

پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی بر اساس مدل‌های حسابداری، بازاری و ترکیبی (ترکیب دو مدل) با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی RBF و MLP در بورس اوراق بهادار تهران

علیرضا عاطفت‌دوست^۱، مریم محمودی^۲، نجمه راموز^۳

چکیده: در این مقاله، به پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی بر اساس مدل‌های حسابداری، بازاری و ترکیبی (ترکیب دو مدل فوق) با استفاده از تکنیک‌های MLP و RBF شبکه‌های عصبی پرداخته شده و نتایج تکنیک‌های مذکور بر اساس شاخص میانگین مربعات خطا در سه مدل یاد شده با هم مقایسه شده‌اند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد شبکه عصبی RBF نسبت به شبکه MLP در هر سه مدل شامل (متغیرهای حسابداری، بازاری و ترکیبی) کاراتر است و دقت مدل ترکیبی بیشتر از مدل‌های حسابداری و بازاری است.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی، مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی، ورشکستگی مالی.

JEL: C45, G17, G33

۱. استادیار گروه مدیریت بازرگانی، دانشگاه شهاب دانش، قم، ایران
۲. کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی گرایش مالی، دانشگاه قم، قم، ایران
۳. استادیار گروه مدیریت بازرگانی، دانشگاه قم، قم، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۶/۱۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۳/۳۰

E-mail: maryam.mahmoodi9370@gmail.com

نویسنده مسئول: مریم محمودی

نحوه استناد به این مقاله: عاطفت‌دوست، ع.، محمودی، م.، و راموز، ن. (۱۳۹۶). پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی بر اساس مدل‌های حسابداری، بازاری و ترکیبی (ترکیب دو مدل) با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی RBF و MLP در بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامه مدلسازی ریسک و مهندسی مالی، ۳۳۹-۳۲۰، (۳)۲.

مقدمه

میزان وقوع بحران‌های مالی در جهان در سال‌های اخیر بیش از هر زمان است. در دو دهه اخیر ارقام و اعداد اقتصادی نشان‌دهنده افزایش بی‌سابقه میزان ورشکستگی‌ها است. وجود بحران‌های مالی در یک کشور شاخص اقتصادی مهمی است و توجه عموم را به خود جلب می‌کند. همچنین، هزینه‌های اقتصادی ورشکستگی نیز بسیار زیاد است. بنابراین، پیش‌بینی ورشکستگی و جلوگیری از وقوع آن از اهمیت اساسی برخوردار است و از تخصیص نامناسب منابع کمیاب اقتصاد جلوگیری می‌کند (دستگیر، سجادی و مقدم، ۱۳۸۷).

در کشورهای پیشرفته صنعتی، پژوهش‌های بسیاری در مورد فرآیند تصمیم به سرمایه‌گذاری صورت گرفته است. یکی از مسائلی که می‌تواند به نحوه تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری در شرکت‌ها کمک کند وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی شرایط مالی و وضعیت سازمان‌ها است، زیرا تا زمانی که شخص سرمایه‌گذار نتواند ارزیابی دقیقی از سرمایه‌گذاری مورد نظر خود داشته باشد، انتخاب وی بهینه نخواهد بود. یکی از ابزارهای مورد استفاده برای تصمیم به سرمایه‌گذاری در یک شرکت، مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی است. به همین دلیل، پژوهشگران به طور مستمر نسبت به توسعه مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مالی اقدام می‌کنند که بررسی سیر تکاملی این مدل‌ها خود گویای اهمیت این موضوع است. با بررسی جامع پیشینه پژوهش، می‌توان پژوهش‌های انجام شده در این حوزه را به دو بخش تقسیم‌بندی نمود. بخش اول پژوهش‌هایی هستند که بیشتر بر روی تکنیک‌های مورد استفاده در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی تمرکز دارند و بخش دوم پژوهش‌هایی که معتقدند ورودی‌های این مدل‌ها باید مرکز ثقل انجام پژوهش‌ها قرار گیرد. در بخش اول، می‌توان به کاربرد تکنیک‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی^۱، رگرسیون لجستیک^۲، الگوریتم ژنتیک^۳ و سایر الگوهای فراابتکاری^۴ اشاره کرد. در بخش دوم، در پژوهش‌های متعددی از نسبت‌های حسابداری مانند مدل‌های آلتمن (۱۹۶۸)، اسپرینگیت (۱۹۷۸)، اهلسون (۱۹۸۰)، تافلر (۱۹۸۳)، فالمر، مون، گاوین و آروین (۱۹۸۴)، زاوگین (۱۹۸۵)، شیراتا (۱۹۹۸) و در برخی دیگر از پژوهش‌ها از متغیرهای بازارمحور مانند مدل واسالو و زینگ (۲۰۰۴) و در پژوهش‌هایی نیز از متغیرهای ترکیبی^۵ (استفاده همزمان از متغیرهای حسابداری و متغیرهای بازاری) مانند مدل‌های شاموی (۲۰۰۱)، کمبل، هیلچر و

-
1. Artificial Neural Network (ANN)
 2. Logistic Regression (LR)
 3. Genetic Algorithm (GA)
 4. Meta-heuristic Algorithms
 5. Hybrid Variables

سیلاجی (۲۰۰۸) و کریستیدیس و گرگوری (۲۰۱۰) برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی استفاده شده است.

بسیاری از پژوهشگران استفاده از مدل‌های حسابداری در تخمین ورشکستگی مرتبط با عوامل بازار سهام را ناکارا دانسته‌اند؛ زیرا مدل‌های حسابداری از اطلاعات صورت‌های مالی استفاده می‌کنند و داده‌های یاد شده فقط عملکرد گذشته شرکت را گزارش می‌دهند و تحت تاثیر رویه‌های حسابداری نیز هستند. از این‌رو، مدل‌های بازاری به دلیل آن که انتظارات سرمایه‌گذار از عملکرد آینده شرکت را نیز نشان می‌دهند، باید در محاسبات مربوط به احتمال ورشکستگی لحاظ شوند (واسالو و زینگ، ۲۰۰۴).

بنابراین، استفاده از نسبت‌های حسابداری، متغیرهای بازاری یا ترکیبی از این دو دسته، به عنوان ورودی مدل‌های پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی، به طور حتم بر نتایج پیش‌بینی‌ها تاثیر مستقیم خواهد داشت.

