فصلنامه راهبرد مدیریت مالی
دانشگاه الزهرا
سال یازدهم، شماره چهلم، بهار ۱۴۰۲
صفحات ۷۶-۵۳

مقاله پژوهشی

مقایسه کارایی مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری در پیش‌بینی ریسک مالی[۱]

سامان توکلی[۲]، علی آشتاب[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۰۵ تاریخ پذیرش:۱۴۰۰/۰۵/۰۲

چکیده

هدف این پژوهش، مقایسه کارایی مدل‌های یادگیری ماشین (۳۲ مدل) و مدل‌های آماری (۱۴ مدل)، در پیش‌بینی ریسک مالی ۱۴۵ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۸ و انتخاب بهترین مدل با استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی پیشرفته می‌باشد. یافته‌های پژوهش با استفاده از آزمون مقایسه دقت ضرایب پیش‌بینی، بیانگر آن است که با اطمینان ۹۹ درصد، دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین، بیشتر از مدل‌های آماری است. همچنین، بهترین مدل یادگیری ماشین پس از بهینه‌سازی، مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی با دقت پیش‌بینی ۹۹/۸۶ درصد و مقدار سطح زیر منحنی برابر ۰/۹۹۸ بوده است. علاوه بر این، نسبت‌های مالی تعهدی با دقت پیش‌بینی ۹۹/۴۵ درصد و نسبت‌های مالی فعالیت با دقت پیش‌بینی ۹۸/۶۲ درصد توانستند در مقایسه با سایر نسبت‌های مالی در استفاده از ماشین بردار پشتیبان تکاملی به منظور پیش‌بینی ریسک مالی عملکرد بهتری داشته باشند. از سوی دیگر، ریسک مالی پیش‌بینی شده بر اساس صنایع مختلف، متفاوت بوده است. بنابراین، مشخص شد که مدل‌های یادگیری ماشین به دلیل عدم برخورداری از محدودیت‌هایی که مدل‌های آماری با آن مواجهه هستند، می‌توانند به عنوان ابزاری مهم، در پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها به کار روند.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی، ریسک مالی، ماشین بردار پشتیبان تکاملی، یادگیری ماشین.
طبقه‌بندی موضوعی: *G32, C53*

---

۱. کد DOI مقاله: 10.22051/JFM.2023.35240.2512
۲. دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.
Email: samantavakoli21@gmail.com
۳. استادیار، گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد و مدیریت دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران. نویسنده مسئول.
Email: a.ashtab@urmia.ac.ir

مقدمه

امروزه شرکت‌ها در محیط پیچیده و متغیری فعالیت می‌کنند که در این شرایط، برای دستیابی به اهداف خود و کاهش اثر نامطلوب نوسانات، برای مدیریت ریسک‌هایی که با آن مواجهند، اهمیت زیادی قائل هستند. ماهیت کسب و کار خدمات مالی، پذیرش ریسک است و بدون پذیرش ریسک، قادر به سودآوری و رشد نیستند (استادی و تدریسی‌پژو، ۱۳۹۸). جدی‌ترین ریسک‌ها، ریسک‌های مالی و ریسک‌های اقتصادی هستند. اگر شرکت‌ها ریسک‌های مالی و اقتصادی را شناسایی نکنند و استراتژی مدیریت ریسک را اعمال نکنند، پایداری آن‌ها تحت تأثیر قرار می‌گیرد (اُلاه و همکاران[1]، ۲۰۱۹). ریسک‌های مالی می‌توانند ناشی از عوامل عینی که به تغییر در بازارهای مالی مانند نرخ بهره، نرخ بازار و قیمت کالاها بستگی دارد و ناشی از عوامل ذهنی که در آن وضعیت مالی، منشأ خطرات است، باشند (دوو و همکاران[2]، ۲۰۲۰).

یکی از راه‌های کمک به ذی‌نفعان شرکت‌ها، ارائه الگوهای پیش‌بینی درباره دورنمای کلی شرکت است. هرچه پیش‌بینی‌ها به واقعیت نزدیک‌تر باشد، مبنای تصمیم‌های صحیح‌تری قرار خواهند گرفت. سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان تمایل زیادی برای پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها دارند؛ زیرا در صورت افزایش ریسک مالی و در پی آن وقوع مضیقه مالی، هزینه‌های زیادی به آن‌ها تحمیل می‌شود. عدم آگاهی در زمینه ریسک مالی نیز می‌تواند زیان‌های هنگفتی را به هر یک از ذی‌نفعان شرکت وارد سازد. در حقیقت با پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها، می‌توان برنامه‌ریزی لازم را در جهت جلوگیری از مرگ حتمی آنها انجام داد. یکی از ابزارهای برآورد وضعیت آینده شرکت‌ها، مدل‌های پیش‌بینی ریسک مالی هستند (پنگ و همکاران، ۲۰۱۱). چای و ژیا[3] (۲۰۰۸) تأکید می‌کنند برای بقا و توسعه در یک بازار رقابتی شدید، نهادهای تجاری باید ریسک‌های مالی احتمالی را کنترل کرده و توسعه مالی آینده خود را (با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی) پیش‌بینی کنند (والاسکوا و همکاران[4]، ۲۰۱۸).

با توجه به اهمیت ریسک مالی و اطمینان خاطر به سهامداران، هدف اصلی پژوهش مقایسه دقت پیش‌بینی ریسک مالی در قالب مدل‌های آماری و مدل‌های یادگیری ماشین در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. پژوهش حاضر، روشی منطقی برای جست‌وجوی ویژگی‌های بالقوه اثرگذار بر پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها است. با توجه به مطالب ذکر شده سئوال اصلی پژوهش این است که آیا دقت پیش‌بینی ریسک مالی مدل‌های یادگیری ماشین بیشتر از مدل‌های آماری است؟

بدین منظور برای رسیدن به این هدف، ۵۱ نسبت مالی مهم به کار گرفته می‌شود؛ همچنین، برای پیش‌بینی ریسک مالی از ۴۶ مدل مختلف (۱۴ مدل آماری و ۳۲ مدل یادگیری ماشین) در نرم افزارهای داده‌کاوی (SPSS Modeler، WEKA، Rapid Miner و SPM) و نرم‌افزارهای آماری (SPSS Statistics

1. Olah et al.
2. Do et al.
3. Chai and Xia
4. Valaskova et al.

و Eviews) و نرم‌افزار Minitab به منظور تجزیه و تحلیل داده‌ها، مدل‌سازی و مقایسه کارایی مدل‌ها استفاده شده است؛ و در نهایت، در راستای رسیدن به مدل بهینه سه روش بهینه‌سازی انتخاب ویژگی[1]، الگوریتم ژنتیک[2] و تکنیک اعتبارسنجی بوستینگ[3] مدنظر قرار گرفته شده است. علاوه بر این، پس از انتخاب مدل برتر به مقایسه نسبت‌های مالی پرداخته و پیش‌بینی ریسک مالی بر اساس صنایع مختلف به تصویر کشیده شده است. در ادامه به بررسی مبانی نظری، پژوهش‌های تجربی و فرضیه‌ها پرداخته شده است و با ارائه روش تحقیق مرتبط با موضوع، یافته‌ها و نتیجه‌گیری لازم مطرح شده است.

مروری بر مبانی نظری و پیشینه پژوهش

طرفداران پژوهش‌های بنیادی معتقدند که رفتار سهامداران، از اطلاعات مالی گزارش شده شرکت‌ها تأثیر می‌پذیرد. در صورت ابهام در اطلاعات و شفاف نبودن آن‌ها، سهامداران در تصمیم‌گیری‌های خود دچار نقصان می‌شوند. پایه و اساس تصمیم‌های سرمایه‌گذاری در بازار کارا، رابطه ریسک و بازده است. در بازار کارا، کسب بازده بیشتر، فقط با پذیرش ریسک امکان‌پذیر است (خداپرست سالک معلمی و همکاران، ۱۳۹۸).

گروه جداگانه‌ای از ریسک‌های موجود، ریسک‌های مالی هستند که در حوزه روابط مالی شرکت به وجود می‌آیند و به طور مستقیم بر اندازه نتیجه مالی به شکل سود و احتمال خسارت‌های مالی از نظر ارزش، تأثیر می‌گذارند. در هر صورت، مهم این نیست که به هیچ وجه از ریسک جلوگیری نشود، بلکه ریسک، پیش‌بینی و به حداقل ممکن کاهش داده شود (بویکو[4]، ۲۰۱۹). برای از بین بردن ریسک‌های مالی و امکان شناسایی سطح سلامت مالی شرکت‌ها، از مدل‌های پیش‌بینی استفاده می‌شود که به عنوان سیستم‌های هشدار به موقع، از مشکلات قریب الوقوع در شرکت‌های مورد بررسی، تلقی می‌شوند. وظیفه آن‌ها، ارزیابی سلامت مالی شرکت بر اساس شاخص‌های مالی منتخب یا سایر خصوصیات شرکت یا محیطی است که در آن فعالیت می‌کنند (اِسوابوا و کرال[5]، ۲۰۱۶). مدل‌های پیش‌بینی ریسک مالی در ادبیات موضوعی به سه گروه مدل‌های آماری، مدل‌های نظری و مدل‌های هوش مصنوعی (یادگیری ماشین) دسته‌بندی می‌شوند. مدل‌های آماری و هوش مصنوعی بر نشانه‌های شکست تمرکز دارند و مدل‌های نظری به علت کیفی شکست توجه می‌کنند (سان و همکاران[6]، ۲۰۱۳؛ والاسکوا و همکاران، ۲۰۱۸).

پژوهش‌های معدودی در داخل و خارج از کشور در زمینه پیش‌بینی ریسک مالی صورت گرفته است که می‌توان به پژوهش استادی و تدریسی پژو (۱۳۹۸)، جین و همکاران[7] (۲۰۱۸) و گوتو و همکاران[8]

1. Feature selection
2. Genetic algorithm
3. Boosting Validation Technique
4. Boiko
5. Svabova & Kral
6. Sun et al.
7. Jin et al.
8. Gotoh et al.

(۲۰۱۴) اشاره کرد. پژوهش‌هایی که در دهه اخیر در حوزه پیش‌بینی ریسک مالی، صورت گرفته‌اند، بر انتخاب مدلی برای پیش‌بینی با استفاده از متغیرهای توضیحی، تأکید دارند؛ در این پژوهش، این رویکرد بررسی شده است.

