فصلنامه علمی اقتصاد و بانکداری اسلامی، شماره چهل و پنجم، زمستان ۱۴۰۲- صفحات ۵۰۱-۴۷۹

پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از سیستم ایمنی مصنوعی

نوع مقاله: پژوهشی

رضا مهرابی[۱]
محمود همت فر[۲]
فرید صفتی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۵/۲۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۸/۱۸

چکیده

درماندگی مالی پیش از ورشکستگی مالی رخ می‌دهد؛ پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، یکی از مهمترین مباحث پیش روی مدیران است و می‌تواند به موفقیت و تداوم حیات شرکت‌ها کمک زیادی بکند؛ زیرا با ارائه سیگنال‌های هشدار برانگیز و به موقع می‌تواند مدیران شرکت‌ها را نسبت به وقوع درماندگی مالی و ورشکستگی آگاه نماید؛ بنابراین هدف پژوهش حاضر، به مطالعه و ارزیابی پیش بینی درماندگی با استفاده از الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی می‌پردازد. جامعه آماری شامل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و نمونه استفاده شده شامل ۱۶۴ شرکت درمانده و سالم بوده در بازه زمانی بین سال های ۱۳۸۵-۱۳۹۹ می باشد.

متغیرهای پیش‌بینی براساس نسبت‌هایی انتخاب شدند که در نتایج تحقیقات قبلی به عنوان متغیرهای اصلی پیش بینی در مدل پیش بینی آن‌ها ارائه شدند. در این تحقیق داده های جمع آوری شده با استفاده از نرم افزار EXCEL تلخیص و سپس متغیرها محاسبه می شود. پیش از اجرای الگوریتم AIRS یک تحلیل آماری با استفاده از نرم افزار PYTHON جهت انتخاب متغیرهایی که دارای اهمیت بیشتری برای پیش بینی درماندگی دارند انجام می شود. درماندگی مالی دارای ماهیت کیفی و مقیاس سنجش اسمی است. در اندازه

۱ دانشجوی دکتری گروه حسابداری، واحد بروجرد، دانشگاه آزاد اسلامی، بروجرد، ایران
reza.mehrabi56@yahoo.com
۲ دانشیار گروه حسابداری، واحد بروجرد، دانشگاه آزاد اسلامی، بروجرد، ایران (نویسنده مسئول)
dr.hematfar@yahoo.com
۳ استادیار گروه حسابداری، واحد بروجرد، دانشگاه آزاد اسلامی، بروجرد، ایران.
f_sefaty۵۱@yahoo.com

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

گیری این متغیر، به شرکت های درمانده مالی عدد یک و به شرکت های غیر درمانده مالی، عدد صفر تخصیص داده می شود.

برآیند حاصل از بررسی‌های این پژوهش نشان داد که نتایج مستخرج شده از پیش‌بینی‌های صورت گرفته توسط مدل و مقایسه آن با واقعیت در سطح دقت کلی ۸۶ درصد توانایی شناسایی شرکت‌های درمانده و سالم را دارد. ویژگی هایی که این تحقیق را از سایر تحقیقات مرتبط با این موضوع متمایز می کند، استفاده از ۵ معیارهای مختص درماندگی (نه معیارهای ورشکستگی) جهت تفکیک شرکت های درمانده از سالم، و به عنوان یک نوآوری نسبت به مطالعات پیشین می باشد.

واژه های کلیدی : درماندگی مالی، سیستم ایمنی مصنوعی، نسبت‌های مالی، شبکه عصبی، بورس اوراق بهادار

طبقه بندی JEL: P34، C45، F31

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

مقدمه

در مورد اثرات منفی سطوح بالای درماندگی مالی بر اقتصاد کلان و توسعه کشورها نگرانی گسترده ای در بین دولت ها، تدوین کنندگان استانداردها و سازمان های بین المللی وجود دارد (World Bank, 2015). به نظر می‌رسد این مشکل در بازارهای نوظهور جدی‌تر است، اگرچه فرصت‌های فراوانی را برای سرمایه‌گذاران با نرخ‌های بالقوه جذاب فراهم می‌کنند، اما در سناریوی ورشکستگی یا درماندگی، ریسک قابل‌توجهی را نیز به همراه دارند. موجی از نکول شرکت‌ها در بازارهای نوظهور از طریق پیوند با سیستم مالی بین‌المللی و یا کانال‌های اقتصاد کلان، در واقعیت می‌تواند درماندگی مالی گسترده‌تری ایجاد کند[۱]. درماندگی مالی حالتی از زوال مالی است که قبل از ورشکستگی یک شرکت اتفاق می افتد[۲].