آنچه که در حوزه پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی به عنوان یکی از مهمترین چالش‌ها قابل بررسی و تعمق بیشتر است، آن است که در ایران و بورس اوراق بهادار تهران کدام دسته از مدل‌ها (حسابداری، بازاری یا ترکیبی) توانایی بیشتری در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی دارند و استفاده از چه مدلی قابل توجیه است. با بررسی جامع پژوهش‌های انجام شده در داخل و خارج، خلأ مطالعاتی در زمینه عدم استفاده از متغیرهای مناسب و مبتنی بر بازار و همچنین تلفیق نسبت‌های حسابداری و متغیرهای بازار (مدل ترکیبی) در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی در بازار سرمایه ایران مشاهده شد. در اندک پژوهش‌های انجام شده (استفاده همزمان از اطلاعات حسابداری و بازاری) نیز بیشتر از رگرسیون لججیت برای حل مدل خود استفاده نموده‌اند که در پژوهش حاضر با توجه به برتری شبکه‌های عصبی^۱ MLP (شبکه عصبی پرسپترون چندلایه) و RBF^۲ (شبکه عصبی پایه‌ای شعاعی) در پیش‌بینی، این دو تکنیک مقایسه می‌شود. در ادامه این مقاله ابتدا پیشینه پژوهش ارائه می‌گردد و به دنبال آن روش پژوهش توضیح داده می‌شود. در قسمت پایانی، یافته‌ها و نتایج پژوهش بیان می‌شود.

پیشینه پژوهش

ورشکستگی شرکت، از عوامل داخلی شرکت یا عوامل خارجی یا اغلب، از ترکیب هر دو ناشی می‌شود. در بسیاری مواقع، جداسازی تاثیر عوامل خارجی مانند رکود اقتصادی از تاثیر عوامل

1. Multi Layer Perceptron
2. Radial Basis Function

داخلی شرکت مانند سوء مدیریت^۱، دشوار است. عوامل داخلی به دو طبقه گسترده و مرتبط سوء مدیریتی، شامل عوامل کسب و کار^۲ (غیرمالی) و عوامل مالی^۳ تقسیم می‌شود. عوامل کسب و کار، ناشی از عملکرد کمتر از انتظار شرکت به دلیل عدم رقابت، مسائل عملیاتی یا رهبری ضعیف است. عوامل مالی به دلیل عدم تناسب ساختار سرمایه شرکت با سطح ریسک کسب و کار و همچنین به دلیل تصمیمات مالی ضعیف مدیران ایجاد می‌شوند.

عوامل خارجی شرکت مانند شرایط اقتصاد کلان، تا حد زیادی بروز ورشکستگی در صنایع را تشدید می‌کند. به طور مثال رکود اقتصادی، تقاضای کل را کاهش می‌دهد و شرکت‌های حاشیه‌ای^۴ با محصولات غیررقابتی ضعیف شده و مجبور به خروج از کسب و کار می‌شوند. کاهش دسترسی به اعتبار، منجر به مشکلات نقدینگی برای شرکت‌های با اهرم مالی بالا می‌شود. در حالی که بیشتر عوامل اقتصاد کلان به هم مرتبط هستند، به نظر می‌رسد همه معیارها مانند رشد تولید ناخالص ملی، تامین پول نقد، عملکرد بازار مالی و شروع تعدادی کسب و کار جدید با افزایش ریسک ورشکستگی شرکت همبستگی داشته باشند (دانیلوف، ۲۰۱۴).

با مرور جامع مبانی نظری و پیشینه پژوهش مشخص می‌شود در بیشتر پژوهش‌های انجام شده از نسبت‌های حسابداری به عنوان ورودی مدل‌های پیش‌بینی ریسک ورشکستگی استفاده شده است.

در این خصوص مدل‌های آلتمن (۱۹۶۸)، اسپرینگیت (۱۹۷۸)، اهلسون (۱۹۸۰)، تافلر (۱۹۸۳)، زمیسکی (۱۹۸۴)، فالمر (۱۹۸۴)، زاوگین (۱۹۸۵)، شیراتا (۱۹۹۸) و ... قابل ذکر هستند. در برخی از پژوهش‌ها نیز از متغیرهای مبتنی بر بازار استفاده شده است که از مهمترین آن‌ها می‌توان به پژوهش واسالو و زینگ (۲۰۰۴) اشاره کرد.

از آنجایی که تحلیل‌های آماری و آزمون‌های آماری انجام شده روی هر دو دسته مدل‌های مبتنی بر اطلاعات حسابداری و مدل‌های مبتنی بر اطلاعات بازاری در پیش‌بینی ورشکستگی مالی، نقطه اتکای مناسبی ندارند و هر کدام از مدل‌ها دارای مشکلات و محدودیت‌هایی هستند، نیاز به مدل‌های مبتنی بر اطلاعات ترکیبی (حسابداری و بازاری) که بتوانند از مشکلات پیش روی هر دو مدل بکاهند، به شدت احساس می‌شود. در عمل سرمایه‌گذاران و نهادهای مالی نیز از ترکیب منابع مختلف اطلاعاتی برای تصمیم‌گیری‌های اعتباری خود استفاده می‌کنند.

-
1. Mismanagement
 2. Business Causes
 3. Financial Causes
 4. Marginal Firms

با توجه به اهمیت مساله، برخی از پژوهشگران در پژوهش‌های خود به استفاده از مدل‌های ترکیبی (اطلاعات حسابداری و بازاری) در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی پرداخته‌اند. برای مثال می‌توان به پژوهش شاموی (۲۰۰۱)، کمبل، هیلچر و سیلاجی (۲۰۰۸) و کریستیدیس و گرگوری (۲۰۱۰) اشاره کرد. در ادامه به تشریح اولین و مهمترین مدل ترکیبی در پژوهش شاموی (۲۰۰۱) خواهیم پرداخت.

در پژوهش شاموی، مدل ساده ترکیبی برای پیش‌بینی ورشکستگی با دقت بالا به کار گرفته شده که از همه اطلاعات شرکت‌ها در هر زمانی استفاده می‌کند. چنانچه در مدل‌های مخاطره‌ای^۱، از داده‌های حسابداری استفاده شود، همانطور که توسط آلتمن (۱۹۶۸) و زمیسکی (۱۹۸۴) استفاده شده است، تقریباً نیمی از داده‌های مورد استفاده در پیش‌بینی احتمال ورشکستگی، غیرمرتبط هستند. همچنین برخی متغیرهای مبتنی بر اطلاعات بازاری که در پژوهش‌های قبلی مورد غفلت قرار گرفته‌اند، در پیش‌بینی ورشکستگی تاثیر دارند. بنابراین، شاموی در پژوهش خود از دو دسته نسبت‌های حسابداری بر اساس مدل آلتمن و زمیسکی و ترکیب با سه متغیر بازار محور شامل اندازه شرکت در قیاس با اندازه بازار (اندازه نسبی شرکت)، بازده اضافی^۲ گذشته سهام شرکت و انحراف معیار باقیمانده رگرسیون بین بازده‌های سهام شرکت در یک دوره با بازده شاخص کل بازار بورس در همان دوره (سیگما) استفاده کرده است (شاموی، ۲۰۰۱).

اولین پژوهش در مورد استفاده از شبکه‌های عصبی در دهه ۱۹۴۰ آغاز شد. اما کاربرد مالی این مدل‌ها بسیار جدیدتر است. شبکه‌های عصبی به طور عموم در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی واحدهای اقتصادی به کار می‌روند (کمپجانی و سعادت‌فر، ۱۳۸۵).

