

مدل نوین هشدار زودهنگام سلامت مالی شرکت‌ها با رویکرد الگوریتم ترکیبی خفاش عصبی

رضا تهرانی^۱، سیدمجتبی میرلوحی^۲، سعید شیرکوند^۳، مسعود راهی^۴

چکیده:

اغلب ذینفعان و مدیران بنگاه‌های اقتصادی علاقمند به داشتن ابزارهایی هستند تا از طریق آن‌ها بتوانند سلامت مالی و تداوم فعالیت شرکت‌ها را ارزیابی و پیش‌بینی نمایند. هدف این پژوهش طراحی یک مدل نوین هشدار زودهنگام برای پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌ها با رویکرد الگوریتم ترکیبی خفاش-عصبی می‌باشد. جامعه آماری پژوهش، شامل شرکت‌های تولیدی سهامی عام در ایران، و نمونه استفاده شده شامل ۸۰ شرکت سالم و ورشکسته‌ی پذیرفته شده در بورس و اوراق تهران مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت بین سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۵ می‌باشد. پس از بررسی آماری ۲۰ نسبت مالی تعداد ۱۲ نسبت مالی بعنوان متغیر توضیحی در مدل پیشنهادی استفاده گردید. در این پژوهش، از شبکه عصبی چندلایه و مدل تحلیل ممیز چندگانه آلتمن بعنوان مدل‌های مقایسه‌ای برای ارزیابی مدل استفاده شده است. نتایج حاصل از آزمون فرضیه‌های پژوهش نشان می‌دهد دقت مدل ترکیبی خفاش-عصبی بطور معناداری بالاتر از روش شبکه عصبی چندلایه پس انتشار و مدل آلتمن برای پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌ها می‌باشد. مدل پیشنهادی قادر به شناسایی نشانه‌های عدم سلامت مالی شرکت‌ها از یک تا سه سال قبل از وقوع ورشکستگی می‌باشد.

واژه های کلیدی: سلامت مالی، الگوریتم خفاش، شبکه عصبی چندلایه، ورشکستگی.

طبقه‌بندی موضوعی: C45, G32, G33

^۱ استاد، دانشگاه تهران rtehrani@ut.ac.it

^۲ استادیار دانشگاه صنعتی شاهرود mirlohim@gmail.com

^۳ استادیار دانشگاه تهران shirkavnd@ut.ac.ir

^۴ دانشجوی دکتری مدیریت مالی، پردیس البرز دانشگاه تهران نویسنده مسئول Masoud.rahi@gmail.com

مقدمه

شتاب رو به رشد تغییرات محیطی، باعث شده تا شرکت‌ها با ریسک‌های متنوعی روبرو شوند و عملکرد مالی بنگاه‌های اقتصادی متأثر از نوسانات بازار باشد. در صورتیکه ذینفعان و مدیران این سازمان‌ها نتوانند به موقع این ریسک‌ها را شناسایی و اقدامات عاجلی بعمل آورند، شرکت‌ها دچار عدم تعادل و بروز درمادگی مالی و حتی ورشکستگی خواهند شد.

بحران مالی اخیر اثبات کرد که حتی بهترین شرکت‌های بین‌المللی بایستی بطور دائم واقعیت مالی خود و شرکت‌های زیرمجموعه را پایش نمایند، براساس آمار جمع آوری شده توسط شرکت بین‌المللی اوپلر-هرمس^۱ بعد از بحران سال ۲۰۰۸ تعداد شرکت‌های در معرض ورشکستگی در آمریکا ۵۴٪ در اسپانیا ۱۱۸٪ و در انگلستان ۵۶٪ رشد کرده‌اند. مطالعات نشان می‌دهند که آشفتگی مالی می‌تواند برای اعتبار دهندگان و سایر ذینفعان هزینه بر باشد لذا با عکس العمل در زمان مناسب می‌تواند این نوع هزینه‌ها را کاهش و یا از بروز آن‌ها جلوگیری نمود (تینو کو^۲ و ویلسون^۳، ۲۰۱۳).

مسئله اصلی این پژوهش طراحی مدلی می‌باشد که بتواند سلامت مالی بنگاه‌های اقتصادی ایران را قبل از بروز درمادگی مالی و ورشکستگی ارزیابی نماید. اهمیت و ضرورت پژوهش حاضر از این قرار است که با توجه به تفاوت در پارامترهای اقتصادی کشورها، تفاوت در سیستم‌های حسابداری و ماهیت پویای اقتصاد، لزوم بهره‌مندی از مدل‌های بومی پایش سلامت مالی شرکت‌ها افزایش یافته و بعنوان یه ضرورت مورد بررسی قرار گرفته است.

مدل‌های پایش سلامت مالی، با ارائه پیام‌های هشدار دهنده از احتمال ورشکستگی شرکت‌ها، مدیریت، سرمایه‌گذاران و کلیه ذینفعان را قادر می‌سازد تا اقدامات بازدارنده‌ای انجام داده و مدت زمان تحمل زیان‌ها و ریسک تصمیم‌گیری را کاهش دهند (احمدپور و اسرامی، ۱۳۹۲).

بطور کلی مدل‌های پایش بینی سلامت مالی بصورت توابعی هستند که با استفاده داده‌های مالی فعلی، و نیز مدل‌های ریاضی، آماری و ابتکاری پایش بینی می‌کند که آیا یک شرکت در وضعیت آشفتگی مالی قرار خواهد گرفت یا خیر؟

Euler-Hermes^(۱)
Tinoco^(۲)
Wilson^(۳)

در این پژوهش قصد بر آن است به منظور رفع نگرانی فوق، با توجه به شرایط محیطی شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، قوانین و مقررات حاکم، و نیز مطلوبیت بالای مدل‌های ترکیبی، با استفاده از مدل فراابتکاری عصبی-خفاش، سیستمی جامع و نوین برای هشدار زودهنگام وضعیت سلامت مالی بنگاه‌های تولیدی طراحی شود، و نتایج آن با مدل معروف آلتمن و شبکه عصبی چندلایه پس انتشار مورد مقایسه قرار گیرد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

سلامت مالی شرکت‌ها موضوعی است که با بحث تداوم فعالیت، درماندگی مالی، ورشکستگی در ارتباط است. در ادبیات موضوعی نام‌های مختلفی برای سیستم هشدار مالی استفاده شده است که عبارتند از پیش‌بینی سلامت مالی^۱، پیش‌بینی ورشکستگی^۲، پیش‌بینی درماندگی مالی^۳، پیش‌بینی افول شرکت^۴ (کوشیسوا^۵ و میسانکوا^۶، ۲۰۱۴). در دیکشنری سرمایه‌گذار^۷ واژه سلامت مالی را، وضعیت مالی یک شرکت و یا یک شخص تعریف کرده است. شرکتی که در سلامت مالی خوب قرار دارد می‌تواند بدهی‌های خود را در زمان مقرر از طریق جریان نقدی حاصل از فعالیت خود تسویه نماید، در حالیکه شرکتی که در وضعیت سلامت مالی خوبی قرار نداشته باشد نمی‌تواند تعهدات خود را به موقع ايفاء نماید و در طی یک فرآیند مستمر به سمت درماندگی مالی و ورشکستگی پیش خواهد رفت. همچنین صندوق بین‌المللی پول، سلامت مالی را توان سودآوری و تداوم فعالیت واحد اقتصادی تعریف کرده است (نیک کار و همکاران، ۱۳۹۷). پیش‌بینی سلامت مالی یک شرکت شبیه به مسائل پیش‌بینی ورشکستگی می‌باشد. فرآیند ورشکستگی ممکن است ۵ تا ۶ سال به طول انجامد. این موضوع یک پدیده ناگهانی نیست که نتوان آن را پیش‌بینی کرد، بنابراین کشف زود هنگام نشانه‌های هشدار زمان بیشتری را در اختیار مدیران برای آماده شدن برای عکس‌العمل مناسب قرار می‌دهد (کرول ۲۰۱۳).

هشدار زودهنگام سلامت مالی در این پژوهش، پیش‌بینی این است که آیا شرکت بر اساس داده‌های مالی جاری و با استفاده از مدل‌های ریاضی، آماری یا مدل‌های هوش مصنوعی دچار ورشکستگی در آینده خواهد شد یا نه؟ با توجه به مطالعات قبلی انجام شده و قوانین و مقررات مالی ایران و محدودیت دسترسی به اطلاعات، در این پژوهش ملاک عدم سلامت مالی را مشمول بودن

Financial Health Prediction (۱
 Bankruptcy (۲
 Financial Distress (۳
 Corporate Failure (۴
 Kocisova (۵
 Misankov (۶
 Investor dictionary (۷

شرکت نسبت به ماده ۱۴۱ قانون تجارت در نظر گرفته می شود. در قسمتی از این ماده آمده است "اگر بر اثر زیان‌های وارده حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیات مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق العاده صاحبان سهام را دعوت نماید تا موضوع انحلال یا بقاء شرکت مورد شور و رای واقع شود. هرگاه مجمع مزبور رای به انحلال شرکت ندهد، باید در همان جلسه و با رعایت مقررات ماده ۶ این قانون، سرمایه شرکت را به مبلغ سرمایه موجود کاهش دهد." بطور کلی روش‌های مختلفی برای پیش بینی سلامت مالی شرکت‌ها مورد مطالعه قرار گرفته است، که در بین آن‌ها روش‌های آماری و فرا ابتکاری پر کاربرد تر هستند. روش‌های فرا ابتکاری، برخی مفروضات و محدودیت‌های اولیه مدل‌های آماری مانند خطی بودن^۱، نرمال بودن^۲ و مستقل بودن متغیرهای پیش بین (توضیحی) از هم را ندارند که باعث گسترش استفاده از آن‌ها شده است (راعی، فلاح پور، ۱۳۸۷).

در ادامه، از مدل‌های آماری تحلیل ممیز چندگانه و از روش‌های فرا ابتکاری، شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار و الگوریتم خفاش توضیح داده می‌شوند.

