Journal of Capital Market Analysis

Volume 3 Issue 3 Online ISSN: 2783-3488

Page: 191-219 https://jcma.aliabad.iau.ir

Designing a Model for Predicting Financial Bankruptcy of Companies Listed in the Tehran Stock Exchange Using Artificial Neural Networks and Comparing it with the Logit Regression Model

Farhad Sanchooli
Department of Industrial Engineering, Aliabad Katul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katul, Iran.
sanchooli@aliabadiau.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 15 October 2023
Received in revised form: 28 November 2023
Accepted: 19 December 2023

Keywords:
Predicting financial bankruptcy, artificial neural network, logit regression.

Abstract

Considering the concerns that investors have about the return of principal and capital gains and the consequences and costs that bankruptcy can cause for companies and the country's economy and other individuals and institutions, the design of a reliable model It seems necessary to predict the probability of bankruptcy of companies. In addition, such a model can be a good guide for decision-makers such as investment companies, banks and the government. In this research, the artificial neural network method and the logit regression method were used to predict the bankruptcy of a number of companies admitted to the Tehran Stock Exchange during the years 1391 to 1395, and the results were compared with the logit regression method. The research findings showed that the artificial neural network method is more accurate than the logit regression method. Therefore, it can be concluded that the artificial neural network method provides a suitable tool for predicting the bankruptcy of companies.

© The Author(s). Publisher: Islamic Azad Univercity of Aliabad Katoul Branch.

فصلنامه تحلیل بازار سرمایه

شاپا الکترونیک: ۲۷۸۳-۳۴۸۸ سال ۳ شماره۳

https://jcma.aliabad.iau.ir صفحه: ۲۱۹-۱۹۱

طراحی مدل پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با مدل رگرسیون لوجیت

فرهاد سنچولی

گروه مهندسی صنایع، واحد علی‌آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آبادکتول، ایران.

fsanchooli@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:

پژوهشی

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۲۳ مهرماه ۱۴۰۲

تاریخ ارسال بازنگری: ۰۷ آذر ماه ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۲۸ آذرماه ۱۴۰۲

واژگان کلیدی:

پیش‌بینی ورشکستگی مالی، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لوجیت.

چکیده

با توجه به نگرانی‌هایی که سرمایه‌گذاران از بازگشت اصل و سود سرمایه دارند و پیامدها و هزینه‌هایی که وقوع ورشکستگی برای شرکت‌ها و اقتصاد کشور و سایر افراد و نهادها می‌تواند ایجاد نماید، طراحی یک مدل قابل اطمینان جهت پیش‌بینی احتمال وقوع ورشکستگی شرکت‌ها برای راهنمایی برای تصمیم‌گیرندگانی همچون شرکت‌های سرمایه‌گذاری، بانک‌ها و دولت ضروری به نظر می‌رسد. در این پژوهش از روش شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیون لوجیت جهت پیش‌بینی ورشکستگی تعدادی از شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی **سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹ استفاده شده** و نتایج با روش رگرسیون لوجیت مقایسه شده است. میزان دقت کلی پیش‌بینی روش شبکه عصبی مصنوعی برای هریک از سال-های *t*، *t-1*، *t-2* و *t-3* به ترتیب برابر با ۹۶/۵۵ ٪، ۹۶/۵۵ ٪، ۹۲/۲۴ ٪ و ۹۲/۲۴ ٪ و برای روش رگرسیون لوجیت برای همین سال‌ها به ترتیب ۹۴٪، ۹۴/۸۲٪، ۹۰/۵۱٪ و ۸۷/۰۶٪ می‌باشد که نشان داد روش شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالاتری نسبت به روش رگرسیون لوجیت برخوردار می باشد. لذا می توان نتیجه گرفت که روش شبکه عصبی مصنوعی ابزار مناسب‌تری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها در اختیار قرار می‌دهد.

ناشر: دانشگاه آزاد اسلامی واحد علی آباد کتول. © نویسنده.

۱. مقدمه

امروزه در تمام اقتصادهای توسعه‌یافته و یا در حال توسعه، از سرمایه‌گذاری و سرمایه‌گذاران به شکل گسترده-ای حمایت می‌شود. در دهه‌های اخیر، تشکیل بازارهای مالی جدید، تشدید رقابت بین شرکت‌ها و هم‌چنین، تغییرات سریع اقتصادی، اجتماعی و فنی باعث افزایش عدم‌اطمینان و بی‌ثباتی در محیط‌های مالی شده و به تبع آن پیچیدگی فرایند بازاریابی خدمات مالی نیز بیشتر شده است. از مسائلی که می‌تواند به فرایند تصمیم-گیری در مورد سرمایه‌گذاری در بازاریابی خدمات مالی کمک کند، وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی شرایط و وضعیت مالی سازمان‌هاست که از جمله مهم‌ترینِ این ابزارها، می‌توان به مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها اشاره کرد (بحیرایی و همکاران، ۱۳۹۵).

ورشکستگی شرکت‌ها معمولاً بر نقدینگی بازار سرمایه و توسعه‌ی اقتصاد مؤثر است. در زمان ورشکستگی، بانک‌ها معمولاً اعتباردهی به شرکت‌های ورشکسته را کاهش داده و در ازای وامی که به شرکت-ها می‌دهند، بهره‌ی بالاتری را برای جبران ریسک اضافی درخواست می‌کنند. به صورت مشابه، مؤسسات سرمایه‌گذاری هم‌چون صندوق‌های بازنشستگی و شرکت‌های بیمه، خرید سهام را کاهش داده و بیشتر به سرمایه‌گذاری و خرید اوراق قرضه‌ی بانک‌ها یا بازارهای مشابه آن اقدام می‌کنند. همه این‌ها به کاهش نقدینگی در بازارهای سرمایه، افزایش هزینه‌ی سرمایه‌ی شرکت‌ها و کاهش رشد اقتصادی منجر خواهد شد. با توجه به تأثیرات معکوس ورشکستگی بر بازارهای سرمایه و اقتصاد، پژوهشگران و ذینفعان برآن شدند تا با استفاده از رویکردهای مختلف، مدل‌های پیش‌بینی را ایجاد و توسعه دهند تا میزان زیان‌های وارده و تأثیرهای ناشی از آن کاهش یابد (کتس و براکر[1]، ۱۹۸۸).

افزایش آگاهی، کاهش ریسک و اطمینان‌خاطر بیشتر را به همراه دارد و امکان پیش‌بینی را تسهیل می‌کند. پیش‌بینی با پیش‌گویی که مبتنی بر حدس و گمان است، فرق دارد و مبتنی بر اطلاعات و آگاهی است (یون و وون، ۲۰۱۰). یکی از مفاهیمی که می‌تواند جلوه‌گاه مناسبی برای پی‌بردن به اهمیت پیش‌بینی باشد، مفهوم «ورشکستگی» است. ورشکستگی، رخدادی است که تأثیرات زیادی بر مدیریت، سهامداران، کارکنان، بستانکاران، مشتریان و سایر ذینفعان می‌گذارد (آلتمن، ۱۹۶۸). هشدار اولیه از احتمال ورشکستگی، مدیریت و سرمایه‌گذاران را قادر می‌سازد تا دست به اقدامات پیش‌گیرانه زده و فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند. در واقع پیش‌بینی تداوم فعالیت واحدهای اقتصادی در دوره‌های آتی

[1] . Keats and Bracker

یکی از مهم‌ترین عناصر در تصمیم‌گیری برای سرمایه‌گذاری است. تحلیل ورشکستگی ابزاری مناسب برای پیش‌بینی احتمال وقوع یا عدم وقوع ورشکستگی شرکت‌هاست که به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا قبل از سرمایه‌گذاری بر مبنای اطلاعات و سوابق عملکردی پیشین شرکت‌ها میزان احتمال ورشکستگی آن‌ها را ارزیابی کنند (فدوروا و همکاران، ۲۰۱۳). طی سال‌ها روش‌های متعدد و متنوعی برای تحلیل ورشکستگی مطرح شدند که هر یک نقاط قوت و ضعف مختص خود را دارند.

در واقع این پژوهش سعی دارد به منظور پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) استفاده کند و نتایج بدست آمده را با نتایج حاصل از پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از روش رگرسیون لوجیت (LR) مقایسه کند و در نهایت، به این سؤال پاسخ دهد که: دقت پیش بینی کدام یک از روش‌های به کار گرفته شده، بیشتر است؟

۲. مبانی نظری

ورشکستگی و مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مهم‌ترین موضوعات مطرح‌شده در زمینه مدیریت مالی، سرمایه‌گذاری و اطمینان به سرمایه‌گذاران برای افراد حقیقی و حقوقی است. در کشورهای پیشرفته صنعتی، تحقیقات بسیاری درمورد فرایند تصمیم به سرمایه‌گذاری صورت گرفته است. یکی از مسائلی که می‌تواند به نحوه تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری کمک کند، وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی شرایط مالی و وضعیت سازمان‌هاست، زیرا تا زمانی که شخص سرمایه‌گذار نتواند ارزیابی دقیقی از سرمایه‌گذاری موردنظر خود داشته باشد، انتخاب وی بهینه نخواهد بود. یکی از ابزارهای مورداستفاده برای تصمیم به سرمایه‌گذاری در یک شرکت، مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی است. سرمایه‌گذاران همواره می‌خواهند با پیش‌بینی امکان ورشکستگی یک شرکت، از ریسک سوخت‌شدن اصل و فرع سرمایه خود جلوگیری کنند. از این‌رو، آن‌ها درپی روش‌هایی هستند که بتوانند به وسیله آن ورشکستگی مالی شرکت‌ها را تخمین بزنند، زیرا در صورت ورشکستگی، قیمت سهام شرکت‌ها به شدت کاهش می‌یابد.

دانش حسابداری نیز تهیه اطلاعات سودمند برای تصمیم‌گیری اقتصادی را هدف اصلی خود به‌عنوان شاخص اولیه در گزارشگری مالی، «مربوط‌بودن» قرار داده است و با تأکید بر خصوصیت و ارائه مبانی نظری حسابداری و تأمین اطلاعات کیفی و کمی قابل‌اعتماد، تحلیلگران مالی و سایر استفاده‌کنندگان را در پیش‌بینی وضعیت اقتصادی و مالی آتی شرکت‌ها یاری نموده است.