تحلیل‌گران به منظور تحلیل وضعیت مالی از نسبت‌های مالی استفاده می‌کنند. نسبت‌های مالی می‌توانند برخی از واقعیت‌های مهم را درباره نتایج عملیات و وضعیت مالی یک شرکت به آسانی آشکار و اطلاعات مربوط به آن را ارائه کنند، لذا با توجه به هدف و موارد استفاده، می‌توان نسبت‌های خاص را مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. تحقیقات استادی و ندریسی پژو (۱۳۹۸)، گوتو و همکاران (۲۰۱۴) و والاسکوا و همکاران (۲۰۱۸) مبین این موضوع هستند که رابطه معنی‌داری بین ریسک‌های مالی و نسبت‌های مالی وجود دارد و در تحقیق حاضر با فرض وجود این رابطه، از نسبت‌های مالی استفاده شده است. نتایج پژوهش‌های سون[1] (۲۰۱۲)؛ ژانگ و همکاران[2] (۲۰۲۰) نشان می‌دهند در زمینه پیش‌بینی ریسک مالی، مدل‌های یادگیری ماشین نسبت به مدل‌های آماری، به دلایلی همچون؛ در نظر نگرفتن توزیع جوامع، نداشتن مشکل هم‌خطی بین متغیرهای توضیحی و یادگیری تطبیقی، دقت بیشتری دارند. بدین منظور در پژوهش حاضر، این دو رویکرد مقایسه شده و برای بهینه‌سازی مدل نهایی پیش‌بینی ریسک مالی، از روش انتخاب ویژگی، الگوریتم ژنتیک و تکنیک بهینه‌سازی بوستینگ استفاده می‌شود.

انتخاب ویژگی‌ها، یکی از اصلی‌ترین وظایف داده‌کاوی است که به معنای سئوال در مورد مهمترین ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی یا مشکلات رگرسیون می‌باشد. برای انتخاب ویژگی از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. الگوریتم ژنتیک که به طبقه بزرگ‌تر الگوریتم‌های تکاملی تعلق دارند، به طور معمول برای تولید راه حل‌های مفید برای بهینه‌سازی استفاده می‌شوند که با استفاده از تکنیک‌های الهام گرفته از تکامل طبیعی، راه حل‌هایی برای مشکلات بهینه‌سازی تولید می‌کنند. روش بهینه‌سازی بوستینگ مشهورترین نوع روش تجمیعی است و وظیفه آن بهبود فرایند یادگیری در روش‌های یادگیری ضعیف است. این روش از نوعی الگوریتم تکرار شونده استفاده می‌کند تا به طور تطبیقی، توزیع نمونه‌های آموزشی را تغییر دهد و در فرایند یادگیری، بیشتر روی رکوردهایی که در مراحل قبلی به اشتباه دسته‌بندی شده‌اند، تمرکز کند؛ بدین معنا که وزن رکوردهای به اشتباه دسته‌بندی شده، افزایش یافته و وزن رکوردهای درست دسته‌بندی شده، کاهش می‌یابد (صنیعی آباده و همکاران، ۱۳۹۳، ص. ۵۱۸-۵۲۱).

با توجه به بررسی‌های نگارنده در داخل و خارج از کشور، موضوعات اندکی در این بین مطرح شده است و در این قسمت به تعدادی از آن‌ها که مرتبط با ریسک مالی می‌باشند، اشاره شده است.

ژانگ و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی شناسایی مسیر انتقال ریسک مالی شرکت بر اساس داده کاوی پرداختند. نتایج نشان داد دلیل اساسی وقوع ریسک مالی شرکت، وجود رابطه مستقیم یا غیر مستقیم اقتصادی بین هر یک از پیوندهای سیستم مالی شرکت است و روش داده‌کاوی در مقایسه با روش سنتی،

1. Sun
2. Zhang et al.

می‌تواند عینیت را تا حد زیادی بهبود بخشد. کانگ[1] (۲۰۱۹) مدلی را برای ارزیابی ریسک مالی بر اساس داده‌های بزرگ ارائه داد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد این روش می‌تواند دقت نسبتاً بالایی در ارزیابی ریسک مالی ارائه دهد و از قابلیت ارزیابی انطباقی نسبتاً قوی با ضریب ریسک برخوردار است.

دی و همکاران[2] (۲۰۱۸) رابطه بین افشای ریسک مالی و ویژگی مالی یک شرکت را بررسی کردند. نتایج نشان داد اندازه شرکت، عملکرد مالی و نوع حسابرس با سطح افشای ریسک مالی ارتباط مثبت و معنی‌داری دارد. جورج و آگوستو[3] (۲۰۱۶) نشان دادند نوع صنعت می‌تواند تأثیری قابل‌توجه در نوسان ریسک مالی داشته باشد و تأیید کردند حمایت مالی، قرار گرفتن در معرض ریسک مالی را کاهش می‌دهد، پس بنگاه‌ها از ابزارهای مدیریت ریسک با اهداف حراست استفاده می‌کنند. لهمیری[4] (۲۰۱۶)، در پژوهشی به بررسی رابطه بین انتخاب ویژگی، داده‌کاوی و طبقه‌بندی ریسک مالی پرداخت. هدف از این پژوهش، مقایسه مدل‌های پیش‌بینی ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی پس از انتشار، شبکه عصبی عملکرد شعاعی، تجزیه و تحلیل تفکیک خطی و مدل ساده بیز از نظر دقت، حساسیت و مقدار سطح زیر منحنی و استفاده از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی مدل‌های مذکور بوده است. نتایج حاصل از پژوهش، نشان داد ماشین بردار پشتیبان، بهترین معیار پیش‌بینی را از میان مدل‌های دیگر به خود اختصاص داد.

مصلی و مقدم (۱۳۹۹) به بررسی تأثیر اهرم مالی بر ریسک و بازده سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نتایج نشان داد رابطه معنی‌داری بین اهرم مالی و بازده سهام شرکت‌ها وجود دارد. بنابراین، در مجموع می‌توان گفت بین اهرم مالی و ریسک مالی رابطه معنی‌داری وجود دارد. زمانی‌زاده و همکاران (۱۳۹۸) نشان دادند با افزایش قابلیت مقایسه در سطح صورت‌های مالی از سویی، به میزان کارایی شرکت افزوده شده و از سویی دیگر، شاهد کاهش ریسک مالی خواهیم بود.

نظری و همکاران (۱۳۹۷) نشان دادند ریسک مالی بانک‌ها در شرایط وجود بحران مالی، بیشتر از شرایط عدم وجود بحران مالی است؛ علاوه بر این، از بین متغیرهای کلان اقتصادی، رشد اقتصادی و نرخ تورم تأثیر معنی‌دار و مثبت بر ریسک مالی بانک‌ها دارند. کاردان و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی رابطه بین اظهارنظر حسابرس، اقلام تعهدی اختیاری و ریسک مالی پرداختند. نتایج حاکی از آن بود اهرم مالی و اظهارنظر حسابرس با اقلام تعهدی اختیاری رابطه معکوس داشته است، یعنی با افزایش اهرم مالی، اقلام تعهدی اختیاری کمتری استفاده شده و اظهارنظر حسابرس به سمت مقبول سوق پیدا کرده است.

فرضیه پژوهش

با توجه به مطالب مطرح شده در مبنای نظری و پیشینه پژوهش، فرضیه زیر ارائه می‌گردد:

دقت پیش‌بینی ریسک مالی مدل‌های یادگیری ماشین، به صورت معنی‌داری، بیشتر از مدل‌های آماری است.

1. Kang
2. Dey et al.
3. Jorge & Augusto
4. Lahmiri

روش شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر روش جمع‌آوری داده‌ها، یک تحقیق توصیفی است که از اطلاعات واقعی و تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین و آماری برای پیش‌بینی ریسک مالی استفاده می‌کند. داده‌های این پژوهش، مبتنی بر ارقام و اطلاعات واقعی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و صورت‌های مالی شرکت‌ها می‌باشد. اطلاعات و داده‌های موردنیاز جهت انجام تحقیق نیز، از پایگاه اطلاع‌رسانی بورس اوراق بهادار تهران و مراجعه به صورت‌های مالی حسابرسی شده، یادداشت‌های توضیحی و گزارش‌های شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران تأمین شده است. برای تجزیه و تحلیل، از نرم افزارهای Rapid Miner، SPSS Modeler، Weka، SPM، E-Views، SPSS Statistics و Minitab استفاده شده است که دلیل استفاده از آن‌ها، حذف تأثیر داده‌های پرت، به کارگیری انواع مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری و مقایسه آن‌ها با یکدیگر می‌باشد.

جامعه آماری

جامعه آماری پژوهش، شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بوده است. بازه زمانی پژوهش یک دوره ۱۰ ساله، از سال ۱۳۸۹ تا پایان سال ۱۳۹۸ در نظر گرفته شده است. به علاوه، روش نمونه‌گیری در این پژوهش، روش هدفمند ست. بدین منظور، شرکتی که کلیه معیارهای زیر را احراز کرده باشد به عنوان نمونه پژوهش انتخاب و مابقی حذف شده‌اند.

۱- شرکت‌ها تا قبل از سال ۱۳۸۹ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و تا پایان سال ۱۳۹۸ در بورس فعال باشند.

۲- به دلیل ماهیت خاص فعالیت شرکت‌های هلدینگ، بیمه، لیزینگ، بانک‌ها، موسسات مالی و سرمایه‌گذاری و تفاوت قابل ملاحظه آنها با شرکت‌های تولیدی و بازرگانی، شرکت انتخابی جز شرکت‌های یاد شده نباشد.

۳- به لحاظ افزایش قابلیت مقایسه، سال مالی شرکت منتهی به پایان اسفندماه باشد و شرکت طی بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۸ سال مالی و نوع فعالیت خود را تغییر نداده باشند.

۴- اطلاعات مالی شرکت در بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۸ در دسترس باشد.

بعد از مدنظر قرار دادن کلیه معیارهای بالا، تعداد ۱۴۵ شرکت به عنوان جامعه غربال‌گری شده باقیمانده است. از این رو مشاهدات ما طی بازه زمانی ۱۳۸۹ لغایت ۱۳۹۸ به ۱۴۵۰ سال – شرکت (۱۰ سال ×۱۴۵ شرکت) می‌رسد.

اندازه‌گیری ریسک مالی

ریسک‌های مالی به طور مستقیم بر سودآوری شرکت‌ها اثر می‌گذارند و می‌توانند حتی شرکت‌ها را از پای، درآورند. تغییرات قیمت، باعث بروز ریسک مالی می‌گردد. ریسک مالی، بر اساس معیار نسبت اهرمی شرکت سنجیده شده است. اهرم مالی از طریق نسبت کل بدهی به کل دارایی اندازه گیری می‌شود. این

نسبت، درصد وجوهی را نشان می‌دهد که به وسیله بدهی تأمین شده است. هر چه این نسبت بیشتر باشد، احتمال عدم پرداخت بدهی‌ها و ورشکستگی شرکت افزایش می‌یابد (ایزدی‌نیا و علینقیان، ۱۳۸۹).