مدل تحلیل ممیز چندگانه

مدل تحلیل ممیز چندگانه^۳ یک مدل آماری چند متغیره و پر کاربرد می باشد، که برای طبقه‌بندی مشاهدات بر مبنای دو یا چند متغیر مستقل استفاده می شود. این روش تعیین می کند که یک مشاهده به کدام گروه تعلق دارد. به بیان دیگر مدل تحلیل ممیز چندگانه، یک ترکیب خطی متغیرهای تفکیک کننده خاصی است که طبق آن بر اساس مقایسه امتیاز بدست آمده از مدل و دامنه شمول تعیین شده برای تفکیک، شرکت‌ها را در گروه‌های سالم و ناسالم طبقه‌بندی می‌کنند. مدل کلی تحلیل ممیز چندگانه بصورت زیر می باشد:

$$Z = W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n \quad \text{رابطه ۱}$$

که در آن Z امتیاز تمایز^۴، W_n وزن متغیر X_n می باشد.

بطور کلی مدل‌های تحلیل ممیز چندگانه دارای محدودیت‌های تفکیک پذیری خطی^۵، مستقل بودن متغیرهای توضیحی، و نرمال بودن متغیرها می باشند (لاچر^۶ و همکاران، ۱۹۹۵). شایان ذکر است عموماً نسبت‌های مالی‌ای که از صورت‌های مالی استخراج می‌شوند و بعنوان متغیرهای مستقل

Linearly (۱)

Normality (۲)

Multiple discriminant analysis (۳)

Discriminant Score (۴)

Linear separability (۵)

Lacher (۶)

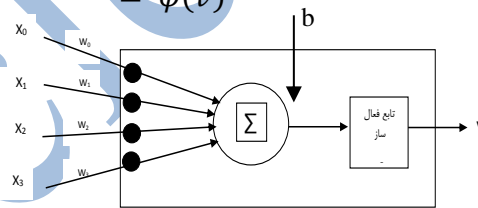
در مدل‌های پیش‌بینی استفاده می‌شوند به دلیل ماهیت محاسباتی‌شان دارای درجه‌ای از وابستگی می‌باشند (راهی و همکاران، ۱۳۹۰).

شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرسپترون پس انتشار^۱

شبکه‌های عصبی مصنوعی، برای اولین بار در سال ۱۹۴۳ توسط ام سی کلوج^۲ و پیتس^۳ مطرح گردید و اولین موفقیت کاربردی آن توسط ویدرو و هاف^۴ در سال ۱۹۶۰ ارائه شد (لاچر و همکاران، ۱۹۹۵). شبکه عصبی مصنوعی با الهام از شبکه اعصاب مغز از مجموعه‌ای از نرون‌ها، لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی تشکیل شده است. همانگونه که در شکل ۱ نشان داده شده است بردارهای ورودی از طریق لایه اولیه وارد نرون می‌شوند. هر یک از این ورودی‌ها تحت تاثیر یک وزن قرار می‌گیرند. این تابع وزن شبیه اتصال سیناپسی در مغز عمل می‌کند. این اوزان با w_0, w_1, \dots, w_n و عامل ارب b_i تعریف می‌شوند، سپس جمع وزنی متغیرهای ورودی و مقدار ارب نرون از طریق تابع فعال ساز φ که شبیه به یک صافی غیر خطی می‌باشد از طریق رابطه زیر محاسبه و خروجی مدل را تشکیل می‌دهد (تکنوپدیا^۵، ۲۰۱۸).

$$y = \varphi \left(\sum_{i=0}^N x_j w_{ij} + b_i \right), v = \sum_{j=0}^N x_j w_{ij} + b_i \rightarrow y \quad \text{رابطه ۲}$$

$$= \varphi(v)$$



شکل ۱. نمایه‌ای از یک نرون مصنوعی

یکی از پرکاربردترین توابع فعال سازی، تابع تانژانت هیپربولیک می‌باشد که جزو خانواده سیگموئیدها است که رابطه آن به صورت زیر است:

$$\varphi(v) = \frac{2}{1 + e^{-2cv}} - 1 \quad \text{رابطه ۳}$$

۱) Back Propagation
 ۲) McCulloch
 ۳) Pitts
 ۴) Widrow and Hoff
 ۵) Technopedia

مزیت اصلی شبکه های عصبی مصنوعی، قابلیت مدل سازی غیرخطی و انعطاف پذیریشان می باشد. در شبکه های عصبی مصنوعی، دیگر نیازی به تشخیص شکل حاصل مدل نبوده و مدل بر اساس اطلاعات موجود در داده ها شکل می گیرد. در سال ۱۹۵۸ فرانک روزنبلات^۱ نشان داد نوعی از شبکه هایی عصبی موسوم به پرسپترون^۲ یا پیش خور را می توان جهت حل مسئله دسته بندی الگو ها آموزش داد. کار مهم او معرفی این شبکه نبود، بلکه ابداع قانون یادگیری برای شبکه پرسپترون می باشد که به قانون دلتا معروف گردید. نحوه عمل پرسپترون چندلایه، مشابه پرسپترون تک لایه است. در این مدل داده های آموزشی، به شبکه داده شده و خروجی شبکه محاسبه می گردد، سپس از طریق مقایسه بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب، ضرائب وزنی شبکه تغییر می یابد به گونه ای که در تکرارهای بعدی خروجی ها به خروجی مطلوب نزدیکتر خواهند بود. بعد از آن محققان به دنبال توسعه قوانین یادگیری در شبکه های عصبی بودند، تا اینکه شبکه های عصبی چندلایه با الگوریتم پس انتشار برای اولین بار در سال ۱۹۷۴ توسط پاول وریز مطرح گردید و در سال ۱۹۸۵ بطور گسترده ای رایج شد. توسعه الگوریتم پس انتشار و فرآهم آوردن روشی که بنیاد ریاضی قوی داشت انقلابی در شبکه های عصبی ایجاد کرد بگونه ای که در حال حاضر شبکه های عصبی چندلایه پیش خور با قاعده آموزش پس انتشار بیشترین کاربرد را در حل مسائل دارد (عالم تبریزی و همکاران، ۱۳۹۲، ۱۱۰:۵۷).

الگوریتم خفاش

الگوریتم های بهینه سازی مدرن اغلب الهام گرفته از طبیعت می باشند و نوعاً بر مبنای خرد جمعی می باشند. الگوریتم خفاش^۳ نیز یکی از همین الگوریتم های فرابتکاری می باشد که اصول اولیه خود را از زندگی خفاش ها الهام گرفته است. این الگوریتم برای اولین بار توسط یانگک (۲۰۱۰) توسعه یافت و به عنوان یک الگوریتم بسیار کارا مورد توجه محققان قرار گرفت. الگوریتم استاندارد خفاش بر اساس انعکاس صدا^۴ و یا خصوصیات صدای زیستی^۵ خفاش های کوچک اقدام به بهینه سازی و یافتن جواب برای مسئله می کند.

مفاهیم کاربردی در الگوریتم خفاش

از آنجا که الگوریتم خفاش یک روش جدید بهینه یابی فرابتکاری می باشد که در این تحقیق از آن بعنوان الگوی یادگیری یا آموزش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون استفاده شده است، لذا قبل

Frank Rosenblatt (۱)
Perceptron (۲)
Bat Algorithm (۳)
Echolocation (۴)
Bio-Sonar (۵)

از توضیح مکانیزم عملکردی الگوریتم خفاش، به مفاهیم موضوعی این روش برگرفته شده از یافته های یانگ می پردازیم.

انعکاس صدای خفاش

خفاش های کوچک معمولاً از یک نوع صدای بلند (سونار) برای پیدا کردن شکار، اجتناب از برخورد با موانع، و جایابی لانه خود در تاریکی استفاده می کنند. آن ها یک پالس صدای بلند تولید می کنند و به انعکاس صدای اشیاء اطراف گوش می دهند. آن ها از پالس های صوتی متفاوت بسته به استراتژی برای بدست آوردن شکار استفاده می کنند.

یانگ الگوریتم خفاش را با توجه به مشخصات صدای تولید شده توسط خفاش با قوانین ایدآل زیر توسعه داد:

(الف) تمام خفاش ها صدای پژواکی برای درک مسافت از شکار و فاصله از موانع تولید می کنند. همچنین همه آن ها تفاوت صدای پژواک شده ناشی از غذا و اجسام پیرامونشان را تشخیص می دهند.

(ب) خفاش ها بصورت تصادفی با سرعت v_i در نقطه x_i با فرکانس f_{min} ، طول موج λ و بلندی صوت A_0 برای پیدا کردن شکار پرواز می کنند. آن ها بصورت خودکار می توانند طول موج (یا فرکانس) و نرخ پالس های تولید شده $r \in [0; 1]$ توسط خودشان را با توجه به نزدیکی به شکار تنظیم کنند.

(ج) اگرچه بلندی صوت می تواند بسیار متفاوت باشد، اما ما فرض می کنیم که بلندی صوت بین ماکزیمم A_0 و مینیمم A_{min} تغییر می کند.

حرکت خفاش ۱

هر خفاش مرتبط با یک سرعت v_i^t و یک محل x_i^t در زمان تکرار t در یک جستجو و یا فضای حل d بعدی می باشد. در میان همه خفاش ها، تنها یک راه حل برتر x_* وجود دارد. بنابراین سه قانون پیش گفته در بخش قبل را می توان بدینگونه برای مکان x_i^t و سرعت v_i^t به زبان ریاضی مطرح کرد:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad \text{رابطه ۴}$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - x_*)f_i \quad \text{رابطه ۵}$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad \text{رابطه ۶}$$

که $\beta \in [0; 1]$ یک بردار تصادفی که از توزیع یکنواخت تولید می‌شود و f_i فرکانس خفاش i ام می‌باشد. همانگونه که قبل تر ذکر شد، می‌توانیم از طول موج‌ها یا فرکانس‌ها برای اجرای الگوریتم خفاش استفاده کنیم، ما از $f_{\min} = 0$ و $f_{\max} = O(1)$ بسته به اندازه دامنه مسئله مورد نظر استفاده خواهیم کرد. در آغاز به هر خفاش یک فرکانس تصادفی حاصل از توزیع یکنواخت $[f_{\min}; f_{\max}]$ تخصیص داده می‌شود. به همین دلیل، الگوریتم خفاش می‌تواند بعنوان الگوریتم تنظیم کننده فرکانس^۱ برای تامین ترکیب متعادل جستجو و بهره برداری در نظر گرفته شود.