یکی از انواع شبکه‌های عصبی، شبکه RBF است. شبکه‌های RBF اغلب دو لایه هستند و ارتباط بین واحدهای لایه ورودی و لایه پنهان به سادگی شبکه MLP نیست. واحدهای لایه مخفی، واحدهای چند بعدی هستند و بعد این واحدها برابر تعداد ورودی‌های شبکه است. به علت نوع خاص تابع انتقال، این شبکه‌ها قادر هستند خیلی از نگاشت‌های پیچیده را با تعداد لایه‌های کم یاد گرفته و مقادیر آتی را پیش‌بینی کنند که انجام همان نگاشت با استفاده از شبکه‌های MLP به سختی امکان‌پذیر است. هدف از ایجاد این شبکه‌ها، ایجاد روشی جامع برای تقریب مسائل در فضای چند بعدی بود. از نظر تئوری، شبکه RBF نیز مانند شبکه MLP قابلیت انجام هر نوع نگاشت غیرخطی پیوسته‌ای بین ورودی‌ها و خروجی‌های خود را دارد. اختلاف اساسی

1. Hazard Models
2. Excess Return

بین شبکه MLP و شبکه RBF از تفاوت تابع انتقال آن‌ها ناشی می‌شود. خروجی واحدهای لایه مخفی در شبکه‌های MLP در محدوده گسترده‌تری از ورودی‌ها غیر صفر هستند، اما در شبکه‌های RBF واحدها در محدوده کوچکی دارای خروجی صفر هستند، از اینرو به صورت محلی عمل می‌کنند. از طرف دیگر، سرعت همگرایی شبکه‌های RBF سریع‌تر از شبکه‌های MLP است. دلیل این امر را در دو مرحله‌ای بودن فرآیند یادگیری در شبکه‌های RBF و کارا بودن الگوریتم‌های این دو مرحله باید جستجو کرد.

آموزش شبکه‌های RBF در دو بخش با ناظر و بدون ناظر است. روند آموزش بدین صورت است که در ابتدا با یکی از روش‌های خوشه‌بندی، پارامترهای توابع گوسی لایه پنهان تنظیم می‌شوند و سپس وزن‌های ارتباطی بین لایه مخفی و خروجی به کمک یک الگوریتم یادگیری با ناظر، مثل روش گرادیان نزولی یا روش گرادیان مزدوج^۱ یا روش لونیگ-مارکوارت^۲ و ... تنظیم می‌شوند (عاطفت‌دوست و فقیه، ۱۳۸۴).

در شبکه‌های پرسپترون چندلایه به پروسه یادگیری نیاز است، چون ارتباط ورودی و خروجی در آن‌ها به طور کامل مشخص نیست. در این حالت نیز، دو نوع یادگیری موجود است؛ یادگیری با ناظر و یادگیری بدون ناظر. قاعده یادگیری در این شبکه‌ها، قاعده کلی دلتا یا قاعده پس‌انتشار است. در این قاعده یادگیری، وزن‌های شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که خطایی را که بر مبنای مقدار اختلاف بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی شبکه پیشخور حاصل شده است، به حداقل رسانند (احمدپور و میرزایی‌اسرمی، ۱۳۹۲).

اودوم و شارد (۱۹۹۰) اولین پژوهش را برای استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی انجام دادند. آن‌ها در این پژوهش از یک شبکه پیشخور سه لایه استفاده کردند. نتایج پژوهش‌های آن‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی در مقایسه با تحلیل ممیز چندگانه^۳ از دقت و توان پیش‌بینی بیشتری برخوردارند.

شاموی (۲۰۰۱) در پژوهشی، به پیش‌بینی ریسک ورشکستگی با دقت بیشتر با کاربرد مدل ترکیبی ساده پرداخته است. وی با بررسی ۳۰۰ شرکت ورشکسته به عنوان نمونه در بورس اوراق بهادار نیویورک و بورس اوراق بهادار آمریکا در طی یک دوره ۳۱ ساله، مشاهده کرد که نیمی از نسبت‌های حسابداری به کار گرفته شده در گذشته، پیش‌بینی‌کنندگان ضعیفی هستند و تعدادی متغیر بازارمحور که در گذشته استفاده نشده، با احتمال ورشکستگی ارتباط بیشتری دارند. شاموی

1. Conjugate Gradient
2. Levenburg-Marquardt (LM)
3. Multiple Discriminant Analysis (MDA)

نشان داد که با ترکیب متغیرهای بازار محور با دو نسبت حسابداری، می توان مدل دقیقی را تخمین زد.

داس، هانونا و سارین (۲۰۰۹) در مقاله‌ای به بررسی تاثیر محتوای اطلاعاتی متغیرهای مبتنی بر نسبت های حسابداری و متغیرهای مبتنی بر اطلاعات بازاری روی ورشکستگی مالی شرکت ها پرداختند. نتایج حاکی از آن است که اطلاعات هر دو نوع متغیر (حسابداری و بازاری) در تعیین احتمال ورشکستگی شرکت ها مکمل یکدیگر هستند.

مارتین و پیت (۲۰۰۹) در پژوهشی به مقایسه محتوای اطلاعاتی معیارهای حسابداری و بازار محور در پیش بینی ورشکستگی پرداخته اند. در این پژوهش، چارچوب مدل ترکیبی شاموی (۲۰۰۱) برای بررسی محتوای اطلاعاتی هر دو مدل حسابداری و بازاری با استفاده از داده های استرالیایی به کار رفته است. یافته ها حاکی از آن است که مدل ترکیبی پیش بینی ورشکستگی شرکت، به طور قابل توجهی در مقایسه با کاربرد جداگانه هر کدام از مدل ها عملکرد بهتری دارد. همچنین، با وجود عملکرد برتر معیارهای بازاری، همچنان نسبت های حسابداری اطلاعاتی را به رویکرد بازاری اضافه می کنند و جایگاه خوبی در بین مدل های ورشکستگی شرکت ها دارند.

کریستیدیس و گرگوری (۲۰۱۰) در مقاله ای به توسعه مدل های جدید برای پیش بینی ورشکستگی مالی در انگلستان پرداختند. نتایج نشان می دهد که استفاده از تکنیک رگرسیون لوجیت پویا و اضافه کردن داده های بازاری، قدرت زیادی به مدل های مبتنی بر داده های حسابداری می بخشد. همچنین اضافه کردن کنترل های صنایع، به میزان کمی مدل های ترکیبی در شرکت های انگلیسی را بهبود می بخشد.

