دهنده۱ فازی۲ شبکه‌های عصبی ترکیبی هایپر-رکتانگیولر۳ ارائه کردند. این مدل توانسته‌است با دقت ۸۵/۱ درصد درماندگی مالی شرکت‌ها را درست پیش‌بینی کند

روش تحقیق

از آنجا که هدف این تحقیق، تبیین متغیرهای مالی موثر در پیش‌بینی درماندگی مالی و پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با روش شبکه عصبی مصنوعی، در جرگه پژوهش‌های کاربردی به شمار رفته و به لحاظ روش، پژوهشی توصیفی - تبیینی می‌باشد. در این تحقیق برای جمع‌آوری اطلاعات از روش کتابخانه‌ای استفاده شده و اطلاعات متغیرهای مالی از نرم‌افزار ره آورد نوین و صورت‌های مالی حسابرسی شده و سایت کدال استخراج و برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار آماری SPSS و MATLAB استفاده شده‌است. جامعه آماری پژوهش حاضر متشکل است از کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. به‌منظور انتخاب نمونه آماری اطلاعات مربوط به ۱۰۶ شرکت در سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۹ با روش نمونه‌گیری تصادفی ساده انتخاب شدند مد نظر است. متغیر وابسته در مدل شبکه

عصبی، شامل درصدی از احتمال درماندگی مالی ۱۰۶ سهام بورس اوراق بهادار تهران (موجود درنمونه‌ی تحقیق) در دوره بین سال‌های ۱۳۸۶ الی ۱۳۹۸ است. در هریک از سال‌های دوره تحقیق، تک تک سهام موجود در نمونه براساس این‌که در آن سال خاص احتمال درماندگی مالی آن کمتر از ۱۰۰ ٪ شده، را به عدد ۰ و آن‌هایی که بزرگتر یا مساوی از ۱۰۰٪ شده است را به عدد ۱ گرد کرده‌ایم. بنابراین رمزگذاری متغیر وابسته در این مدل به دو دسته ۰ و ۱ (باینری) تقسیم شده‌است. متغیرهای مستقل در این تحقیق شامل ۲۴ متغیر اعم از نسبت‌ها و ارقام مالی هریک از شرکت‌های نمونه است. فهرست متغیرها و نحوه محاسبه آن در بخش تجزیه و تحلیل داده‌ها آمده است. عوامل اصلی متغیرهای مالی و تعداد آن‌ها مطابق جدول شماره ۲ می‌باشد.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

متغیر وابسته

متغیر وابسته در مدل شبکه عصبی، شامل درصدی از احتمال درماندگی مالی ۱۰۶ سهام بورس اوراق بهادار تهران (موجود درنمونه‌ی تحقیق) در دوره بین سال‌های ۱۳۸۶ الی ۱۳۹۸ است. در هر یک از سال‌های دوره تحقیق، تک تک سهام موجود در نمونه براساس این‌که در آن سال خاص احتمال درماندگی مالی آن کمتر از ۱۰۰ ٪ شده، را به عدد ۰ و آن‌هایی که بزرگتر یا مساوی از ۱۰۰٪ شده‌است را به عدد ۱ گرد کرده‌ایم. بنابراین رمزگذاری متغیر وابسته در این مدل به دو دسته ۰ و ۱ (باینری) تقسیم شده است.

متغیر مستقل

یکی از مهم‌ترین تصمیم‌هایی که در هنگام ایجاد چنین مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی باید اتخاذ شود، انتخاب متغیرهای مستقل مناسب است که در دقت و صحت نتایج نقش بسیار مهمی دارد. با توجه به اینکه در ادبیات تحقیق اشاره ای به حضور قطعی هیچ نسبت مالی خاصی در مدل نشده است، در این تحقیق جهت انتخاب متغیرهای مستقل (همان نسبت‌های مالی) که قرار است وارد مدل شوند، ابتدا داده‌های مالی۱۰۶ شرکت از سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۸ استخراج و با آزمون همبستگی پیرسون رابطه بین متغییرها بررسی و از ۳۴ نسبت مالی، ۲۴ نسبت که دارای رابطه معنی‌دار بودند، انتخاب گردید. که نتایج آزمون همبستگی در جدول شماره ۳ می‌باشد. با توجه به نتایج آزمون همبستگی پیرسون، متغیرهای مستقل در این تحقیق شامل ۲۴ متغیر اعم از نسبت‌ها و ارقام مالی هریک از شرکت‌های نمونه است.

جدول ۲- متغیرهای مستقل

نسبت کفایت نقد	بازده دارایی ثابت	حاشیه سود خالص
نسبت گردش نقد	سنجش سودمندی وام	**حاشیه سود ناخالص**
سرمایه در گردش خالص	نسبت جاری	**حاشیه سود عملیاتی**
دوره گردش موجودی کالا	نسبت آنی	**حاشیه سود ناویژه**
دوره وصول مطالبات	نسبت نقدینگی	**سود به سود ناویژه**
نسبت بار مالی وام	گردش دارایی‌های ثابت	**بازده دارایی‌هاROA**
نسبت بدهی به ارزش ویژه	گردش مجموع دارایی‌ها	**بازده سرمایهROI**
نسبت مالکانه	نسبت بدهی	**نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه**