واریانس بلندی و نرخ پالس

به منظور تامین یک مکانسیم کارا برای کنترل جستجو و بهره برداری در زمان مورد نیاز، می‌بایستی بلندی صدا A_i و نرخ انتشار پالس r_i را در طول تکرارها متنوع نماییم. معمولاً بلندی صدای خفاش زمانی که خفاش شکار خود را پیدا کرده در حال کاهش است، در همین زمان نرخ پالس‌های منتشره افزایش می‌یابد. بلندی صدا می‌تواند هر مقداری بین A_{\min} و A_{\max} باشد هنگامیکه $A_{\min} = 0$ باشد یعنی خفاش شکار خود را پیدا کرده است و بطور موقت صدای خود را قطع کرده است.

با این مفروضات داریم:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad \text{رابطه ۷}$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - e^{-\gamma t}] \quad \text{رابطه ۸}$$

بگونه ای که در رابطه ۷ و رابطه ۸، α و γ دو عدد ثابت می‌باشند. در اصل، در اینجا α همانند یک فاکتور خنک کننده یک برنامه تبرید شبیه سازی شده^۲ می‌باشد. برای هر $0 < \alpha < 1$ و $\gamma > 0$ داریم:

$$A_i^t \rightarrow 0; \quad r_i^t \rightarrow r_i^0 \quad \text{وقتی } t \rightarrow \infty$$

پیشینه پژوهش‌ها و مطالعات انجام گرفته

آلمن (۱۹۶۸) برای اولین بار، از روش تحلیل ممیز چندگانه (MDA)^۳ برای طبقه بندی شرکت‌ها در دو گروه ورشکسته و غیر ورشکسته استفاده نمود. وی ۲۲ نسبت مالی را بر اساس شهرت استفاده و نیز قابلیت استفاده از آن‌ها برای پیش‌بینی ورشکستگی انتخاب نمود. سپس نسبت‌های مالی انتخاب

Frequency-tuning Algorithm (۱)
Simulated annealing (۲)
Multiple Discriminant Analysis (۳)

شده را در ۵ گروه اصلی، قدرت نقدشوندگی، سوددهی، نسبت‌های اهرمی، توانایی پرداخت بدهی و نسبت‌های فعالیت طبقه‌بندی کرد. پس از ارزیابی‌های مدل و بررسی قدرت پیش‌بینی‌کنندگی مدل در نهایت ۵ نسبت مالی، نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی، نسبت سود انباشته به کل دارایی، نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی، نسبت ارزش بازار حقوق سهام به ارزش دفتری کل بدهی، نسبت فروش به کل دارایی را در مدل اولیه خود برای پیش‌بینی ورشکستگی که به Z-Score استفاده نمود. مدل اولیه وی تنها برای ارزیابی شرکت‌های بورسی کاربرد داشت. آلتمن (۱۹۸۳)، برای رفع محدودیت مذکور و پوشش شرکت‌های خصوصی، مدل اولیه خود را توسعه و نسبت ارزش دفتری سهام به ارزش دفتری بدهی‌ها را جایگزین نسبت ارزش بازار سهام به ارزش دفتری بدهی نمود، که مدل اخیر به مدل ثانویه آلتمن Z' با رابطه زیر معروف گردید.

$$\text{رابطه ۹} \quad Z' = 0.717 X_1 + 0.847 X_2 + 3.1 X_3 + 0.42 X_4 + 0.999 X_5$$

که در آن X_4 نسبت ارزش دفتری حقوق سهام به ارزش دفتری کل بدهی می‌باشد. بنابر مدل جدید شرکت‌های با امتیاز کمتر از ۱/۲۳ ناسالم، با امتیاز بالاتر از ۲/۹ سالم و امتیاز بین این دو نقطه برشی بعنوان منطقه خاکستری یا عدم اظهار نظر طبقه‌بندی می‌شوند. در این پژوهش، از مدل اخیر آلتمن برای ارزیابی مدل پیشنهادی استفاده شده است. اوهلسان^۱ (۱۹۸۰)، ضمن انتقاد به مدل اولیه آلتمن، مدل لججیت را برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بکار برد. او داده‌های مالی ۱۰۵ شرکت ورشکسته و ۲۰۵۸ شرکت غیر ورشکسته را طی سال‌های ۱۹۷۰-۱۹۷۶ استفاده نمود. نتایج نشان می‌داد که سائز، ساختار مالی، عملکرد و نقدشوندگی مهمترین متمایزکننده شرکت‌های ورشکسته می‌باشد. پس از آن زمیجوسکی^۲ (۱۹۸۴)، برای اولین بار از مدل پروبیت برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده کرد. بووس (۲۰۰۶)، از تکنیک مجموعه‌های راف^۳ برای پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌های دات کام استفاده نمود. او نشان داد که مجموعه‌های راف عملکرد مناسبی در پیش‌بینی سلامت مالی دارند و نیز ابزار قابل اطمینانی برای مشخص نمودن شرکت‌های با عملکرد نامناسب و شرکت‌های دارای سلامت مالی می‌باشد. اعتمادی^۴ و همکاران (۲۰۰۹)، از الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتهای پذیرفته شده در بورس ایران استفاده نمودند. آن‌ها مدل خود را با مدل تحلیل ممیز چندگانه MDA مقایسه کردند و دریافتند که دقت مدل آن‌ها از تحلیل ممیز بالاتر است. بعد از آن پریماچاندرا^۵ و همکاران (۲۰۰۹)، در همان سال از مدلی با استفاده تکنیک تحلیل

Ohlson (^۱)
Zmijewski (^۲)
rough (^۳)
Etemadi (^۴)
Premachandra (^۵)

پوششی داده‌ها^۱ (DEA) برای ارزیابی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده نمودند. در این مدل از DEA بعنوان یک روش غیر پارامتری برای تخمین وزن تابع طبقه بندی^۲ شرکت‌ها در دو طبقه ورشکسته و غیر ورشکسته بهره گرفته شد و نتایج را با روش رگرسیون لجیک مقایسه نمودند. آن‌ها دریافتند که روش DEA عملکرد بهتری نسبت به روش رگرسیون لجیک دارد. یانگ^۳ و همکاران (۲۰۱۱)، یک مدل ترکیبی از ماشین‌های بردار پشتیبان و حداقل مربعات جزئی^۴ برای پیش‌بینی ورشکستگی ارائه نمودند. آن‌ها نشان دادند که مدل ترکیبی ارائه شده از عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار می‌باشد. آدامان^۵ و شارد^۶ (۱۹۹۰)، برای اولین بار از مدل شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده نمودند. مدل آن‌ها دارای پنج متغیر ورودی مشابه مدل آلتمن و یک لایه پنهان شامل پنج گره و یک گره خروجی بود. آن‌ها مدل خود را با مدل MDA مقایسه کردند و دریافتند ANN با دقت ۸۱٫۸۱٪ در مقابل دقت مدل MDA ۷۴٫۲۸٪ عملکرد بهتری دارد. فدورووا^۷ و همکاران (۲۰۱۳)، از ترکیب روش شبکه عصبی مصنوعی و روش آدابوست^۸ برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های روسی استفاده کردند. سپس مدل خود را با مدل‌های آلتمن، فولمر، اسپرینگیت، تافلر مقایسه نمودند. مدل ترکیبی آن‌ها علاوه بر اینکه عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های مورد مقایسه داشت توانسته است با دقت ۸۲٪ وضعیت سلامت مالی شرکت‌ها را تشخیص دهد. جن^۹ و همکاران (۲۰۱۵)، از تکنیک‌های داده کاوی برای طراحی سیستم هشدار آشفستگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس شانگهای بر مبنای ۳۱ شاخص و سه دوره زمانی استفاده نمودند. آن‌ها دریافتند که عملکرد شبکه‌های عصبی نسبت به سایر مدل‌های طبقه بندی مانند درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان بهتر می‌باشد. از آنجا که در شبکه عصبی، ساختار و وزن بین ارتباطات شبکه نقش بسیار مهمی در قدرت بهینه یابی دارد لذا جدی^{۱۰} و همکاران (۲۰۱۵)، به منظور آموزش شبکه عصبی و تعیین وزن‌های اولیه از مدل خفّاش استفاده کرده و مدل خود را برای داده‌های مختلفی برای طبقه بندی اطلاعات پزشکی مورد آزمون قرار دادند. آن‌ها دریافتند عملکرد مدل ترکیبی از شبکه عصبی پس انتشار بهتر می‌باشد. حافظی^{۱۱} و همکاران (۲۰۱۵)، با استفاده از بت عصبی

Date envelopment analysis (۱)

Classification function (۲)

Yang (۳)

Partial Least Square (۴)

Odman (۵)

Sharda (۶)

Fedorova (۷)

AdaBoost method (۸)

Geng (۹)

Jaddi (۱۰)

Hafezi (۱۱)

چندعاملی مدلی را برای پیش‌بینی قیمت سهام طراحی و عملکرد مدل خود را با مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی و نیز رگرسیون عمومی شده‌ی شبکه عصبی مقایسه نمودند. نتایج نشان می‌دهد که مدل بت عصبی چندعاملی عملکرد بهتری برای پیش‌بینی بلند مدت قیمت‌های سهام دارد. در مطالعات اخیر کیو^۱ و همکارانش (۲۰۱۹)، تکنیک‌های یادگیری ماشین^۲ و یادگیری عمیق^۳ را برای پیش‌بینی ورشکستگی مورد مطالعه و آینده پژوهش قرار دادند، آن‌ها اعتقاد دارند که در آینده مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی علاوه بر داده‌های مالی از طیف وسیع‌تری از اطلاعات شامل اخبار، گزارشات عمومی و حتی نظرات خبرگان استفاده خواهند کرد که مفهوم جدیدی با عنوان داده‌های ناهمگن چندمنبعی^۴ را ارائه خواهند داد. سون^۵ و همکاران (۲۰۱۹)، در پژوهش خود از تکنیک یادگیری ماشین برای رفع عدم تقارن داده‌های مالی استفاده نمودند سپس یک مدل پیش‌بینی ورشکستگی برای شرکت‌های کره‌ای با استفاده از تبدیل باکس-کاکس^۶ توسعه دادند و دریافتند که مدل آن‌ها از عملکرد بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است.