درماندگی مالی شرایطی است که شرکت ها با مشکلات مالی مواجه هستند و قادر به انجام تعهدات کوتاه مدت نیستند؛ در این حالت اگر وضعیت نادیده گرفته شود و بلافاصله توسط مدیریت حل نشود ، شرکت احتمال دارد منحل شود زیرا درماندگی مالی یک نشانه اولیه از وقوع انحلال است و در پیامد آن سرمایه گذاران و طرف های مرتبط نیز ناتوانی شرکت در حفظ ثبات مالی متضرر خواهند شد و در نتیجه بازده مورد نظر آنها از بین رفته و یا کاهش می یابد[۳]. درماندگی مالی وضعیتی است که شرکت برای کسب منابع مالی کافی جهت ادامه عملیاتش، ناتوان است. در این وضعیت شرکت در تامین وجه نقد کافی برای رفع نیازهایش همچون پرداخت ها به وام دهندگان توانایی کافی را ندارد. بررسی تحقیقات متعدد و مختلف صورت گرفته در حوزه پیش بینی نشان می دهد که اکثر محققان ورشکستگی را به عنوان تنها معیار درماندگی در نظر گرفته و به ارائه مدل های متفاوت پیش بینی آن پرداخته اند؛ در حالی که در ادبیات مالی تاکید بر این است که شرکت ها، قبل از اینکه ورشکستگی ظهور پیدا کند وارد چرخه درماندگی مالی می شوند و رویدادهای اقتصادی مختلفی در دوره قبل از ورشکستگی اتفاق می افتد[۴].

دوره درماندگی، وخیم تر از ورشکستگی است و معمولا نشان دهنده یک حالت مزمن موقتی می باشد[۵]. درماندگی مالی منجر به هدر رفتن منابع و عدم بهره گیری از فرصت های سرمایه گذاری شده و هزینه های زیادی به همراه دارد که درنهایت منجر به از دست رفتن سرمایه و همچنین از بین

---

۱ (Asis et al, 2021)

۲ (Ahamed et al, 2022)

۳ (Gerged et al, 2022)

۴ (Kyriakou, 2020)

۵ (Geng, 2015)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

رفتن حمایت تامین کنندگان و اعتبار دهندگان می شود و بنابراین هزینه عدم توجه به عوامل موثر بر آن می تواند حتی به اندازه کل سرمایه یک شرکت برآورد شود[۱].

نسبت های مالی را که حاوی اطلاعاتی از قبیل ساختار سرمایه، سود آوری، توانایی پرداخت بدهی ها، نقدینگی و کارایی هستند، برای تعیین قدرت مالی و سلامت مالی شرکت های غیر مالی، به کار گرفته اند. نسبت های مالی به عنوان شاخص هایی از توان سودآوری و نقدشوندگی در نظر گرفته شده و از عوامل درون سازمانی موثر بر تحلیل درماندگی مالی محسوب می شوند. گسترده ترین ابزارها برای اندازه گیری عملکرد و سلامت و درماندگی مالی شرکت ها نسبت های مالی هستند. نسبت های سودآوری وضعیت مالی کامل شرکت را اندازه می گیرد[۲].