بائر (۲۰۱۲) در رساله دکتری خود به بررسی مدل های پیش بینی ریسک ورشکستگی و قیمت گذاری سهام در شرکت های غیرمالی بورس اوراق بهادار لندن در بازه زمانی ۱۹۸۵-۲۰۱۰ و با استفاده از نمونه ۲۰۲ شرکت ورشکسته پرداخته است. وی بیان کرده است که معیارهای پیش بینی ورشکستگی از نظر پایه های اطلاعاتی با هم متفاوت هستند. تعدادی از این مدل ها از داده های حسابداری استفاده می کنند مانند مدل (آلتمن، ۱۹۶۸)؛ تعدادی مدل های بازار محور هستند مانند مدل (واسالو و زینگ، ۲۰۰۴) و تعدادی مدل های ترکیبی هستند مانند مدل (شاموی، ۲۰۰۱). در نهایت وی نتیجه گرفته است که مدل ترکیبی دقت پیش بینی بالاتری در مقایسه با مدل مبتنی بر داده های حسابداری و مدل مبتنی بر داده های بازاری نشان می دهد.

تیناکو و ویلسون (۲۰۱۳) در مقاله ای به بررسی پیرشانی مالی و پیش بینی ورشکستگی شرکت ها در انگلستان در طول دوره ۱۹۸۰-۲۰۱۱ با استفاده از متغیرهای حسابداری، بازار و

اقتصاد کلان پرداختند. نتایج حاکی از آن است که ترکیب متغیرهای حسابداری، بازار و اقتصاد کلان در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی دقت بالایی دارد.

فدوروا، گیلنکو و داوژنکو (۲۰۱۳) در پژوهشی، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های روسی را با کاربرد طبقه‌بندی ترکیبی مورد بررسی قرار دادند. این پژوهشگران، ترکیب‌های مختلف از الگوریتم‌های یادگیری مدرن (تجزیه و تحلیل چندمتغیره، رگرسیون لجستیک، درخت رگرسیون و طبقه‌بندی^۱ و شبکه‌های عصبی مصنوعی) را به منظور شناسایی موثرترین روش برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های تولیدی روسیه به کار بردند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که نیاز قوی به تجدید نظر در مجموعه‌ای از شاخص‌های مالی مقرر شده در قانون شرکت‌های روسی وجود دارد و دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی بالاتر از بقیه روش‌های مورد بررسی در این پژوهش است.

کمیحانی و سعادت فر (۱۳۸۵) در پژوهشی با عنوان کاربرد مدل‌های شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازار بورس، با استفاده از نسبت‌های مالی و تکنیک پرسپترون چندلایه، دریافتند که استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی مدیران مالی را برای مقابله با نوسانات اقتصادی و ورشکستگی افزایش می‌دهد.

مکیان، المدرسی و کریمی تکلو (۱۳۸۹) در پژوهشی، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را با روش‌های رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مورد مقایسه قرار دادند. نتایج پژوهش حاکی از آن است که مدل شبکه‌های عصبی از دو روش آماری دیگر، دقت بالاتری در پیش‌بینی دارد.

حاصلی (۱۳۹۰) در پایان‌نامه خود با عنوان مطالعه مقایسه‌ای مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی شاموی و اهلسون در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، با استفاده از نسبت‌های مالی و بازار ۴۴ شرکت ورشکسته و ۵۰ شرکت غیرورشکسته در طی سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۸ نشان داد که مدل شاموی در سال اول و سوم قبل از ورشکستگی نسبت به مدل اهلسون از دقت بیشتری در طبقه‌بندی شرکت‌های ورشکسته برخوردار است.

علیزاده و ندیری (۱۳۹۴) در مقاله‌ای، مدلی برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی پایه‌ای-شعاعی با نظارت الگوریتم ژنتیک ارائه دادند. در این پژوهش که از نسبت‌های مالی استفاده شده است، نتایج مدل با طبقه‌بندی‌های کلاسیک همانند طبقه‌بندی بیزین و k - نزدیکترین همسایه مقایسه شده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی

پایه‌ای-شعاعی با نظارت الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی، بهتر از دو مدل کلاسیک عمل کرده است.

صالحی و عظیمی یانچشمه (۱۳۹۵) در مقاله خود به مقایسه قدرت پیش‌بینی ورشکستگی مدل خطر شاموی (۲۰۰۱) و مدل‌های سنتی حسابداری پرداختند. نتایج پژوهش با کاربرد رگرسیون لوجیت نشان می‌دهد که مدل خطر شاموی برای پیش‌بینی ورشکستگی در محیط اقتصادی ایران کاربرد دارد و از مدل‌های سنتی حسابداری دقت بیشتری دارد. با بررسی جامع مبانی نظری و پژوهش‌های انجام شده در داخل و خارج، خلأ مطالعاتی در زمینه عدم استفاده از متغیرهای مناسب و مبتنی بر بازار و همچنین تلفیق نسبت‌های حسابداری و متغیرهای بازاری (مدل ترکیبی)، در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی در بازار سرمایه ایران به چشم می‌خورد.

در تعداد معدود پژوهش‌های انجام شده (استفاده همزمان از اطلاعات حسابداری و بازاری) نیز بیشتر از رگرسیون لوجیت برای حل مدل خود استفاده نموده‌اند که در پژوهش حاضر با توجه به برتری شبکه‌های عصبی^۱ MLP (شبکه عصبی پرسپترون چندلایه) و^۲ RBF (شبکه عصبی پایه‌ای شعاعی) در پیش‌بینی، به مقایسه این دو تکنیک خواهیم پرداخت. با کاربرد تکنیک شبکه عصبی RBF برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی، سعی شد با تاکید بر اهمیت و کیفیت داده‌های ورودی و در عین حال توجه به مناسب بودن تکنیک، تا حد امکان به بهترین نتایج در بورس اوراق بهادار تهران دست یابیم و از این طریق گامی در راستای افزایش شفافیت اطلاعاتی در بازار سرمایه برداشته شود.

روش‌شناسی پژوهش

جامعه آماری این پژوهش، شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران در حد فاصل سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۹۳ است. نمونه مورد بررسی شامل آن دسته از شرکت‌های بورسی است که در حد فاصل سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۹۳ دچار ورشکستگی شده‌اند (معیار ورشکستگی در این پژوهش ماده ۱۴۱ قانون تجارت است).

در پژوهش حاضر، به منظور انتخاب نمونه‌ها، شرکت‌هایی که دارای شرایط زیر هستند، بررسی شده‌اند.

-
1. Multi Layer Perceptron
 2. Radial Basis Function

۱. در دوره پژوهش (۱۳۸۶ تا ۱۳۹۳) عضو بورس اوراق بهادار تهران بوده و صورت‌های مالی خود را تحویل داده‌اند.

۲. جزو بانک‌ها و موسسات مالی (شرکت‌های سرمایه‌گذاری، واسطه‌گران مالی و شرکت‌های هلدینگ) نباشند.

۳. همه متغیرهای حسابداری و بازاری شرکت‌ها در دسترس و موجود باشند.