در مطالعات و پژوهش‌های داخلی، راعی و فلاح پور (۱۳۸۳)، برای پیش‌بینی بحران مالی از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده و نتایج آن را با روش تحلیل ممیز چندگانه مقایسه کرده‌اند. نتایج حاصل از مدل‌ها، که بر اساس اطلاعات ۸۰ شرکت برآورد شده است نشان می‌دهد که شبکه عصبی در پیش‌بینی درماندگی مالی، به طور معناداری نسبت به مدل تحلیل تمایزی چندگانه از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است. نیکبخت و شریفی (۱۳۸۹)، برای پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار از شبکه‌های عصبی مصنوعی (۵:۴:۱) پرسپترون چندلایه که به روش الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده استفاده کردند. آن‌ها مدل خود را با مدل تحلیل متمایز چندگانه (MDA) مورد مقایسه قرار دادند و دریافتند که مدل شبکه‌های عصبی از کارایی بالاتری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها برخوردار است. فیروزیان و همکاران (۱۳۹۰)، از مدل Z آلتمن و الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در دوره زمانی ۸۴ تا ۸۵ استفاده نمودند. آن‌ها دریافتند که الگوریتم ژنتیک توانست به طور میانگین در سال و دو سال قبل از سال منبأ به ترتیب دقتی معادل ۹۰ تا ۹۱/۵ درصد داشته در حالیکه مدل آلتمن دقت حدود ۸۳ درصد داشته است. طهماسبی و همکاران (۱۳۹۷)، از روش

Qu (^۱
Machine Learning (^۲
Deep learning (^۳
Multiple-Source Heterogeneous Data (^۴
Son (^۵
Box-Cox (^۶

درخت تصمیم و تحلیلی ممیز خطی با رویکرد داده کاوی برای پیش بینی استفاده نمودند و دریافتند نتایج دو مدل بسیار بهم نزدیک می‌باشند. نیک کار و همکاران (۱۳۹۷)، تاثیر سرمایه گذاری در دارایی نامشهود در توضیح دهندگی سلامت مالی شرکت‌ها را از طریق الگوی رگرسیون با استفاده از روش داده‌های تابلویی با رویکرد آثار ثابت، مورد بررسی قرار دادند و دریافتند که رابطه معناداری بین آن‌ها وجود دارد. طبائی و همکاران (۱۳۹۷)، تاثیر حاکمیت شرکتی بر سلامت مالی بانک‌های تجاری ایران را از طریق روش رگرسیون چند متغیره مورد واکاوی قرار دادند؛ آن‌ها دریافتند که شاخص‌های حاکمیت شرکتی موجب بهبود در شاخص‌های سلامت مالی می‌شوند.

جدول ۱) خلاصه پیشینه پژوهش‌ها و مطالعات گذشته در حوزه پیش‌بینی سلامت مالی و ورشکستگی شرکت‌ها	
مدل استفاده شده	پژوهش‌های قبلی
تحلیل ممیز چندگانه	آلتمن (۱۹۶۸)، آلتمن (۱۹۸۳)، فیروزیان و همکاران (۱۳۹۰)
مدل لجیت	اوهلسان (۱۹۸۰)
مدل پروبیت	زمیجوسکی (۱۹۸۴)
مجموعه‌های راف	بوس (۲۰۰۶)
الگوریتم ژنتیک	اعتمادی و همکاران (۲۰۰۹)، فیروزیان و همکاران (۱۳۹۰)،
تحلیل پوششی داده‌ها	پریمچاندرا و همکاران (۲۰۰۹)
مدل ترکیبی ماشین پشتیبان و حداقل مربعات جزئی	یانگ و همکاران (۲۰۱۱)
شبکه‌های عصبی چندلایه	آدامان و شاردا (۱۹۹۰)، فدورووا و همکاران (۲۰۱۳)، راعی و فلاح-پور (۱۳۸۳)، نیک‌بخت و شریفی (۱۳۸۹).
تکنیک داده کاوی	جن و همکاران (۲۰۱۵)، طهماسبی و همکاران (۱۳۹۷)
تکنیک‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق	کیو و همکاران (۲۰۱۹)، سان و همکاران (۲۰۱۹)
الگوی رگرسیون چندمتغیره	نیک کار و همکاران (۱۳۹۷)، طبائی و همکاران (۱۳۹۷)

خلاصه پژوهش‌های داخلی و خارجی در جدول ۱ نشان می‌دهد تا کنون از مدل ترکیبی خفاش-عصبی برای پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌ها استفاده نشده است.

فرضیه‌های پژوهش

الف) دقت مدل پیشنهادی در پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌ها با استفاده از روش ترکیبی خفاش-عصبی، از مدل عصبی چندلایه پس انتشار بالاتر است.

ب) دقت مدل پیشنهادی در پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌ها با استفاده از روش ترکیبی خفاش-عصبی، از مدل تحلیل ممیز چندگانه‌ی آلتمن بالاتر است.

روش‌شناسی پژوهش

هدف اصلی تحقیق حاضر به دنبال طراحی مدلی کاربردی برای هشدار زودهنگام سلامت مالی شرکت‌ها با رویکرد الگوریتم ترکیبی خفاش-عصبی می باشد. همچنین شناسایی نسبت‌های مالی که مبین سلامت مالی شرکت‌ها می باشند جزو اهداف فرعی موضوع تحقیق می باشد. با توجه به اهداف و مساله پژوهش فرضیه‌های اصلی تحقیق به چهار زیر فرضیه فرعی برای سال‌های $t-1$ ، $t-2$ و $t-3$ به منظور بررسی عملکرد مدل پیشنهادی در مقابل سایر مدل‌ها، تقسیم شده است. برای شرکت‌های ناسالم مالی سال t سالی است که مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده و سال $t-1$ یکسال قبل، $t-2$ دو سال قبل و $t-3$ سه سال قبل از مشمولیت ماده ۱۴۱ قانون تجارت، و مبنای گردآوری اطلاعات برای شرکت‌های سالم است.

جامعه آماری تحقیق با عنایت به دسترس بودن اطلاعات، کلیه شرکت‌های تولیدی سهامی عام می باشند. با توجه به محدودیت‌ها، نمونه آماری شامل اطلاعات مالی ۴۲ شرکت تولیدی پذیرفته شده در بورس تهران بین سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۵ که مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت می باشند بعنوان شرکت‌های ناسالم و با توجه به محدودیت‌های موجود ۳۸ شرکت، از میان شرکت‌های تولیدی سالم مالی در محدود زمانی مذکور که حائز شرایط زیر بودند بصورت نمونه گیری تصادفی انتخاب گردید:

- اطلاعات مالی آن‌ها در دوره بررسی شده در دسترس باشند.
 - سال مالی شرکت منتهی به پایان اسفندماه باشد.
 - از نظر اندازه (جمع دارایی‌ها) با گروه شرکت‌های ناسالم مطابقت داشته باشد.
 - بنابراین در مجموع از اطلاعات ۸۰ شرکت تولیدی استفاده گردید. داده‌های مورد نیاز شرکت‌ها از طریق مطالعه گزارشات سالانه شرکت‌ها، جست و جو در سایت‌های مرتبط و امکانات نرم افزای مجموعه داده پردازی امین گردآوری شد.
- در قسمت پیشینه تحقیق و مبانی نظری، جمع آوری اطلاعات از طریق مطالعات کتابخانه‌ای، تارنماها و مجلات معتبر علمی داخلی و خارجی صورت گرفته است. از نرم افزار متلب ۲۰۱۷ برای طراحی و شبیه‌سازی مدل و از نرم افزار اکسل ۲۰۱۶ جهت تحلیل آماری اطلاعات استفاده شده است.
- در این پژوهش برای تعیین نسبت‌های مالی مورد نیاز در مدل، کلیه نسبت‌های مالی استفاده شده در پژوهش‌های قبلی مرتبط با پیش‌بینی ورشکستگی و درماندگی مالی مورد بررسی قرار گرفت، سپس ۲۰ نسبت مالی که دارای بیشترین فراوانی بودند و با شرایط اقتصادی ایران سازگار بودند، به عنوان لیست اولیه انتخاب گردید. از آن‌جا که نسبت‌های مالی شرکت‌های ناسالم و سالم با هم

تفاوت معناداری دارند، پس برای استخراج نسبت‌های مورد استفاده، از آزمون مقایسه میانگین‌ها برای دو گروه سالم و ناسالم مالی استفاده شد تا نسبت‌هایی که در سطح ۵٪ تفاوت معناداری میان دو گروه دارند مشخص گردند. سپس متغیرهایی که ضریب همبستگی بالاتر از ۸۵٪ و کمتر از ۸۵٪- با سایر متغیرها داشته و از دامنه کاربرد و یا شهرت مالی کمتری برخوردار بودند حذف گردیدند. در نهایت ۸ متغیر حذف گردید و تعداد ۱۲ متغیر شامل سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، سود انباشته به کل دارایی‌ها، سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها، حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها، فروش به کل دارایی‌ها، نسبت آتی، گردش حسابهای دریافتی، پوشش بهره، سود قبل از بهره و مالیات به فروش، بدهی بلند مدت به کل دارایی‌ها، جریان نقدی عملیاتی به بدهی‌های جاری، سود (زیان) انباشته به سرمایه ثبت شده در این پژوهش استفاده شده است.