مطالعات نسبتاً زیادی در زمینه پیش‌بینی عملکرد شرکت‌ها، به ویژه پیش‌بینی ورشکستگی در سه دهه اخیر به انجام رسیده است. نتایج این تحقیقات در متون علمی حسابداری، اقتصاد و مدیریت گزارش شده است. در این بررسی‌ها، از دو نظرگاه کلی، به بررسی و تحلیل این پیش‌بینی‌ها اقدام شده‌است. تمرکز یک دسته، بر قابلیت پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از اطلاعات محیطی موجود است. این گروه از مطالعات شواهدی را درباره این موضوع که "آیا نسبت‌های مالی برای پیش‌بینی ورشکستگی مفید هستند؟ " را فراهم آورده‌اند. دسته دوم، به بررسی صحت پیش‌بینی استفاده‌کنندگان می‌پردازند این گروه از تحقیقات، فرآیند پردازش اطلاعات توسط انسان‌ها را درباره نحوه پردازش اطلاعات به وسیله استفاده‌کنندگان و قضاوت این افراد، در مورد موضوعاتی مانند ورشکستگی و یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها، را مورد بررسی قرار داده‌اند. هر چند که بعضی از استفاده‌کنندگان بیشتر به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها علاقه‌مند هستند، (مثل موسسات مالی)، سایرین بیشتر علاقه‌مند به عدم ورشکستگی و پیش‌بینی وضعیت شرکت‌ها هم در حالت ورشکستگی و هم در غیر آن می‌باشند (به طور معمول سرمایه‌گذاران به عنوان گروه اصلی استفاده‌کننده از اطلاعات مالی بیشتر علاقه‌مند به تداوم سودآوری عملیات شرکت‌ها و پیش‌بینی عملکرد شرکت‌ها از نظر شاخص‌های مختلف می‌باشند). در پیش‌بینی عملکرد شرکت‌ها، از این نظر، به طورعمده از اطلاعات حسابداری استفاده شده است. در اکثر مدل‌هایی که برای پیش‌بینی ورشکستگی از اطلاعات حسابداری استفاده شده است، این اطلاعات اغلب به شکل نسبت (مثل نسبت بدهی به جمع دارایی‌ها، نسبت جاری، نسبت توان پرداخت بهره و مانند آن) بیان شده‌اند. تلاش محققان در این تحقیقات این است تا با استفاده از نسبت‌های مالی در مدل‌های متفاوت، شرکت‌ها را از نظر معیارهای مختلف رتبه‌بندی کنند.

این نوع پیش‌بینی‌ها، به‌طور عمده، با استفاده از شش مدل به انجام رسیده است. این مدل‌ها به ترتیب تاریخ ظهور آن‌ها در متون علمی حسابداری عبارتند از: مدل تفکیک‌کننده‌خطی[۲]، مدل لاجیت[۳]، مدل تفکیک مکرر[۴]، مدل تجزیه و تحلیل بقاء[۵]، مدل شبکه‌های عصبی[۶]، و مدل پردازش اطلاعات توسط انسان[۷] (سلیمانی،۱۳۸۴).

---

2 . Linear Discriminant Analysis
3 . Logit
4 . Recursive Partitioning
5 . Survival Analysis
6 . Artificial Neural Networks
7 . Human Information Processing

اولین بورس اوراق بهادار در دنیا در شهر آمستردام و توسط اولین شرکت چند ملیتی به نام «کمپانی هند شرقی هلند» پدیدار شد. به همین نحو، شرکت «کمپانی هند شرقی هلند» اولین شرکتی بود که سهام منتشر کرد.

امروزه نقش بورس‌های اوراق بهادار در اقتصاد جهان غیرقابل انکارند. شاید محققین نیز هیچ گاه تصور نمی کردند که کاری که شرکتی در ۴۰۰ سال پیش ابداع نمود، سراسر دنیا را در برگیرد. به هرحال، پیدایش اولین بورس اوراق بهادار را می‌توان به تشکیل آن در انگلستان، فرانسه و هلند در قرن ۱۸ نسبت داد، درحالی که اقتصاد در ایالات کشور نوپای آمریکا به شدت تحت کنترل بریتانیا قرار داشت. تا اینکه اولین بازار حراج غیر رسمی در سال ۱۷۵۲در نیویورک تأسیس و در سال ۱۷۹۲ با امضای قرارداد بین کارگزاران، بورس اوراق بهادار نیویورک رسماً معرفی گردید، نهادی که بی شک قلب اقتصاد جهان در آن می‌تپد.

ریشه های ایجاد بورس اوراق بهادار در ایران به سال ۱۳۱۵ بازمی‌گردد. در این سال یک کارشناس بلژیکی به همراه یک کارشناس هلندی، به درخواست دولت وقت ایران، درباره تشکیل بورس اوراق بهادار مطالعاتی نمودند و در سال ۱۳۱۷گزارش کاملی درباره جزئیات مربوط به تشکیل بورس اوراق بهادار تهیه کردند. تصویب لایحه قانون اداره امور بانک‌ها در تاریخ ۱۷ خرداد ۱۳۵۸ توسط شورای انقلاب انجام گردید که به موجب آن۳۶ بانک تجاری و تخصصی کشور در چهارچوب ۹ بانک شامل ۶ بانک تجاری و ۳ بانک تخصصی ادغام و ملی شدند. همچنین تصویب قانون حفاظت و توسعه صنایع ایران در تیر ۱۳۵۸ باعث گردید تعداد زیادی از بنگاه‌های اقتصادی پذیرفته شده در بورس از آن خارج شوند. به گونه‌ای که تعداد آنها از ۱۰۵ شرکت و مؤسسه اقتصادی در سال ۱۳۵۷ به ۵۶ شرکت در پایان سال ۱۳۶۷ کاهش یافت. پایان یافتن جنگ تحمیلی و آغاز دوره سازندگی زمینه های احیای دوباره بورس اوراق بهادار را فراهم ساخت. در واقع تجدید فعالیت بورس اوراق بهادار یکی از مهمترین ساز و کار های اجرایی بهسازی اقتصاد ملی به شمار می آمد. بورس تهران به عنوان نماد اصلی بازار سرمایه ایران، از آغاز سال ۱۳۷۶ دوره تازه ای از فعالیت را به خود دید. سال ۱۳۷۹ سال درخشانی در پرونده بورس تهران بود. در این سال بازدهی بورس به ۵۹/۸۶ درصد رسید که در مقایسه با سایر فرصت‌های سرمایه‌گذاری و تورم ۱۲/۶ درصدی در این سال بسیار شایان توجه بود. برنامه‌های در دست اجرا طی این سال‌ها، دامنه‌ای فراگیر از بهسازی نظام اداری و تشکیلاتی بازار، بهبود اطلاع‌رسانی، ارتقای شفافیت و کارایی بازار و تقویت نظام تنظیمی و نظارتی بورس گرفته تا گسترش سطح فعالیت آن به سایر مناطق جغرافیایی کشور، تنوع‌سازی بازارهای داد و ستد، معرفی ابزارهای جدید مالی،

ایجاد بورس ابزارهای مشتق و بسیاری دیگر از الزام‌ها و نیازهای ایجاد یک بازار قاعده‌مند و کارآمد اوراق بهادار را در ایران پوشش داده است.

تلاش‌های فراوانی برای پیش‌گویی شکست شرکت‌ها به عمل آماده است. یک روش برای پیش‌گویی شکست، بهره‌گیری از نسبت‌های نقدینگی است (نسبت جاری و سریع). تحقیقات متعددی ضعف این نسبت‌ها را در شکست شرکت‌ها نشان داده است. در سال ۱۹۵۰ جی.ای. والتر دلیل ضعف این نسبت‌ها در پیش‌گویی شکست شرکت‌ها را ناشی از ترازنامه دانست چرا که ترازنامه وضعیت مالی را در یک لحظه از زمان نشان می‌دهد درحالی‌که معیار بهتر شکست بالقوه، جریان نقدینگی یعنی حرکت وجوه در طول زمان می‌باشد. محققین مسائل مالی و حسابداری در پاسخ به تقاضای آن‌ها، پا را از محاسبات اولیه نسبت‌های مالی شرکت‌ها فراتر گذاشته و سعی در ارائه مدل‌های مالی که از ترکیب این نسبت‌ها حاصل شده و قادر است عملکرد و توانایی پرداخت سود و تداوم فعالیت شرکت‌ها را بهتر اندازه‌گیری کند، دارند.

هر یک از این مدل‌ها با بکارگیری ترکیبی از نسبت‌های فعالیت، اهرمی، عملیاتی، سودآوری و تسویه شرکت‌ها سعی در پیش‌بینی فعالیت و نتایج عملیات آتی شرکت‌ها دارند.

۱-۲. پیشینه تحقیق

اولین پژوهش انجام شده برای ارائه یک مدل پیش بینی ورشکستگی در ایران، توسط مهدی رسول زاده(۱۳۸۰) با نام «بررسی کاربرد مدل آلتمن برای بررسی وضعیت ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در دو گروه صنایع فلزات اساسی و نساجی» و به منظور ارزیابی اینکه، آیا به کار بردن مدل Z آلتمن در شرکت های بورس اوراق بهادار تهران و در دو گروه مورد بررسی او مناسب است یا خیر، انجام شده است. در این مطالعه او اطلاعات مالی حاصل از صورت های مالی شرکت های فوق را بین سال های ۱۳۷۵ تا ۱۳۷۸ مورد استفاده قرار داد. این پژوهش پیش بینی درست شرکت های ورشکسته معادل ۷۵ درصد را به اثبات رساند (رسول زاده، ۱۳۸۰).