نمونه شرکت‌های ورشکسته، شامل شرکت‌هایی است که مطابق با ماده ۱۴۱ قانون تجارت و نظر حسابرس قانونی در حداقل یکی از سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۳ به عنوان ورشکسته محسوب می‌شوند. با توجه به اینکه تعداد شرکت‌های ورشکسته در این بازه زمانی ۳۱ شرکت است، جامعه با نمونه برابر است و همه اعضای جامعه به عنوان نمونه اول در نظر گرفته شده‌اند.

برای انتخاب نمونه آماری شرکت‌های غیرورشکسته، ابتدا به روش نمونه‌گیری تصادفی ساده، نمونه‌گیری انجام شد. سپس شاخص کیوتوبین^۱ ساده که معیار سنجش عملکرد و ارزش شرکت برای سرمایه‌گذاری و بیانگر سلامت مالی شرکت از نظر جیمز توبین (۱۹۶۹) است، برای همه شرکت‌های یاد شده محاسبه شد. پس از مقایسه شاخص استنباط شد که تعدادی از شرکت‌های غیرورشکسته با وجودی که شامل ماده ۱۴۱ قانون تجارت نیستند، از سلامت مالی نیز برخوردار نیستند و شاخص کیوتوبین آن شرکت‌ها بسیار نزدیک به شاخص شرکت‌های ورشکسته به دست آمد. این موضوع، نشان‌دهنده آن است که تعدادی از شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران با وجود ورشکسته نبودن، سلامت مالی مناسبی نیز ندارند و معیار این قضاوت شاخص کیوتوبین است. از این رو، برای انتخاب بهترین شرکت‌ها از نظر عملکرد و سلامت مالی، از نمونه‌گیری تصادفی طبقه‌ای استفاده شد. بنابراین، از بین صنایع موجود در بورس اوراق بهادار تهران، ابتدا بر اساس روش قضاوتی سه صنعت فعال نفت، دارویی و سیمان به دلیل سودآورتر بودن، به عنوان طبقات نهایی انتخاب شد. سپس در این سه طبقه به صورت تصادفی = شرکت‌های غیرورشکسته انتخاب شدند و فرآیند بررسی شاخص کیوتوبین دوباره انجام شد. این فرآیند تا جایی ادامه یافت که تعداد ۵۹ شرکت غیرورشکسته که دارای سلامت مالی مناسبی بودند، انتخاب شدند.

در مجموع، تعداد ۹۰ شرکت ورشکسته و غیرورشکسته در دوره زمانی سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۳ مورد بررسی قرار گرفتند.

در خصوص روش‌های آماری تجزیه و تحلیل داده‌ها، برای امکان ارزیابی اعتبار داده‌های پژوهش و همچنین قابلیت مقایسه نتایج، از آمار توصیفی (محاسبه شاخص‌های آماری از قبیل

میانگین، میانه، انحراف معیار، حداقل و حداکثر) استفاده شده است. همچنین برای تجزیه و تحلیل داده‌ها، تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF و MLP به کار رفته است.

بر اساس مدل آلتمن (۱۹۶۸) متغیرهای مستقل پژوهش، شامل پنج متغیر نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها، نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها، نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری کل بدهی‌ها و نسبت فروش به کل دارایی‌ها هستند. متغیرهای این مدل در تمام پژوهش‌های داخلی و خارجی به عنوان مدل مناسب حسابداری مورد استفاده قرار گرفته است. سه متغیر بازارمحور هم شامل قیمت سهام، اندازه نسبی شرکت و سیگما جزو متغیرهای مستقل هستند. این سه متغیر بازاری در پژوهش‌های شاموی (۲۰۰۱) و کمبل، هیلچر و سیلاجی (۲۰۰۸) که برای اولین بار از مدل ترکیبی استفاده کرده‌اند و به نتایج خوبی رسیده‌اند به عنوان بهترین متغیرهای بازارمحور شناخته شده‌اند. در جدول‌های ۱ و ۲، نحوه اندازه‌گیری متغیرهای حسابداری و بازاری بیان شده است.

جدول ۱. نحوه اندازه‌گیری متغیرهای حسابداری

نماد متغیر	معرفی و نحوه محاسبه
WC / TA	نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها سرمایه در گردش، تفاوت دارایی جاری و بدهی جاری در ترازنامه است. کل دارایی‌ها نیز، بیانگر عدد سمت راست ترازنامه است. نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های نقدینگی به شمار می‌رود (آلتمن، ۱۹۶۸).
RE / TA	نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها سود انباشته، حسابی است که در سمت چپ ترازنامه و زیر ستون حقوق صاحبان سهام ثبت می‌شود. نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های سودآوری به شمار می‌رود (آلتمن، ۱۹۶۸).
EBIT / TA	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی)، در صورت سود و زیان بیان شده است. نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های سودآوری به شمار می‌رود (آلتمن، ۱۹۶۸).
BV / TL	نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری کل بدهی‌ها ارزش دفتری سهام، بیان‌کننده جمع کل حقوق صاحبان سهام در سمت چپ ترازنامه است. مخرج کسر، مجموع کل بدهی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت کسب شده توسط شرکت است که در سمت چپ ترازنامه ثبت می‌شود (آلتمن، ۱۹۶۸).
S / TA	نسبت فروش به کل دارایی‌ها یکی از انواع نسبت‌های فعالیت (نسبت گردش دارایی‌ها) است. این نسبت نشان می‌دهد که چگونه دارایی‌های یک شرکت به منظور ایجاد درآمد فروش به کار گرفته شده است. این نسبت از تقسیم درآمد فروش ثبت شده در صورت سود و زیان بر مجموع دارایی‌ها به دست می‌آید (آلتمن، ۱۹۶۸).

جدول ۲. نحوه اندازه‌گیری متغیرهای بازاری

معرفی و نحوه محاسبه	نماد متغیر
قیمت سهام شرکت قیمت سهام خام یا تعدیل نشده شرکت است که در بازار بورس مورد معامله قرار می‌گیرد (کمبل، هیلچر و سیلاجی، ۲۰۰۸).	Price
اندازه نسبی شرکت این متغیر لگاریتم طبیعی مجموع ارزش بازاری سهام عادی (اندازه شرکت) نسبت به ارزش بازاری شاخص کل سهام است (شاموی، ۲۰۰۱).	Rsize
سیگما این متغیر، اختلاف بین بازده سهام یک شرکت و بازده شاخص کل بازار بورس است که در واقع با محاسبه انحراف معیار باقیمانده رگرسیون بازده‌های سالانه سهام شرکت با بازده شاخص کل بازار بورس به دست می‌آید (شاموی، ۲۰۰۱).	Sigma

متغیر وابسته در پژوهش حاضر، یک متغیر کمی و پیوسته بوده و مانند متغیرهای مستقل، مشمول مقیاس نسبی / نسبی است.