طبق مطالعه[۳] چندین رویداد شکست قبل از ورشکستگی رخ می دهد ولی معرفی الگوهایی از این رویدادها که به ترتیب و با ماهیت تکراری مرتب شده باشند، مشکل است. از طرف دیگر، همان طور که پیش از این نیز مطرح شد، با توجه به هزینه‌های بالای فردی، اقتصادی و اجتماعی که مساله درماندگی مالی می تواند بر افراد، شرکت ها و به طور کلی بر اقتصاد کشور تحمیل کند، توجه به حل این مساله و انجام تحقیقی که بتواند در جلوگیری شرکت ها از درماندگی و به تبع آن ورشکستگی کمک کند و همین طور از به هدر رفتن منابع و ثروت ملی جلوگیری نماید، ضرورت می یابد. ویژگی هایی که این تحقیق را از سایر تحقیقات مرتبط با این موضوع متمایز می کند، استفاده از معیارهای مختص درماندگی (نه معیارهای ورشکستگی) جهت تفکیک شرکت های درمانده از سالم، و به عنوان یک نوآوری نسبت به مطالعات پیشین می باشد. بنابراین در این تحقیق ابتدا متغیرهای مناسب جهت پیش بینی درماندگی مالی انتخاب و سپس با روش سیستم ایمنی مصنوعی درماندگی مالی شرکت ها بررسی می گردد. بنابراین با توجه به موارد ذکر شده هدف از انجام این پروژه طراحی مدلی با استفاده از الگوریتم های سیستم ایمنی مصنوعی برای پیش بینی پویا درماندگی مالی است. سوال اصلی تحقیق این است که آیا روش الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی به منظور پیش بینی درماندگی مالی شرکت، کارآمد است؟

۱- مبانی نظری و بسط فرضیات درماندگی مالی

درماندگی مالی وضعیتی است که شرکت برای انجام تعهدات مالی جریان نقد کافی ندارد و در این حالت پیامدهای جدی برای ذینفعان به وجود می آید. در چنین شرایطی، مدیران بر مبنای خروج

---

۱ (Stellian, 2019)

۲ (Shen and Christopher, 2017)

۳ (and Wiggins Giroux 1984)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

سریعتر از مرحله درماندگی مالی و جلوگیری از تشدید وضعیت درماندگی مالی و وقوع شرایط ورشکستگی، تصمیم های خود را می گیرند. در مراحل اولیه درماندگی مالی، متوسط سود عملیاتی شرکت بر اساس سود تعدیل نشده و پس از کنترل، عوامل دیگری که تغییر زیادی در افزایش عملکرد شرکت دچار درماندگی مالی می شود، پیامدهای جدی برای بسیاری از عوامل اقتصادی داخلی و خارجی مانند سهامداران، وام دهندگان، مشتریان، تامین کنندگان، کارکنان و مدیران به وجود می آید. همچنین درماندگی بالا به ورشکستگی شرکت ها منجر شده و اثرات منفی خرد و کلان بر اقتصاد خواهد داشت[۱].

با توجه به اهمیت پیش بینی درماندگی مالی، پژوهش‌های زیادی در این زمینه در خارج از کشور انجام گرفته است و مطالعات برخی از پژوهشگران به ارائه مدلی برای پیش بینی درماندگی مالی منجر شد که هر کدام از این مدل ها با درصدی از اطمینان قابلیت پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها را دارند. در ادامه به برخی از تحقیقات صورت گرفته پرداخته خواهد شد.

۱-۱- سیستم ایمنی مصنوعی

سیستم ایمنی مصنوعی (AIS) یک کلاس از الگوریتم های کامپیوتری تطبیقی یا یادگیری است که از عملکرد سیستم ایمنی بیولوژیکی الهام گرفته شده است و برای مشکلات دشواری مانند تشخیص نفوذ، خوشه بندی داده ها، طبقه بندی و مشکلات جستجو طراحی شده و اعمال می شود[۲]. تکنیک های هوشمند شناخته شده به عنوان AIS برای حل مشکلات در برنامه های مختلف استفاده می شود. آنها از مکانیسم‌ها، اصول و مدل‌های سیستم ایمنی بیولوژیکی الهام گرفته‌اند. تئوری‌های AIS به‌عنوان پایه‌ای برای انواع رویکردها و الگوریتم‌ها عمل می‌کنند که به نوبه خود به افزایش اثربخشی بسیاری از فرآیندها و روش‌های برنامه‌های مهندسی کمک می‌کنند[۳].