جدول ۳:متغیرهای مستقل

متغییر	تعریف	فرمول	توضیحات	نتیجه آزمون همبستگی پیرسون
X1	حاشیه سود خالص	سود خالص/ درآمد		تایید وجود رابطه معنادار
X2	حاشیه سود ناخالص	سود ناخالص/ درآمد		تایید وجود رابطه معنادار
X3	حاشیه سود عملیاتی	سود عملیاتی/ درآمد		تایید وجود رابطه معنادار
X4	حاشیه سود ناویژه	سود ناویژه/ درآمد		تایید وجود رابطه معنادار
X5	سود به سود ناویژه	سود / سودناویژه		تایید وجود رابطه معنادار
X6	بازده دارایی‌ها ROA	سود (زیان) خالص/ کل داراییها		تایید وجود رابطه معنادار
X7	بازده سرمایه ROI	سود (زیان) خالص/ سرمایه		تایید وجود رابطه معنادار
X8	بازده حقوق صاحبان سهام ROE	سود (زیان) خالص/ حقوق صاحبان سهام		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X9	بازده سرمایه در گردش	سود خالص(قبل از کسر مالیات)/ سرمایه در گردش	سرمایه در گردش خالص=دارایی های جاری - بدهی های جاری	عدم تایید وجود رابطه معنادار
X10	بازده دارایی ثابت	سود (زیان) خالص/ دارایی ثابت		تایید وجود رابطه معنادار
X11	سنجش سودمندی وام	ROE /ROA		تایید وجود رابطه معنادار
X12	نسبت جاری	دارایی های جاری / بدهی های جاری		تایید وجود رابطه معنادار
X13	نسبت آنی	دارایی های جاری (بدون در نظر گرفتن موجودی کالا و پیش پرداخت ها)/ بدهی های جاری		تایید وجود رابطه معنادار
X14	نسبت نقدینگی	دارایی های نقدی/ بدهی های جاری		تایید وجود رابطه معنادار
X15	نسبت دارایی‌های جاری	دارایی های جاری / کل دارایی ها		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X16	نسبت کفایت نقد	وجوه نقد حاصل از عملیات/ (سود نقدی تقسیم شده + خرید دارایی های ثابت + بازپرداخت بدهی های بلند مدت + سود پرداختی بابت تسهیلات مالی)		تایید وجود رابطه معنادار
X17	نسبت گردش نقد	وجه نقد حاصل از عملیات/ بدهی های جاری		تایید وجود رابطه معنادار
X18	سرمایه در گردش خالص	دارایی های جاری / بدهی های جاری		تایید وجود رابطه معنادار
X19	دوره گردش موجودی کالا	(موجودی کالا*۳۶۵)/ بهای تمام شده کالای فروش رفته		تایید وجود رابطه معنادار
X20	دوره وصول مطالبات	متوسط حساب های دریافتنی *۳۶۵ / فروش		تایید وجود رابطه معنادار
X21	نسبت کالا به سرمایه در گردش	موجودی کالا / سرمایه در گردش		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X22	گردش سرمایه جاری	فروش / سرمایه در گردش		عدم تایید وجود رابطه معنادار

ادامه جدول ۳				
X23	گردش دارایی‌های ثابت	فروش خالص / دارایی های ثابت		تایید وجود رابطه معنادار
X24	گردش مجموع دارایی‌ها	فروش خالص / کل دارایی ها		تایید وجود رابطه معنادار
X25	نسبت بدهی	کل بدهی ها /کل دارایی ها		تایید وجود رابطه معنادار
X26	نسبت بدهی به ارزش ویژه	کل بدهی ها / ارزش ویژه	ارزش ویـژه به‌عنوان ارزش دفتری دارایی یا حقوق صاحبان سهام شناخته می‌شود	تایید وجود رابطه معنادار
X27	نسبت بدهی بلند مدت به ارزش ویژه	بدهی های بلند مدت / ارزش ویژه		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X28	نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه	بدهی های جاری/ ارزش ویژه		تایید وجود رابطه معنادار
X29	نسبت مالکانه	جمع حقوق صاحبان سهام/ کل دارایی ها		تایید وجود رابطه معنادار
X30	نسبت پوشش بدهی	خالص درآمد عملیاتی/ بدهی ها		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X31	نسبت پوشش بهره	سود عملیاتی/ هزینه مالی		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X32	نسبت بار مالی وام	سود قبل از کسر بهره و مالیات / (هزینه بهره+پرداختی از اصل تسهیلات / (۱- نرخ مالیات))		تایید وجود رابطه معنادار
X33	هزینه‌های مالی به سود خالص	هزینه مالی/ سود خالص		عدم تایید وجود رابطه معنادار
X34	هزینه‌های مالی به سود عملیاتی	هزینه مالی/ سود عملیاتی		عدم تایید وجود رابطه معنادار

گام‌های ایجاد مدل شبکه عصبی

برای تشکیل مدل شبکه عصبی در درجه اول، نیاز به یک دوره آموزش و یک دوره آزمایش داریم. دوره آموزش که در این تحقیق داده سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۹۷ را شامل می‌شود، دوره‌ای است که متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته متناظر با آن‌ها به شبکه ارائه می‌شود و شبکه ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته را کشف می‌کند. در مرحله آزمایش به‌صورت برون نمونه‌ای با شبکه برخورد می‌شود، یعنی متغیرهای مستقل برای سال ۱۳۹۸ به مدل ارائه می‌شود و شبکه باید متغیر وابسته این سال را به‌عنوان خروجی خود ارائه دهد که در این مرحله داده‌های واقعی بازده سال ۱۳۹۸ با داده های حاصل از شبکه عصبی مقایسه می شود تا با پیش بینی‌های شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شوند. قدرت شبکه عصبی مصنوعی در لایه‌های پنهان است. می توان از لایه‌های پنهان به‌عنوان هسته‌ی مرکزی الگوریتم پس انتشار خطا نام برد. به‌علاوه، لایه‌های پنهان می‌توانند ویژگی‌های برتری به شبکه عصبی مصنوعی بدهند و باعث شوند شبکه‌های عصبی قابلیت تعمیم به دوره‌های برون نمونه‌ای پیدا کنند. تحقیقات در زمینه معماری شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهند که حداکثر استفاده از ۲۰ لایه در شبکه عصبی مصنوعی کافی است. در این تحقیق برای پیش‌بینی بازده توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی از یک