رابطه (۱)

$$F_{i,t} = \frac{D_{i,t}}{A_{i,t}}$$

در رابطه ۱، Fi,t: اهرم مالی شرکت i برای سال مالی t، Di,t: کل بدهی‌های شرکت i برای سال مالی t و Ai,t: کل دارایی‌های شرکت i برای سال مالی t است.

از آن جایی که نسبت‌های اهرمی به بررسی نحوه تأمین بدهی‌ها و ارزیابی توان پاسخگویی شرکت به این بدهی‌ها می‌پردازند و در ادبیات موضوعی ثابت شده است اهرم مالی بهترین کارکرد را برای داده‌های مالی دارد، از این نسبت در پژوهش حاضر استفاده شده است. به منظور کنترل دقت مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری، لازم است تا مقادیر متغیر وابسته از حالت پیوسته به دو وجهی تبدیل شود. از این رو مقدار میانه (معیار گرایش به مرکز) ریسک مالی، به عنوان معیار تفکیک، در نظر گرفته شده است. به این صورت که نمونه‌ای با ریسک مالی بالاتر از میانه، در طبقه دارای ریسک مالی و با عدد یک و نمونه‌ای با ریسک مالی پایین‌تر از میانه، در طبقه فاقد ریسک مالی و با عدد صفر نشان داده شده‌اند.

متغیر مستقل

تعریف عملیاتی و نحوه برآورد و اندازه‌گیری هر یک از متغیرها به شرح جدول ۱ است:

جدول۱. متغیرهای پژوهش

نام متغیر و مخفف آن	تعهدی / نقدی
دوره گردش حساب‌های دریافتنی: ۳۶۰ بر گردش حساب‌های دریافتنی (ARTP)	تعهدی (کارایی)
دوره گردش دارایی: ۳۶۰ بر گردش دارایی‌ها (ATP)	تعهدی (کارایی)
نسبت معادل وجه نقد (مجموع وجه نقد و سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت) بر فروش خالص (CES)	تعهدی (نقدینگی)
نسبت نقدی: مجموع وجه نقد و سرمایه‌گذاری کوتاه مدت بر بدهی‌های جاری (CR)	تعهدی (نقدینگی)
دوره گردش دارایی جاری: ۳۶۰ بر گردش دارایی‌های جاری (CAT)	تعهدی (کارایی)
نسبت هزینه عملیاتی به سود عملیاتی (CEOP)	تعهدی (سودآوری)
نسبت جاری: دارایی‌های جاری بر بدهی‌های جاری (CA)	تعهدی (نقدینگی)
نسبت جریان نقد تأمین مالی به فروش خالص (FCFIS)	نقدی (گردش وجه نقد)
نسبت جریان نقد تأمین مالی به مجموع دارایی (FCFIA)	نقدی (گردش وجه نقد)
دوره گردش دارایی ثابت: ۳۶۰ بر گردش دارایی‌های ثابت (FATP)	تعهدی (کارایی)
نسبت ثابت: دارایی‌های ثابت بر بدهی‌های بلندمدت (FR)	تعهدی (اهرمی)
نسبت جریان نقد آزاد به بدهی‌های جاری (FCFCL)	تعهدی (گردش‌وجه‌نقد)
نسبت جریان نقد آزاد به مجموع بدهی (FCFL)	تعهدی(گردش‌وجه‌نقد)
نسبت جریان نقد آزاد به فروش خالص (FCFS)	تعهدی(گردش‌وجه‌نقد)

نام متغیر و مخفف آن	تعهدی / نقدی
نسبت جریان نقد آزاد به مجموع دارایی (FCFA)	تعهدی(گردش‌وجه‌نقد)
نسبت هزینه‌های عملیاتی به فروش خالص (OES)	تعهدی (سودآوری)
حاشیه سودناخالص: سود ناخالص بر فروش خالص (GM)	تعهدی (سودآوری)
پوشش بهره: سود عملیاتی بر هزینه تأمین مالی (IC)	تعهدی (اهرمی)
نسبت هزینه تأمین مالی به بدهی‌های بلندمدت (IELL)	تعهدی (اهرمی)
نسبت هزینه تأمین مالی به فروش خالص (IES)	تعهدی (اهرمی)
دوره گردش موجودی: ۳۶۰ بر گردش موجودی کالا (ITP)	تعهدی (کارایی)
دوره گردش بدهی: ۳۶۰ بر گردش بدهی (LTP)	تعهدی (کارایی)
لگاریتم فروش خالص (LS)	تعهدی
لگاریتم مجموع دارایی (LA)	تعهدی
حاشیه سود خالص: سود خالص بر فروش خالص (NM)	تعهدی (سودآوری)
سود خالص به تعداد کارکنان (NPP)	تعهدی (کارایی)
نسبت جریان نقد عملیاتی به بدهی‌های بلندمدت (CFOLL)	نقدی (گردش وجه نقد)
نسبت هزینه‌های غیرعملیاتی به فروش خالص (NOES)	تعهدی (کارایی)
نسبت درآمد های غیرعملیاتی به فروش خالص (NOIS)	تعهدی (کارایی)
نسبت جریان نقد عملیاتی به بدهی‌های جاری (CFOCL)	نقدی (گردش وجه نقد)
نسبت جریان نقدعملیاتی به مجموع بدهی (CFOTL)	نقدی (گردش وجه نقد)
نسبت جریان نقدعملیاتی به فروش خالص (CFOS)	نقدی (گردش وجه نقد)
نسبت جریان نقدعملیاتی به مجموع دارایی (CFOA)	نقدی (گردش وجه نقد)
حاشیه سودعملیاتی: سود عملیاتی بر فروش خالص (OM)	تعهدی (سودآوری)
نسبت آنی: دارایی‌های آنی بر بدهی‌های جاری (QR)	تعهدی (نقدینگی)
نسبت سود انباشته به مجموع دارایی(RETA)	تعهدی (سودآوری)
بازده سرمایه به کار گرفته شده: سود عملیاتی بر متوسط سرمایه (ROCE)	تعهدی (سودآوری)
رشد فروش: کسر فروش سال قبل از فروش سال جاری بر فروش سال قبل (SG)	تعهدی
فروش خالص بر تعداد کارکنان (SP)	تعهدی (کارایی)
نسبت فروش خالص به متوسط سرمایه (STC)	تعهدی (کارایی)
دارایی ثابت مشهود بر تعداد کارکنان (TFAP)	تعهدی (کارایی)
دوره گردش سرمایه در گردش: ۳۶۰ بر گردش سرمایه در گردش (WCTP)	تعهدی (کارایی)
نسبت معادل وجه نقد به مجموع دارایی (CEA)	تعهدی (نقدینگی)
نسبت فروش خالص به مجموع دارایی (SA)	تعهدی
بازده حقوق صاحبان سهام: سود خالص بر متوسط حقوق صاحبان سهام (ROE)	تعهدی (سودآوری)
بازده دارایی: سود خالص بر متوسط دارایی‌ها (ROA)	تعهدی (سودآوری)
نسبت بدهی‌های غیرجاری به مجموع دارایی (NCLA)	تعهدی
نسبت دارایی جاری به فروش خالص (CAS)	تعهدی (نقدینگی)
نسبت سود ناخالص به مجموع دارایی (GPA)	تعهدی (سودآوری)
رشد دارایی:کسر دارایی‌های سال‌قبل از دارایی‌های سال‌جاری بر دارایی‌های سال قبل (AGR)	تعهدی
نسبت جریان نقدعملیاتی به سودخالص (CFONP)	نقدی (گردش وجه نقد)

منبع:: گوتو، تاکدا و یاماموتو (۲۰۱۴)؛ والاسکوا، کلیستیک، اسوابوا و آدامکو (۲۰۱۸)؛ جین، وانگ و ژنگ (۲۰۱۸)

الگوها و مدل‌های پیش‌بینی ریسک مالی

هدف از الگو یا سازنده الگو، پیش‌بینی مدل مورد استفاده در یک دوره زمانی است و هدف پژوهشگر، توسعه یک الگو با قابلیت پیش‌بینی بالا، صرف نظر از متغیرهای به کار رفته و یا مقدار ضرایب متغیرها است. بنابراین، اگر هدف از طراحی الگو، توانایی پیش‌بینی آن باشد، آنگاه تخمین ضرایب سطح معنی‌داری آن‌ها از اهمیت کمتری برخوردار خواهد بود. با توجه به اینکه این پژوهش به دنبال مقایسه و توسعه مدل‌های ریسک مالی شرکت‌ها است، قدرت پیش‌بینی ریسک مالی مدل‌های آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مورد مقایسه قرار گرفته است (آشتاب و همکاران، ۱۳۹۶).

درمدل‌های آماری از روش‌های مدل‌سازی استاندارد کلاسیک، استفاده شده است و بر نشانه‌های ناتوانی تجاری تمرکز دارند. متغیرهای مورد استفاده در ساخت این مدل‌ها عموماً اطلاعات موجود در صورت‌های مالی اساسی است. مدل‌های آماری، شامل مدل‌های آماری تک‌متغیره و مدل‌های آماری چند متغیره است. مدل‌های هوش مصنوعی (یادگیری ماشین) وظایفی مشابه با هوش و منطق انسان انجام می‌دهند. مدل‌های هوش مصنوعی از مدل‌های متعددی تشکیل شده است که مهم‌ترین آن‌ها شامل شبکه‌های عصبی، مدل‌های درختی و ماشین بردار پشتیبان هستند. شبکه عصبی مصنوعی ایده‌ای برای اطلاعات است که از سیستم زیستی الهام گرفته شده است. در هر شبکه عصبی مصنوعی سه‌لایه وجود دارد که شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است. در لایه ورودی متغیرها ورود پیدا کرده، در لایه پنهان عمل پردازش و یادگیری صورت می‌گیرد و نتیجه به لایه خروجی برای تعیین وضعیت شرکت، منتقل می‌شود. مدل‌های درختی جزء تکنیک‌های ناپارامتریک بوده و دارای ویژگی‌های مدل‌های آماری تک متغیره و چند متغیره نیز هستند. در این مدل‌ها یک درخت طبقه‌بندی دو وجهی ساخته می‌شود که در آن به هر گروه یک قاعده طبقه‌بندی اختصاص می‌یابد. پس از آن‌که درخت طبقه‌بندی ساخته شد، ریسک گره‌های نهایی و ریسک کل درخت محاسبه می‌شود. ماشین بردار پشتیبان، که اصول نظری مربوط به آن را باید در تئوری یادگیری آماری جستجو کرد، به خانواده‌ای از مدل‌های خطی تعمیم‌یافته تعلق دارد و براساس مقدار مربوط به ترکیب خطی ویژگی‌ها (متغیرها)، تصمیم‌هایی در مورد دسته‌بندی و رگرسیون اتخاذ می‌شود (آشتاب و همکاران، ۱۳۹۶).