سپس نیکبخت و شریفی (۱۳۸۹)، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها پرداختند و نشان دادند که تفاوت معناداری بین MDA و ANN وجود دارد. همچنین طبق نتایج کم بودن خطای نوع اول بر خطای نوع دوم پیش‌بینی اولویت دارد. رستمی و همکاران (۱۳۹۰)، نیز به مطالعه مقایسه‌ای بین تحلیل پوششی داده‌ها و رگرسیون لجستیک پرداختند و نشان داد که الگوی LR نسبت به الگوی جمعی روش تحلیل پوششی داده‌ها در ارزیابی درماندگی مالی درون نمونه‌ای به طور معناداری

بهتر عمل کرده است. هم‌چنین ظهری و همکاران (۱۳۹۱)، به وسیله شبکه‌های عصبی فازی به ارائه مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورسی پرداختند. آن‌ها ابتدا پارامترهای مؤثر بر ورشکستگی را شناسایی و سپس متغیرهای نهایی را در سه دسته اصلی طبقه‌بندی کردند و به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های داروسازی بورس را نمایش بکار بردند. عملکرد شبکه‌های عصبی فازی در محیط متلب و با استفاده از سیستم استنتاج فازی سوگینو و توابع عضویت جی‌بل مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتیجه بدست آمده از این مقاله یک مدل پیش بینی بهینه با کمترین مقدار خطا را ارایه داده است. در ادامه، عطار مقدس (۱۳۹۱)، به مطالعه‌ای تحت عنوان "پیش بینی ورشکستگی با استفاده از تحلیل پوششی داده ها و مقایسه با مدل رگرسیون لوجیت در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران" پرداخت. نتایج نشان داد که این تکنیک، نتواسته ورشکستگی شرکت‌ها را به خوبی پیش‌بینی کند. در نهایت نتایج حاکی از این است که مدل رگرسیون لوجیت از دقت بالاتری برخوردار است و برای پیش‌بینی مدل مناسب‌تری است.

بحیرایی و همکاران (۱۳۹۴)، نشان دادند که سودآوری بازار سرمایه و اطمینان از عدم ورشکستگی شرکت‌ها، علاوه بر توسعه بازار سرمایه به توسعه صنعت خدمات مالی و افزایش سرمایه‌گذاری در بخش بازاریابی خدمات مالی منجر می شود.

ساورویی و همکاران (۱۳۹۸)، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مبتنی بر رویکرد پرسپترون چندلایه به شناسایی عوامل موثر بر پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورسی ایرانی و ارائه یک مدل آماری مناسب به منظور برآورد ورشکستگی شرکت‌های ایرانی پرداختند. جامعه آماری این تحقیق تمامی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بودند که با لحاظ نمودن معیارهایی و به روش حذف سیستماتیک تعداد ۱۷۲ شرکت از این جامعه آماری در بازه زمانی ۱۳۸۶ الی ۱۳۹۵ به‌عنوان نمونه انتخاب شدند. یافته‌های حاصل از تجزیه و تحلیل داده‌های پژوهش نشان داد که سیستم ANN قادر است با دقتی معادل ۹۸ درصد عوامل تاثیرگذار بر ورشکستگی شرکت‌های ایرانی را در سال قبل از ورشکستگی شناسایی نماید. علاوه براین، زرین و همکاران (۱۳۹۹) با هدف تدوین الگویی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های دولتی علاوه بر عوامل مالی، از عوامل کلان اقتصادی، مدیریتی و سیاسی استفاده نمودند. در این پژوهش کاربردی، نمونه آماری پژوهش شامل ۷۵ شرکت ورشکسته و غیرورشکسته دولتی در بازهٔ زمانی ۱۳۸۸-۱۳۹۷ بود. آن‌ها با تحلیل عاملی اکتشافی۴۴ متغیر که بیشترین تاثیر بر ورشکستگی داشتند، را انتخاب و با تحلیل عاملی

تاییدی، یک پرسش‌نامه به خبرگان ارسال شد. با بررسی پرسش‌نامه‌ها و تحلیل رگرسیونی متغیرها بهترین خروجی با ۸ متغیر به عنوان مدل پژوهش انتخاب شد. مدل پژوهش که متکی به متغیرهای مالی، اقتصادی، مدیریتی و سیاسی می‌باشد با ۹۲/۴ درصد شرکت‌های دولتی ورشکسته و ۸۶ درصد شرکت‌های دولتی غیر ورشکسته را شناسایی نمود.

وزیری (۱۳۹۹) در مقاله‌ی " پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (با تاکید بر گزارشگری مالی)" به بررسی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت-های پذیرفته‌شده که شامل ۷۰ شرکت ورشکسته و ۷۰ شرکت غیرورشکسته طی دوره۹۷-۸۹ پرداختند.آن‌ها با استفاده از دو تکنیک رگرسیون لوجستیک و جنگل تصادفی و به‌کارگیری نسبت‌های مالی منتخب، دو مدل جهت پیش‌بینی ورشکستگی استخراج شده و نتایج حاصل از آن‌ها مورد مقایسه قرار گرفته اند.آن‌ها نشان دادند که مدل جنگل‌های تصادفی در مقایسه با مدل رگرسیون لوجستیک، از برتری قابل توجهی برخوردار است.

حیدری و همکاران (۱۴۰۰)، در پژوهشی با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم فراابتکاری کرم شب‌تاب دو مدل پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌هادر بورس اوراق بهادار تهران را آزمون و نتایج را با هم مقایسه نمودند. برای انجام این پژوهش داده‌های ۷۹ شرکت در بازه زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۴ گردآوری و با به‌کارگیری الگوریتم‌های شبکه عصبی پس انتشار و کرم شب تاب تجزیه و تحلیل شدند. یافته‌های این پژوهش نشان می دهد که شبکه عصبی بهینه شده بوسیله الگوریتم کرم شب‌تاب عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پس انتشار خطا در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های نمونه دارد.

هم‌چنین مطالعات قابل توجهی توسط اندیشمندان خارجی در این حوزه انجام شده است که در ادامه به تعدادی از تحقیقات سال‌های اخیر اشاره می‌کنیم.

پرماچاندرا، چن و واتسون[8] (۲۰۱۱)، با استفاده از الگوی سوپر کارایی جمعی[9] روش DEA براساس دو مرز موفقیت و شکست به ارزیابی شرکت ها می پردازد. آن ها نشان دادند که الگوی DEA در پیش بینی شکست شرکت در مقایسه با پیش بینی شرکت های سالم به نسبت ضعیف عمل می کند.

[8] . Premachandra, Chen & Watson
[9] . Additive super-efficiency

وارینا و همکارانش (۲۰۱۳)، یک روش مالی جدید برای طبقه بندی محصولات کشاورزی برای اهداف تجاری ایجاد کردند. آنها ۴ روش محبوب را به عنوان ابزارهای غیر ورشکسته پیش بینی ورشکستگی برای محیط پیچیده امروز استفاده کردند. این روش ها شامل مدل تحلیل پوشش داده، مدل لوجیت، مدل مربع Z و مدل پیش بینی مالی می باشد. اگرچه هنوز برای گروه مالی سازمانها اعمال نشده است، اما قابلیت اطمینان آنها در این تحقیق تأیید شده است. علاوه بر این، راهبردهای مؤثر برای بخش مالی صنعت کشاورزی پیشنهاد شده است.

روبین و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه های عصبی به بررسی بحران مالی در ۱۰۷ شرکت در چین در سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ پرداخته‌اند. در این تحقیق از فن کاهش داده برمبنای ۳۱ شاخص مالی استفاده شد. سپس نتایج تحقیق را با مدل‌های دیگر(درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان) مقایسه نموده و نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی با دقت بیشتر نسبت به سایر روش‌ها، شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را طبقه‌بندی می‌کند.

گاتاشه و همکاران (۲۰۲۰) با هدف بهبود قدرت پیش‌بینی مدل‌سازی ورشکستگی، از روش‌های مجموعه حساس به هزینه برای تولید مدل‌های پیش‌بینی استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که جنگل‌های تصادفی حساس به هزینه، نسبت به روش‌های دیگر در پیش‌بینی ورشکستگی بهتر عمل کردند و به میانگین هندسی ۹۰,۷ با خطاهای نوع I و II برابر ۰,۰۹۴ و ۰,۰۸۸ دست یافتند.

رادووانویچ و هاس (۲۰۲۳) در مقاله‌ی ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس هزینه‌های اجتماعی–اقتصادی، دو معیار ارزیابی جایگزین هزینه‌های مالی ورشکستگی و تأثیر اجتماعی که با استفاده از تعداد مشاغل از دست رفته به عنوان نماینده اندازه‌گیری نمودند. آن‌ها انواع مدل‌های یادگیری ماشینی و هم‌چنین تحلیل تفکیک چند متغیره و رگرسیون لجستیک را با هم مقایسه نمودند. آن‌ها مدل‌ها را بر روی مجموعه داده‌های واقعی شامل شرکت‌های فهرست شده در آمریکای شمالی برای دوره ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۰، اعمال نموده و نشان دادند که تفاوت‌های کوچک در عملکرد آماری می‌تواند به تفاوت‌های بزرگ در رابطه با هزینه‌های اجتماعی–اقتصادی تبدیل شود، و اینکه انتخاب بهترین مدل عملکرد به‌طور اساسی به معیار ارزیابی در نظر گرفته شده بستگی دارد.

شش مقاله از ده مقاله پراستناد در مورد پیش‌بینی ورشکستگی، از تکنیک‌های یادگیری ماشینی استفاده می‌کنند (شِی و لی، ۲۰۱۹)، و رویکردهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی بسیار محبوب به نظر می‌رسند.