شبکه عصبی پیشخور با یک لایه پنهان که در آن ۱۵ نرون قرار گرفته‌است استفاده شد. الگوریتم آموزش برای مدل شبکه عصبی مصنوعی الگوریتم TrainLM بوده‌است. همچنین تابع محرک (تابع تبدیل) مورد استفاده برای لایه‌ی پنهان و لایه خروجی به ترتیب tansig و purelin بوده‌است. این معماری براساس آزمون و خطا بر روی تعدادی از معماری‌های مختلف بدست آمد.

آموزش شبکه عصبی مصنوعی

آموزش شبکه عصبی مصنوعی برای یادگیری الگو، از طریق ارائه داده‌ها و جواب‌های صحیح به شبکه انجام می‌پذیرد. شبکه عصبی مصنوعی با تصحیح کردن مقادیر وزن‌ها سعی در یادگیری الگوی موجود در مجموعه داده‌های یادگیری می‌کند. با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی آموزش داده شده، ما این توانایی را داریم که داده‌های نادیده در آینده را بدست آوریم. این پیش‌بینی براساس الگویی که شبکه عصبی مصنوعی بدست آورده‌است امکان‌پذیر است. در نتیجه در مدل ارائه شده، بهترین شبکه عصبی مصنوعی که کمترین خطا را در مرحله تست مدل داشته است مشخص می‌شود. دوره آموزش در نظر گرفته شده در این تحقیق ۱۳۸۶-۱۳۹۷ است.

تست شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های جدید

پس از آن‌که یادگیری شبکه عصبی مصنوعی به اتمام رسید، با استفاده از داده‌های مجموعه تست اقدام به بررسی عملکرد شبکه می‌کنیم. در این زمان با ارائه داده‌های ورودی به شبکه‌ی آموزش دیده و مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی، عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بررسی می‌شود. دوره تست در نظر گرفته شده در این تحقیق، سال ۱۳۹۸ است. لازم به‌ذکر است که موارد بدست آمده از شبکه عصبی به صورت درصدی (پیوسته) بوده لذا باید آن‌ها را گرد کنیم تا اعداد بدست آمده به دو دسته ۰ و ۱ دسته‌بندی شوند.

نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

جدول شماره ۴ داده‌های واقعی و هم‌چنین نتایج بدست آمده از پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی را برای سال ۹۸ نشان می‌دهد.

ستون "درماندگی رمزگذاری شده" در جدول شماره ۴ برگرفته از ستون "احتمال درماندگی واقعی" است که اگر در آن سال خاص احتمال درماندگی مالی آن کمتر از ۱۰۰ ٪ شده، به عدد ۰ و آن‌هایی که بزرگتر یا مساوی از ۱۰۰٪ شده‌است را به عدد ۱ گرد کرده‌ایم. بنابراین رمزگذاری متغیر وابسته در این مدل به دو دسته ۰ و ۱ (باینری) تقسیم شده است. در ستون "متغیر وابسته شبکه عصبی" احتمالاتی است که شبکه عصبی مصنوعی برای احتمال درماندگی مالی در سال ۹۸ پیش بینی نموده است و در ستون آخر که موارد بدست آمده از ستون " متغیر وابسته شبکه عصبی" است را به این صورت که اگر کوچکتر از ۰,۵ را به ۰ و اگر بزرگتر یا مساوی از ۰,۵ شد را به ۱ گرد کرده‌ایم تا اعداد به دست آمده به دو دسته ۰ و ۱ دسته‌بندی گردد.

بحث و نتیجه‌گیری

بسیاری از محققان، شبکه عصبی مصنوعی را از نظر قدرت پیش‌بینی بر مدل‌های رگرسیونی ترجیح داده‌اند، اگرچه بیان شده‌است که به‌دلیل زمان‌بر بودن ایجاد مدل شبکه عصبی، باید تنها زمانی نسبت به استفاده از آن اقدام کرد که دقت و صحت مورد نیاز برای پیش بینی، فوق العاده بالا باشد که نسبت به زمان صرف شده برای طراحی و اجرای این مدل برتری داشته باشد. با توجه به نتایجی که از بررسی توانایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بدست آمد، مشخص شد که در دوره زمانی این تحقیق و با داده‌های دردسترس، مدل شبکه عصبی مصنوعی توانایی پیش‌بینی درماندگی مالی را دارد. براساس نتایج بدست آمده از از ۱۰۶ شرکتی که درخصوص درماندگی یا عدم درماندگی