سیستم های تشخیص ایمنی مصنوعی (AIRS) روش های طبقه بندی نظارت شده ای هستند که از استعاره های سیستم ایمنی الهام گرفته شده اند. سیستم تشخیص مصونیت مصنوعی (AIRS) به عنوان یک روش طبقه‌بندی نظارت شده رایج در نظر گرفته می‌شود که کاملاً از استعاره‌های سیستم ایمنی بیولوژیکی الهام گرفته شده است؛ به ما این امکان را می دهد که در رابطه با انواع مختلف مشکلات تصمیمات مناسب بگیریم. آنها با دستیابی به نتایج طبقه بندی خوب و رقابتی از محبوبیت زیادی در زمینه یادگیری ماشین برخوردار هستند. با این حال، تکنیک AIRS در مقایسه

---

۱ (Aliakbarlou et al, 2020)

۲ (Jason, 2005)

۳ (Hasib et al, 2020)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

با سایر تکنیک‌های طبقه‌بندی به خوبی تثبیت شده مانند بیزهای ساده، درخت تصمیم‌گیری و طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به نتایج طبقه‌بندی بهتر و رقابتی دست یافته است. به همین دلیل است که در زمینه های مختلف مانند تشخیص الگو، تشخیص ویروس کامپیوتری، تشخیص ناهنجاری، بهینه سازی و رباتیک توجه زیادی را به خود جلب کرده است[۱].

۱-۲- الگوریتم سیستم تشخیص ایمنی مصنوعی

الگوریتم AIRS یکی از اولین تکنیک‌های AIS بود که به طور خاص برای مسائل طبقه‌بندی طراحی شد که ویژگی های الگوریتمی مطلوب زیر به این صورت می باشد:

خود تنظیمی - یک مشکل رایج در زمینه شبکه های عصبی مصنوعی، انتخاب یک توپولوژی یا معماری عصبی مناسب است. AIRS کاربر را ملزم به انتخاب معماری نمی‌کند، در عوض فرآیند تطبیقی معماری مناسب را در طول آموزش کشف یا یاد می‌گیرد.

عملکرد - مقایسه نتایج تجربی بهترین طبقه‌بندی‌کننده‌های شناخته شده نشان می‌دهد که AIRS یک سیستم طبقه‌بندی رقابتی است. نتایج نشان می‌دهد که AIRS زمانی که در برابر برخی از بهترین سیستم‌های طبقه‌بندی شناخته شده قرار می گیرد بین ۵ تا ۸ سیستم برتر از نظر دقت رتبه بندی می شود و در برخی از مجموعه‌های داده قادر به دستیابی به بهترین نتیجه طبقه‌بندی شناخته می شود.

تعمیم - برخلاف تکنیک هایی مانند k-Nearest Neighbor که از کل مجموعه داده آموزشی برای طبقه بندی استفاده می کند، AIRS تعمیم را از طریق کاهش داده ها انجام می دهد. این بدان معناست که طبقه‌بندی‌کننده حاصل که توسط الگوریتم تولید می‌شود، داده‌های آموزشی را با تعداد نمونه‌های کاهش یافته یا حداقل نشان می‌دهد. برای AIRS معمول است که طبقه بندی کننده هایی با نصف تعداد نمونه های آموزشی تولید کند .

پایداری پارامتر – الگوریتم دارای تعدادی پارامتر است که به منظور دستیابی به نتایج بهبود یافته، امکان تنظیم تکنیک را برای یک مشکل خاص فراهم می کند. یکی از ویژگی های الگوریتم این است که در طیف گسترده ای از مقادیر پارامترها، تکنیک قادر به دستیابی است[۲].

سیستم ایمنی می تواند تعداد زیادی از الگوهای مختلف را تشخیص دهد، شناسایی کند و به آنها پاسخ دهد. علاوه بر این، سیستم ایمنی می‌تواند بین سلول‌های خودی ناکارآمد و سلول‌های غیرخودی مضر تمایز قائل شود، بنابراین احساس خود را حفظ می‌کند. پویایی سیستم های ایمنی به گونه ای

---

۱ (Rihab and Zied, 2020)