طراحی مدل ترکیبی خفاش عصبی

در این پژوهش به منظور طراحی مدل پیش‌بینی سلامت مالی شرکت‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی خفاش (بت) با شبکه عصبی چندلایه پرسپترون ترکیب گردید. در این مدل، الگوریتم خفاش وظیفه آموزش شبکه عصبی و تعیین وزن‌های شبکه را دارد. این الگوریتم کمک می‌کند وزن‌های شبکه عصبی با دقت بیشتری تعیین شوند تا مدل از قدرت طبقه‌بندی بالاتری برخوردار گردد. از آنجا که روش مشخصی برای معماری شبکه عصبی وجود ندارد، با توجه به نتایج تحقیقات گذشته از یک لایه پنهان در شبکه عصبی استفاده شد (راعی و فلاح‌پور، ۱۳۸۷). در مسائل طبقه‌بندی ورشکستگی، تعداد نرون‌های ورودی برابر با تعداد متغیرهای پیش‌بین (نسبت‌های مالی) و تعداد نرون‌های خروجی معادل دو می‌باشد. سایر پارامترهای شبکه عصبی و الگوریتم آموزشی خفاش پس از بارها تکرار، به گونه‌ای که عملکرد نهایی شبکه افزایش یابد به شرح جدول ۲ تعیین گردید. در خصوص نرمال‌سازی داده‌های ورودی دو رویکرد وجود دارد، با توجه به تحقیقات گذشته برخی اعتقاد دارند که نرمال‌سازی عملکرد مدل را افزایش می‌دهد و برخی دیگر معتقد هستند که نرمال‌سازی تاثیر معناداری ندارد (نیکبخت و شریفی، ۱۳۸۹). از آنجا که خروجی مدل پیشنهادی از تفکیک‌پذیری مناسبی برخوردار بود بنابراین در این پژوهش از نرمال‌سازی داده‌ها استفاده نگردید.

جدول ۲. مفروضات مدل ترکیبی خفاش عصبی			
الگوریتم بهینه‌سازی خفاش		شبکه چند لایه عصبی پرسپترون BP	
حد اکثر تکرار خفاش: ۱۰۰	جمعیت خفاش: ۲۰	تعداد نرون خروجی: ۲	تعداد نرون ورودی: ۱۲
ضریب انتشار نرخ پالس: ۰/۱	ضریب بلندی صدا: ۰/۵	تعداد نرون‌های لایه پنهان: ۱۷	تعداد لایه‌های پنهان: ۱
وزن‌های اولیه: تصادفی	نرخ پالس اولیه: ۰/۲۵	درصد داده‌های آموزشی: ۲۵٪	نرخ یادگیری: ۰/۴
سرعت آغازین: صفر	کمینه و بیشینه فرکانس: ۱ و ۰	تابع تبدیل لایه پنهان: سیگموئید	تعداد تکرار: ۱۰،۰۰۰

تابع تبدیل لایه خروجی: sof tmax

دوره t مبنای طراحی مدل می‌باشد. اطلاعات ۸۰ شرکت به نسبت ۷۵٪ داده‌های آموزشی و ۲۵٪ داده‌های آزمایشی بصورت تصادفی تقسیم‌بندی شدند. پس از اجرای مدل پیشنهادی و تعیین وزن-های شبکه، به منظور اندازه‌گیری میزان تعمیم‌پذیری مدل از روش معتبر سازی مقطعی^۱ استفاده گردید. به همین منظور هر دوره زمانی $T(t, t-1, \dots)$ به صورت تصادفی به چهار زیر نمونه بخش-بندی شد بگونه‌ای که زیر نمونه اول (Sub1) تا سوم (Sub3) شامل ۱۰ شرکت درمانده مالی و ۱۰ شرکت سالم و زیر نمونه چهارم (Sub4) شامل ۱۲ شرکت درمانده و ۸ شرکت سالم بوده است. مدل ترکیبی عصبی خفاش پیشنهادی برای کلیه مقاطع آزمایش شد و نتایج آن با مدل ورشکستگی آلتمن و شبکه عصبی پرسپترون پس انتشار مورد مقایسه قرار گرفت.

الگوریتم مدل ترکیبی خفاش عصبی در مدل پیشنهادی

همانگونه که در بخش قبل ذکر شد ساختار شبکه پیشنهادی شامل ۱۲ نورون ورودی، یک لایه پنهان که در برگیرنده ۱۷ نورون و دو نورون خروجی بعنوان شرکت‌های سالم و شرکت‌های ناسالم می‌باشد. بنابراین برای شبکه مذکور می‌بایستی تعداد ۲۳۸ وزن بین نورون‌های ورودی و خروجی تخمین زده شود بگونه‌ای که شبکه بهترین عملکرد را برای طبقه‌بندی شرکت‌های ناسالم و سالم داشته باشد. مراحل اجرای الگوریتم ترکیبی خفاش عصبی به شرح زیر است.

قدم ۱) تشکیل تابع هدف (تابع هزینه) شبکه، که عبارت است از حداقل مربعات خطای گره‌های خروجی

$$\text{Min } F = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (e_i)^2 \quad \text{و} \quad e_i = d_i - y_i \quad \text{رابطه ۱۰}$$

قدم ۲) کلیه پارامترهای الگوریتم خفاش مطابق جدول ۲ مقداردهی اولیه می‌شوند.

قدم ۳) تشکیل ماتریس حافظه جمعیت خفاش

یک ماتریس $N \times D$ است که $N=20$ تعداد جمعیت خفاش و $D=257$ تعداد وزن‌ها و بایاس-ها (متغیرهای تصمیم) است که برای بهینه‌سازی شبکه استفاده می‌شود. در این مرحله موقعیت هر خفاش با توجه به رابطه ۱۱ بین صفر و یک بصورت تصادفی مقداردهی اولیه می‌شود.

$$x_i^j = LB_i + (UB_i - LB_i) \times U(0,1) \quad \text{رابطه ۱۱}$$

بطوریکه، $\forall j = 1, 2, \dots, N$ و $\forall i = 1, 2, \dots, d$ و $U(0,1)$ اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک تولید می‌کند و x_i^j بردار جواب‌های تولید شده توسط خفاش j برای کلیه متغیرهای تصمیم i می‌باشد. سپس راه حل‌های تولید شده اولیه به شبکه عصبی تزریق شده و خطای هر خفاش

^۱ Cross-Validaton

با توجه به تابع هدف مرحله ۱ محاسبه شده و ماتریس حافظه جمعیت خفاش به صورت زیر تشکیل می‌شود. راه حل های تولید شده در ماتریس BM به ترتیب صعودی مطابق با تابع هدف ذخیره می‌شوند، بطوریکه:

$$F(x^1) \leq F(x^2) \leq \dots \leq F(x^N) \quad \text{رابطه ۱۲}$$

$$BM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_d^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_d^2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N & \dots & x_d^N \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۱۳}$$

باید توجه شود که بهترین جواب سراسری X^{Gbest} در سطر اول این ماتریس قرار گرفته است.

قدم ۴) تولید راه حل جدید

در این گام، هر خفاش X^j با سرعت v^j پرواز می‌کند که تحت تاثیر فرکانس تصادفی تولید شده f_j است. سپس موقعیت جدید خفاش در تکرار بعدی X^{jt} در فضای جستجو از طریق روابط زیر بروز رسانی می‌شود.

$$f_j = f_{min} + (f_{min} - f_{max}) \times U(0,1) \quad \text{رابطه ۱۴}$$

$$v_i^{jt} = v_i^{jt-1} + (x_i^{jt-1} - x_i^{Gbest}) \times f_j \quad \text{رابطه ۱۵}$$

$$x_i^{jt} = x_i^{jt-1} + v_i^{jt} \quad \text{رابطه ۱۶}$$

قدم ۵) تنظیم بردار جدید تولید شده

در این مرحله الگوریتم خفاش به منظور تنوع بخشی و کنترل تصادفی جواب‌ها، موقعیت جدید هر خفاش با استفاده از جستجوی محلی و گام تصادفی ادر اطراف بهترین راه حل انتخاب شده X^{Best} بروز رسانی می‌شود. بعد از آن موقعیت جدید خفاش X^{jt} با توجه به رابطه زیر به روز رسانی می‌شود.

$$x_i^{jt} = x_i^{best} + \epsilon \hat{A}_j \quad \text{رابطه ۱۷}$$

بطوریکه \hat{A}_j میانگین بلندی صدای همه خفاش‌ها و Γ_j نرخ پالس هر خفاش است. خلاصه قدم چهار و پنج به شرح زیر است.

$$x^{jt} = \begin{cases} x^{best} + \epsilon \hat{A}_j & U(0,1) > r_j \\ x_i^{jt-1} + v_i^{jt} & \end{cases} \quad \text{رابطه ۱۸}$$

سپس جواب‌های بدست آمده دوباره به شبکه عصبی برای محاسبه تابع هدف وارد می‌شوند.

قدم ۶) بروز رسانی ماتریس حافظه خفاش

در این مرحله، موقعیت جدید هر خفاش جایگزین موقعیت قبلی آن در ماتریس حافظه می شود به شرطی که:

$$f(x^{jt}) < f(x^{jt-1})$$

$$A_j < U(0,1)$$

بعلاوه بهترین مکان سراسری X^{Gbest} نیز در صورتیکه $f(x^{jt}) < f(x^{Gbest})$ بروز رسانی می شود. هنگامی که بهترین مکان سراسری خفاش بروز رسانی شد، آنگاه مقدار نرخ پالس τ_j و نرخ بلندی صدا A_j نیز از طریق روابط زیر به روز رسانی می شوند.

$$r_j = r_j^0 (1 - e^{(-\gamma \times t)}) \quad \text{رابطه ۱۹}$$

$$A_j = \alpha A_j \quad \text{رابطه ۲۰}$$

بطوریکه t شماره تکرار در این مرحله زمانی است. هرچه تعداد تکرار به سمت بی نهایت میل کند میانگین بلندی صدای خفاش به سمت صفر و نرخ انتشار پالس به سمت مقدار اولیه داده شده در مدل میل می کند. که بصورت زیر نشان داده می شود.

قدم ۷) معیار توقف

در این مرحله، الگوریتم خفاش قدم های ۴ تا ۶ را تکرار کرده تا معیار توقف فعال شود. معیار توقف بطور معمول وابسته به زمان محاسبات، تعداد نسل ها و کیفیت خروجی های نهایی مدل دارد.

تجزیه و تحلیل داده ها و آزمون فرضیه ها

پس از بهینه سازی ماتریس وزن ها در مدل ترکیبی و اجرای مدل، نتایج پژوهش برای مقاطع زمانی مختلف در ادامه ارائه می گردد.