جدول ۴- مقایسه بازدهی واقعی و پیش بینی مدل ها

ردیف	نماد	نام شرکت	سال	احتمال درماندگی واقعی(درصد)	درماندگی واقعی رمز گذاری شده	متغیر وابسته شبکه عصبی	رمز درماندگی شبکه عصبی مصنوعی
۱	دالبر	البرزدارو	۱۳۹۸	۰	۰	-0.0226813150309200	۰
۲	فاما	اما	۳۹۸	۰	۰	-0.00987620168124082	۰
۳	بترانس	ایران ترانسفو	۳۹۸	۰	۰	-0.0424801924579157	۰
۴	خودرو	ایران خودرو	۳۹۸	۹۶	۰	-0.0938377361645153	۰
۵	خاور	ایران خودرو دیزل	۳۹۸	۱۰۰	۱	1.05169195855355	۱
۶	لابسا	آبسال	۳۹۸	۰	۰	-0.0489634156681220	۰
۷	فالوم	آلومتک	۳۹۸	۷۳	۰	-0.000759049400209655	۰
۸	خاهن	آهنگری تراکتور	۳۹۸	۰	۰	-0.0276216299416818	۰
۹	کاما	باما	۳۹۸	۰	۰	-0.315083042452611	۰
۱۰	غبهنوش	بهنوش	۳۹۸	۰	۰	0.111395932121533	۰
۱۱	غگرجی	بیسکویت گرجی	۳۹۸	۰	۰	0.0233025346001416	۰
۱۲	شپمچا	پارس پامچال	۳۹۸	۰	۰	0.122448914995450	۰
۱۳	لخزر	پارس خزر	۳۹۸	۰	۰	0.0341356389703513	۰
۱۴	خپارس	پارس خودرو	۱۳۹۸	۱۰۰	۱	0.326689528585344	۰
۱۵	دپارس	پارس دارو	۳۹۸	۰	۰	0.156957606199443	۰
۱۶	شپنا	پالایش نفت اصفهان	۳۹۸	۰	۰	-0.0141591435301626	۰
۱۷	شپترو	پتروشیمی آبادان	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.232856233650434	۰
۱۸	شخارک	پتروشیمی خارک	۳۹۸	۰	۰	0.0298902682862350	۰
۱۹	شاراک	پتروشیمی شازند	۳۹۸	۰	۰	-0.0238706914094833	۰

ادامه جدول۴

۲۰	شفارا	پتروشیمی فارابی	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.804255827475939	۱
				۰	۰	0.130313860752756	۰
۲۲	کماسه	تامین ماسه	۳۹۸	۰	۰	0.00971608161994825	۰
۲۳	فجوش	جوش و اکسیژن	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.940864378938602	۱
۲۴	کچاد	چادرملو	۳۹۸	۰	۰	0.0708872292092466	۰
۲۵	خچرخش	چرخشگر	۳۹۸	۰	۰	0.102132547216234	۰
۲۶	کخاک	خاک چینی ایران	۳۹۸	۰	۰	0.327287632870027	۰
۲۷	مداران	داده پردازی ایران	۳۹۸	۰	۰	-0.0239653158537323	۰
۲۸	دابور	دارو ابوریحان	۳۹۸	۰	۰	-0.00420472098166225	۰
۲۹	داسوه	دارو اسوه	۳۹۸	۰	۰	-0.0121881697243171	۰
۳۰	دلر	دارو اکسیر	۳۹۸	۰	۰	0.0428983523371262	۰
۳۱	دجابر	دارو جابرابن حیان	۳۹۸	۰	۰	0.0423499180575919	۰
۳۲	درازک	دارو رازک	۳۹۸	۰	۰	-0.0151513310181435	۰
۳۳	دزهراوی	دارو زهراوی	۳۹۸	۹۹	۰	0.119909249635203	۰
۳۴	دفارا	دارو فارابی	۳۹۸	۰	۰	0.0974399124124466	۰
۳۵	دکوثر	داروسازی کوثر	۳۹۸	۰	۰	0.0252359157197637	۰
۳۶	پدرخش	درخشان تهران	۳۹۸	۰	۰	-0.00755411178584620	۰
۳۷	شدوص	دوده صنعتی پارس	۳۹۸	۰	۰	-0.00936388859073345	۰
۳۸	کطبس	ذغالسنگ نگین	۳۹۸	۰	۰	-0.0183247647199701	۰
۳۹	ختور	رادیاتور ایران	۳۹۸	۰	۰	-0.0203742855748676	۰
۴۰	ختراک	ریخته گری تراکتور	۳۹۸	۰	۰	-0.0471203547949490	۰

ادامه جدول۴

۴۱	خرینگ	رینگ سازی مشهد	۳۹۸	۹۸	۰	0.130737570352210	۰
۴۲	خزامیا	زامیاد	۳۹۸	۵۴	۰	0.103180435971760	۰
۴۳	خساپا	سایپا	۳۹۸	۹۵	۰	-0.155111329554507	۰
۴۴	خکاوه	سایپا دیزل	۳۹۸	۱۰۰	۱	1.17513304104938	۱
۴۵	لسرما	سرماآفرین	۳۹۸	۰	۰	-0.0647988457528311	۰
۴۶	ساروم	سیمان ارومیه	۳۹۸	۰	۰	-0.00367340246867753	۰
۴۷	ستران	سیمان تهران	۳۹۸	۰	۰	0.0472838085245349	۰
۴۸	سخزر	سیمان خزر	۳۹۸	۰	۰	-0.0270032041590360	۰
۴۹	سدور	سیمان دورود	۳۹۸	۷۰	۰	0.155774938759213	۰
۵۰	سرود	سیمان شاهرود	۳۹۸	۰	۰	-0.0291982953454124	۰
۵۱	سصوفی	سیمان صوفیان	۳۹۸	۰	۰	0.0985992965803123	۰
۵۲	سغرب	سیمان غرب	۳۹۸	۰	۰	-0.0278682942924730	۰
۵۳	سقاین	سیمان قائن	۳۹۸	۰	۰	-0.0332663370662827	۰
۵۴	دسینا	سینادارو	۳۹۸	۰	۰	-0.0235900472516979	۰
۵۵	غشهد	شهد ایران	۳۹۸	۰	۰	-0.464686710167278	۰
۵۶	بکام	شهید قندی	۳۹۸	۰	۰	0.0126971060379946	۰
۵۷	کگاز	شیشه و گاز	۳۹۸	۰	۰	0.0443860137740382	۰
۵۸	شسینا	شیمیایی سینا	۳۹۸	۰	۰	0.0780258061862261	۰
۵۹	پکرمان	صنعتی بارز	۳۹۸	۰	۰	-0.00813599502781526	۰
۶۰	خصدرا	صنعتی دریایی	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.292826206246289	۰
۶۱	فسپا	صنعتی سپاهان	۳۹۸	۰	۰	-0.0415209775662268	۰