پیش‌بینی‌های مدل‌های ML اغلب دقیق‌تر از پیش‌بینی‌های حاصل از روش‌های تحلیل رگرسیون یا تفکیک‌کننده هستند و معمولاً می‌توانند به دقتی بیش از ۹۰ درصد دست یابند (آلاکا و همکاران، ۲۰۱۸).
به طور کلی، بیشتر مدل ها از داده های حسابداری یا بازار مالی استفاده می کنند. "استفاده از نسبت ها به همان اندازه به دلیل قدرت پیش بینی آنها به دلیل در دسترس بودن و استاندارد بودن آنها است. آنها به طور کلی اجازه می دهند تا بین شرکت های شکست خورده و شرکت های شکست خورده تمایز مناسبی قائل شوند (آلتمن، ۱۹۶۸)، به راحتی در دسترس هستند و همگن هستند زیرا به همان روش در چارچوب مقرراتی مشخص محاسبه می شوند. بنابراین مدل‌های حسابداری بر دنیای پیش‌بینی ورشکستگی تسلط دارند. " (دو جاردین، ۲۰۱۶). آلفارو و همکاران (۲۰۰۸) دریافتند که درخت‌های تصمیم تقویت‌شده نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی، زمانی که کد صنعت و نسبت‌های حسابداری به عنوان متغیرهای ورودی استفاده می‌شوند، به نرخ خطای کمتری دست می‌یابند. چن و همکاران (۲۰۱۰) از یک مدل جدید مبتنی بر KMV برای تجزیه و تحلیل ریسک اعتباری در SMEهای فهرست شده چینی استفاده می کند. آنها دریافتند که ریسک اعتباری در چین با افزایش گرایش بالا است و اندازه دارایی بیشترین تأثیر را بر ریسک اعتباری دارد. زلنکوف و وواودارسکی (۲۰۲۱) استدلال می کنند که برای مدل های پیش بینی ورشکستگی بهینه است که نسبت متعادلی از پیش بینی های مثبت کاذب و منفی کاذب داشته باشند، زیرا این دو خطا پیامدهای مشابهی دارند. آنها یک الگوریتم انتخاب طبقه‌بندی کننده چند هدفه را پیشنهاد می‌کنند که تنها طبقه‌بندی‌کننده‌هایی را انتخاب می‌کند که به مجموعه بهینه پارتو در رابطه با نسبت پیش‌بینی‌های مثبت کاذب و منفی نادرست تعلق دارند. آنها روش‌های مختلف کم‌نمونه‌سازی، بیش‌نمونه‌گیری و روش‌های بدون نمونه‌گیری را آزمایش می‌کنند و از مجموعه داده روسی و لهستانی استفاده می‌کنند. رویکرد آنها از نظر معیارهای مختلف (میانگین هندسی، سطح زیر منحنی) بهبود قابل توجهی را نشان داد. توباک و همکاران (۲۰۱۷) دریافتند که ترکیبی از داده‌های مالی و رابطه‌ای عملکرد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی را بهبود می‌بخشد، زیرا زمانی که یکی از شرکت‌های مرتبط با آن قبلاً اعلام ورشکستگی کرده احتمال شکست شرکت بیشتر است. باربوزا و همکاران (۲۰۱۷) عملکرد مدل‌های مختلف پیش‌بینی ورشکستگی را بر اساس حساسیت، ویژگی و ناحیه زیر منحنی مقایسه کرد و دریافت که مدل‌های یادگیری ماشینی از رگرسیون‌های لجستیک و تحلیل‌های متمایز خطی بهتر عمل می‌کنند، و همچنین جنگل‌های تصادفی بهترین عملکرد را در میان منحنی‌ها نشان می‌دهند. مدل

های یادگیری ماشینی تجزیه و تحلیل ما مبتنی بر رویکرد آنها است و کار آنها را با معرفی هزینه های مختلف خطاهای نوع I و نوع II گسترش می دهد.

۲-۲. متغیرهای تحقیق

الف) متغیر وابسته: در پژوهش‌های از نوع پیش‌بینی ورشکستگی، متغیر وابسته یک مقدار مجازی صفر یا یک (۰و۱) است. اگر این مقدار برابر با صفر باشد یعنی اینکه مدل مورد آزمون، شرکت مورد بررسی را غیرورشکسته پیش‌بینی کرده است. اما اگر مدلی در بررسی‌های خود مقدار یک را به متغیر وابسته اختصاص دهد، بدین معنی است که شرکت مورد بررسی، از نظر مدل ورشکسته پیش‌بینی می‌شود. با در نظر گرفتن شرایط اقتصادی کشور و بررسی تحقیقات مرتبط قبلی، معیارهای ورشکستگی شرکت‌ها به دو صورت زیر درنظر گرفته شده‌اند.

۱. شرکت مشمول ماده ۱۴۱قانون تجارت شده باشد (نسبت سود و زیان انباشته به سرمایه شرکت می باشد که زیان انباشته شرکت باید بیش‌تر از ۵۰ درصد سرمایه شرکت باشد.

۲. شرکت‌درسه سال متوالی دارای زیان خالص باشند.

ب) متغیر مستقل: در این مطالعه متغیرهای مستقل نسبت‌های مالی می‌باشند که در انتخاب نسبت‌ها دو معیار مهم مورد نظر بوده است: اول این که میانگین آن‌ها در گروه شرکت‌های سالم و از نظر آماری متفاوت باشد و دوم این که امکان دسترسی به اطلاعات وجود داشته باشد. به این منظور، ابتدا آماره‌های مربوط به هر یک از متغیرها در هر دو گروه محاسبه شدند و آزمون اختلاف سطح میانگین‌ها نیز در مورد آن‌ها صورت گرفت. در این مرحله بود که تصمیم نهایی نسبت به انتخاب هفت متغیر اصلی گرفته شد. این متغیرها در جدول (۱) منعکس گردیده است.

۱-نسبت بدهی[10]:

نسبت بدهی توانایی شرکت برای تعهد به دیون خود را منعکس می کند. نسبت بدهی، زیاد معمولا یعنی واحد ناگزیر است نرخ سود تضمین شده بالاتری برای استقراض خود داشته باشد، و با گذشتن از حدی اصولا این واحد امکان استقراض را نخواهد داشت. وام دهندگان نسبت بدهی کمتر را ترجیح می دهند. چون

[10] Debit Ratio =Total Debit/Total Assets

ایمنی بیشتری به همراه دارد. در شرایط رکود اقتصادی کم بودن نسبت بدهی ، نشانگر وضعیت مناست تر خواهد بود.

۲-نسبت بدهی‌های جاری به کل دارایی[11]:

این نسبت از تقسیم بدهی‌های جاری به مجموع دارایی‌ها بدست می‌آید. این نسبت توان واحد انتفاعی برای ایفای تعهدات کوتاه مدت را از محل دارایی‌هایی های شرکت ارزیابی می کند (عبدالکریم مقدم،۱۳۹۲).

۳-نسبت جاری[12]:

نسبت جاری توانایی پرداخت بدهی های جاری را از محل دارایی های جاری نشان میدهد و از تقسیم دارایی جاری به بدهی جاری به دست می آید. در این نسبت فرض براین است که دارایی های جاری پشتوانه باز پرداخت بدهی های جاری شرکت است. هرچه این نسبت بالاتر باشد وضعیت شرکت بهتر است (لعل بار، ۱۳۸۸).

۴-نسبت سرمایه درگردش به کل دارایی‌ها[13]:

نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها نسبتی است که نشان دهنده سهم سرمایه در گردش در مقایسه با کل دارایی‌ها است. هرچه این سهم بزرگ‌تر باشد، توانایی نقدینگی شرکت بیشتر است و دوری شرکت از خطر درماندگی مالی را نشان می‌دهد (محمدرضا رستمی و همکاران، ۱۳۹۰).

۵-نسبت سود قبل از هزینه‌های مالی و مالیات به کل دارایی‌ها[14]:

این نسبت معیاری برای بهره وری واقعی دارائیهای شرکت بدون درنظرگرفتن هرگونه هزینه های مالی ویا عوامل دیگر می باشد، زیرا می توان گفت ادامه فعالیت واقعی هر شرکت به ایجاد سود از محل دارائیهای آن شرکت وابسته است (وکیلی فرد و همکاران،۱۳۸۰).

۶-نسبت سود قبل از هزینه های مالی و مالیات به فروش[15]:

این نسبت بیانگر توان سودآوری شرکت است. هر چه قدر این نسبت بزرگتر باشد، شرکت سودآورتر بوده و کم‌تر در معرض درماندگی مالی قرار می‌گیرد (محمدرضا رستمی و همکاران، ۱۳۹۰).

11 Current liabilities/Total Assets
12 current Ratio =Current Assent/Current liabilities
13 Working Capital/ Total Assets
14 Earning Before Interest and Tax / Total Assets
15 Earning Before Interest and Tax /sales

۷ -بازده دارایی‌ها[16]:

چگونگی سودآوری شرکت، وابسته به کل دارایی‌های آن شرکت می‌باشد. بازده دارایی، یک ایده درباره مدیریت کارآمد، در رابطه با استفاده از دارایی‌ها، در جهت تولید سود (دارایی‌های مولد) به ما می‌دهد، که از طریق تقسیم سود خالص، به کل دارایی شرکت، محاسبه می‌شود (غلامرضا کردستانی و همکاران،۱۳۹۳).

جدول ۱. جدول متغیرهای مساله

نام متغیر	نماد	نحوه محاسبه (از چپ به راست)
نسبت جاری	CA/CL	دارایی های جاری /بدهی های جاری
نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی ها	WC/TA	سرمایه در گردش /کل دارایی ها
نسبت بدهی	TD/TA	کل بدهی ها /کل دارایی ها
نسبت گردش دارائی ها	NS/TA	خالص فروش /کل دارایی ها
نسبت دارای یهای جاری به کل دارایی ها	CA/TA	دارایی های جاری /کل دارایی ها
نسبت سود عملیاتی به کل دارایی ها	EBIT/TA	سود عملیاتی /کل دارایی ها
حاشیه سود عملیاتی	EBIT/NS	سود عملیاتی /خالص فروش
بازده دارایی ها	ROA	سود خالص /کل دارایی ها
بازده حقوق صاحبان سهام	ROE	سود خالص /حقوق صاحبان سهام
اندازه شرکت	FS	لگاریتم خالص فروش

۳. روش تحقیق

در پژوهش حاضر برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از ۲ روش استفاده شده است. ابتدا لیستی از شرکت-های پذیرفته در بورس در طی سال‌های ۱۳۹۹-۱۳۹۵ ارائه شده و بعد از مشخص کردن تعداد شرکت‌هایی که در طی این سال‌ها با ورشکستگی روبرو شده‌اند و تعداد شرکت‌هایی که با این موضوع روبرو نشده‌اند،

[16] Return on Asset

به ارائه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لوجیت پرداخته شده است. پس از تجزیه و تحلیل هر یک از روش‌ها به ارائه نتایج و مقایسه آن‌ها اقدام گشته است.