۲ (Jason, 2005)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

است که جمعیت آنها توسط فعل و انفعالات محلی کنترل می شود و نه توسط یک نقطه کنترل مرکزی. پس از اینکه یک بیماری با موفقیت توسط سیستم ایمنی مبارزه شد، به حالت ثابت طبیعی خود باز می گردد تا زمانی که در پاسخ به آنتی ژن دیگری مورد نیاز باشد. نظریه شبکه ایمنی به صراحت این نوع مکانیسم خودتنظیمی را توضیح می دهد. از یک الگوریتم برای بهینه سازی و دیگر حل مسائل در بسیاری از برنامه های مهندسی، تئوری و پس زمینه AIS را استفاده می کند. این الگوریتم ها بر اساس روش ها و مفاهیم راهنمای AIS ساخته شده اند. مجموعه داده برای ارزیابی و آزمایش الگوریتم ها برای دقت طبقه بندی استفاده می شود. برای دستیابی به بهترین دقت طبقه بندی، الگوریتم هایی مانند AIRS1، AIRS2، AIRS2 موازی، Immunos1، Immunos2، Immunos99، CSCA و CLONALG مورد استفاده و تحقیق قرار گرفته اند[۱].

سایر الگوریتم‌های تئوری‌های محاسباتی AIS شامل الگوریتم شبکه ایمنی، الگوریتم انتخاب منفی و الگوریتم انتخاب کلونال است. اکثر مسائل بهینه سازی با استفاده از مدل های انتخاب کلونال حل شد علاوه بر الهام گرفتن از اصول و مکانیسم‌های ایمنی بیولوژیکی، هیبریداسیون سیستم‌های ایمنی مصنوعی با سایر پارادایم‌های محاسباتی نرم مانند شبکه‌های عصبی، منطق فازی و الگوریتم‌های ژنتیک ممکن است سودمند باشد[۲].

۱-۳- پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها با سیستم ایمنی مصنوعی

[۳] با استفاده از ماشین بردار پشتیبان در فرآیند پیش‌بینی به مقایسه نتایج آن با مدل شبکه های مصنوعی پرداختند. نتایج این مقایسه نیز از تعمیم پذیری و دقت کلی مدل SVM در مقایسه با شبکه عصبی خبر داده است.

[۴] در تحقیقی تحت عنوان «توسعه مدلهای SFNN برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت های ساختمانی» روش جدیدی به منظور پیش بینی درماندگی مالی ارائه کردند و مدل پیش بینی خود را از ترکیب سه روش بهینه سازی نقشه ویژگی خود سازمان دهنده و شبکه های عصبی ترکیبی هایپر- رکتانگیولر ارائه کردند. این مدل توانسته است با دقت ۸۵,۱ درصد درماندگی مالی شرکت ها را درست پیش بینی کند.

---

۱ (Hasib et al, 2020)

۲ (Hasib et al, 2020)

۳ (Megginson et al,2019)

۴ (et al Kihooto،2017)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

۱ در تحقیقی به کاربرد انتگرال Choquet در دسته بندی چند گانه تجمعی به منظور پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها پرداخته و در نهایت یافته‌های تحقیق خود را با داده‌های واقعی شرکت های چینی به منظور تعیین دقت دسته بندی مورد مقایسه قرار داد. نتایج تحقیق نشان داد که پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت ها با استفاده از روش دسته بندی کننده ترکیب مبتنی بر انتگرال Choquet نسبت به دسته بندی کننده های واحد از دقت و ثبات بیشتری برخوردار است.

۲ طی تحقیقی برای نخستین بار از شبکه های بیز برای پیش بینی ورشکستگی استفاده کردند. آنها در تحقیق خود از مدل ساده و پیچیده بیز استفاده کردند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ساده بیز با ۸۰ درصد اطمینان و مدل پیچیده بیز با ۸۸ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی را درست پیش بینی کردند.

۳ از روش استدلال بر مبنای مورد (CBR) به عنوان یکی از روش های استدلال مهم در زمینه هوش مصنوعی، برای پیش بینی درماندگی مالی استفاده کرده اند.

۴محققین به وسیله ماشین بردار پشتیبان اقدام به طراحی مدلی برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها نمودند و نتایج مدل را با مدل SVM و LR و شبکه عصبی پس انتشار (BPN) مقایسه کردند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل SVM برای داده های آموزشی و آزمایشی به ترتیب با ۸۸،۰۱ و ۸۳.۰۶ درصد در مقایسه با سایر مدل ها از صحت بیشتری برخوردار بوده است.