تجزیه و تحلیل داده‌های آماری

آمار توصیفی

آمار توصیفی متغیرهای مستقل برای پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها (به تفکیک شرکت‌های دارای ریسک مالی و فاقد ریسک مالی) در جدول ۲ بیان شده است. همچنین، به منظور خنثی نمودن تأثیر داده‌های پرت، در سطح صدک یکم و صدک نود و نهم، از تکنیک وینزوری[1] استفاده شده است (افلاطونی، ۱۳۹۲، ص. ۳۲؛ آشتاب و احمدی، ۱۳۹۹).

1. Winsorizing Technique

جدول ۲. آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

متغیر	شرکت	میانگین	میانه	انحراف معیار	حداکثر	حداقل
ARTP	فاقد ریسک مالی	۳۴۱/۰۶۷	۳۳۲/۰۲۶	۵۸/۳۱۹	۴۵۴/۱۲	۲۵۸/۶
	دارای ریسک مالی	۳۴۵/۶۷۶	۳۳۹/۱۴۲	۵۹/۳۲۱	۴۵۴/۱۲	۲۵۸/۶
ATP	فاقد ریسک مالی	۴۸۸/۰۵۷	۴۵۷/۷۹۱	۱۷۸/۴۷۷	۸۰۸/۸	۲۲۳/۰۹
	دارای ریسک مالی	۴۴۸/۷۶۷	۴۰۷/۲۸۳	۱۹۱/۰۹۵	۸۰۸/۸	۲۲۳/۰۹
CES	فاقد ریسک مالی	۰/۰۸۲	۰/۰۶۴	۰/۰۶۳	۰/۲	۰/۰۱
	دارای ریسک مالی	۰/۰۵۵	۰/۰۳۷	۰/۰۵۳	۰/۲	۰/۰۱
CEA	فاقد ریسک مالی	۰/۰۶۱	۰/۰۴۵	۰/۰۴۸	۰/۱۵	۰/۰۱
	دارای ریسک مالی	۰/۰۴۴	۰/۰۳۲	۰/۰۳۷	۰/۱۵	۰/۰۱
CR	فاقد ریسک مالی	۰/۱۳۷	۰/۱۱۶	۰/۰۹۱	۰/۲۶	۰/۰۲
	دارای ریسک مالی	۰/۰۷۲	۰/۰۴۹	۰/۰۶۳	۰/۲۶	۰/۰۲
CAS	فاقد ریسک مالی	۰/۹۰۹	۰/۸۲۱	۰/۴	۱/۸۸	۰/۳۳
	دارای ریسک مالی	۰/۸۵۹	۰/۷۶۴	۰/۴۴۱	۱/۸۸	۰/۳۳
CAT	فاقد ریسک مالی	۳۰۹/۴۰۸	۲۸۱/۲۲۸	۱۳۸/۶۷۴	۶۴۹/۱۵	۱۱۱/۵
	دارای ریسک مالی	۲۹۳/۸۷۷	۲۶۲/۵۲۱	۱۵۱/۶۷۷	۶۴۹/۱۵	۱۱۱/۵
CEOP	فاقد ریسک مالی	۰/۴۱۴	۰/۲۵۶	۰/۳۸۸	۱/۱۹	۰/۰۳
	دارای ریسک مالی	۰/۵۲۱	۰/۳۹۳	۰/۴۲۹	۱/۱۹	۰/۰۳
CA	فاقد ریسک مالی	۱/۶۲۷	۱/۵۸۰	۰/۴۸۱	۲/۲۹	۰/۷۳
	دارای ریسک مالی	۱/۰۸۴	۱/۰۹۱	۰/۲۶۷	۲/۲۹	۰/۷۳
FCFIS	فاقد ریسک مالی	۰/۰۲	۰/۰۰۱	۰/۰۷۴	۰/۱۸	-۰/۰۸
	دارای ریسک مالی	۰/۰۳۷	۰/۰۱۹	۰/۰۸۱	۰/۱۸	-۰/۰۸
FCFIA	فاقد ریسک مالی	۰/۰۱۱	۰/۰۰۰	۰/۰۶۱	۰/۱۷	-۰/۱
	دارای ریسک مالی	۰/۰۲۹	۰/۰۱۹	۰/۰۷۵	۰/۱۷	-۰/۱
FATP	فاقد ریسک مالی	۱۳۳/۱۹۹	۱۰۲/۹۰۳	۹۳/۷۵۳	۳۱۶/۱۹	۲۸/۰۲
	دارای ریسک مالی	۱۰۱/۴۴۸	۶۳/۹۷۴	۸۸/۵۵	۳۱۶/۱۹	۲۸/۰۲
FR	فاقد ریسک مالی	۰/۲۶۷	۰/۲۴۲	۰/۱۵۸	۰/۶۳	۰/۰۵
	دارای ریسک مالی	۰/۲۴	۰/۱۸۹	۰/۱۷	۰/۶۳	۰/۰۵
FCFCL	فاقد ریسک مالی	۰/۱۶۹	۰/۱۶۲	۰/۲۴۶	۰/۵۱	-۰/۲۱
	دارای ریسک مالی	۰/۰۹۷	۰/۰۹۰	۰/۱۶۴	۰/۵۱	-۰/۲۱
FCFL	فاقد ریسک مالی	۰/۱۵	۰/۱۴۵	۰/۲۱	۰/۴۴	-۰/۱۷
	دارای ریسک مالی	۰/۰۹	۰/۰۸۲	۰/۱۴۱	۰/۴۴	-۰/۱۷
FCFS	فاقد ریسک مالی	۰/۰۸۵	۰/۰۸۴	۰/۱۸۲	۰/۴	-۰/۳
	دارای ریسک مالی	۰/۰۷۸	۰/۰۶۵	۰/۱۵۷	۰/۴	-۰/۳
FCFA	فاقد ریسک مالی	۰/۰۶۸	۰/۰۶۶	۰/۱۲۴	۰/۲۹	-۰/۱۸
	دارای ریسک مالی	۰/۰۶۱	۰/۰۵۹	۰/۱۰۸	۰/۲۹	-۰/۱۸
OES	فاقد ریسک مالی	۰/۰۷۵	۰/۰۶۷	۰/۰۳۵	۰/۱۴	۰/۰۳
	دارای ریسک مالی	۰/۰۷	۰/۰۶۴	۰/۰۳۳	۰/۱۴	۰/۰۰۰
GM	فاقد ریسک مالی	۰/۳۰۱	۰/۲۹۴	۰/۱۴۶	۰/۵۵	۰/۰۳
	دارای ریسک مالی	۰/۲	۰/۱۸۰	۰/۱۲۳	۰/۵۵	۰/۰۳
GPA	فاقد ریسک مالی	۰/۲۲۷	۰/۲۱۴	۰/۱۲	۰/۴۳	۰/۰۲
	دارای ریسک مالی	۰/۱۶۸	۰/۱۵۹	۰/۰۹۳	۰/۴۳	۰/۰۲

متغیر	شرکت	میانگین	میانه	انحراف معیار	حداکثر	حداقل
IC	فاقد ریسک مالی	۹/۸۸۸	۶/۸۶۱	۷/۹۷۸	۲۱/۰۱	۰/۵۸
	دارای ریسک مالی	۳/۳۵۵	۱/۹۰۶	۴/۵۰۲	۲۱/۰۱	۰/۵۸
IELL	فاقد ریسک مالی	۰/۷۳۶	۰/۳۶۴	۰/۷۹	۲/۴	۰/۱۱
	دارای ریسک مالی	۱/۰۴۸	۰/۷۵۶	۰/۸۵	۲/۴	۰/۱۱
IES	فاقد ریسک مالی	۰/۰۳۵	۰/۰۲۴	۰/۰۳۴	۰/۱۲	۰/۰۰۰
	دارای ریسک مالی	۰/۰۶۲	۰/۰۵۶	۰/۰۴	۰/۱۲	۰/۰۰۰
ITP	فاقد ریسک مالی	۱۶۲/۰۱۷	۱۵۱/۵۲۹	۹۱/۶۰۴	۳۵۵/۸۹	۳۲/۲۱
	دارای ریسک مالی	۱۳۱/۵۰۸	۱۱۹/۳۶۴	۷۹/۶۲۹	۳۵۵/۸۹	۳۲/۲۱
LTP	فاقد ریسک مالی	۳۴۶/۱۹۸	۳۳۱/۰۴۷	۹۵/۹۴۱	۵۲۱/۵۵	۲۲۰/۴۴
	دارای ریسک مالی	۳۳۷/۳۸۲	۳۲۲/۸۸۳	۸۶/۲۰۲	۵۲۱/۵۵	۲۲۰/۴۴
LS	فاقد ریسک مالی	۵/۸۲۷	۵/۸۰۸	۰/۵۹۱	۷/۱۲	۴/۹۴
	دارای ریسک مالی	۶/۰۴۳	۶/۰۱۶	۰/۵۲۳	۷/۱۲	۴/۹۴
LA	فاقد ریسک مالی	۵/۹۶	۵/۹۱۷	۰/۵۷۹	۷/۲۶	۵/۰۸
	دارای ریسک مالی	۶/۱۱	۶/۰۶۲	۰/۵۲۱	۷/۲۶	۵/۰۸
NM	فاقد ریسک مالی	۰/۲۰۷	۰/۱۸۵	۰/۱۵۸	۰/۴۸	-۰/۱۱
	دارای ریسک مالی	۰/۰۷۳	۰/۰۵۴	۰/۱۱۲	۰/۴۸	-۰/۱۱
NPP	فاقد ریسک مالی	۴۵۴/۳۷۷	۳۳۳/۹۲۶	۳۷۷/۹۹۳	۹۹۶/۸۴	۶/۸۷
	دارای ریسک مالی	۲۳۶/۳۰۴	۹۹/۱۸۹	۳۰۱/۳۶۷	۹۹۶/۸۴	۶/۸۷
NCLA	فاقد ریسک مالی	۰/۰۵۳	۰/۰۳۹	۰/۰۴۳	۰/۱۷	۰/۰۱
	دارای ریسک مالی	۰/۰۷۶	۰/۰۵۶	۰/۰۵۷	۰/۱۷	۰/۰۱
NOES	فاقد ریسک مالی	۰/۰۱۷	۰/۰۰۰	۰/۰۲۶	۰/۱	۰/۰۰۰
	دارای ریسک مالی	۰/۰۴۲	۰/۰۳۵	۰/۰۳۶	۰/۱	۰/۰۰۰
NOIS	فاقد ریسک مالی	۰/۰۱۶	۰/۰۰۱	۰/۰۲	۰/۰۵	۰/۰۰۰
	دارای ریسک مالی	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۳	۰/۰۵	۰/۰۰۰
CFOCL	فاقد ریسک مالی	۰/۳۵۵	۰/۲۹۲	۰/۲۷۳	۰/۷۵	-۰/۰۳
	دارای ریسک مالی	۰/۱۶۷	۰/۱۴۰	۰/۱۶	۰/۷۵	-۰/۰۳
CFOLL	فاقد ریسک مالی	۴/۲۴۱	۲/۹۰۸	۳/۹۸۹	۱۱/۳۶	-۰/۲۶
	دارای ریسک مالی	۲/۵۲۷	۱/۲۶۴	۳/۲۰۷	۱۱/۳۶	-۰/۲۶
CFOTL	فاقد ریسک مالی	۰/۲۹۷	۰/۲۶۲	۰/۲۲۱	۰/۶	-۰/۰۳
	دارای ریسک مالی	۰/۱۴۲	۰/۱۲۴	۰/۱۳۱	۰/۶	-۰/۰۳
CFONP	فاقد ریسک مالی	۰/۹۶۱	۰/۸۷۲	۰/۸۰۵	۲/۶۷	-۰/۲۵
	دارای ریسک مالی	۱/۱۲۹	۱/۰۳۷	۱/۱۰۷	۲/۶۷	-۰/۲۵
CFOS	فاقد ریسک مالی	۰/۱۸۸	۰/۱۶۱	۰/۱۶۱	۰/۵۱	۰/۰۹
	دارای ریسک مالی	۰/۱۲۵	۰/۱	۰/۱۴۱	۰/۵۱	-۰/۰۹
CFOA	فاقد ریسک مالی	۰/۱۴۱	۰/۱۱۷	۰/۱۱۹	۰/۳۶	-۰/۰۶
	دارای ریسک مالی	۰/۰۹۹	۰/۰۹۱	۰/۰۹۷	۰/۳۶	-۰/۰۶
OM	فاقد ریسک مالی	۰/۲۲	۰/۲۰۳	۰/۱۶	۰/۴۹	-۰/۰۹
	دارای ریسک مالی	۰/۱۲۳	۰/۱۰۲	۰/۱۲۸	۰/۴۹	۰-/۰۹
QR	فاقد ریسک مالی	۰/۹۶۶	۰/۹۲۲	۰/۴۴۴	۱/۷۹	۰/۲۲
	دارای ریسک مالی	۰/۶۰۳	۰/۵۹۲	۰/۲۶۳	۱/۷۹	۰/۲۲
RETA	فاقد ریسک مالی	۰/۲۱۵	۰/۲۲	۰/۱۵۴	۰/۴۴	-۰/۲