نمونه آماری تحقیق شامل شرکت‌هایی است که حائز شرایط زیر باشند:

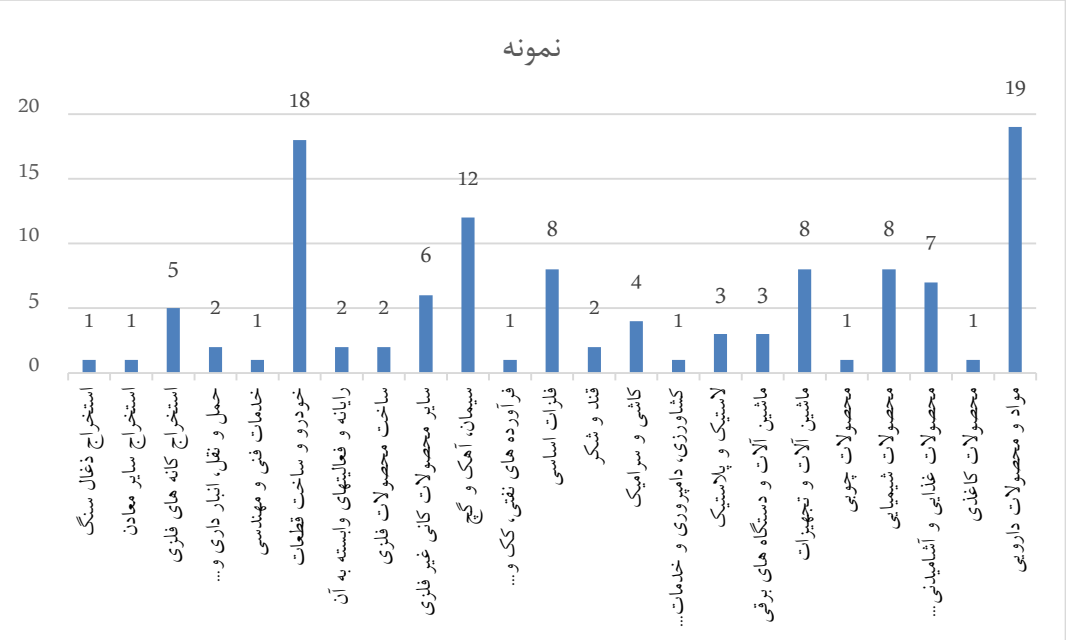
- شرکت‌هایی که قبل از سال ۱۳۹۵ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و تا پایان سال ۱۳۹۹ از فهرست شرکت‌های بورسی حذف نشده باشند؛
- به منظور افزایش قابلیت مقایسه، سال مالی آن‌ها منتهی به ۲۹ اسفندماه باشد؛
- طی دوره موردنظر، تغییر فعالیت و یا تغییر سال مالی نداده باشند؛
- جزء شرکت‌های سرمایه‌گذاری و واسطه‌گری مالی نباشند (شرکت‌های سرمایه‌گذاری به علت تفاوت ماهیت فعالیت با بقیه شرکت‌ها، در جامعه آماری منظور نشدند)؛
- طول وقفه انجام معاملات در این شرکت‌ها طی دوره زمانی مذکور، بیش از ۶ ماه نباشد.

با درنظر گرفتن تمامی موارد فوق تعداد شرکت‌های نمونه برابر ۱۱۶ شرکت شد.

تعداد شرکت‌ها و هم‌چنین نمودار تعداد هر شرکت از هر صنعت در بورس آورده شده است و شرکت‌ها بر اساس شرایطی که قبلا ذکر شد به دو دسته سالم و ورشکسته تقسیم شده و خلاصه جمع‌آوری داده‌ها را در جدول ۲ و همچنین نمودار (۱) را مشاهده می‌کنیم.

جدول ۲- تعداد نمونه منتخب

تعداد کل شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس در پایان سال ۱۳۹۹	۵۰۵
تعداد شرکت‌هایی که در قلمرو زمانی ۹۹-۹۵ در بورس فعال نبوده‌اند	-(۱۷۶)
تعداد شرکت‌هایی بعد از سال ۶۰ در بورس پذیرفته شده‌اند	-(۶۹)
تعداد شرکت‌هایی که جزو هلدینگ، سرمایه‌گذاری‌ها، واسطه‌گری‌های مالی، بانک‌ها و یا لیزینگ‌ها بوده‌اند	-(۴۳)
تعداد شرکت‌هایی که در قلمرو زمانی تحقیق تغییر سال مالی داده و یا سال مالی آن منتهی به پایان اسفند نمی‌باشد	-(۵۴)
تعداد شرکت‌هایی که در قلمرو زمانی تحقیق وقفه معاملاتی بیش از ۶ ماه داشته‌اند	-(۳۳)
تعداد شرکت‌هایی که سه سال سوددهی نداشته‌اند.	-(۱۳)
تعداد شرکت‌هایی‌که در قلمرو زمانی تحقیق اطلاعات آن‌ها در دسترس نمی‌باشد	-(۱)
تعداد شرکت‌های نمونه	**۱۱۶**



نمودار ۱- تعداد شرکت‌ها به تفکیک صنعت

شبکه عصبی مصنوعی

برای طراحی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی به منظور حل مسئله‌ای از نوع دسته‌بندی، اصول و روش‌های سیستماتیکی وجود ندارد، برخی روش‌های ابتکاری مانند الگوریتم هرس، الگوریتم زمانی چندجمله‌ای و تکنیک اطلاعات شبکه پیشنهاد شده است. از آن‌جایی که عوامل زیادی هم‌چون لایه‌های پنهان، تعداد نورون-های لایه‌های پنهان، ترمال‌کردن داده‌ها و الگوریتم یادگیری می‌توانند عملکرد شبکه‌های عصبی را تحت تاثیر قرار دهند، بنابراین بهترین معماری شبکه عصبی با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا بدست می‌آید. شبکه‌های عصبی از یک سری لایه‌ها شامل اجزای ساده پردازشگر به نام نورون تشکیل شده‌اند که به‌صورت موازی با هم عمل می‌کنند.

هر لایه ورودی به یک با تعداد بیشتری لایه میانی مرتبط است و لایه‌های میانی نیز به لایه خروجی وصل می‌شوند؛ به جایی که پاسخ شبکه در نقش خروجی سیستم ظاهر می‌گردد. ویژگی قابل توجه شبکه‌های عصبی قابلیت یادگیری آن‌ها می‌باشد. آن‌ها قادرند تا هر بار، وزن‌های موجود در روابط تعریف‌شده خود را

متناسب با هر نمونه ورودی، اصلاح کنند. هر نورون را می‌توان به عنوان یک جز کوچک و هر ارتباط میان دو نورون را به عنوان یک لایه تصور کرد. علاوه‌براین، هر لابه وزنی دارد که بیانگر میزان تأثیرگذاری هر نورون بر یکدیگر است. بنابراین اگر این وزن‌ها بیشتر باشد، نشان می‌دهد در نورون روی یکدیگر تأثیر شدیدتری دارند و سیگنال قوی‌تری از این لایه عبور می‌کند. این شبکه‌ها، یک شبکه چند لایه با تابع انتقال غیر خطی و قاعده یادگیری Widrow-Hoff می باشد. از بردار ورودی و هدف برای تقریب‌زدن یک تابع، یافتن رابطه بین ورودی و خروجی و دسته‌بندی ورودی‌ها بر اساس روش تعیین شده توسط طراح استفاده می‌شود. الگوی یادگیری پس انتشار خطا (BP)، از نوع یادگیری با ناظر است. در یادگیری با ناظر، هنگامی که ورودی به شبکه اعمال می‌شود جواب شبکه با جواب هدفی که ما برای شبکه تعیین کردیم مقایسه می‌شود و سپس خطای یادگیری محاسبه شده و از آن برای تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می‌شود؛ به گونه‌ای که اگر دفعه بعد همان ورودی اعمال شود، خروجی شبکه به جواب هدف نزدیکتر می‌گردد. این الگوریتم بر پایه قانون دلتا و با استفاده از مجموع اندازه مجذور برای نورون‌های خارجی طراحی گردیده است.

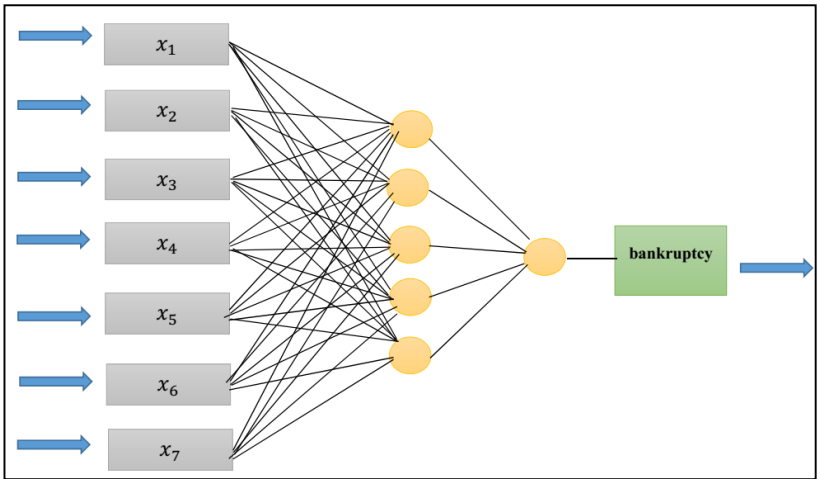
در پژوهش‌های قبلی، عنوان شده است که در پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از نسبت‌ها، نیازی به نرمال کردن[17]،داده های ورودی نیست، در این پژوهش نیز با توجه به نتایج مطلوب به کارگیری داده‌های معمولی، نرمال کردن داده‌ها صورت نپذیرفت (محمدرضا نیکبخت و همکاران، ۱۳۸۹).

برای طراحی شبکه عصبی از نرم‌افزار متلب نسخه ۲۰۱۶ استفاده شده است. نسبت‌های مالی به عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب می‌شوند و خروجی‌ها شامل وضعیت شرکت‌هاست که شامل شرکت‌های ورشکسته و سالم می‌شوند. شرکت‌های ورشکسته با کد صفر و شرکت‌های سالم با کد ۱ مشخص می‌شوند. داده‌ها از طریق نرم افزار اکسل فراخوانی می‌شوند.