ادامه جدول۴

۶۲	سفاسی	فارسیت اهواز	۳۹۸	۷۲	۰	0.143443197805817	۰
۶۳	فرآور	فرآوری مواد معدنی	۳۹۸	۰	۰	-0.0638235898158196	۰
۶۴	فروس	فروسیلیس ایران	۳۹۸	۰	۰	-0.0201989162780765	۰
۶۵	خفنر	فنرسازی خاور	۳۹۸	۰	۰	-0.0260097792849787	۰
۶۶	خزر	فنرسازی زر	۳۹۸	۰	۰	0.0207433452527178	۰
۶۷	فجر	فولاد امیرکبیر کاشان	۳۹۸	۰	۰	-0.0383020630502002	۰
۶۸	فولاد	فولاد مبارکه اصفهان	۳۹۸	۰	۰	0.228778289555064	۰
۶۹	فخاس	فولادخراسان	۳۹۸	۰	۰	-0.0282655108143240	۰
۷۰	چفیبر	فیبر ایران	۳۹۸	۱۹	۰	0.0330627233416541	۰
۷۱	قصفها	قند اصفهان	۳۹۸	۰	۰	-0.0308674125403918	۰
۷۲	قزوین	قند قزوین	۳۹۸	۰	۰	-0.0488918914816474	۰
۷۳	قنقش	قند نقش جهان	۳۹۸	۰	۰	0.0902404054478913	۰
۷۴	چکارن	کارتن ایران	۳۹۸	۰	۰	0.0362954896039805	۰
۷۵	کلوند	کاشی الوند	۳۹۸	۰	۰	-0.00656490197918980	۰
۷۶	کپارس	کاشی پارس	۳۹۸	۰	۰	-0.0107547111167770	۰
۷۷	کحافظ	کاشی حافظ	۳۹۸	۸۳	۰	0.155145314445415	۰
۷۸	کسعدی	کاشی سعدی	۳۹۸	۰	۰	0.0403350811045263	۰
۷۹	کساوه	کاشی سینا	۳۹۸	۰	۰	-0.0208009049122504	۰
۸۰	چکاوه	کاغذ سازی کاوه ۱۳۹۸		۱۰۰	۱	0.719372956634949	۱
۸۱	فاسمین	کالسیمین	۳۹۸	۰	۰	0.0432998926205854	۰
۸۲	شکربن	کربن ایران	۳۹۸	۰	۰	0.0589689229516651	۰

ادامه جدول۴

۸۳	دکیمی	کیمیدارو	۳۹۸	۰	۰	0.00503042882725463	۰
۸۴	خبهمن	گروه بهمن	۳۹۸	۰	۰	0.0672528073049304	۰
۸۵	وسدید	گروه صنعتی سدید	۳۹۸	۹	۰	-0.268535613029574	۰
۸۶	کگل	گل گهر	۳۹۸	۰	۰	0.00275578609110616	۰
۸۷	پسهند	لاستیک سهند	۳۹۸	۰	۰	0.0425685967866087	۰
۸۸	بشهاب	لامپ پارس شهاب	۳۹۸	۰	۰	-0.0349186442163126	۰
۸۹	غپاک	لبنیات پاک	۳۹۸	۵۳	۰	0.198887950587627	۰
۹۰	شلعاب	لعابیران	۳۹۸	۰	۰	0.164256220866525	۰
۹۱	خلنت	لنت ترمز	۳۹۸	۰	۰	-0.0588667404565606	۰
۹۲	فلوله	لوله و ماشین سازی	۳۹۸	۰	۰	0.104344422701572	۰
۹۳	فباهنر	مس باهنر	۳۹۸	۰	۰	-0.0313879822829690	۰
۹۴	کروی	معادن روی ایران	۳۹۸	۰	۰	0.120511020163995	۰
۹۵	شاملا	معدنی املاح ایران	۳۹۸	۰	۰	-0.00268201488139774	۰
۹۶	کدماح	معدنی دماوند	۳۹۸	۰	۰	-0.00549628975645833	۰
۹۷	فسرب	ملی سرب و روی	۳۹۸	۰	۰	-0.0313225402723881	۰
۹۸	فملی	ملی صنایع مس ایران	۳۹۸	۰	۰	0.128101130814142	۰
۹۹	خمهر	مهرکام پارس	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.680460468927743	۱
۱۰۰	نبروج	نساجی بروجرد	۳۹۸	۰	۰	0.114539320212048	۰
۱۰۱	شبهرن	نفت بهران	۳۹۸	۰	۰	0.00357172401614542	۰
۱۰۲	شنفت	نفت پارس	۳۹۸	۰	۰	-0.0380375274286635	۰
۱۰۳	فنوال	نورد آلومینیوم	۳۹۸	۰	۰	-0.0532729036279789	۰
۱۰۴	غنوش	نوش مازندران	۳۹۸	۰	۰	-0.00563469596611110	۰
۱۰۵	خمحرکه	نیرو محرکه	۱۳۹۸	۰	۰	-0.00245484741294993	۰
۱۰۶	بنیرو	نیروترانس	۱۳۹۸	۰	۰	-0.0265812780418848	۰