۵ بر اساس مطالعاتی که صورت گرفته، استفاده از شبکه های عصبی(NNS) در پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها از دقت بالاتری نسبت به روش های آماری نظیر رگرسیون لجستیک و تجزیه و تحلیل تمایز چندگانه داشته است.

تکنیک های یادگیری ماشینی می توانند عملکرد بهتری در مقایسه با روش های آماری در طبقه بندی شرکت ها ناتوان یا غیر ناتوان داشته باشند؛ به همین دلیل مطالعات جدید باید این تکنیک های طبقه بندی را در پیش بینی درماندگی مالی بکار برند۶.

۷ بر روی نمونه ای از ۲،۰۳۲ شرکت کوچک و متوسط وام گیرنده و شرکت های بزرگ، یک مدل رگرسیون لجستیک برای پیش بینی ریسک نکول شرکت های مراکشی ساخت. این مدل نرخ طبقه

---

۱ (et al Shilpa، 2017)

۲ (et al Tinoco،2017)

۳ (et al Li، 2017)

۴ (et al Khajavi، 2019)

۵ (et al Gameel، 2016)

۶ (Jones et al, 2017)

۷ (Kalifa، 2017)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

بندی ۸۸,۲ درصد را طی دو سال به دست آورد. چندین مطالعه نشان داده اند که مدل های رگرسیون لجستیک دقت بهتری نسبت به تحلیل های متمایز چندگانه ارائه می دهند.

در نمونه ای از بانک های ایالات متحده،[۱] با رگرسیون لجستیک یک سال قبل از ورشکستگی، ۸۱,۷۳ درصد دقت را در مقابل ۷۷,۸۸ درصد برای تجزیه و تحلیل متمایز به دست آوردند. این یافته توسط[۲] و [۳]تایید شده است، نویسندگان نشان دادند که رگرسیون لجستیک از نظر دقت پیش بینی بهتر از تجزیه و تحلیل تمایز چندگانه است.

[۴] عملکرد پنج روش های پیش بینی شکست، یعنی رگرسیون لجستیک، شبکه های عصبی با چند لایه پرسپترون، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و تقویت گرادیان مقایسه کردند. نتایج نشان داد در یک منطقه باز اقتصادی کارایی و دقت شبکه های عصبی و رگرسیون لجستیک از نظر سایر تکنیک ها بهتر عمل می کنند.

[۵] از رگرسیون لجستیک برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت های کوچک و متوسط که در بخش های تولید فناوری پرتغال فعالیت می کنند استفاده کرد؛ مدل‌های رگرسیون لجستیک موفق به طبقه‌بندی صحیح ۷۹,۶۰٪ در سال ۲۰۱۳، ۸۰,۴۰٪ در سال ۲۰۱۴ و ۷۹,۲۰ درصد در سال ۲۰۱۵ برای گروه درماندگی مالی شدند.

[۶]به منظور شناسایی بهترین مدل پیش‌بینی درماندگی مالی برای شرکت‌های صنعتی اسلواکی، برتری شبکه های عصبی را بر سایر تکنیک ها، یعنی درخت تصادفی و رگرسیون لجستیک تایید کردند. با وجود اجرای خوب دو تکنیک اخیر، شبکه‌های عصبی نتایج بهتری را برای همه معیارها به همراه دارند.

۲- روش پژوهش

دراین تحقیق داده های جمع آوری شده با استفاده از نرم افزار EXCEL تلخیص و سپس متغیرها محاسبه می شود. پیش از اجرای الگوریتم AIRS یک تحلیل آماری با استفاده از نرم افزار PYTHON جهت انتخاب متغیرهایی که دارای اهمیت بیشتری برای پیش بینی درماندگی دارند انجام می شود. درماندگی مالی دارای ماهیت کیفی و مقیاس سنجش اسمی است. در اندازه گیری

---

۱ (Iturriaga and Sanz،2015)

۲ (Du Jardin، 2015)

۳(Affes and Hentati-Kaffel ، 2019)

۴ (et al Altman، 2020)

۵ (et al Tong، 2021)

۶ (et al Gregova، 2020)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

این متغیر، به شرکتهای درمانده مالی عدد یک و به شرکت های غیر درمانده مالی، عدد صفر تخصیص داده می شود.