متغیر	شرکت	میانگین	میانه	انحراف معیار	حداکثر	حداقل
	دارای ریسک مالی	۰/۰۵۶	۰/۰۷۶	۰/۱۲۵	۰/۳۴	-۰/۲
ROA	فاقد ریسک مالی	۰/۱۷۱	۰/۱۵	۰/۱۲۸	۰/۳۹	-۰/۰۸
	دارای ریسک مالی	۰/۰۶۲	۰/۰۵۴	۰/۰۸۳	۰/۳۵	-۰/۰۸
ROCE	فاقد ریسک مالی	۰/۹۲	۰/۵۸۵	۰/۸۸۱	۲/۷۴	۰/۰۰۰
	دارای ریسک مالی	۰/۸۸۶	۰/۵۶۳	۰/۸۸۸	۲/۷۴	۰/۰۰۰
ROE	فاقد ریسک مالی	۰/۲۸۴	۰/۲۷۳	۰/۲۰۸	۰/۶۶	-۰/۲۲
	دارای ریسک مالی	۰/۲۲	۰/۲۱	۰/۲۴۵	۰/۶۶	-۰/۲۲
SG	فاقد ریسک مالی	۰/۲۰۶	۰/۱۶۸	۰/۳۰۴	۰/۸۷	-۰/۲۹
	دارای ریسک مالی	۰/۱۷۳	۰/۱۳۳	۰/۲۸۹	۰/۸۷	-۰/۲۹
SP	فاقد ریسک مالی	۲۶۲۵/۲۶۱	۱۹۷۵/۹۲۱	۱۹۲۶/۳۰۳	۶۴۲۱/۴۵	۶۵۶/۹۳
	دارای ریسک مالی	۲۷۴۴/۸۷	۲۲۷۶/۹۶۱	۱۸۰۳/۴۴۲	۶۴۲۱/۴۵	۶۵۶/۹۳
SA	فاقد ریسک مالی	۰/۸۰۱	۰/۷۳۹	۰/۳۰۴	۱/۵۲	۰/۴۲
	دارای ریسک مالی	۰/۹۱	۰/۸۳۵	۰/۳۷	۱/۵۲	۰/۴۲
STC	فاقد ریسک مالی	۳/۰۰۷	۲/۵۸۱	۳/۶۸۳	۹/۷۷	-۴/۸۷
	دارای ریسک مالی	۲/۴۸۲	۳/۰۷۵	۵/۵۹۵	۹/۷۷	-۴/۸۷
TFAP	فاقد ریسک مالی	۸۰۲/۳۸۴	۵۵۲/۲۴۱	۶۲۰/۳۳۶	۱۸۰۱/۶۵	۱۵۴/۱۷
	دارای ریسک مالی	۶۵۹/۳۷۵	۴۴۳/۹۱۷	۵۵۱/۱۱۶	۱۸۰/۶۵	۱۵۴/۱۷
AGR	فاقد ریسک مالی	۰/۱۶۹	۰/۱۳۵	۰/۱۷۴	۰/۴۹	-۰/۰۶
	دارای ریسک مالی	۰/۱۵۲	۰/۱۱۶	۰/۱۶۹	۰/۴۹	-۰/۰۶
WCTP	فاقد ریسک مالی	۸۶/۱۷	۸۸/۳۶۷	۶۴/۸۰۷	۱۸۱/۰۵	-۸۸/۰۷
	دارای ریسک مالی	۱۳/۱۳۳	۲۱/۲۵۷	۶۱/۳۴۹	۱۸۱/۰۵	-۸۸/۰۷

منبع: یافته‌های پژوهش

آزمون مقایسه میانگین

در این قسمت به منظور بررسی صحت تفکیک دو گروه نمونه به دارای ریسک مالی و فاقد ریسک مالی به استناد فرضیه پژوهش، از آزمون مقایسه میانگین‌های دو گروه نمونه استفاده شد. یکی از پیش‌فرض‌های این آزمون، نرمال بودن داده‌های پژوهش است ولی آزمون کولموگروف اسمیرنف[1] نشان داد که داده‌های پژوهش نرمال نیست. به منظور آزمون مقایسه میانگین از دو روش استفاده شد. در روش اول، متغیرها با استفاده از تبدیل باکس - کاکس[2] در نرم افزار Spss نرمال شدند و در روش دوم، با فرض عدم نرمال بودن متغیرها از آزمون یومن ویتنی[3]، برای مقایسه میانگین‌ها استفاده شد. هدف از این آزمون این است که آیا نمونه‌ها از جوامع پیوسته یکسانی هستند (میانگین‌های یکسانی دارند). در این آزمون، فرض یکسان بودن میانگین دو گروه (دارای ریسک مالی و فاقد ریسک مالی) را فرض صفر می‌نامیم. جدول ۳، جدول آزمون مقایسه میانگین به صورت مقایسه‌ای را نشان می‌دهد.

1. Kolmogorov-Smirnov
2. Box-Cox
3. Mann-Whitney U

جدول۳. آزمون مقایسه میانگین

متغیر	آماره z	احتمال	آماره t	احتمال	متغیر	آماره z	احتمال	آماره t	احتمال
ARTP	-۴/۵۷۸	۰/۰۰۰	-۲/۴۲۱	۰/۰۲۸	LS	-۷/۶۹۴	۰/۰۰۰	-۲/۸۹۶	۰/۰۰۳
ATP	-۴/۷۴۹	۰/۰۰۰	-۲/۴۸۵	۰/۰۱۹	LA	-۵/۷۰۶	۰/۰۰۰	-۲/۵۷	۰/۰۰۹
CES	-۹/۱۴۲	۰/۰۰۰	-۹/۰۹۴	۰/۰۰۰	NM	-۱۶/۹۱۶	۰/۰۰۰	-۱۵/۱۲	۰/۰۰۰
CEA	-۶/۵۹۱	۰/۰۰۰	-۵/۸۸۳	۰/۰۰۰	NPP	-۱۲/۳۵۲	۰/۰۰۰	-۱۰/۸	۰/۰۰۰
CR	-۱۴/۲۱۴	۰/۰۰۰	-۹/۱۹۷	۰/۰۰۰	NCLA	-۷/۸۹	۰/۰۰۰	-۳/۵۳۱	۰/۰۰۰
CAS	-۳/۴۲۹	۰/۰۰۱	-۲/۷۷۹	۰/۰۰۲	NOES	-۱۴/۸۴۹	۰/۰۰۰	-۱۰/۵۵	۰/۰۰۰
CAT	-۳/۰۹۲	۰/۰۰۲	-۲/۶۸۴	۰/۰۰۵	NOIS	-۱۲/۹۴۹	۰/۰۰۰	-۹/۴۷۳	۰/۰۰۰
CEOP	-۴/۲۱۴	۰/۰۰۰	-۳/۹۶	۰/۰۰۰	CFOCL	-۱۲/۹۰۴	۰/۰۰۰	-۹/۹۶۱	۰/۰۰۰
CA	-۲۱/۵۷۵	۰/۰۰۰	-۸/۷۵۹	۰/۰۰۰	CFOLL	-۸/۸۲۱	۰/۰۰۰	-۴/۷۶۵	۰/۰۰۰
FCFIS	-۳/۸۴۷	۰/۰۰۰	-۳/۲۵۹	۰/۰۰۰	CFOTL	-۱۳/۱۶۶	۰/۰۰۰	-۱۰/۱	۰/۰۰۰
FCFIA	-۴/۳۸۳	۰/۰۰۰	-۴/۲۶۶	۰/۰۰۰	CFONP	-۲/۸۷۵	۰/۰۰۰	-۲/۶۶۸	۰/۰۰۰
FATP	-۷/۹۷۷	۰/۰۰۰	-۶/۴۲۵	۰/۰۰۰	CFOS	-۷/۸۹۷	۰/۰۰۰	-۷/۶۶	۰/۰۰۰
FR	-۴/۴۰۳	۰/۰۰۰	-۲/۱۲	۰/۰۳۲	CFOA	-۶/۱۶۴	۰/۰۰۰	-۵/۵۹۳	۰/۰۰۰
FCFCL	-۵/۹۲۵	۰/۰۰۰	-۴/۴۸	۰/۰۰۰	OM	-۱۲/۰۸۲	۰/۰۰۰	-۹/۲۲۰	۰/۰۰۰
FCFL	-۵/۷۴۸	۰/۰۰۰	-۳/۱۹۷	۰/۰۰۰	QR	-۱۶/۲۸۲	۰/۰۰۰	-۸/۹۹	۰/۰۰۰
FCFS	-۵/۲۴۷	۰/۰۰۰	-۴/۵۵۸	۰/۰۰۰	RETA	-۱۹/۴۴۳	۰/۰۰۰	-۱۰/۱۴	۰/۰۰۰
FCFA	-۵/۲۷۸	۰/۰۰۰	-۴/۵۷۸	۰/۰۰۰	ROA	-۱۶/۴۱۹	۰/۰۰۰	-۱۳/۱۳	۰/۰۰۰
OES	-۲/۷۱۸	۰/۰۰۷	-۲/۰۵	۰/۰۳۷	ROCE	-۳/۲۴۵	۰/۰۰۰	-۲/۱۰۳	۰/۰۱۵
GM	-۱۳/۱۵۸	۰/۰۰۰	-۱۰/۱۵	۰/۰۰۰	ROE	-۴/۹۰۹	۰/۰۰۰	-۳/۱۹۸	۰/۰۰۰
GPA	-۹/۲۱۸	۰/۰۰۰	-۵/۹۶۳	۰/۰۰۰	SG	-۲/۰۲۳	۰/۰۴۳	-۲/۶۹۰	۰/۰۰۶
IC	-۱۶/۸۵۱	۰/۰۰۰	-۱۳/۸۸	۰/۰۰۰	SP	-۲/۳۲۱	۰/۰۲	-۲/۱۵	۰/۰۱۱
IELL	-۸/۶۵۸	۰/۰۰۰	-۶/۳۳۵	۰/۰۰۰	SA	-۵/۲۱	۰/۰۰۰	-۴/۰۲۱	۰/۰۰۰
IES	-۱۳/۸۳۴	۰/۰۰۰	-۹/۲۶۹	۰/۰۰۰	STC	-۶/۲۸۵	۰/۰۰۰	-۵/۹۶۳	۰/۰۰۰
ITP	-۶/۵۱۶	۰/۰۰۰	-۶/۰۱	۰/۰۰۰	TFAP	-۴/۴۲۳	۰/۰۰۰	-۳/۳۳۶	۰/۰۰۰
LTP	-۵/۸۷۵	۰/۰۰۰	-۴/۲۲۶	۰/۰۰۰	AGR	-۲/۰۰۶	۰/۰۴۵	-۲/۰۵۹	۰/۰۳۵
					WCTP	-۱۸/۷۹۵	۰/۰۰۰	-۲/۱۷۵	۰/۰۰۹

منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج آزمون‌های تی[1] و یومن ویتنی با توجه به جدول ۳، فرض یکسان بودن میانگین دو گروه و صحت تفکیک شرکت‌ها را تأیید می‌کند.

مقایسه دقت پیش‌بینی

برای بررسی فرضیه پژوهش و ارزیابی همه‌جانبه توانمندی مدل‌ها معیارهای ذیل محاسبه شده است؛ معیارهای دقت پیش‌بینی[2]، نشان‌دهنده نسبت موارد پیش‌بینی شده مثبت صحیح به مجموع پیش‌بینی‌های مثبت (صحیح و کاذب)، مقدار سطح زیر منحنی[3]، نشان‌دهنده فاصله یا مساحت سطح زیر منحنی (هرچه به سمت یک میل کند، حاکی از بهتر بودن تفکیک است) و معیار مشخصه عملکرد سیستم[4] یک نمودار، نمایش توانایی ارزیابی یک سیستم دسته‌بندی باینری محسوب می‌شود و آستانه تشخیص آن نیز یک است (صنیعی آباده و همکاران، ۱۳۹۳، ص. ۱۸۵-۱۹۰). در مدل های یادگیری ماشین، نمونه داده‌ها با توجه به روش خود راه‌انداز[5] (نمونه‌گیری مجدد)، به دو گروه آموزشی و آزمایشی با درصد ۸۰ و ۲۰ تقسیم شده‌اند. مجموعه آموزشی برای ساخت مدل مورد و مجموعه آزمایشی جهت بررسی روایی و میزان قابلیت تعمیم مدل به کار می‌رود؛ در حالی که مدل‌های آماری این‌گونه نمی‌باشند و داده‌ها دارای روابط خطی هستند. با این تفاسیر، مقادیر سطح زیر منحنی و مقدار مشخصه عملکرد سیستم، تنها در مدل‌های یادگیری ماشین معنا می‌یابند. در جدول ۴ به مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری پرداخته شده است.

جدول۴. مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری

مدل	دقت پیش‌بینی	مقدار ROC	مقدار AUC
SVM Evolutionary	۰/۹۹۶۵	۰/۹۹۸	۰/۹۹۷
ID3	۰/۹۹۶۲	۰/۹۹۷	۰/۹۹۶
Optimized Logit	۰/۹۹۵۶	-	-
SVM PSO	۰/۹۹۴۴	۰/۹۹۵	۰/۹۹۵
C4/5	۰/۹۹۳۱	۰/۹۹۵	۰/۹۹۴
Auto MLP	۰/۹۸۷۶	۰/۹۹۲	۰/۹۹۱
SMO Binary	۰/۹۶۸۹	۰/۹۶۹	۰/۹۶۹
Lib SVM	۰/۹۵۳۸	۰/۹۹۳	۰/۹۹۳
Logit	۰/۹۴۹۶	-	-
Logistic Regression	۰/۹۴۸۳	-	-
Generalized Linear Model	۰/۹۴۸۳	-	-

1. T-Test
2. Prediction Accuracy
3. Area Under Curve (AUC)
4. Receiver Operating Characteristic (ROC)
5. Bootstrap

مدل	دقت پیش‌بینی	مقدار ROC	مقدار AUC
Probit	۰/۹۴۸۳	-	-
Gumpit	۰/۹۴۷۴	-	-
Gradient Boosted Trees	۰/۹۴۰۷	۰/۹۸۹	۰/۹۸۹
Logistic Regression (SVM)	۰/۹۲۶۲	-	-
SVM	۰/۹۲۵۴	۰/۹۹	۰/۹۸۲
Deep Learning	۰/۹۲۲۸	۰/۹۸۲۵	۰/۹۷۷
Neural Net	۰/۹۱۳۱	۰/۹۷۹	۰/۹۷۹
Mars model	۰/۹۱۰۷	۰/۹۶۷۷	۰/۹۶۷
LDA	۰/۹۰۹۷	-	-
Linear Regression	۰/۹۰۸۳	-	-
K-NN	۰/۹۰۴۱	۰/۹۸۲	۰/۹۸۲
SVM Linear	۰/۹۰۳۴	۰/۹۷۱	۰/۹۷۱
Random Forest	۰/۸۹۳۱	۰/۹۷۹	۰/۹۷۹
Discriminant	۰/۸۹۱۵	۰/۹۷۵	۰/۹۶۸
Decision Tree	۰/۸۶۲۱	۰/۹۸۹	۰/۸۹۷
Random Forest Tree Ensemble	۰/۸۵۹۱	۰/۹۶۰۹	۰/۸۹
Tree Net	۰/۸۳۸۵	۰/۹۳۶۶	۰/۸۷
C5	۰/۸۳۰۵	۰/۸۶۸۵	۰/۸۴
Logistic Regression (Bayesian)	۰/۸۳۰۳	-	-
CHAID	۰/۸۲۰۳	۰/۹۲	۰/۹۰۱
Tree-AS	۰/۸۲۰۳	۰/۹۰۱	۰/۹۰۱
Naïve Bayes kernel	۰/۸۲	۰/۸۹۷	۰/۸۹۷
Perceptron	۰/۸۱۷۲	۰/۸۵	۰/۷۸۴
C&R Tree	۰/۸۰۶۷	۰/۸۹۶۸	۰/۸۸۴
RBF Network	۰/۸۰۳۴	۰/۸۷	۰/۸۷
Bayesian	۰/۸۰۳۳	۰/۹۳۰۵	۰/۹۰۷
Quest	۰/۷۹۶۶	۰/۸۸۳۵	۰/۸۸۳
Naïve Bayes	۰/۷۹۶۶	۰/۸۶۲۵	۰/۸۴۳
Decision Stump	۰/۷۶۲۱	۰/۸۰۱۵	۰/۷۶۱
RDA	۰/۶۹۳۱	-	-
QDA	۰/۶۹۱	-	-
Decision List	۰/۶۸۸۱	۰/۷۳۴۱	۰/۶۸۸
Cox	۰/۵۳۹	-	-
Random tree	۰/۵۰۳۴	۰/۶۲۳۷	۰/۵
Logistic regression (evolutionary)	۰/۵۰۳۴	-	-

منبع: یافته‌های پژوهش

آزمون فرضیه پژوهش

با توجه به نتایج خروجی مدل‌ها، در این قسمت به مقایسه کارایی مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری پرداخته شده است. جدول ۵ آزمون مقایسه کارایی مدل‌ها را نشان می‌دهد.

جدول۵. مقایسه کارایی مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری

مدل	تعداد	میانگین	انحراف معیار	معنی‌داری	آماره Z
مدل‌های یادگیری ماشین	۳۲	۰/۸۶۷	۰/۱۰۳	۰/۰۰۰	۵۵/۶۸
مدل‌های آماری	۱۴	۰/۸۳۹	۰/۱۶۴		

منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج حاصل از جدول ۵، با استفاده از آزمون مقایسه ضرایب دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری، بیانگر آن است که با توجه به این که مقدار آماره Z که برابر با ۵۵/۶۸ بوده و در سطح خطای یک درصد معنی دار است، با اطمینان ۹۹ درصد، دقت پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین، بیشتر از مدل‌های آماری است.

بهینه‌سازی مدل پیش‌بینی ریسک مالی

پس از آن که به مقایسه کارایی مدل‌های پیش‌بینی پرداخته شد و دقت بالای مدل‌های یادگیری ماشین مورد تأیید قرار گرفت، به منظور نتیجه بهتر و بهبود دقت مدل‌های یادگیری ماشین از سه روش بهینه‌سازی انتخاب ویژگی، الگوریتم ژنتیک و تکنیک بهینه‌سازی بوستینگ استفاده شده است.

تکنیک انتخاب خاصه (ویژگی) برای بررسی متغیرهای بهینه که اهمیت بیشتری در پژوهش داشته‌اند، استفاده شده است. این تکنیک در سه مرحله انتخاب ویژگی‌ها را انجام می‌دهد. مرحله اول، حذف صفات ورودی غیرمهم و مشکل‌دار می‌باشد. لازم به ذکر است صفات ورودی بر مبنای مجموعه‌ای از معیارها همچون حداکثر درصد داده‌های مفقود شده، حداقل ضریب تغییرات و حداقل انحراف معیار انتخاب می‌شوند. مرحله دوم، مرتب‌سازی و مرحله سوم، انتخاب می‌باشد (آشتاب همکاران؛ ۱۳۹۶). جدول ۶ متغیرهای بهینه را نمایش می‌دهد.