شاخص کیوتوبین ساده که برای اولین بار توسط جیمز توبین (۱۹۶۹) مطرح شد، برای شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته به عنوان متغیر وابسته است. شاخص کیوتوبین یکی از معیارهای سنجش ارزش بازار شرکت است و امروزه در تجزیه و تحلیل وضعیت مالی شرکت‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. هرچه این شاخص بالاتر باشد، نشانه عملکرد بهتر و مناسب‌تر بودن شرکت برای سرمایه‌گذاری است (فیض‌محمدی، ۱۳۹۳).

شاخص کیوتوبین ساده، مجموع مقادیر ارزش بازار پایان سال سهام عادی، ارزش دفتری پایان سال بدهی‌های بلندمدت و ارزش دفتری پایان سال بدهی‌های با سررسید کمتر از یک سال است که بر ارزش دفتری پایان سال کل دارایی‌های شرکت تقسیم می‌شود.

لازم به یادآوری است که همه متغیرها و داده‌های استخراج شده، به صورت میانگین شامل اطلاعات پنج سال قبل از سال مبنا برای هر شرکت هستند. سال مبنا برای شرکت‌های ورشکسته، اولین سالی است که شرکت مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده است و برای شرکت‌های غیرورشکسته، سالی است که جمع‌آوری اطلاعات شروع شده است.

برای آموزش داده‌ها به شبکه‌های عصبی، دو نوع شبکه MLP و RBF عصبی در نظر گرفته شده و با توجه به مدل‌ها، سه نوع شبکه عصبی MLP به شرح زیر طراحی شده است.

۱. شبکه MLP با سه ورودی-یک خروجی (برای مدل بازاری).
۲. شبکه MLP با پنج ورودی-یک خروجی (برای مدل حسابداری).

۳. شبکه MLP با هشت ورودی-یک خروجی (برای مدل ترکیبی).

با توجه به پیشینه پژوهش، شبکه عصبی MLP با یک لایه میانی و با تعداد واحدهای کافی و تابع انتقال سیگموئید قادر است هر نگاشتی را تخمین بزند (عاطفت دوست و فقیه، ۱۳۸۴). از اینرو در این پژوهش برای شبکه MLP یک شبکه با یک لایه میانی با تابع انتقال سیگموئید در نظر گرفته شده است. تعداد واحدهای لایه میانی با آزمون و خطای فراوان در سطح خطای هدف $0/005$ ، $0/005$ و $0/005$ به ترتیب برای شبکه‌های MLP مربوط به مدل‌های بازاری، حسابداری و ترکیبی به دست آمد. در این حالت پس از تست داده‌ها مشخص شد شبکه‌ها، داده‌ها را یاد گرفته‌اند و آماده پیش‌بینی هستند. شایان ذکر است که الگوریتم آموزش داده‌ها برای مدل‌های سه گانه یاد شده، الگوریتم لونیگ و مارکوارت است.

برای آموزش داده‌ها به شبکه‌های عصبی RBF، با توجه به این که به‌طور کلی شبکه عصبی RBF شامل دو شبکه (شبکه RBF معمولی ۱ و شبکه RBF دقیق ۲) است، برای هر نوع سه شبکه برای مدل‌های بازاری، حسابداری و ترکیبی (در مجموع ۶ شبکه) طراحی شده است. شبکه‌های RBF به طور معمول دارای یک لایه میانی هستند. نوع معمولی این شبکه‌ها بر اساس میزان خطای قابل قبولی که با آزمون و خطای فراوان به دست می‌آید، تعداد واحدهای لایه میانی لازم را مشخص می‌کند. در این پژوهش، سطح خطای پیش‌بینی مطلوب پس از آزمون و خطای فراوان $0/000005$ به دست آمده است.

در حالت شبکه RBF دقیق نیز خود شبکه سعی می‌کند الگویی را بر داده‌های موجود برازش کند که به طور دقیق بر داده‌ها منطبق باشد و سطح خطای مربوطه صفر شود. در این حالت نیز پس از تست داده‌ها مشخص شد شبکه‌ها، داده‌ها را یاد گرفته‌اند و آماده پیش‌بینی هستند.

یافته‌های پژوهش

در راستای تجزیه و تحلیل اولیه داده‌ها، آمار توصیفی متغیرهای مورد بررسی، محاسبه شده و در جدول ۳، ارائه شده‌اند. این جدول شامل اطلاعات مربوط به میانگین، میانه، حداکثر، حداقل و انحراف معیار متغیرها به تفکیک شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته است. طبق اطلاعات ارائه شده در جدول ۳، میانگین همه متغیرها برای شرکت‌های غیرورشکسته بیشتر از شرکت‌های ورشکسته است. علاوه بر این، میانگین نسبت سود انباشته به دارایی در

شرکت‌های ورشکسته منفی است که نشان از زیان مالی و تطابق این شرکت‌ها با ماده ۱۴۱ قانون تجارت در طول دوره مالی دارد.

جدول ۳. آمار توصیفی متغیرهای پژوهش به تفکیک شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته

متغیر	طبقه بندی	تعداد مشاهدات	میانگین	میانه	حداکثر	حداقل	انحراف معیار
EBIT/ TA	ورشکسته	۱۵۵	۰/۰۳۸	۰/۰۳۷	۰/۱۲۲	-۰/۰۳۳	۰/۰۳۸
	غیروورشکسته	۲۹۵	۰/۲۶۵	۰/۲۴۱	۱/۳۸۶	-۰/۰۶۴	۰/۱۸۴
RE/ TA	ورشکسته	۱۵۵	-۰/۰۳۰	-۰/۰۱۹	۰/۰۵۰	-۰/۳۱۷	۰/۰۷۰
	غیروورشکسته	۲۹۵	۰/۲۵۶	۰/۲۵۸	۰/۵۶۶	۰/۰۵۹	۰/۱۱۲
S/ TA	ورشکسته	۱۵۵	۰/۸۵۴	۰/۷۰۰	۳/۴۲۸	۰/۳۲۵	۰/۵۹۲
	غیروورشکسته	۲۹۵	۰/۹۱۷	۰/۸۰۰	۴/۲۰۶	۰/۰۱۹	۰/۶۹۸
WC/ TA	ورشکسته	۱۵۵	۰/۰۱۴	۰	۰/۷۱۵	-۰/۳۳۱	۰/۱۸۸
	غیروورشکسته	۲۹۵	۰/۱۴۹	۰/۱۸۰	۰/۷۵۷	-۰/۲۹۷	۰/۱۹۶
BV/ TL	ورشکسته	۱۵۵	۰/۳۰۰	۰/۲۳۸	۱/۱۶۳	۰/۰۳۵	۰/۲۴۹
	غیروورشکسته	۲۹۵	۱/۲۴۶	۰/۸۹۰	۶/۴۶۰	۰/۲۴۰	۱/۱۳۶
Price	ورشکسته	۱۵۵	۲۴۱۸/۲۶۷	۱۹۹۵/۶	۶۳۲۷/۲	۷۹۹/۲	۱۴۱۴/۸
	غیروورشکسته	۲۹۵	۱۰۲۹۴/۲	۸۷۰۶/۶	۳۳۶۳۳	۲۸۶۸/۴	۶۳۰۵
Rsize	ورشکسته	۱۵۵	۲/۴۶۶	۲/۱۴۵	۶/۲۴۳	۰/۳۴۴	۱/۳۶۷
	غیروورشکسته	۲۹۵	۴/۱۴۸	۳/۸۶۴	۷/۹۸۰	۰/۶۰۴	۱/۵۲۵
Sigma	ورشکسته	۱۵۵	۰/۳۰۸	۰/۴۹۰	۰/۹۷۷	-۰/۷۴۵	۰/۵۳۹
	غیروورشکسته	۲۹۵	۰/۳۸۲	۰/۵۳۷	۰/۹۷۱	-۰/۶۹۷	۰/۴۵۰
Q Tobin	ورشکسته	۱۵۵	۱/۲۹۰	۱/۱۵۰	۲/۵۰۸	۰/۹۴۸	۰/۳۷۶
	غیروورشکسته	۲۹۵	۲/۳۲۵	۱/۹۱۹	۸/۷۷۱	۱/۵۲۱	۱/۲۰۳