در این تحقیق پس از تکرار آزمایش تعداد نورون‌های مختلف در لایه میانی، همراه با تنظیم پارامترهای دیگر، این نتیجه حاصل شد که وجود پنج نورون در لایه میانی می‌توان به عملکرد بهتر منجر شود. بنابراین شمای کلی شبکه‌های مورد استفاده، به صورت شکل ۱ است.

[17] normalizaton

شکل ۱- شمای شبکه عصبی مدل پیشنهادی



در این تحقیق، برای آموزش شبکه از شبکه‌ی پرسپترون پس انتشار خطا استفاده شده است. در این شبکه مسیر همواره رو به جلو پردازش می‌شود و به نرون لایه‌ی قبلی باز نمی‌گردد انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آن از قاعده خاصی تبعیت نمی‌کند و دست یافتن به بهترین چینش نیازمند مقایسه‌ی معیارهای سنجش بدست آمده از ترکیب‌های مختلف آزمون است.

الگوریتم لونبرگ – مارکوارت(LM[18])

از میان روش‌های مختلف آموزش به روش پس انتشار خطا، الگوریتم لونبرگ – مارکوارت ، به دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش شبکه‌های با اندازه‌ی متوسط، برای استفاده در تحقیق حاضر انتخاب شده است. الگوریتم پس انتشار خطا، وزن‌های شبکه و مقادیر بایاس را در جهتی تغییر می‌دهد که تابع عملکرد با سرعت بیشتری کاهش یابد. بنابراین در این تحقیق از الگوریتم آموزش trainlm استفاده کرده‌ایم. تابع تبدیل مورد استفاده در این تحقیق، تابع زیگموئیدی است که فرمول آن به‌صورت $f(net)=(1+e^{-net})^{-1}$ می‌باشد که منظور از net مجموع وزنی متغیرهای ورودی از لایه قبلی است. با استفاده از این تابع، مقدار متغیر خروجی، عددی بین صفر و یک خواهد شد. تابع عملکرد برای آموزش شبکه، متوسط مجموع مربعات خطا (mse) در نظر گرفته شده است که عبارت است از:

[18] Levenberg-Marquardt

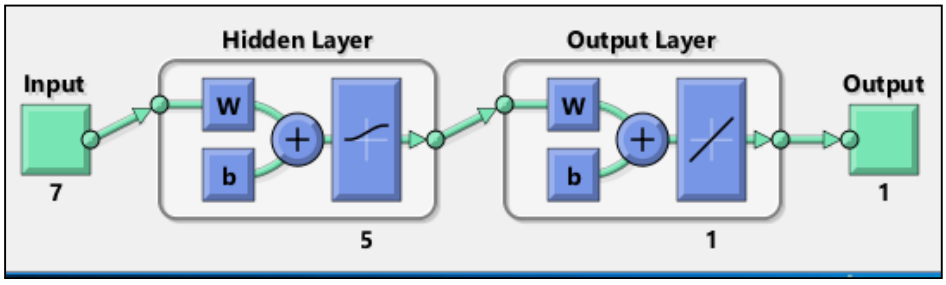
$$f= mse = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(ei)^2 \qquad (۱)$$

استفاده از این تابع عملکرد باعث خواهد شد که شبکه وزن‌ها و بایاس کوچکتری داشته باشد و این امر به نوبه خود شبکه را مجبور می‌کند تا پاسخ‌های هموارتری ارائه دهد. با استفاده از این تابع عملکرد، نتایج نهایی بسیار رضایت‌بخش بود در مورد نرخ یادگیری باید گفت که اگر نرخ یادگیری کوچک باشد، یادگیری به کندی انجام می‌شود و اگر بزرگ باشد، باعث نوسان زیاد و ناپایداری سیستم می‌گردد.

با استفاده از این الگوریتم کارا و سریع می‌توان با تعداد دفعات پایین‌تر به عملکرد کارایی از شبکه دست یافت. خروجی شبکه شامل شرکت‌های ورشکسته به‌صورت عدد صفر و شرکت‌های غیر ورشکسته به‌صورت عدد یک معرفی شده‌است.

در این نوع شبکه عصبی مصنوعی دو لایه وجود دارد که لایه اول با پنج نرون از توابع فعال‌سازی logsig و لایه دوم با یک نرون خطی از نوع توابع فعال‌سازی (linear Trasnfer function) و ورودی‌ها شامل ۷ متغیر و یک خروجی پیاده‌سازی شده است. داده‌های آموزشی، آزمون و اعتباری به ترتیب ۷۰٪ ، ۱۵٪ ، ۱۵٪ در نظر گرفته شده‌اند.

شکل۲- شمای کلی شبکه عصبی مورد استفاده



مدل رگرسیون لوجیت:

بعد از تعیین متغیرهای تحقیق می‌بایستی با استفاده از اطلاعات مربوط به این متغیرها، نسبت‌های مالی از نرم‌افزار اکسل بدست آید. برای رگرسیون لوجیت از نرم افزار SPSS نسخه ۲۴ استفاده شده است. رگرسیون لوجیت شبیه رگرسیون معمولی است با این تفاوت که در روش تخمین ضرایب یکسان نمی‌باشند. در

رگرسیون لوجیت، به جای حداقل کردن مجذور خطاها (که در رگرسیون معمولی انجام می‌گیرد)، احتمالی که یک واقعه رخ می‌دهد را حداکثر می‌کند. آماره کای دو به منظور تعیین میزان اثرگذاری متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته و به طور کلی برازش کل مدل می‌باشد و قابل مقایسه با آماره F در تحلیل رگرسیون معمولی است. احتمال وقوع پدیده مورد نظر(دراینجا ورشکستگی) به صورت رابطه ۲ فرض می‌شود:

$$B_i = \frac{N\sum XY-(\sum X)(\sum Y)}{N\sum X^2-(\sum X^2)} \qquad (۲)$$

$$S.E = \sqrt{\frac{\sum(Y-Y')^2}{N}} \qquad (۳)$$

که در آن:

Bi = ضرایب متغیر های مستقل

N= تعداد افراد یا آزمودنی‌ها (شرکت‌ها)

X= نسبت‌های مالی محاسبه شده

Y = متغیر وابسته یا اعداد مشاهده شده

رابطه زیر احتمال وقوع ورشکستگی رگرسیون لوجیت را نمایش می‌دهد.

$$P_i = E(Y=1\left|X_i\right.) = \frac{1}{1+e^{(\beta_1+\beta_2.x_i)}} \qquad (۴)$$

که e پایه لگاریتم طبیعی می‌باشد، رابطه ۵ به صورت زیر قابل بازنویسی است:

$$P_i = \frac{e^{z_i}}{۱+e^{z_i}} \qquad (۵)$$

که $Z_i = \beta_1 + \beta_2.x_i$ است. این رابطه بیانگر چیزی است که تحت عنوان تابع توزیع تجمعی لوجستیک معروف شده است. دراین حالت هم‌چنان Z_i بین $-\infty$ و $+\infty$ تغییر می‌کند، P_i بین ۰ و ۱ مقادیر خود را اختیار خواهد کرد و نیز آن‌که P_i به طور غیرخطی به Z_i (یعنی x_i) مربوط است (و به این ترتیب دوشرط مورد نیاز را برآورده می‌کند). اگر P_i احتمال ورشکستگی فرض شده باشد، دراین صورت ($1-P_i$) که احتمال عدم ورشکستگی خواهد بود به قرار ذیل می‌باشد:

$$1 - P_i = \frac{1}{1+e^{z_i}} \qquad (۶)$$

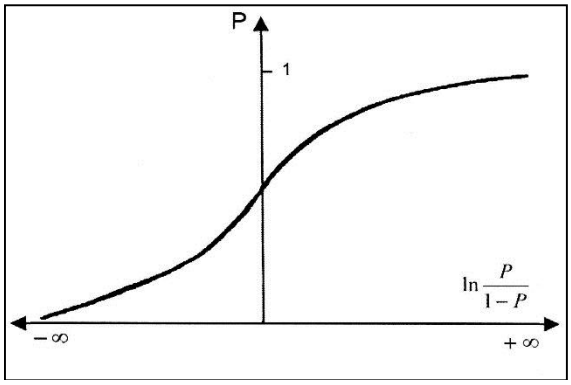
بنابراین:

$$\frac{P_i}{۱-P_i}=\frac{e^{z_i}\Big/\left(۱+e^{z_i}\right)}{۱\Big/\left(۱+e^{z_i}\right)}=e^{z_i} \qquad (۷)$$

حال به‌طورساده نسبت $\frac{P_i}{1-P_i}$ ، احتمال وقوع حادثه موردنظر بر جایگزین آن است که دراین‌جا بیانگر میزان برتری احتمال وقوع حادثه ورشکستگی برعدم آن می‌باشد. حال چنان‌چه از رابطه (۷) لگاریتم طبیعی گرفته شود، نتیجه زیر به‌دست می‌آید:

$$L_i=\ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right)=Z_i=\beta_1+\beta_2.X_i \qquad (۸)$$

یعنی L که لگاریتم برتری یا مزیت است، نه تنها برحسب X بلکه (نکته مهم از نظر تخمین) برحسب پارامترها هم خطی است. در بالا L به نام لوجیت معروف است و بنابراین اسم لوجیت به مدل‌هایی مانند رابطه (۸) اطلاق می‌شود. رابطه بین احتمال و لوجیت یا متغیرهای P و $\ln\frac{P}{1-P}$ بصورت نمودار (۲) قابل ترسیم است.



نمودار ۲- رابطه بین احتمال و لوجیت

به‌عبارت دیگر متغیر وابسته بر حسب مقادیر قابل مشاهده‌ی واقعی دارای محدودیت $۰ \le p \le ۱$ خواهد بود. بنابراین $۰ \le p/(1-p) < +\infty$ و $-\infty < ln(p/1-p) < +\infty$ خواهد بود.

۴. یافته‌ها

روش رگرسیون لوجیت

پس از آماده‌سازی نسبت‌های مالی در نرم‌افزار اکسل به منظور ساخت مدل رگرسیون لوجیت از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۴ استفاده شده است. در این بخش جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها ۷ متغیر مستقل به‌طور هم‌زمان وارد مدل لوجیت شدند. جهت بررسی معناداری مدل‌های بدست آمده نیز از روش تحلیل لوجیت، از معیارهای کای-دو، ضریب کاکس اسنل[19] و آزمون هاسمر-لمشو[20] استفاده شده است.