آن‌ها پیش‌بینی انجام شده‌است، ۱۰۳ مورد به‌درستی پیش‌بینی شده، که نشان‌دهنده این است که شبکه عصبی بدست آمده با احتمال ۹۷ ٪ جواب‌ها را پیش‌بینی نموده‌است. بنابراین، با توجه به ارتباط‌ها و پیش‌بینی‌ها موجود می‌توان احتمال داد که این شبکه به‌درستی عمل نموده‌است. سه شرکتی که درماندگی مالی آن‌ها به‌درستی پیش‌بینی نشده مطابق جدول شماره ۵ می‌باشد.

از محدودیت‌های این تحقیق دردسترس نبودن برخی نسبت‌ها و اقلام مالی برای برخی شرکت‌های موجود در نمونه بود که مستلزم رجوع به صورت‌های مالی شرکت‌های مذکور برای استخراج ارقام مالی بوده و موجبات طولانی شدن زمان جمع‌آوری و تلخیص داده‌ها را فراهم آورده‌است. هم‌چنین وجود برخی داده‌های خارج از عرف و غیر منطقی، باعث بروز مشکلاتی در فراهم‌آوردن داده‌های این پژوهش شده‌است. و نیز باتوجه به این‌که داده‌های این تحقیق تنها برای دوره زمانی سال‌های ۸۶-۹۸ بوده و تنها نمونه‌ای از شرکت‌های تولیدی بورس اوراق بهادار تهران (که بصورت قضاوتی انتخاب شده است) را دربر می‌گیرد، لذا جهت تعمیم‌دهی داده‌ها و نتایج به سایر اعضای جامعه‌ی آماری بایستی با احتیاط عمل نمود. به هرحال باتوجه به نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل داده‌های این تحقیق و به‌منظور انجام تحقیقات بیشتر در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از نسبت‌های مالی و مدل‌های هوش مصنوعی و به منظور گسترش این پژوهش، می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تلفیق آن با منطق فازی یا بهینه‌سازی استوار به پیش‌بینی تغییرات در فاکتورهای این شرکت‌ها پرداخت. این رهیافت، موجب اتخاذ رویکردی متناسب شرایط عدم قطعیت خواهد شد. از آنجایی‌که این تحقیق تنها داده‌های سیزده سال را برای پیش‌بینی مدل‌ها بکار برده‌است، تحقیقات آتی می‌تواند با انتخاب سال‌های بیشتر برای پیش‌بینی و به جلو غلطاندن داده‌های آموزش در شبکه عصبی مصنوعی دامنه کاربرد این مدل را در بازه‌های زمانی طولانی‌تر مورد بررسی قرار دهند.

سپاسگزاری

IRM...

جدول ۵- خطای پیش‌بینی مدل

ردیف	نماد	نام شرکت	سال	احتمال درماندگی واقعی(درصد)	درماندگی واقعی رمز گذاری شده	متغیر وابسته شبکه عصبی	رمز درماندگی شبکه عصبی مصنوعی
۱	خپارس	پارس خودرو	۱۳۹۸	۱۰۰	۱	0.326689528585344	۰
۲	شپترو	پتروشیمی آبادان	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.232856233650434	۰
۳	خصدرا	صنعتی دریایی	۳۹۸	۱۰۰	۱	0.292826206246289	۰

مراجع

۱. بادامی، محمدحسین. (۱۳۹۳). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از روش ELECTRE در بورس اوراق بهادار تهران، دانشگاه تهران. دانشکده مدیریت. تهران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد.

۲. وديعي، محمدحسين، ميراسماعيلي، سيدحسين. (۱۳۹۱). پيش‌بيني ورشكستگي با استفاده از مدل‌هاي تحليل لوجيت اهلسون و تحليل چندگانه فولمر و مقايسه آن‌ها. فصلنامه تحقيقات حسابداري و حسابرسي، دوره ۴ ،شماره ۱،صص ۱۷۲-۱۴۶.

۳. مرادی, محسن., شفیعی سردشت. مرتضی.. ابراهیم پور. ملیحه. (۱۳۹۱). پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها به وسیله مدل های ماشین بردار پشتیبان تحلیل ممیزی چندگانه. فصلنامه بورس اوراق بهادار. شماره۱۵، صص ۱۱۳-۱۳۶.

۴. راعي، رضا؛ فلاح پور، سعيد ؛ (۱۳۸۷)، كاربرد ماشين بردار پشتيبان در پيش بيني درماندگي مالي شركت‌ها با استفاده از نسبت‌هاي مالي، فصلنامه بررسي هاي حسابداري و حسابرسي، شماره ۵۳، صص ۱۷

۵. ارم، اصغر. (۱۳۹۳). پیش‌بینی پیش‌بینی درماندگی مالی (Financial Distress) شرکت‌ها با استفاده از الگوریتم مورچگان (ACA)، دانشگاه تهران. دانشکده مدیریت. تهران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد.