جدول ۱۳ خروجی مدل ترکیبی، خروجی شبکه عصبی و مدل آلتمن را برای زیر گروه ها در مقطع زمانی t نشان می دهد. همانگونه که ملاحظه می شود دقت پیش بینی شرکت های ناسالم در مدل ترکیبی خفاش-عصبی در زیر گروه ۱ و ۴ بیشتر از مدل آلتمن است و در زیر گروه ۲ و ۳ دقت دو مدل برابر می باشد. بطور مشابه دقت مدل ترکیبی در زیر گروه ۳ از دقت مدل شبکه عصبی بالاتر، در زیر گروه ۲ مساوی و در زیر گروه ۱ و ۴، کمتر می باشد. جدول ۳ نتایج آزمون مقایسه زوجی میانگین دقت پیش بینی شرکت های ناسالم را بین مدل ترکیبی خفاش عصبی، و عصبی پیش انتشار را در دوره t نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود، میانگین دقت مدل پیشنهادی خفاش عصبی برای دوره t حدود ۰/۰۲ کوچکتر از مدل عصبی پس انتشار می باشد. با توجه به مقدار P که از سطح معناداری ۵ درصد بزرگتر می باشد، دلیلی برای رد فرض صفر (برابر بودن میانگین دقت دو مدل) از

لحاظ آماری وجود ندارد. بنابراین می توان نتیجه گرفت که دقت شناسایی شرکت ها ناسالم در دو مدل از لحاظ آماری برای دوره t برابر می باشد.

جدول ۳. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل عصبی پس انتشار

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	ANN-BAT	ANN
Mean	۰.۹۳۳	۰.۹۵۲
Variance	۰.۰۰۶	۰.۰۰۳
t Stat	-۰.۳۹۰	
P-Value	۰.۳۵۶	

جدول ۴ نتایج آزمون مقایسه ای بین مدل ترکیبی پیشنهادی و مدل آلتمن را نشان می دهد، همانگونه که ملاحظه می گردد، اگرچه میانگین دقت مدل ترکیبی خفاش عصبی در پیش بینی شرکت های ناسالم ۹۳٪ و در مدل آلتمن ۸۶٪ درصد می باشد، اما با توجه به مقدار P-Value که بیشتر از ۵٪ است، دلیلی برای رد فرض صفر مبنی بر برابری دقت دو مدل وجود ندارد. لذا بطور خلاصه با توجه به تحلیل نتایج بدست آمده در دوره زمانی t، از لحاظ آماری میانگین دقت مدل ترکیبی خفاش عصبی در شناسایی شرکت های ناسالم در مقایسه با مدل عصبی پس انتشار و مدل آلتمن از عملکرد مشابهی برخوردار است.

جدول ۴. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل آلتمن

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	ANN-BAT	Altman
Mean	۰.۹۳۳	۰.۸۶۲
Variance	۰.۰۰۶	۰.۰۱۲
P-Value	۰.۱۷۱	
t Stat	۱.۰۲۷	

جدول ۱۴ نتایج تفکیک شرکت ها را در مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل ها برای دوره زمانی t-۱ نشان می دهد. همانطور که مشاهده می گردد عملکرد مدل ترکیبی خفاش عصبی در شناسایی شرکت ها ناسالم در کلیه زیر گروه ها در مقایسه با خروجی سایر مدل ها بالاتر می باشد.

همچنین نتایج آزمون مقایسه زوجی در جدول ۵ و جدول ۶ نشان می‌دهد که مقدار P-Value در هر دو جدول کمتر از سطح معناداری ۵٪ می‌باشد بنابراین فرض صفر رد شده و از لحاظ آماری نتیجه می‌شود دقت مدل ترکیبی خفاش عصبی از دو مدل دیگر برای دوره زمانی ۱-t بیشتر می‌باشد.

جدول ۵ نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال ۱-t بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل عصبی پس انتشار

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	ANN-BAT	ANN
Mean	۰.۸۸۳	۰.۶۸۷
Variance	۰.۰۰۷	۰.۰۱۷
P-Value	۰.۰۲۸	
t Stat	۲.۴۷۲	

جدول ۶ نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال ۱-t بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل آلتمن

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	ANN-BAT	Altman
Mean	۰.۸۸۳	۰.۶۲۰
Variance	۰.۰۰۷	۰.۰۰۲۸
P-Value	۰.۰۰۱۹	
t Stat	۵.۰۸۸	

جدول ۱۵ نتایج تفکیک شرکت‌ها را در مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای دوره زمانی ۲-t نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌شود دقت مدل پیشنهادی در شناسایی شرکت‌های ناسالم در کلیه زیر گروه‌ها بیشتر از مدل شبکه عصبی پس انتشار، و در مقایسه با مدل آلتمن به غیر از زیر گروه ۴ که دقت دو مدل برابر است در سایر زیر گروه‌ها دقت مدل ترکیبی بالاتر است. نتایج آزمون مقایسه زوجی در جدول ۷ نشان می‌دهد میانگین دقت مدل ترکیبی ۷۴/۱۷٪ و مدل شبکه عصبی پس انتشار ۴۲٪ می‌باشد. از لحاظ آماری با توجه به اینکه مقدار P-Value کمتر از ۵٪ می‌باشد، بنابراین فرض صفر رد شده و نتیجه می‌شود که از لحاظ آماری دقت مدل ترکیبی خفاش عصبی بالاتر از مدل عصبی پس انتشار است.

جدول ۷. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال ۲-ت بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل عصبی پس انتشار

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	ANN-BAT	ANN
Mean	۰.۷۴۱	۰.۴۲۰
Variance	۰.۰۱۱	۰.۰۷۳
P-Value	۰.۰۴۳	
t Stat	۲.۱۹۸	

نتایج آزمون مقایسه زوجی در جدول ۸ نشان می دهد که از لحاظ آماری میانگین دقت مدل ترکیبی پیشنهادی در شناسایی شرکت های ناسالم بیشتر از مدل آلتمن می باشد.

جدول ۸. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال ۲-ت بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل آلتمن

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	BP-BAT	Altman
Mean	۰.۷۴۱	۰.۶۱۶
Variance	۰.۰۱۱	۰.۰۰۱
P-Value	۰.۰۴۲	
t Stat	۲.۲۳۹	

جدول ۱۶ نتایج تفکیک شرکت ها را در مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل ها برای دوره زمانی ۳-ت نشان می دهد. همانگونه که مشاهده می شود هرچه از زمان وقوع ورشکستگی t دورتر می شویم دقت شناسایی شرکت های ناسالم در کلیه مدل ها کاهش پیدا می کند. مقایسه نتایج نشان می دهد دقت مدل ترکیبی در شناسایی شرکت های ناسالم در کلیه زیر گروه ها از مدل عصبی بالاتر است. همچنین دقت مدل ترکیبی در مقایسه با مدل آلتمن در زیر گروه ۱ و ۴ بیشتر و در زیر گروه ۲ و ۳ برابر است. نتایج آزمون مقایسه زوجی در جدول ۹ نشان می دهد که میانگین دقت مدل پیشنهادی خفاش عصبی بطور معناداری بیشتر از مدل عصبی پس انتشار است. همچنین نتایج آزمون مقایسه زوجی بین مدل ترکیبی و مدل آلتمن در جدول ۱۰ نشان می دهد که دقت مدل خفاش عصبی از لحاظ آماری بیشتر از دقت آلتمن برای دوره زمانی ۳-ت است.

جدول ۹. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال ۳-۲ بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل عصبی پس انتشار

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	ANN-BAT	ANN
Mean	۰.۵۰۴	۰.۲۰۸
Variance	۰.۰۰۵۶	۰.۰۰۰۹
P-Value	۰.۰۰۱۴	
t Stat	۴.۸۷۵	

جدول ۱۰. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال ۳-۲ بین مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل آلتمن

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	BP-BAT	Altman
Mean	۰.۵۰۴	۰.۳۷۷
Variance	۰.۰۰۵۶	۰.۰۰۸۸
P-Value	۰.۰۳۹	
t Stat	۲.۱۲	

همچنین آزمون مقایسه زوجی میانگین‌ها برای کل دوره‌ها بصورت یکجا تشکیل گردید. جدول ۱۱ نشان می‌دهد که میانگین تشخیص شرکت‌های ناسالم در مدل ترکیبی تقریباً ۷۷٪ و در مدل شبکه عصبی ۵۶٪ است. از آنجا که P-Value کوچکتر از سطح معنی داری ۵٪ است بنابراین از لحاظ آماری نتیجه می‌شود که میانگین دقت مدل ترکیبی خفاش عصبی از مدل عصبی پس انتشار بصورت معناداری بیشتر است.

جدول ۱۱. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای کل دوره‌ها مدل ترکیبی خفاش عصبی و مدل عصبی پس انتشار

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	ANN-BAT	ANN
Mean	۰.۷۶۵	۰.۵۶۷
Variance	۰.۰۳۵	۰.۱۰۴
P-Value	۰.۰۲۲	
t Stat	۲.۱۲۰	

جدول ۱۲ نشان می‌دهد میانگین دقت مدل ترکیبی برای شناسایی شرکت‌های ناسالم در کل دوره‌ها ۷۷٪ و در مدل آلتمن ۶۲٪ است. همچنین مقدار P-Value نشان می‌دهد که دقت مدل ترکیبی بصورت معناداری از دقت مدل آلتمن بیشتر است.

جدول ۱۲. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای کل دوره ها بین مدل ترکیبی خفایش عصبی و مدل آلتمن

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances		
	<i>ANN-BAT</i>	<i>Altman</i>
Mean	۰.۷۶۶	۰.۶۱۹
Variance	۰.۰۳۵۸	۰.۰۳۶
P-Value	۰.۰۱۸۷	
t Stat	۲.۱۷۷	

همانطور که پیش تر توضیح داده شد مدل پیشنهادی برای چهار دوره زمانی اجرا و نتایج آن در جداول ۱۳، ۱۴، ۱۵، ۱۶ ارائه گردیده است. تحلیل حساسیت زمانی نشان می دهد دقت مدل پیشنهادی همانند سایر مدل های مقایسه ای با دور شدن از سال وقوع ورشکستگی کمتر می شود اما بطور کلی دقت مدل پیشنهادی در شناسایی شرکت های ناسالم نسبت به سایر مدل ها در سال های دوم تا چهارم بیشتر می باشد.