یافته‌های تحقیق با استفاده رگرسیون لوجیت

در این بخش، ابتدا مدل رگرسیون پیشنهادی برای سال پایه، یک، دو و سه سال قبل ارائه و در ادامه جدول میزان تطابق مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده برای واحدهای مورد مطالعه در سال‌های مذکور آورده شده است:

(۱۰)

$$z = \ln\left(\frac{p_i}{۱-p_i}\right) = \beta_۱x_۱ + \beta_۲x_۲ + \beta_۳x_۳ + \beta_۴x_۴ + \beta_۵x_۵ + \beta_۶x_۶ + \beta_۷x_۷ + c$$

$$z_t = -۲۲.۹۹۹x_۱ + ۱۹.۶۲۸x_۲ - ۳.۲۲۷x_۳ + ۶.۶۹۳x_۴ - ۴۱.۸۳۹x_۵ + ۸.۰۸۵x_۶ + ۷۷.۴۱۰x_۷ + ۹.۴۷۹$$

$$z_{t-۱} = -۸.۶۸۰x_۱ ۰.۳۸۶x_۲ - ۱.۴۰۶x_۳ - ۰.۵۶۱x_۴ + ۵.۲۲۰x_۵ + ۳.۸۰۲x_۶ + ۳۳.۶۱۱x_۷ + ۷.۹۷۶$$

$$z_{t-۲} = -۷.۳۰۷x_۱ + ۰.۳۶۹x_۲ - ۰.۷۷۵x_۳ + ۰.۱۴۸x_۴ - ۲.۸۱۹x_۵ + ۶.۰۹۵x_۶ + ۲۲.۶۳۷x_۷ + ۵.۶۸۷$$

$$z_{t-۳} = -۹.۸۶۲x_۱ + ۳.۲۸۳x_۲ - ۰.۲۳۳x_۳ - ۱.۲۰۰x_۴ + ۱۱.۱۴۳x_۵ + ۰.۱۷۶x_۶ + ۱.۶۴۶x_۷ + ۴.۵۲۲$$

جدول ۴. تعداد و درصد تعداد صحیح پیش‌بینی رگرسیون لوجیت برای سال‌های مورد مطالعه

گروه پیش فرض	گروه پیش بینی		کل	گروه پیش بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد سالم		درصد ورشکسته	درصد سالم	
سال پایه (سال t)						

[19] Cox & snell R square
[20] Hosmer & Lemeshow Test

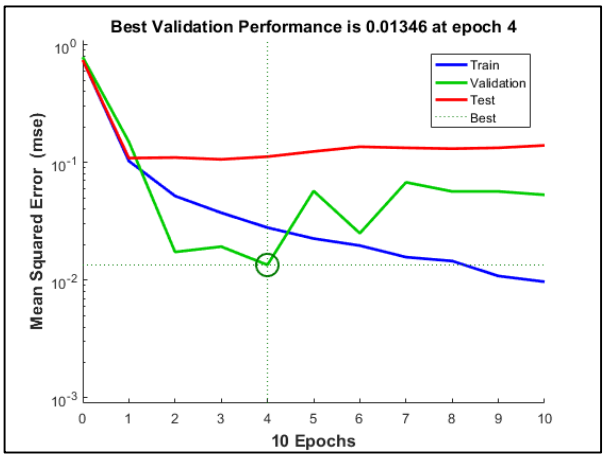
ورشکسته	۲۳	۵	۲۸	۸۲/۱	۱۷/۸۵	۹۴
سالم	۲	۸۶	۸۸	۲/۲۷	۹۷/۷۲	
یک سال قبل (سال *t-1*)						
ورشکسته	۲۳	۵	۲۸	۸۲/۱	۱۷/۸۵	۹۴/۸
سالم	۱	۸۷	۸۸	۱/۱۳	۹۸/۸۶	
دوسال قبل (سال *t-2*)						
ورشکسته	۲۰	۸	۲۸	۷۱/۴۲	۲۸/۵۷	۹۰/۵
سالم	۳	۸۵	۸۸	۳/۵۲	۹۶/۵۹	
سه سال قبل (سال *t-3*)						
ورشکسته	۱۸	۱۰	۲۸	۶۴/۲۸	۳۵/۷۱	۸۷/۱
سالم	۵	۸۳	۸۸	۵/۶۸	۹۴/۳۱	

روش شبکه عصبی مصنوعی

در ادامه نتایج حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی برای سال پایه تا سه سال قبل از ورشکستگی به صورت زیر ارائه شده است.

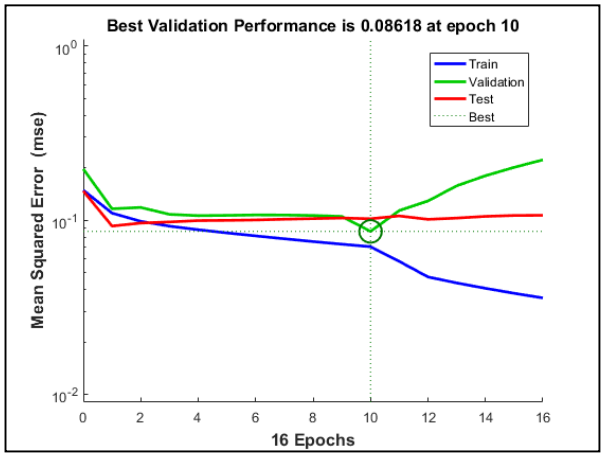
پس از چندین بار آزمایش و آموزش شبکه عصبی با پارامترهای گوناگون، در نهایت، برای سال پایه در شبکه عصبی مصنوعی میزان خطای مجذور میانگین[21] برابر ۰/۰۰۱ انتخاب شد و تعداد تکرارها ۱۵ بار بدست آمد. این مقادیر برای سال قبل از ورشکستگی ۰/۰۰۹ و ۱۰تکرار، برای دوسال قبل ۰/۰۴ و ۱۰ تکرار و برای سه سال قبل از ورشکستگی برابر ۰/۰۳ و ۱۶ تکرار بدست آمده‌اند.

[21] MSE

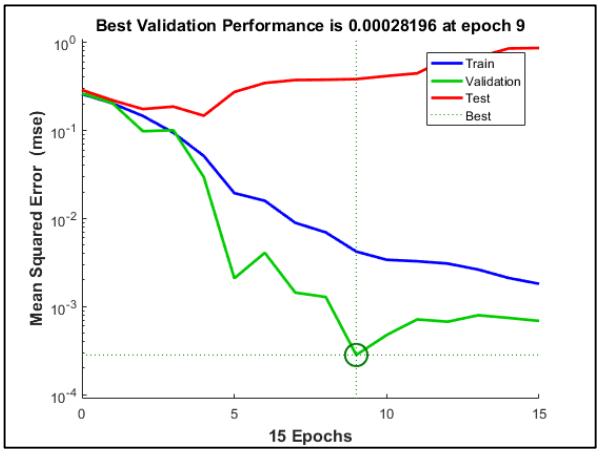


نمودار۳ نمودار کارایی شبکه عصبی مصنوعی سالt

نمودار۴ نمودار کارایی شبکه عصبی مصنوعی سالt-1



نمودار۲ نمودار کارایی شبکه عصبی مصنوعی سالt-2



نمودار۶ نمودار کارایی شبکه عصبی مصنوعی سالt-3

با بررسی نمودارهای فوق، با توجه به کوچک بودن خطای میانگین مربعات نهایی در هر سال و تعداد تکرار متناهی برای به رسیدن به بهترین عملکرد اعتبارسنجی روش، می‌توان نتیجه گرفت که نتایج حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی مطلوب هستند.

جدول ۵. تعداد و درصد تعداد صحیح پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی برای سال‌های مورد مطالعه

گروه پیش فرض	گروه پیش بینی		کل	گروه پیش بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد سالم		درصد ورشکسته	درصد سالم	
سال پایه (سال t)						
ورشکسته	۲۵	۳	۲۸	۸۹/۲۸	۱۰/۷۱	۹۶/۵۵
سالم	۱	۸۷	۸۸	۱/۱۳	۹۸/۸۶	
یک سال قبل (سال *t-1*)						
ورشکسته	۲۵	۳	۲۸	۸۹/۲۸	۱۰/۷۱	۹۶/۵۵
سالم	۱	۸۷	۸۸	۱/۱۳	۹۸/۸۶	
دوسال قبل (سال *t-2*)						
ورشکسته	۲۳	۵	۲۸	۸۲/۱۴	۱۷/۸۵	۹۲/۲۴
سالم	۴	۸۴	۸۸	۴/۵۴	۹۵/۴۵	
سه سال قبل (سال *t-3*)						
ورشکسته	۲۱	۷	۲۸	۷۵/۰۰	۲۵/۰۰	۹۲/۲۴
سالم	۲	۸۶	۸۸	۲/۲۷	۹۷/۷۲	

۵. بحث و نتیجه‌گیری

هدف از این پژوهش طراحی یک مدل برای پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه‌ی آن با رگرسیون لوجیت بوده است. بدین منظور پس از طراحی مدل مناسب با هر دو روش و انجام محاسبات مربوطه، به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها توسط مدل‌های ارائه شده پرداختیم. این نتایج در جدول زیر خلاصه شده اند.

جدول۶. مقایسه نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لوجیت

	ANN				Logit			
	سال t	سال $t-$	سال $t-$	سال $t-$	سال t	سال $t-$	سال $t-$	سال $t-$
ورشکسته	۲۵	۲۵	۲۳	۲۱	۲۳	۲۳	۲۰	۱۸
	٪۸۹/۲۸	٪۸۹/۲۸	٪۸۲/۱۴	٪۷۵/۰۰	٪۸۲/۱۴	٪۸۲/۱۴	٪۷۱/۴۲	٪۶۴/۲۸
سالم	۸۷	۸۷	۸۴	۸۶	۸۶	۸۷	۸۵	۸۳
	٪۹۸/۸۶	٪۹۸/۸۶	٪۹۵/۴۵	٪۹۷/۷۲	۹۷/۷۲	٪۹۸/۸۶	٪۹۶/۵۹	٪۹۴/۳۱
دقت کلی	۱۱۲	۱۱۲	۱۰۷	۱۰۷	۱۰۹	۱۱۰	۱۰۵	۱۰۱
	٪۹۶/۵۵	٪۹۶/۵۵	٪۹۲/۲۴	٪۹۲/۲۴	٪۹۴	٪۹۴/۸۲	٪۹۰/۵۱	٪۸۷/۰۶

طبق جدول ۶، تفاوت دقت کلی دو روش (روش شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیون لوجیت) در هریک از سال های مورد بررسی سال های پایه (t)، یک سال قبل، دو سال قبل و سه سال قبل از ورشکستگی به ترتیب برابر با ۲/۵۵ درصد، ۱/۷۳ درصد، ۱/۷۳ درصد و ۵/۱۸ درصد می‌باشد. لذا دقت روش شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از رگرسیون لوجیت است.