با توجه به جدول ۳، انحراف معیار متغیر قیمت برای دو گروه شرکت‌های ورشکسته و غیروورشکسته در مقایسه با انحراف معیار بقیه متغیرها، عدد بسیار بالایی است که این امر ناشی از پراکندگی زیاد داده‌های قیمت شرکت‌ها است. علاوه بر این، انحراف معیار متغیر قیمت برای شرکت‌های غیروورشکسته (۶۳۰۵) بیشتر از شرکت‌های ورشکسته (۱۴۱۴/۸) است که نشان‌دهنده پراکندگی و بالا بودن قیمت سهام شرکت‌های غیروورشکسته در طول دوره زمانی است.

پس از ورود اطلاعات مربوط به هر سه مدل به شبکه‌های عصبی MLP و RBF و آموزش شبکه‌ها با استفاده از نرم‌افزار MATLAB در مرحله قبل، ۱۰ مرحله بعد پیش‌بینی می‌شود. چون تعداد کل داده‌های مربوط به هر متغیر ۹۰ داده است و با توجه به پیشینه پژوهش تعداد

نمونه آزمایش کمتر از ۸۰ مورد نیست، تعداد داده‌های آزمایش ۸۰ مورد و تعداد داده‌های آزمون ۱۰ مورد انتخاب می‌شود. به منظور آزمون با وارد کردن داده‌ها به شبکه‌های عصبی آموزش دیده، تا ۱۰ مورد بعد پیش‌بینی می‌شود و سپس بر اساس شاخص MSE میزان دقت پیش‌بینی شبکه‌ها مورد سنجش قرار می‌گیرد. نتایج حاصل در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴. مقایسه نتایج حاصل از انواع شبکه عصبی و مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس نوع داده‌های ورودی

مدل ترکیبی	مدل حسابداری	مدل بازاری		
۲۰	۲۱/۰۸	۲۱	MLP	
۱۳/۳۷	۱۷/۰۳	۱۴	newrb	RBF
۱۰/۸۷	۱۳/۶۱	۱۰/۸۹	newrbe	

همانطور که بیان شد برای مقایسه میزان دقت پیش‌بینی از شاخص میانگین مربعات خطا (MSE) استفاده شده است که فرمول آن به صورت رابطه ۱ است.

$$\text{MSE} = \frac{\sum (P_i - R_i)^2}{n} \quad \text{رابطه ۱}$$

در رابطه ۱، P_i مقدار پیش‌بینی مرحله نام بر اساس شبکه عصبی و R_i مقدار واقعی مرحله مرحله نام متناظر است.

بر اساس نتایج جدول ۴، مشخص است که براساس میانگین مربعات خطاها، نتایج مدل ترکیبی تحت دو شبکه MLP و RBF بهتر از دو مدل دیگر است، از اینرو فرضیه‌های اول و دوم پژوهش مورد تایید قرار می‌گیرند. با توجه به اینکه شبکه‌های RBF (در دو مدل خود) دقت پیش‌بینی بیشتری نسبت به شبکه MLP برای سه مدل دارند، فرضیه سوم پژوهش مورد تایید است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها یکی از مهمترین موضوعات در حوزه تصمیم‌گیری مالی است که با توجه به اهمیت آثار و نتایج آن در سطح جهان، ابزارها و مدل‌های متنوعی که هرکدام از نظر متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و تکنیک‌ها متفاوت هستند، ارائه شده است. استفاده از مدل‌ها و تکنیک‌های مناسب به این دلیل مهم است که باید مطابق با شرایط بازار سرمایه هر کشور تعیین شود.

نتایج پژوهش حاضر با شواهد پژوهش اودوم و شاردا (۱۹۹۰) در خصوص دقت و توان بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی؛ با پژوهش شاموی (۲۰۰۱) از نظر دقت

بالای مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی؛ با پژوهش داس، هانونا و سارین (۲۰۰۹) از نظر تأثیر مثبت استفاده از مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) در پیش‌بینی احتمال ورشکستگی مطابقت دارد.

همچنین نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش مارتین و پیت (۲۰۰۹) در خصوص عملکرد بهتر مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) در مقایسه با کاربرد جداگانه هر کدام از مدل‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی و با پژوهش بائر (۲۰۱۲) از نظر دقت بالای پیش‌بینی مدل ترکیبی در مقایسه با دو مدل مبتنی بر داده‌های حسابداری و داده‌های بازاری مطابقت دارد.

علاوه بر این، یافته‌های این پژوهش با نتایج پژوهش‌های داخلی مانند مقاله صالحی و عظیمی یانچشمه (۱۳۹۵) و پایان‌نامه حاصلی (۱۳۹۰) در خصوص دقت بالای مدل ترکیبی شاموی در طبقه‌بندی شرکت‌های ورشکسته در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی سازگار است.

به دلیل اهمیت پیش‌بینی ورشکستگی مالی با دقت بالاتر در بازار سرمایه ایران، در این پژوهش، از مدل ترکیبی (متغیرهای حسابداری و بازاری) برای پیش‌بینی استفاده شد و دو نمونه آماری شامل ۳۱ شرکت ورشکسته و ۵۹ شرکت غیرورشکسته پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۹۳، ۸ متغیر حسابداری و بازاری به عنوان متغیر مستقل و از نسبت کیوتوبین ساده به عنوان متغیر وابسته استفاده گردید. با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP و RBF به آموزش داده‌ها و آزمون فرضیات اقدام شد. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های ترکیبی نسبت به مدل‌های حسابداری و بازاری ریسک ورشکستگی مالی را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کنند (در هر دو شبکه MLP و RBF). همچنین دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی RBF (تحت هر دو مدل خود) بیشتر از شبکه‌های MLP در سه مدل ترکیبی، حسابداری و بازاری است.