جدول ۱۳. نتایج دقت تفکیک مدل ترکیبی خفاش عصبی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای سال t

طبقه	مدل ترکیبی خفاش عصبی				مدل عصبی				مدل آلتمن			
	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴
ناسالم	۹۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۸۳.۳٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۹۰.۰٪	۹۱.۰٪	۸۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۹۰.۰٪	۷۵.۰٪
سالم	۹۰.۰٪	۸۰.۰٪	۸۰.۰٪	۸۷.۵٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۹۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۸۰.۰٪	۸۰.۰٪	۵۰.۰٪	۱۰۰.۰٪
کل شرکت‌ها	۹۰.۰٪	۹۰.۰٪	۹۰.۰٪	۸۵.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۹۰.۰٪	۹۵.۰٪	۸۰.۰٪	۹۰.۰٪	۷۰.۰٪	۸۵.۰٪

جدول ۱۴. نتایج دقت تفکیک مدل ترکیبی خفاش عصبی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای سال t-۱

طبقه	مدل ترکیبی خفاش عصبی				مدل عصبی				مدل آلتمن			
	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴
ناسالم	۹۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۸۰.۰٪	۸۳.۳٪	۷۰.۰٪	۸۰.۰٪	۵۰.۰٪	۷۵.۰٪	۶۰.۰٪	۷۰.۰٪	۶۰.۰٪	۵۸.۳٪
سالم	۸۰.۰٪	۶۰.۰٪	۷۰.۰٪	۸۷.۵٪	۱۰۰.۰٪	۹۰.۰٪	۹۰.۰٪	۸۷.۰٪	۸۰.۰٪	۸۰.۰٪	۳۰.۰٪	۱۰۰.۰٪
کل شرکت‌ها	۸۵.۰٪	۸۰.۰٪	۷۵.۰٪	۸۵.۰٪	۸۵.۰٪	۸۵.۰٪	۷۰.۰٪	۸۰.۰٪	۷۰.۰٪	۷۵.۰٪	۴۵.۰٪	۷۵.۰٪

جدول ۱۵. نتایج دقت تفکیک مدل ترکیبی خفاش عصبی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای سال t-۲

طبقه	مدل ترکیبی خفاش عصبی				مدل عصبی				مدل آلتمن			
	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴
ناسالم	۹۰.۰٪	۷۰.۰٪	۷۰.۰٪	۶۶.۷٪	۷۰.۰٪	۳۰.۰٪	۱۰.۰٪	۵۸.۳٪	۶۰.۰٪	۶۰.۰٪	۶۰.۰٪	۶۶.۷٪
سالم	۸۰.۰٪	۸۰.۰٪	۶۰.۰٪	۸۷.۵٪	۸۰.۰٪	۹۰.۰٪	۹۰.۰٪	۸۷.۵٪	۸۰.۰٪	۸۰.۰٪	۴۰.۰٪	۸۷.۵٪
کل شرکت‌ها	۸۵.۰٪	۸۵.۰٪	۶۵.۰٪	۷۵.۰٪	۸۵.۰٪	۶۰.۰٪	۴۵.۰٪	۷۰.۰٪	۷۰.۰٪	۷۰.۰٪	۵۰.۰٪	۷۵.۰٪

جدول ۱۶. نتایج دقت تفکیک مدل ترکیبی خفاش عصبی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای سال t-۳

طبقه	مدل ترکیبی خفاش عصبی				مدل عصبی				مدل آلتمن			
	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴	ز.گ ۱	ز.گ ۲	ز.گ ۳	ز.گ ۴
ناسالم	۶۰.۰٪	۵۰.۰٪	۵۰.۰٪	۴۱.۷٪	۱۰.۰٪	۲۰.۰٪	۲۰.۰٪	۳۳.۳٪	۳۰.۰٪	۴۰.۰٪	۵۰.۰٪	۳۰.۸٪
سالم	۹۰.۰٪	۶۰.۰٪	۴۰.۰٪	۸۵.۷٪	۱۰۰.۰٪	۹۰.۰٪	۹۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۷۰.۰٪	۳۰.۰٪	۸۵.۷٪
کل شرکت‌ها	۷۵.۰٪	۵۵.۰٪	۴۵.۰٪	۵۷.۹٪	۵۵.۰٪	۵۵.۰٪	۵۵.۰٪	۵۷.۹٪	۶۵.۰٪	۵۵.۰٪	۴۰.۰٪	۵۰.۰٪

نتیجه گیری و بحث

پیش بینی سلامت مالی و ورشکستگی شرکت ها یکی از موضوعات جذاب و بسیار مهم در حوزه مالی می باشد. همواره مدیران و ذینفعان بنگاه های اقتصادی به دنبال مدل هایی هستند که بتوانند سلامت مالی شرکت ها را در مقاطع زمانی مختلف پیش نمایند و با اتخاذ تصمیمات به موقع از بروز بحران ها جلوگیری نمایند. این مدل ها می بایستی با ساختار بومی اقتصادی، مالی و حسابداری کشورها منطبق باشند. به همین منظور طی پنجاه سال اخیر همواره محققان در حال توسعه مدل های پیش بینی سلامت مالی، درماندگی مالی و ورشکستگی بوده اند.

در این پژوهش مدلی نوین برای هشدار زودهنگام سلامت مالی شرکت ها با استفاده از روش فرا ابتکاری خفاش-عصبی توسعه یافت. پس از بررسی آماری از میان ۲۰ نسبت مالی که دارای بیشترین فراوانی در مطالعات قبلی بوده و با شرایط اقتصادی ایران سازگاری بیشتری داشتند ۸ متغیر حذف و تعداد ۱۲ نسبت مالی بعنوان متغیرهای ورودی مدل (متغیرهای توضیحی) بدین شرح استفاده گردیدند: سرمایه در گردش به کل دارایی ها، سود انباشته به کل دارایی ها، سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی ها، حقوق صاحبان سهام به کل بدهی ها، فروش به کل دارایی ها، نسبت آبی، گردش حسابهای دریافتی، پوشش بهره، سود قبل از بهره و مالیات به فروش، بدهی بلند مدت به کل دارایی ها، جریان نقدی عملیاتی به بدهی های جاری، سود(زیان) انباشته به سرمایه ثبت شده. همانگونه که ملاحظه می شود نسبت های مالی مذکور از صورت سود و زیان، ترازنامه و صورت جریان وجوه نقد استخراج گردیده اند و از جامعیت مناسبی برای تشریح وضعیت مالی شرکت ها برخوردار هستند. از آنجا که ورشکستگی یک اتفاق ناگهانی نیست که نتوان آن را شناسایی کرد بلکه فرآیند مستمری است که در طول زمان رخ می دهد (کرول، ۲۰۱۳)، بنابراین پژوهشگران مالی با استفاده و تحلیل نسبت های مالی استخراج شده در این پژوهش می توانند آثار و هشدارهای اولیه عدم سلامت مالی شرکت ها را در طول زمان شناسایی نمایند.

نتایج مقایسه آماری نشان می دهد دقت مدل پیشنهادی خفاش-عصبی در پیش بینی سلامت مالی شرکت ها از مدل عصبی چندلایه پس انتشار برای دوره زمانی یکسال قبل از ورشکستگی $t-1$ ، دو سال قبل از ورشکستگی $t-2$ و سه سال قبل از ورشکستگی $t-3$ در سطح معناداری ۵٪ بالاتر می باشد و فرضیه اول پژوهش تأیید می شود. همچنین مقایسه آماری عملکرد مدل پیشنهادی با مدل آلتمن نشان می دهد عملکرد مدل خفاش-عصبی برای مقاطع زمانی فوق در سطح معناداری ۵٪ بالاتر است، و بنابراین فرضیه دوم پژوهش نیز تأیید می شود.

تحلیل حساسیت زمانی مدل‌ها نشان می‌دهد دقت مدل پیشنهادی همانند سایر مدل‌ها با دور شدن از سال وقوع ورشکستگی کمتر می‌شود اما میانگین دقت مدل پیشنهادی در شناسایی شرکت‌های ناسالم در سال‌های دوم، سوم و چهارم بیشتر از سایر مدل‌ها می‌باشد. از آنجا که هدف از طراحی مدل، سیستمی برای هشدار سلامت مالی شرکت‌ها است، نتایج پژوهش حاکی از آن است که مدل پیشنهادی عملکرد مناسبی در تفکیک شرکت‌های ناسالم حداکثر تا سه سال قبل از وقوع ورشکستگی را دارد.

از لحاظ راهبردی، مدیران هلدینگ‌های اقتصادی، سهامداران و ذینفعان می‌توانند با استفاده از مدل پیشنهادی این پژوهش شرکت‌های تحت مدیریت خود را از منظر سلامت مالی مورد پایش قرار دهند. قدرت پیش‌بینی کنندگی مدل زمان کافی را در اختیار مدیران قرار می‌دهد تا با دریافت نشانه‌های عدم سلامت مالی اقدامات متقضی از جمله اصلاح ساختار مالی، افزایش بهره‌وری، توسعه بازار محصول، اصلاح ساختار مدیریتی، اصلاح ساختار دارائی‌ها، کاهش هزینه‌های سربار و تنوع در سبد محصول را انجام دهند.

با توجه به پژوهش کیو و همکارانش (۲۰۱۹)، در آینده مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی علاوه بر داده‌های مالی از طیف وسیعتری از اطلاعات از جمله اخبار، گزارشات عمومی و نظرات خبرگان استفاده خواهند کرد و مفهوم جدیدی تحت عنوان داده‌های ناهمگن چند منبعی در مدل‌ها توسعه پیدا خواهد کرد. علیرغم اینکه که مدل پیشنهادی در این پژوهش از نوآوری در حوزه مالی برخوردار می‌باشد اما برای توسعه مدل‌های آتی پیشنهادهای زیر ارائه می‌شود:

- استفاده از داده‌های ناهمگن چندمنبعی غیر مالی علاوه بر نسبت‌های مالی ارائه شده در این پژوهش بعنوان متغیر توضیحی ورودی به مدل.
- ترکیب الگوریتم خفاش با سایر مدل‌های فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک، بردار پشتیبان، الگوریتم مورچگان و استفاده از نسبت‌های مالی این پژوهش برای توسعه یک مدل جدید برای پیش‌بینی ورشکستگی و سلامت مالی شرکت‌ها.
- توسعه یک مدل احتمالی، به گونه‌ای که احتمال ورشکستگی و درماندگی مالی یک شرکت را در بازه صفر تا صد، برای یک دوره زمانی سه ساله پیش‌بینی کند.