از سوی دیگر همان‌گونه که از جدول مشاهده می‌شود مدل شبکه عصبی مصنوعی، برای پیش‌بینی شرکت‌های ورشکسته نسبت به شرکت‌های غیرورشکسته از توانایی و دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.

میزان دقت کلی پیش‌بینی روش شبکه عصبی مصنوعی برای هریک از سال‌های t ، $t-1$ ، $t-2$ و $t-3$ به ترتیب برابر با ۹۶/۵۵ ٪ ، ۹۶/۵۵ ٪ ،۹۲/۲۴ ٪ و ۹۲/۲۴ ٪ و برای روش رگرسیون لوجیت برای همین سال‌ها به ترتیب ۹۴٪ ، ۹۴/۸۲٪ ، ۹۰/۵۱٪ و ۸۷/۰۶٪ می‌باشد و در مورد هر روش هم به طور نسبی با کاهش دقت مواجه هستیم که طبیعی هم هست. بنابراین می‌توان به این نتیجه رسید که روش شبکه عصبی دارای دقت پیش‌بینی بیشتری نسبت به روش رگرسیون لوجیت است و لذا ابزار مناسب‌تری در اختیار سرمایه‌گذاران و علاقمندان قرار می‌دهد. هم‌چنین نتیجه می‌گیریم که:

- اطلاعات حسابداری قادر به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها می‌باشند. به بیان دیگر اطلاعات صورت‌های مالی دارای توانایی پیش‌بینی‌کننده مناسبی می‌باشند. بنابراین فعالان بازار مالی می‌توانند نسبت‌های مالی استفاده شده در این پژوهش را در فرآیند تصمیم‌گیری مالی شرکت‌ها به کار گیرند.

- در تمامی سال‌های مورد بررسی روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیون لوجیت از دقت بیشتری برخوردار بوده است. لذا از این روش می‌توان با اطمینان بیشتری جهت پیش‌بینی ورشکستگی استفاده نمود.
- نتایج مربوط به دقت کلی این دو روش در سال‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد که با دور شدن از سال وقوع درماندگی مالی از دقت کلی پیش‌بینی الگو کاسته شده است. که البته این افت طبیعی می‌باشد و می‌تواند ناشی از کاهش وضوح روشنی شاخص‌های پیش‌بینی درماندگی مالی (متغیرهای محاسبه شده با توجه به اطلاعات حسابداری) باشد.
- هر دو روش تا حد مناسبی قابلیت پیش بینی ورشکستگی تا سه سال قبل از ورشکستگی را دارند.

به طور کلی نتایج این پژوهش نشان می دهد که پیش بینی ورشکستگی مالی در محیط اقتصادی ایران امکان‌پذیر است.

هم‌چنین در این پژوهش سعی شده است برای بررسی ثبات بیشتر روش های ذکر شده هر یک از این روش ها در طی سال های یک، دو و سه سال قبل از ورشکستگی بررسی شود تا معلوم شود کدام روش می تواند قابل اعتمادتر باشد.

منابع

احدیان پور، پ، (۱۳۸۵). پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم تحقیقات.

بیل، آر و جکسون، تی (۱۳۸۶). آشنایی با شبکه های عصبی، ترجمه محمود البرزی ، تهران مؤسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.

حاجیها، زهرا. (۱۳۸۴). سقوط شرکت، علل و مراحل آن، مطالعه سیستم های قانونی ورشکستگی در ایران و جهان، *حسابرس*،۲۹.

حسینی، سید محسن؛ رشیدی، زینب. (۱۳۹۲). پیش بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک، *مجله پژوهش‌های حسابداری و مالی*، ۳(۱۷).

حیدری, مهدی, زیاری, شکراله, شایان نیا, سید احمد, رشیدی کمیجان, علیرضا. (۱۴۰۰). 'پیش بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم کرم شب‌تاب، *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۲*(۴۶)*: ۶۹۱-۷۱۶.

دستگیر، محسن؛ سجادی، سیدحسین؛ مقدم، جواد«پیش بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل لوجیت، *پژوهشنامه اقتصادی*، ۸(۳۱): ۱۷۱-۱۸۹

راعی، رضا (۱۳۷۷). طراحی مدل سرمایه گذاری مناسب در سبد سهام با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، رساله دکتری .دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

رسول زاده، مهدی (۱۳۸۰).«بررسی کاربرد مدل آلتمن برای پیش بینی ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران»، ماهنامه بورس، ضمیمه پژوهشی ، ۳: .۶۰-۷۵ .

زرین, جعفر, جمشیدی نوید, بابک, قنبری, مهرداد, باغ فلکی, افشین. (۱۳۹۹). تدوین الگوی پیش بینی ورشکستگی شرکت های دولتی با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی، مدیریتی، مالی و سیاسی، *حسابداری دولتی، ۷(۱):۷۹-۹۶*

سارویی, سمیه, وکیلی فر, حمیدرضا, طالب نیا, قدرت الله. (۱۳۹۸). 'پیش بینی خطر ورشکستگی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی مبتنی بر رویکرد پرسپترون چندلایه(شواهد تجربی: بورس اوراق بهادار تهران) ,*آینده پژوهی مدیریت، ۳۰(۴):* ۱۱۹.

سلیمانی، اعظم و نیکومرام، هاشم ، (۱۳۸۷)، ارزیابی توانمندی مالی شرکت‌های بهادار تهران و ارائه مدل مناسب ارزیابی، *پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۹(۲): ۲۵۳-۲۷۹.

کمیجانی، اکبر و جواد سعادت فر(۱۳۸۵).کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازاربورس.

کیا، سید مصطفی، ۱۳۹۵، *شبکه های عصبی در MATLAB*، چاپ چهارم، نشر دانشگاهی کیان.

مقدم، عبدالکریم؛ تقی ملایی، مصطفی. (۱۳۹۲). بررسی مدل‌های فالمر و زیمسکی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، *پژوهش‌های نوین در حسابداری*، ۱(۱): ۱۱-۲۵

مکیان، سید نظام‌الدین؛ المدرسی، سید محمدتقی؛ کریمی تکلو، سلیم،. (۱۳۹۸). مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با روش‌های رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی*، ۱۰(۲): ۱۴۱ -۱۶۱.

نیکبخت، محمدرضا؛ شریفی، مریم (۱۳۸۹). پیش بینی ورشکستگی مالی شرکتهای بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، *فصلنامه مدیریت صنعتی*، ۲(۴):۱۶۳-۱۸۰.

وزیری، مازیار. (۱۳۹۹). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (با تاکید بر گزارشگری مالی)، *فصلنامه رویکردهای پژوهشی نوین در مدیریت و حسابداری، ۳۳(۳)*: ۷۵-۶۶.

Alaka H.A., Oyedele L.O., Owolabi H.A., Kumar V., Ajayi S.O., Akinade O.O., Bilal M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection, *Expert Systems with Applications, 94*:164-184.

Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance. 23*: 589-609.

Altman, E.I. (1984). A further empirical investigation of the bankruptcy cost question. *Journal of Finance. 34*: 1067–1089.

Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E., (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research. 2*: 429–444.

Charnes, A., Cooper, W.W., Golany, B., Sieford, L., (1985). Foundations of data envelopment analysis for Pareto Koopmans efficient empirical production functions. *Journal of Econometrics. 30*: 91–107.

Deakin, E.B. (1972), A discriminant analysis of predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research, 10(1)*.

du Jardin P. (2016). A two-stage classification technique for bankruptcy prediction, *European Journal of Operational Research, 254(1)*:236-252

Ghatasheh N., Faris H., Abukhurma R., Castillo P.A., Al-Madi N., Mora A.M., Al-Zoubi A.M., Hassanat A. (2020). Cost-sensitive ensemble methods for bankruptcy prediction in a highly imbalanced data distribution: A real case from the Spanish market, *Progress in Artificial Intelligence, 9*:361-375

Odom, Marcus & Sharda, Ramesh. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. *IEEE International Joint conference on Neural Networks.2(2)*:163-168.

Medsker, L., Turban, E., & Trippi, R. R. (1993). Neural network fundamentals for financial analysts. *The Journal of Investing, 2(1*), 59-68

Ravikumar, P., Ravi, V., (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques: A review. *European Journal of Operational Research. 180*: 1–28.

Radovanovic J., Haas C. (2023). "The evaluation of bankruptcy prediction models based on socio-economic costs ", *Expert Systems with Applications, 227*, https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120275.

Shi Y., Li X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review, *Intangible Capital, 15 (2)*: 114-127

Tobback E., Bellotti T., Moeyersoms J., Stankova M., Martens D. (2017). Bankruptcy prediction for SMEs using relational data, *Decision Support Systems, 102*:69-81

Trippi, Robert & Turban, Efram (1993). Neural Network in finance and investment: Using Artificial Intelligence to improve Real – World performance, *Probus Publishing Company*, 3-25.

Warner, J., (1977). Bankruptcy costs: Some evidence. *Journal of Finance. 32*: 337–347.

Wu, Y., Gaunt, C. & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics. 6(1)*: 34-45.

Zelenkov Y., Volodarskiy N. (2021). Bankruptcy prediction on the base of the unbalanced data using multi-objective selection of classifiers, *Expert Systems with Applications, 185*, Article 115559

Zmijewski, M. E. 1984. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models, *Journal of Accounting Research, 24*: 59-82.