۶. راعي، رضا؛ فلاح پور، سعيد ؛(۱۳۸۳) پيش بيني درماندگي مالي شركت ها با استفاده از شبكه هاي عصبي مصنوعي، نشريه تحقيقات مالي، صفحه:۳۹

۷. مهراني، ساسان، كاميابي، يحيي، غيور، فرزاد (۱۳۹۸). بررسي توانايي شاخص‌هاي حسابداري و غيرحسابداري مؤثر بر پيش‌بيني درماندگي مالي و مقايسه روش‌هاي پارامتريک و ناپارامتريک، پژوهش‌هاي تجربي حسابداري، شماره۳۴، صص۴۹-۷۱

۸. روشن قلب. (۱۳۸۶). بررسي و شناخت نسبت‌هاي موثر بر پيش بيني ورشكستگي در شركت‌هاي پذيرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. تهران: دانشگاه تهران- دانشكده مديريت.

۹. طهماسبي، رسول؛ علي اصغر انواري رستمي ، عباس؛ خورشيدي ، سيدجلال؛ صادقي، شريف؛ (۱۳۹۷) پيش بيني ريسک درماندگي مالي شركت هاي بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل هاي تحليل عاملي، درخت تصميم و رگرسيون لجستيک، فصلنامه دانش سرمايه گذاري، شماره ۲۷، صص۱۸۹ ۲۰۶-

۱۰. وقفي، سيد حسام؛ ، حيدري، زهره؛ خواجه زاده، سااميران؛ كامران راد، صديقه؛ (۱۳۹۹) تحليل درماندگي مالي در بخش كشاورزي و مواد غذايي با تاكيد بر نقش متغيرهاي كلان اقتصادي و حسابداري، مجله تحقيقات اقتصاد كشاورزي، سال دوازدهم شماره ۳، صص ۲۱۱ ۲۳۶-

۱۱. خرديار، سينا؛ قلي زاده، محمدحسن، لطفي، فروغ (۱۳۹۷)، پيش بيني درماندگي مالي با استفاده از روش تركيبي PCA-ANFIS و الگوريتم فراابتكاري بهينه سازي ازدحام كبوتر، فصلنامه مهندسي مالي و مديريت اوراق بهادار، شماره ۳۷، صص ۱۳۳ ۱۵۷-

۱۲. منصورفر، غلامرضا؛ غيور، فرزاد؛ اسدی، مريم؛ (۱۳۹۵) اثر تعديل‌گر كيفيت سود در پيش بيني درماندگي مالي شركت‌هاي پذيرفته شده بورس اوراق بهادار مجله راهبرد مديريت مالي، شماره ۱۵، صص۲۵ -۴۴

۱۳. وقفي، سيدحسام؛ مام صالحی ، پرويز، فياض، علي، خواجه زاده، سااميران؛ (۱۳۹۸)، رويكرد مديريتي در تحليل درماندگي مالي بخش صنعت و معدن بازار سرمايه ايران با بكارگيري روش هاي يادگيري ماشين (NSGA-II,ABC)، دو ماهنامه بررسي هاي بازرگاني، صص:۳۸ -۵۵

۱۴. رمضان زاده زيدي، عباس؛ فغاني ماكراني، خسرو؛ جعفري، علي؛ (۱۳۹۸)، بسط مدل سازي درماندگي مالي با استفاده از مديريت سود شركت ها در محيط اقتصادي ايران، فصلنامه مدلسازي اقتصادي، شماره ۴۶، صص ۱۰۱ -□□□

۱۵. وقفي، سيد حسام؛ دارابي، رويا؛ (۱۳۹۸) اعتبارسنجي الگوريتم هاي هوش مصنوعي در پيش بيني درماندگي مالي

در بخش صنعت و معدن با تاکید بر نقش متغیرهاي کلان اقتصادي، مالي، مديريتي و ريسک، پژوهشنامه بازرگاني، شماره ۹۱، صص ۲۱۳ ۲۴۳-

۱۶. محبي هره دشت، بهنام؛ چاوشي، سيد کاظم؛ جهانگيرنيا، حسين؛ غلامي جمکراني، رضا؛ (۱۳۹۹)، بررسي تاثير شاخص هاي غيرمالي بر پيش بيني وقوع درماندگي مالي از ديدگاه مديران شهري (مورد مطالعه: بانک شهر)، فصلنامه اقتصاد و مديريت شهري، شماره ۳۰، صص ۲۳ ۳۸-

۱۷. ابراهيمي سرو عليا، محمدحسن؛ باباجاني، جعفر؛ آخوند، محمدرضا؛ فاخر، اسلام؛ (۱۳۹۷) ارائه الگويي براي پيش بيني پوياي درماندگي مالي با استفاده از تحليل بقاء، فصلنامه اقتصاد مقداري، شماره ۵۹، صص ۱۶۷ ۱۹۸-

۱۸. صوفي، منصور؛ همايون فر، مهدي؛ فدايي، مهدي؛ (۱۳۹۹)، تعيين روش بهينه پيش بيني درماندگي مالي شرکت‌ها مطالعه موردي: شرکت هاي بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه دانش سرمايه گذاري، شماره ۳۵، صص ۸۵ ۱۰۰-

۱۹. ميرعرب بايگي، عليرضا؛ مکاري، هاشم؛ آذريون، آرش؛ (۱۳۹۹)، پيش بيني پويا در ورشکستگي مالي با استفاده از روش مالم کوئيست (مورد مطالعه: شرکت هاي پذيرفته شده در بورس اوراق بهادارتهران(نشريه کارافن، شماره ۴۹ صص ۲۰۳ ۲۲۰-