فهرست منابع و مآخذ:

- احمدپور، ا.، میرزایی اسرمی، ح. (۱۳۹۲). قایسه مدل تحلیل تمایزی چندگانه با مدل شبکه های عصبی در پیش بینی ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار. *تحقیقات حسابداری و حسابرسی* صص. ۱۹-۲۱.
- پناهی، ح.، اسدزاده، ا.، جلیلی مرند، ع. (۱۳۹۳). پیش بینی پنج ساله ورشکستگی مالی برای شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی* ۱(۱۶)، صص. ۵۷-۷۶.
- خاشعی، م.، بیجاری، م. (۱۳۸۷). بهبود عملکرد پیش بینی های مالی با ترکیب مدل های خطی و غیر خطی خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته و شبکه های عصبی مصنوعی. *فصلنامه پژوهش های اقتصادی*. (۲). صص ۸۳-۱۰۰.
- راعی، ر.، فلاح پور، س. (۱۳۸۷). کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها با استفاده از نسبت های مالی. *بررسی های حسابداری و حسابرسی*. صص ۳۴-۱۷.
- راعی، ر.، فلاح پور، س. (۱۳۸۳). پیش بینی درماندگی مالی شرکتهای با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. *تحقیقات مالی*. (۱۷). صص. ۳۹-۶۹.
- راهی، م.، زندیه، م.، حسنی، خ. (۱۳۹۰). تعیین عوامل اثر گذار بر غربال سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از فرآیند تحلیل شبکه ای. *نشریه چشم انداز مدیریت مالی*. (۲). صص ۹۱-۷۳.
- رضوی اسفلی، ا.، فلقی، ح. (۱۳۹۳). مکان یابی چند مرحله دینامیکی واحدهای اندازه گیر فازوری با استفاده از الگوریتم بهینه سازی خفاش. *سیستم های هوشمند در مهندسی برق* (۲) ۵.
- سعیدی، ع.، آقایی، آ. تابستان ۱۳۸۸. پیش بینی درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های بیزی. *بررسی های حسابداری و حسابرسی*. (۱۶). صص ۷۸-۵۹.
- طبائی زاده، ح.، پورزندی، م.، مینویی، م. (۱۳۹۷). تاثیر حاکمیت شرکتی بر سلامت مالی بانک های تجاری ایران. *فصلنامه حسابداری مدیریت*. (۳۷) ۱۱. صص ۱۲۶-۱۰۹.
- عالم تبریز، ا.، زندیه، م.، محمد رحیمی، ع. (۱۳۹۲). الگوریتم های فرا ابتکاری در بهینه سازی ترکیبی (نسخه سوم). *انتشارات صفار*.
- فلاح پور، س.، ارم، ا. (۱۳۹۵). پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان. *تحقیقات مالی* (۲) ۱۸. صص ۳۶۸-۳۴۷.
- فیروزیان، م.، جاوید، ن. (۱۳۹۰). کاربرد الگوریتم ژنتیک در پیش بینی ورشکستگی و مقایسه آن با مدل Z آلمن در شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *بررسی های حسابداری و حسابرسی*. صص ۹۹-۱۱۴.
- نیکبخت، م.، شریفی، م. (۱۳۸۹). پیش بینی ورشکستگی مالی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. *مدیریت صنعتی*. (۲) ۳. صص ۱۸۰-۱۶۳.

نیک‌کار، ج. همت‌فر، م. اعصامی، م. (۱۳۹۷). تأثیر سرمایه‌گذاری در دارایی نامشهود در توضیح دهندگی تأثیر سلامت مالی و مشکلات نمایندگی در ارزش بازار شرکت. فصلنامه علمی - پژوهشی مدیریت دارایی و تامین مالی (۱) ۲۰(۱). صص ۲۸-۱۱.

- Ahmad Pour, Ahmad; Asrami, Habibeh; . (۲۰۱۳). Comparison of Multiple Discriminant Analysis with ANN Model for Prediction of Bankrupt Companies in Iranian Stock Market. *Accounting and Auditing Studies*, 19, 4-21. [in Persian]
- Alem Tabrizi, Akbar; Zandieh, Mostafa; Rahimi, Alireza. (۲۰۱۳). *Metaheuristic Algorithms for Hybrid Oprimization* (3rd ed.). Safa. [in Persian]
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 3(23), 589-609.
- Altman, E. (1983). *Corporate Financial Distress*. New York: Wiley Interscience.
- Amiri, S., & Reza, G. (۲۰۰۳). Financial Ratios and Forecasting Corporate Financial Crisis in Tehran Stock Exchange. *Financial Research*(15), 121-136. [in Persian]
- Bose, I. (2006). Deciding the financial health of dot-coms using rough sets. *information Management*(43), 835-846.
- Etemadi, H., Anvary Rostamy, A. A., & Farajzadeh Dehkordi, H. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran. *Expert Systems with Applications*(36), 3199-3207.
- Fallah Pour, Saed; Eram, Asghar;. (۲۰۱۶). Predicting corporate financial distress using the Ant Colony Algorithm. *Journal of Financial Research*(2), 347-368. [in Persian]
- Fedorova, E., Gilenko, E., & Dovzhenko, S. (2013). Bankruptcy prediction for Russian companies: Application of combined classifiers. *Expert Systems with Applications*, 40, 7285-7293.
- Firozian, M.; Javid, D; Najm Aldin, N.;. (۲۰۱۱). Application of Genetic Algorithm in Bankruptcy Prediction with Comparison with Altman Z Model for Companies Listed in Tehran Stock Market. *Accounting and Auditing Reveiws*, 99-114. [in Persian]
- Foreman, R. D. (2003). A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. (55), 135-166.
- Geng, Rubin; Bose, Indranil; Chen, Xi;. (2015). Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. (241), 236-247.
- Hafezi, R., Shahrabi, J., & Hadavandi, E. (2015). A bat-neural network multi-agent system (BNNMAS) for stock price prediction Case study of DAX stock price. *Applied Soft Computing*(29), 196-210.

- Jaddi, N., Abdullah, S., & Hamdan, A. (2015). Optimization of neural network model using modified bat-inspired algorithm. *Applied Soft Computing* (37), 71–86.
- Ji, Guoli; Yang, Zijiang; You, Wenjie;. (2011). Using partial least squares and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 38, 8336–8342.
- Khashei, Mehdi; Bijari, Mehdi; . (۲۰۰۸). Improving the performance of financial forecasts by Hybrid Autoregressive integrated Moving Average with Artificial Neural Network. *Journal of Economic Research*(2), 100-83. [in Persian]
- Kočišová, K., & Mišanková, M. (2014). Discriminant analysis as a tool for forecasting company's financial health. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 110, 1148 – 1157.
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*(31), 22-30.
- Lacher, R., Coats, P., Sharma, S., & Fant, F. (1995). A neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operation Research*.
- Nikbakht, Mohammad Reza; Sharifi, Maryam; . (۲۰۱۰). Bankruptcy Prediction Using Artificial Neural Network for Listed Companies in Tehran Stock Market. *Industrial Management*, 4(2), 163-180. [in Persian]
- Nikkar, J. (2018). The Effect of Investments in Intangible Assets in the Explanatory Impact of Financial Health and Agency Problems on the Market Value Company's. *Asset Management and Finance* 20(1), 11-28. [in Persian]
- Odom, M.; Sharda, R.;. (1990). A neural networks model for bankruptcy prediction. *IEEE international conference on neural network*, 2, pp. 163-168.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *18*(1), 109-131.
- Premachandra, I., Bhabra, G. S., & Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*(193), 412–424.
- Raei, Reza; Fallah Pour Saed;. (۲۰۰۴). Predicting corporate financial distress using artificial neural networks. *Journal of Financial Research*, 17, 39-69. [in Persian]
- Raei, Reza; Saed , Fallah Pour;. (۲۰۰۸). Application of Support Vector Machines for predictiond companies' distress using financial ratios . *Accounting and Auditing Reviews*(53), 17-34. [in Persian]
- Rafiei, F., Manzari, S., & Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: Iranian evidence. *Expert Systems with Applications* (38), 10210-10217.

- Rahi, Masoud; Zandieh, Mostafa; Hassanlou, Khadijeh;. (۲۰۱۱). Determining Effective Factors on Stock Screening in Tehran Stock Market Using Analytical Network Process. *Financial Management Perspective*(2), 73-91. [in Persian]
- Sun, J., Li, H., Huang, Q.-H., & He, K.-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*(57), 41-56.
- Son, H.; Hyun, C.; Phan, D.; Hwang, H.J.;. (2019). Data analytic approach for bankruptcy prediction. *Expert Systems With Applications*(138), 112816.
- Tabaiezade, H., Pourzarandi, M. E., (2018). The impact of corporate governance on the commercial banks' financial health. *Managerial Accounting* (137), 109-126.[in Persian]
- Tahmasebi, R., Anvary Rostami, A. A., Sadeghi Sharif, S. J., & Khorshidi, A. (۲۰۱۹). Information Content of Intellectual Capital and Financial Performance Indicators in Financial Distress Prediction Using Data Mining. *Financial Management Perspective*(24), 129-158. [in Persian]
- *technopedia*. (n.d.). Retrieved Feb 17, 2018, from <https://www.techopedia.com/definition/5967/artificial-neural-network-ann>
- 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.
- Yang, X. S. (2010). A new metaheuristic bat-inspired algorithm, in: *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization*. Springer, 65-74.
- Yang, X.-S. (2013). Bat Algorithm: literature review and applications. *Int. J. Bio Inspired Computaion*, 5, 141-149.
- Yang, Z., You, W., & Ji, G. (2011). Using partial least squares and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*(38), 8336-8342.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 1(22), 59-82.