بر اساس مفاهیم نظری گزارشگری مالی، هدف اولیه ی صورت های مالی، ارائه ی اطلاعاتی تلخیص و طبقه بندی شده در خصوص وضعیت مالی، عملکرد مالی و انعطاف پذیری مالی واحد تجاری جهت یاری نمودن استفاده کنندگان صورت های مالی در اتخاذ تصمیم های اقتصادی است. استفاده کنندگان صورت های مالی در اتخاذ تصمیم های اقتصادی، صورت های مالی شامل، صورت سود و زیان را که منعکس کننده ی عملکرد واحد تجاری و در برگیرنده ی بازده حاصل از منابع تحت کنترل مدیریت واحد تجاری است، به کار می گیرند. فرآیند اندازه گیری سود و نتیجه ی آن، نقش مهمی در اداره ی شرکت دارد و معمولا کاربران صورت های مالی، اهمیت زیادی برای آن قائل اند[۱].

استفاده از نسبت های مالی به منظور ارزیابی درماندگی مالی شرکت ها همیشه مورد توجه اعتباردهندگان، سهامداران و تحلیل گران مالی قرار داشته است. ارزیابی و پیش بینی صحیح می‌تواند تصمیم گیرندگان را در یافتن راه حل بهینه و پیشگیری از درماندگی مالی یاری کند[۲].

متغیر های مستقل مورد استفاده در این پژوهش، نسبت هایی است که از اقلام صورت وضعیت مالی و صورت سود و زیان و صورت جریان وجه نقد شرکت های نمونه محاسبه می شود. اکثر مطالعات در زمینه درماندگی مالی و ورشکستگی از یک مجموعه اولیه از متغیرها شروع شده اند. لذا با توجه به مطالعات نظری و تجربی و بررسی‌های نسبت های مالی مهم مورد استفاده در پژوهش های قبلی در زمینه درماندگی مالی و ورشکستگی تعداد ۲۷ نسبت مالی به شرح زیر مورد استفاده قرار خواهد گرفت :

جدول ۱. نسبت های مالی

گروه	نام نسبت	نام متغیر	نحوه اندازه گیری
شاخص های سودآوری	X_1	بازده خالص دارایی ها	متوسط کل دارایی ها / سود خالص
	X_2	بازده ناخالص دارایی ها	متوسط کل دارایی ها/ سود قبل از بهره و مالیات

۱ (Liu et al, 2021)

۲ (Li et al, 2017)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

گروه	نام نسبت	نام متغیر	نحوه اندازه گیری
	$X_{۳}$	بازده حقوق صاحبان سهام	متوسط حقوق صاحبان سهام / سود خالص
	$X_{۴}$	نسبت حاشیه سود خالص	کل درآمد عملیاتی / سود خالص
	$X_{۵}$	نسبت حاشیه سود ناخالص	کل درآمد عملیاتی / سود ناخالص
	$X_{۶}$	نسبت سود عملیاتی به فروش	فروش / سود عملیاتی
	$X_{۷}$	نسبت سود عملیاتی به متوسط ح.ص.س	متوسط ح.ص.س / سود عملیاتی
	$X_{۸}$	نسبت سود عملیاتی به متوسط دارایی ها	متوسط دارایی ها / سود عملیاتی
	$X_{۹}$	سود هر سهم	میانگین موزون سهام / سود خالص
شاخص های ایفای تعهدات	$X_{۱۰}$	نسبت جاری	بدهی های جاری / دارایی های جاری
	$X_{۱۱}$	نسبت آنی	بدهی های جاری / دارایی های آنی
	$X_{۱۲}$	نسبت سرمایه در گردش به دارایی ها	جمع دارایی ها / سرمایه در گردش
	$X_{۱۳}$	نسبت سرمایه در گردش به فروش	فروش / سرمایه در گردش
	$X_{۱۴}$	نسبت پوشش بهره	هزینه بهره / سود قبل از بهره و مالیات
	$X_{۱۵}$	نسبت پوشش بدهی به ح.ص.س	جمع حقوق صاحبان سهام / جمع بدهی‌ها
	$X_{۱۶}$	نسبت بدهی	جمع دارایی ها / جمع بدهی‌ها
شاخص های فعالیت	$X_{۱۷}$	گردش دارایی ها	متوسط دارایی ها / فروش
	$X_{۱۸}$	گردش موجودی کالا	متوسط موجودی کالا / ب.ت.ک.ف
	$X_{۱۹}$	گردش حساب های دریافتنی	متوسط حساب های دریافتنی / فروش
	$X_{۲۰}$	گردش دارایی های ثابت	متوسط دارایی های ثابت / فروش
	$X_{۲۱}$	نسبت هزینه متوسط بدهی	متوسط بدهی ها / هزینه مالی