برای پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود به منظور پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها از شبکه‌های عصبی RBF (در قیاس با شبکه‌های عصبی MLP) به علت قدرت بیشتر در پیش‌بینی، استفاده شود.

منابع

- احمدپور، ا. و میرزایی‌اسرمی، ح. (۱۳۹۲). مقایسه مدل تحلیل تمایزی چندگانه با مدل شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران. تحقیقات حسابداری و حسابرسی، ۴ (۱۹)، ۳۱-۲.

حاصلی، ج. (۱۳۹۰). مطالعه مقایسه‌ای مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی شاموی و اهلسون در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. پایان‌نامه تحصیلی مقطع کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی کرمانشاه.

دستگیر، م.، سجادی، ح.، و مقدم، ج. (۱۳۸۷). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل لوجیت. پژوهشنامه اقتصادی، ۸(۴)، ۱۷۱-۱۸۹.

صالحی، ن.، و عظیمی یانچشمه، م. (۱۳۹۵). بررسی تطبیقی مدل خطر و مدل‌های سنتی برای پیش‌بینی ورشکستگی. فصلنامه حسابداری مالی، ۸(۳۰)، ۹۴-۱۲۱.

عاطفت‌دوست، ع.، و فقیه، ن. (۱۳۸۴). هوش مصنوعی در پیش‌بینی ایست خط تولید (کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی). تهران، انتشارات زر.

علیزاده، و.، و ندیری، م. (۱۳۹۴). ارائه مدلی برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی پایه‌ای-شعاعی با نظارت الگوریتم ژنتیک. اولین کنفرانس بین‌المللی مدیریت، اقتصاد، حسابداری و علوم تربیتی، ساری، شرکت علمی پژوهشی و مشاوره‌ای آینده‌ساز، دانشگاه پیام نور نکا.

فیض‌محمدی، ر. (۱۳۹۳). بحران مالی و پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از متغیرهای حسابداری، بازار و اقتصاد کلان. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.

کمیحانی، ا.، و سعادت‌فر، ج. (۱۳۸۵). کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازار بورس. جستارهای اقتصادی، ۳(۶)، ۱۱-۴۳.

مکیان، ن.، المدرسی، م. ت.، و کریمی‌تکلو، س. (۱۳۸۹). مقایسه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش‌های رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها. فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی، ۱۰(۲)، ۱۴۱-۱۶۱.

References

- Ahmadpour, A., & Mirzayi Asromi, H. (2013). Comparison of Multiple Differentiation Analysis Model with Neural Networks Model in Predicting Bankruptcy of Accepted Companies in Tehran Stock Exchange. *Accounting and Auditing Research*, 4(19), 2-31. (In Persian)
- Alizadeh, V., Nadiri, M. (2015). Providing a Model for Forecasting Corporate Bankruptcy Risk using a Basic-radial Neural Network with

Genetic Algorithm Monitoring. First International Conference on Management, Economics, Accounting and Educational Sciences, Sari, Scientific Research company and Future Consultant, PayamNoor University of Neka. (In Persian)

Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Atefatdoost, A., & Faqih, N. (2005). Artificial Intelligence to Predict Stop the Production Line (Application of Artificial Neural Networks). Tehran: The ZAR Publications. (In Persian)

Bauer, J. (2012). Bankruptcy Risk Prediction and Pricing: Unravelling the Negative Distress Risk Premium.

Campbell, J. Y., Hilscher, J., & Szilagyi, J. (2008). In Search of Distress Risk. *The Journal of Finance*, 63(6), 2899-2939.

Christidis, A., & Gregory, A. (2010). Some New Models for Financial Distress Prediction in the UK.

Danilov, C. F. A. (2014). Corporate Bankruptcy: Assessment, Analysis and Prediction of Financial Distress, Insolvency and Failure.

Das, S. R., Hanouna, P., & Sarin, A. (2009). Accounting-based Versus Market-based Cross-sectional Models of CDS Spreads. *Journal of Banking & Finance*, 33(4), 719-730.

Dastgir, M., Sajjadi, H. & Moghaddam, J. (2008). Bankruptcy Prediction of Companies by Using of Logit Model. *Journal of Economic*, 8(4), 171-189. (In Persian)

Fedorova, E., Gilenko, E., & Dovzhenko, S. (2013). Bankruptcy Prediction for Russian Companies: Application of Combined Classifiers. *Expert Systems with Applications*, 40(18), 7285-7293.

Feyz Mohammadi, R. (2014). Financial Distress and Bankruptcy Prediction of Tehran Securities and Exchange's Firms using Accounting, Market and Macroeconomic Variables. Master's Thesis, Tarbiat Modares University. (In Persian)

Fulmer, J. G., Moon, J. E., Gavin, T. A., & Erwin, J. M. (1984). A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 66(11), 25-37.

- Haseli, J. (2011). A Comparative Study of Bankruptcy Prediction Models of Shumway and Ohlson in Listed Companies on Tehran Stock Exchange. Master's Thesis, Islamic Azad University, Kermanshah. (In Persian)
- Komeijani, A., & Saadatfar, J. (2006). The Application of Neural Network Models to Predict Economic Bankruptcy in Stock Market Companies. *Economic Essays*, 3(6), 11-43. (In Persian)
- Makiyan, N., Almodarresi, M., & Karimi Takallo, S. (2010). Comparing Model of Artificial Neural Networks with Discriminant Analysis and Logistic Regression Methods to Predict Bankruptcy of Companies. *Journal of Economic Researches*, 10(2), 141-161. (In Persian)
- Martin, S., & Peat, M. (2009). A Comparison of the Information Content of Accounting and Market Measures in Distress Prediction.
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. In *Neural Networks, 1990 IJCNN International Joint Conference on*, 163-168. IEEE.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Salehi, N., & Azimi yancheshmeh, M. (2016). Comparative Study of Risk Model and Traditional Models for Predicting Bankruptcy. *Financial Accounting Quarterly*, 8(30), 94-121. (In Persian)
- Shirata, C. Y. (1998). Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan: an Empirical Research. Tsukuba College of Technology.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy more Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Springate, G. L. (1978). Predicting the possibility of failure in a Canadian firm: a discriminant analysis. Doctoral dissertation, Simon Fraser University.
- Taffler, R. J. (1983). The Assessment of Company Solvency and Performance using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52), 295-308.
- Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). Financial Distress and Bankruptcy Prediction Among Listed Companies using Accounting, Market and

Macroeconomic Variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.

Vassalou, M., & Xing, Y. (2004). Default Risk in Equity Returns. *The Journal of Finance*, 59(2), 831-868.

Zavgren, C. V. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: a Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.