جدول ۶. متغیرهای با اهمیت با انتخاب روش خاصه

ردیف	متغیر	علامت اختصاری	نتیجه آزمون
۱	نسبت جاری	CA	تایید جهت ورود به الگوریتم
۲	دوره گردش سرمایه در گردش	WCTP	تایید جهت ورود به الگوریتم
۳	سود انباشته به دارایی	RETA	تایید جهت ورود به الگوریتم
۴	نسبت آنی	QR	تایید جهت ورود به الگوریتم
۵	پوشش بهره	IC	تایید جهت ورود به الگوریتم
۶	بازده دارایی	ROA	تایید جهت ورود به الگوریتم
۷	حاشیه سود خالص	NM	تایید جهت ورود به الگوریتم
۸	نسبت نقدی	CR	تایید جهت ورود به الگوریتم
۹	نسبت جریان نقد عملیاتی به بدهی جاری	CFOCL	تایید جهت ورود به الگوریتم
۱۰	نسبت جریان نقد عملیاتی به مجموع بدهی	CFOTL	تایید جهت ورود به الگوریتم

منبع: یافته‌های پژوهش

پس از انتخاب متغیرهای بهینه، مرحله دوم از بهینه‌سازی اعمال می‌شود. در این مرحله با استفاده از یک رویکرد تکاملی، الگوریتم ژنتیک اعمال می‌شود. الگوریتم ژنتیک باعث می‌شود متغیرها با وزن یکسان وارد مدل نشوند، بلکه با توجه به اهمیت هر متغیر، وزن خاصی به آن اختصاص داده شود و هرچه وزن متغیر بیشتر باشد، ارتباط آن متغیر با مدل بیشتر و در نهایت، این امر سبب افزایش و بهبود دقت پیش‌بینی می‌شود. آخرین مرحله از بهینه‌سازی، استفاده از تکنیک اعتبارسنجی بوستینگ است. این روش یکی از ایده‌های ترکیب دسته‌بندهای مدل‌های تجمیعی است و از نوعی الگوریتم تکرار شونده استفاده می‌کند تا به طور تطبیقی، توزیع نمونه‌های آموزشی را تغییر داده و در فرایند یادگیری، بیشتر بر روی رکوردهایی که در مراحل قبلی به اشتباه دسته‌بندی شده‌اند، تمرکز کند. این امر باعث افزایش ارزش مدل، بهبود فرایند یادگیری در روش‌های یادگیری ضعیف و مقاومت بیشتر در برابر داده‌های دارای نویز با مقادیر مفقود شده می‌شود (آشتاب و همکاران؛ ۱۳۹۶). با اعمال شرایط ذکر شده، در جدول ۷، پنج مدل برتر یادگیری ماشین قابل‌مشاهده هستند.

جدول۷. مدل های یادگیری ماشین بعد از بهینه‌سازی

مدل	ESVM	ID3	SVM (PSO)	C4.5	AUTO MLP
دقت پیش‌بینی قبل از بهینه‌سازی	۹۹/۶۵	۹۹/۶۲	۹۹/۴۴	۹۹/۳۱	۹۸/۷۶
دقت پیش‌بینی پس از بهینه‌سازی	۹۹/۸۶	۹۹/۷۷	۹۹/۷۲	۹۹/۵	۹۹/۰۳
مقدار AUC قبل از بهینه سازی	۰/۹۹۷	۰/۹۹۶	۰/۹۹۵	۰/۹۹۴	۰/۹۹۱
مقدار AUC پس از بهینه سازی	۰/۹۹۸	۰/۹۹۸	۰/۹۹۷	۰/۹۹۵	۰/۹۹۲
مقدار ROC قبل از بهینه‌سازی	۰/۹۹۸	۰/۹۹۶	۰/۹۹۵	۰/۹۹۵	۰/۹۹۲
مقدار ROC پس از بهینه‌سازی	۰/۹۹۹	۰/۹۹۸	۰/۹۹۷۵	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳۵

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به جدول ۷، همانطور که ملاحظه می‌شود دقت پیش‌بینی، مقدار سطح زیر منحنی و مقدار مشخصه عملکرد سیستم قبل و بعد از بهینه‌سازی قابل مشاهده است و نکته حائز اهمیت افزایش و بهبود دقت معیارهای مذکور با حداقل کاهش درجه کارایی بعد از اعمال سه تکنیک بهینه‌سازی می‌باشد مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی[1] با دقت پیش‌بینی ۹۹/۸۶ درصد توانسته است بهترین عملکرد را از لحاظ دقت کل به خود اختصاص دهد. همچنین، لازم به ذکر است در مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی، تابع کرنل رادیال در مقایسه با سایر توابع این مدل، عملکرد بهتری را از خود به نمایش گذاشته و خطای مدل را به ۰/۱۴ درصد کاهش داده است.

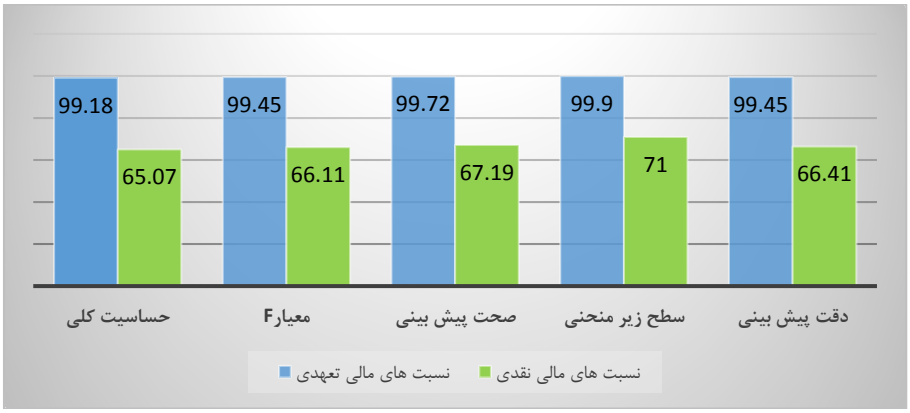
ماشین بردار پشتیبان تکاملی، از الگوریتم تکاملی برای حل مسائل بهینه‌سازی دوگانه استفاده می‌کند. این روش از نظر پیاده‌سازی روش ساده و دقیقی برای ماشین‌های بردار پشتیبان معمولی محسوب می‌شود. این روش، توابع هسته‌ای نیمه – صریح[2] را به کار می‌برد. از مزایای ماشین بردار پشتیبان تکاملی نسبت به

1. Support Vector Machine Evolutionary
2. Semi-definite

ماشین بردار پشتیبان سنتی، استفاده برای یادگیری چندهدفه، طبقه‌بندی‌کننده دقیق و استخراج‌کننده ویژگی انطباقی می‌باشد (صنیعی آباده و همکاران، ۱۳۹۳، ص. ۵۱۶).

مقایسه نسبت‌های مالی با یکدیگر در مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی

در این بخش از پژوهش، مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی به صورت مجزا با نسبت‌های مالی تعهدی (استخراج شده از صورت وضعیت مالی و صورت سود و زیان) و نسبت‌های مالی نقدی (استخراج شده از صورت جریان‌های نقدی و صورت وضعیت مالی) پیش‌بینی شده است (هاشمی و همکاران، ۱۳۹۱). برای این مقایسه، از پنج ویژگی؛ دقت پیش‌بینی، مقدار سطح زیر منحنی، صحت کلی (درصد اطلاعاتی که به درستی توسط مدل پیش‌بینی شده‌اند)، حساسیت (نرخ پیش‌بینی مثبت صحیح به قدرت طبقه‌بندی مناسب رویدادهای خوب) و معیار F (میانگین هارمونیک معیارهای عملکرد دقت و حساسیت) به شرح شکل ۱ و جدول ۸ استفاده شده است.



شکل ۱. نمودار ستونی مقایسه نسبت‌های مالی تعهدی و نقدی

جدول ۸. مقایسه جزئی نسبت‌های مالی تعهدی

	دقت پیش‌بینی	صحت کلی	حساسیت	معیارF	سطح زیر منحنی
نقدینگی	۷۷/۵۲	۷۳/۴۳	۸۶/۷۱	۷۹/۵۲	۰/۸۹۳
سودآوری	۷۰/۴۸	۷۰/۷۴	۷۰/۵۵	۷۰/۶۴	۰/۷۸۰
فعالیت	۹۸/۶۲	۹۸/۹۰	۹۸/۳۶	۹۸/۶۳	۰/۹۸۷
اهرمی	۷۲/۰۰	۷۱/۵۴	۷۳/۷۰	۷۲/۶۰	۰/۸۲۵

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به نتایج شکل ۱ می‌توان این‌گونه بیان کرد که نسبت‌های تعهدی در مقایسه نسبت‌های نقدی عملکرد بهتری در پیش‌بینی ریسک مالی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان تکاملی به خود اختصاص داده‌اند. همچنین، با توجه به نتایج جدول ۸، نسبت‌های مالی فعالیت (کارایی) با دقت کل ۹۸/۶۲ بهترین نسبت مالی، در میان سایر نسبت‌های مالی تعهدی در این مقایسه می‌باشد.

آزمون تحلیل واریانس متغیر موهومی

با انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی ریسک مالی از بین ۴۶ مدل مختلف، در این مرحله به بررسی این موضوع پرداخته شده است که آیا ریسک مالی تحت تأثیر نوع صنعت (۹ صنعت مختلف) قرار می‌گیرد یا خیر. بدین منظور از آزمون تحلیل واریانس و آماره F استفاده شده است که جدول ۹ نتایج آن را به تصویر می‌کشد.