۲۰. فلاح پور، سعيد؛ ارم. اصغر؛ (۱۳۹۵)؛ پيش بيني درماندگي مالي شرکت ها با استفاده از الگوريتم کلوني مورچگان، نشريه تحقيقات مالي، شماره ۴۲، صص ۳۴۷ ۳۶۸-

۲۱. بت شکن، محمدهاشم؛ سليمي، محمد جواد؛ فلاحتگر متحدجو، سعيد (۱۳۹۷)، ارائه يک روش ترکيبي به منظور پيش بيني درماندگي مالي شرکت هاي پذيرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، نشريه تحقيقات مالي، شماره ۵۰ ، صص ۱۷۳ ۱۹۲-

۲۲. پيري، پرويز؛ خداکريمي، پري؛ (۱۳۹۶)، پيش بيني درماندگي مالي شرکت ها بر مبناي الگوي ترکيبي از اطلاعات حسابداري و بازار با رويکرد رگرسيون لجستيک، فصلنامه مطالعات تجربي حسابداري مالي، شماره ۵۵ ، ص ۱۴۵

23. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance, 23(4), 589-609.

24. Chen, J. H. (2012). Developing SFNN models to predict financial distress of construction companies. Expert Systems with Applications, 39(1), 823-827.

25. Li, Z., Crook, J., & Andreeva, G. (2017). Dynamic prediction of financial distress using Malmquist DEA. Expert Systems with Applications, 80, 94-106.

26. Xu, X., & Wang, Y. (2009). Financial failure prediction using efficiency as a predictor. Expert Systems with Applications, 36(1), 366-373.

27. Mousavi, M. M., Ouenniche, J., & Tone, K. (2019). A comparative analysis of two-stage distress prediction models. Expert Systems with Applications, 119, 322-341.

28. Wong, B., & Selvi, Y. (1998). Neural network applications in finance: A review and analysis of literature(1990-1996). Information & Management, 21(2), 129-139.

29. Shah, J., & Murtaza, M. (2000). A neural network based clustering procedure for bankruptcy Prediction. American Business Review, 2(18), 80-86.

30. Alfaro, E., & Garcia, N. (2008). Bankruptcy Forecasting: an Empirical Comparison of Ad Boost and Neural

Networks. International Advances in Economic Research, 25(2), 110-122.

31. Gameel, M., & El-Geziry, K. (2016). Predicting financial distress: multi scenarios modeling using neural network. International Journal of Economics and Finance,, 11(8), 159-168.
32. Heydary Farahany, M., ghayour, F., & mansourfar, G. (2019). The effect of management behavioral strains on financial distress. Journal of Financial Accounting Research, 3(11), 117-134.
33. Khajavi, S., & Ghadirian-Arani, M. (2018). The role of managerial ability in financial distress prediction. Journal of Financial Accounting Research, 9(4), 83-102.
34. Megginson, W., Meles, A., Sampagnaro, G., & Verdoliva,, V. (2019). Financial distress risk in initial public offerings: how much do venture capitalists matter? Journal of Corporate Finance, 25(1), 10-30.
35. Li, Z., Crook, J., & Andreeva, G. (2017). Dynamic prediction of financial distress using Malmquist DEA. Expert Systems with Applications, 6(80), 9.
36. Salehi, A., Elhaeisahar, M., & Savari,, A. (2017). Investment decisions of firms under financial distress. Financial Management Perspective, 22(13), 19-34.
37. Tinoco, M., Holmes, P., & Wilson, N. (2018). Polytomous response financial distress models: The role of accounting, market and macroeconomic variables. International Review of Financial Analysis, 24(2), 112-124.
38. Vakilifard, H., Ahmadvand, M., & Sadehvand,, M. (2018). The relationship between financial distress risk and momentum anomaly in Tehran stock exchange. Financial Knowledge of Securities Analysis, 38(11), 43-55.
39. Shilpa, N., & Amulya, M. (2017).
40. Kihooto, E., Omagwa, J., & Ronald, M. (2016). Financial distress in commercial and services companies listed at Nairobi Securities Exchange. Kenya. European Journal of Business and Management, 27(8), 86-89.

Explaining Financial Variables Affecting Financial Distress Forecast: Application the ANN Method

H. Rahimi[1], M. Minoei[2,*], M.R. Fathi[3]

1. Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
2. Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
3. Department of Industrial Management and Technology, Farabi Campus, University of Tehran, Qom, Iran

*Corresponding author Email: mehrzad_m44@yahoo.com

Abstract: Predicting corporate financial distress is one of the main issues facing managers, which can significantly contribute to companies' success and survival because corporate managers can be informed of financial distress and bankruptcy by providing warning and timely signals. Therefore, it is possible to avoid wasting resources and damages due to bankruptcy through proper management. This study's main purpose was to select the financial variables affecting the prediction of financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange and then to predict financial distress using the ANN method. Therefore, first, 106 companies were selected by the simple random sampling method. Their financial data were extracted during 2007-2020. The relationship between variables was examined through the Pearson correlation test. Out of 34 financial ratios, 24 ratios with a significant relationship were selected. Finally, the ANN method was used to predict corporate financial distress, in which the financial distressfulness or non-distressfulness of 103 companies was correctly predicted. Comparing the prediction made by the ANN method with the actual values of the dependent variable in 2020, it was found that this method correctly predicted the corporate financial distress with a confidence level of 97%.

Keywords: : forecasting, financial distress, artificial neural network (ANN), Pearson correlation test, Stock Exchange