جدول۹. آزمون تحلیل واریانس

متغیر	میانگین	آمارهF	معنی داری	آماره Levene	معنی داری
ریسک مالی	۰/۲۵۰	۶/۴۲۵	۰/۰۰۰	۷/۳۲۲	۰/۰۰۰

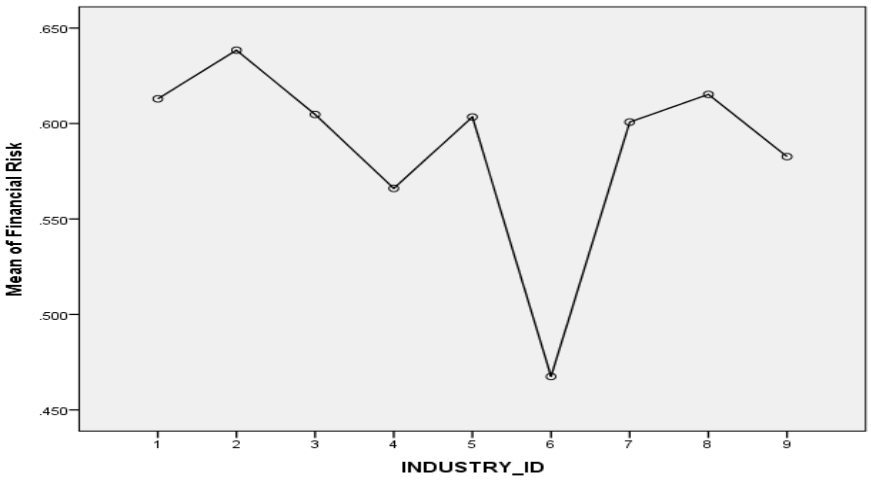
منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج آزمون تحلیل واریانس و آماره F نشان می‌دهد ریسک مالی پیش‌بینی شده در صنایع مختلف، متفاوت است. جدول ۱۰ نمایانگر متغیر چندوجهی نوع صنعت می‌باشد و در شکل ۲ وضعیت ریسک مالی طی بازه ۰/۴۵۰ و ۰/۶۵۰ در ۹ صنعت متفاوت نمایش داده شده است.

جدول ۱۰. آمار توصیفی متغیر چندوجهی

صنایع	مجموع شرکت ها		کد متغیر چند وجهی
	تعداد	درصد	
خودرو و ساخت قطعات	۲۴	۱۶/۵۵	۱
فلزات اساسی	۲۱	۱۴/۴۹	۲
ماشین‌آلات و تجهیزات، ماشین‌آلات و دستگاه‌های برقی	۱۶	۱۱/۰۳	۳
محصولات شیمیایی و فراورده‌های نفتی	۱۶	۱۱/۰۳	۴
سیمان، آهک، گچ، کاشی و سرامیک	۱۸	۱۲/۴۱	۵
کانی غیرفلزی	۸	۵/۵	۶
دارویی	۲۰	۱۳/۷۹	۷
محصولات غذایی	۱۱	۷/۶	۸
سایر صنایع	۱۱	۷/۶	۹
مجموع	۱۴۵	۱۰۰	-

منبع: یافته‌های پژوهش



شکل ۲. وضعیت ریسک مالی پیش‌بینی شده در صنایع مختلف

همان‌طور که در شکل ۲ مشخص است، ریسک مالی پیش‌بینی شده بر اساس صنایع مختلف، متفاوت بوده و بیشترین ریسک مالی پیش‌بینی شده مربوط به صنایع فلزات اساسی و کمترین ریسک مالی پیش‌بینی شده مربوط به صنایع کانی‌های غیرفلزی می‌باشد.

نتیجه‌گیری و بحث

هدف این پژوهش مقایسه کارایی مدل‌های آماری و مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بود. یافته‌ها نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین، در مقایسه با مدل‌های آماری، ابزار قابل اتکاتری برای پیش‌بینی ریسک مالی هستند و این نتیجه‌گیری، با پژوهش‌های سون (۲۰۱۲)؛ ژانگ و همکاران (۲۰۲۰) همسو و هماهنگ است. همچنین از بین ۵۱ متغیر، نسبت‌های مالی تعهدی مانند نسبت جاری، نسبت آنی، نسبت وجوه نقد، دوره گردش سرمایه در گردش، سود انباشته به دارایی، نسبت پوشش بهره، بازده دارایی‌ها و حاشیه سود خالص و نسبت‌های مالی نقدی مانند نسبت جریان‌های نقدی عملیاتی بر بدهی‌های جاری و نسبت جریان‌های نقدی عملیاتی بر مجموع بدهی‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است و با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی و با استفاده از متغیرهای منتخب، دقت مدل به ۹۹/۸۶ درصد بالغ شد و از سوی دیگر با استفاده از آزمون تحلیل واریانس مشخص شد ریسک مالی پیش‌بینی شده بر اساس صنایع مختلف، متفاوت است

با توجه به یافته‌های حاصل از پژوهش به سرمایه‌گذاران بالقوه و بالفعل در تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری مبنی بر خرید و فروش سهام، پیشنهاد می‌شود که در مورد پیش‌بینی ریسک مالی شرکت‌ها از مدل ماشین بردار پشتیبان تکاملی معرفی‌شده در این پژوهش و از متغیرهای منتخب، استفاده نمایند.

همچنین، ترکیب تکنیک‌های طبقه‌بندی مانند تکنیک ماشین بردار پشتیبان با تکنیک‌های مربوط به کارکرد خوشه‌بندی نیز می‌تواند دید متفاوتی را برای پژوهشگران به منظور پیش‌بینی ریسک مالی ایجاد کند.

ملاحظات اخلاقی

حامی مالی: مقاله حامی مالی ندارد.

مشارکت نویسندگان: تمام نویسندگان در آماده‌سازی مقاله مشارکت داشته‌اند.

تعارض منافع: بنا بر اظهار نویسندگان در این مقاله هیچ‌گونه تعارض منافعی وجود ندارد.

تعهد کپی‌رایت: طبق تعهد نویسندگان حق کپی‌رایت رعایت شده است.

References

Aflatooni, A. (2013). *Statistical analysis with EViews in accounting and financial management research: Termeh Publications.* (In Persian)

Ashtab, A., Ahmadi, A. (2020). «Relationship between Readability of Financial Reports and Stock liquidity». *Journal of Financial Accounting Knowledge*, 7(3), 167-194. (In Persian)

Ashtab, A., Haghighat, H., Kordestani, Gh. R. (2017). « Developing of financial distress prediction models and its effect on earnings management tools » .*Doctoral dissertation*, Imam Khomeini International University. (In Persian)

Boiko, M. O. (2019). «Problematic Aspects of financial risk assessment methodology in stevedoring companies». *World Science*, 1(12 (52)), 32-38.

Dey, R. K., Hossain, S. Z., Rezaee, Z. (2018). «Financial risk disclosure and financial attributes among publicly traded manufacturing companies: Evidence from Bangladesh». *Journal of Risk and Financial Managemen*t, 11(3), 50.

Do, T., Nguyen, T., Phan, T., Dang, T. (2020). «Identifying factors influencing on financial risk of construction firms: Evidence from Vietnam stock market». *Management Science Letters*, 10(11), 2411-2418.

Eizadinia, N., Alinaghian, N. (2010). «Investigating the Relationship between Profit Error Prediction and Financial and Business Risk in Companies Listed in Tehran Stock Exchange». *Accounting and Auditing Research*, 2(7), 72-85. (In Persian)

Gotoh, J. Y., Takeda, A., Yamamoto, R. (2014). «Interaction between financial risk measures and machine learning methods». *Computational Management Science*, 11(4), 365-402.

Hashemi, S., Hosseini, S., Barandan, S. (2012). «The Comparison of Incremental Information Content of Cash and Accrual Ratios for Financial performance Evaluation of Companies Using Data mining». *Journal of Financial Accounting Research*, 4(2), 63-82. (In Persian)

Jin, M., Wang, Y., Zeng, Y. (2018). «Application of data mining technology in financial risk analysis». *Wireless Personal Communications*, 102(4), 3699-3713.

Jorge, M. J., Augusto, M. G. (2016). «Is hedging successful at reducing financial risk exposure?» . *Applied Economics*, 48(39), 3695-3713.

Kang, Q. (2019). «Financial risk assessment model based on big data». *International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing*, 10(04), 1950021.

Kardan, B., Salehi, M., Kalateh, H. (2016). «Relationship between auditor comments, discretionary accruals and financial risk». *The Financial Accounting and Auditing Researches*, 8 (31), 111-125. (In Persian)

Khodaparast Salekmoalemy, A., Rezaei, F., Kheradyar, S., Vatanparast, M. (2020). «The Empirical Test of Comparing the Cost of Equity Capital Efficiency under Information Ambiguity and Value Relevance of Earning». *Accounting and Auditing Review*, 26(4), 499-516. (In Persian)

Lahmiri, S. (2016). «Features selection, data mining and finacial risk classification: a comparative study». Intelligent Systems in Accounting, *Finance and Management*, 23(4), pp. 265-275.

Mosalla, M., Moghadam, F. (2020). «Investigating the effect of financial leverage on risk and stock returns of companies listed on the Tehran Stock Exchange». *Journal of New Research Approaches in Management and Accounting*, 4 (29), 32-42. (In Persian)

Nazari, A., Haji, G. A., Nobakht, J. (2019). «Investigating the Impact of Financial Crisis on Banks' Financial Risk in Iran during 2001-2017». *Journal of Applied Economics*, 8 (27), 27-34. (In Persian)

Oláh, J., Kovács, S., Virglerova, Z., Lakner, Z., Kovacova, M., Popp, J. (2019). «Analysis and comparison of economic and financial risk sources in SMEs of the visegrad group and Serbia». *Sustainability*, 11(7), 1853.

Ostadi, B., Tadrisi Pajou, P. (2019). «Presenting a model for measurement of the relationship between financial risks and financial ratios». *Empirical Studies in Financial Accounting*, 16(63), 109-127. (In Persian)

Saniei Abadeh, M., Mahmoodi, S., Taherparvar, M. (2014). *Applied Data Mining*, Tehran, Niaz Danesh Publications, Second Edition. (In Persian).

Sun, J. (2012). «Integration of random sample selection, support vector machines and ensembles for financial risk forecasting with an empirical analysis on the necessity of feature selection». *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 19(4), 229-246.

Sun, J., Li, H., Adeli, H. (2013). «Concept Drift-Oriented Adaptive and Dynamic Support Vector Machine Ensemble With Time Window in Corporate Financial Risk Prediction». *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Systems*, 43(4), 801-813.

Svabova, L., Kral, P. (2016). «Selection of predictors in bankruptcy prediction models for Slovak companies». *Proceedings of the 10th international days of statistics and economics.* Praha: Melandrium.

Valaskova, K., Kliestik, T., Svabova, L., Adamko, P. (2018). «Financial risk measurement and prediction modelling for sustainable development of business entities using regression analysis». *Sustainability*, 10(7), 2144.

Zamani Zadeh, A., Sheri Anaghiz, S., Marfoe, M. (2019). «The effect of comparability of financial statements on the efficiency and financial risk of companies». *Master Thesis in Accounting*, Allameh Tabatabai University. (In Persian)

Zhang, Y., Ji, K., An, Y. (2020). «Identification of Enterprise Financial Risk Transfer Path Based on Data Mining». *International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*, Chengdu, China, pp. 101-105.

COPYRIGHTS

This license allows others to download the works and share them with others as long as they credit them, but they can't change them in any way or use them commercially.