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

گروه	نام نسبت	نام متغیر	نحوه اندازه گیری
شاخص های جریانات نقدی	$X_{۲۲}$	نسبت گردش وجوه نقد عملیاتی	بدهی های جاری / جریان نقد عملیاتی
	$X_{۲۳}$	نسبت کیفیت سود	سود عملیاتی / وجه نقد حاصل از عملیاتی
	$X_{۲۴}$	نسبت بازده نقدی دارایی ها	متوسط دارایی ها / جریان نقد عملیاتی
	$X_{۲۵}$	جریان نقدی به هزینه بهره	هزینه بهره / جریان وجه نقد
	$X_{۲۶}$	جریان نقد عملیاتی هر سهم	میانگین موزن سهام / جریان نقد عملیاتی
	$X_{۲۷}$	میزان رشد جریان نقدی هر سهم	جریان نقد عملیاتی هر سهم دوره قبل / جریان نقد عملیاتی هر سهم دوره جاری

منابع: یافته های پژوهش

۳- جامعه آماری، دوره ی زمانی مورد آزمون و روش نمونه گیری

جامعه ی آماری مورد بررسی در این پژوهش شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و قلمرو زمانی تحقیق از سال ۱۳۸۵ تا سال ۱۳۹۹ می باشد. "معیارهای عمومی" انتخاب نمونه نیز عبارتند از :

۱- سال مالی شرکت منتهی به ۲۹ اسفند ماه باشد و شرکت در دوره مورد مطالعه سال مالی خود را تغییر نداده باشد.

۲- شرکت های واسطه گری مالی نظیر سرمایه گذاری ها و بانک ها به دلیل ماهیت خاصشان حذف شده اند.

۳- اطلاعات مورد نیاز شرکت ها جهت محاسبه ی متغییرهای تحقیق، در طول دوره تحقیق در دسترس است.

در این تحقیق برای این که نمونه آماری یک نماینده مناسب از جامعه آماری موردنظر باشد، از روش حذف سیستماتیک استفاده شده است. برای این منظور ۴ معیار زیر در نظر گرفته شده و در

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

صورتی که شرکتی کلیه معیارها را احراز کرده باشد به عنوان نمونه تحقیق انتخاب شده و مابقی حذف می شوند. روند انتخاب نمونه در نگاره ۳-۱ ارائه شده است.

۱) از آنجایی که در محاسبه داده ها نیاز به داده های چند سال قبل تر می باشد لازم است شرکت ها قبل از سال ۱۳۸۵ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده باشند و تا پایان سال ۱۳۹۹ در بورس فعال باشد.

۲) به لحاظ افزایش قابلیت مقایسه شرکت طی بازه زمانی ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۹ سال مالی و نوع فعالیت خود را تغییر نداده باشند.

۳) به لحاظ ساختار گزارشگری جداگانه ای که شرکت های سرمایه گذاری و واسطه گری مالی (لیزینگ ها و بیمه ها و هلدینگ ها و بانک ها و موسسات مالی) دارند از نمونه حذف می شوند.

۴) اطلاعات مالی آنها در بازه زمانی ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۹ در دسترس باشد.

جدول ۲. روند انتخاب نمونه

تعداد کل شرکت های پذیرفته شده در بورس در پایان سال ۹۹	۵۳۶
معیارها:	
تعداد شرکت هایی که در قلمرو زمانی ۹۹-۸۵ در بورس فعال نبوده اند	(۱۸۸)
تعداد شرکت هایی از سال ۸۵ به بعد در بورس پذیرفته شده اند	(۱۰۳)
تعداد شرکت هایی که جز هلدینگ، سرمایه گذاری ها، واسطه گری های مالی، بانک‌ها و یا لیزینگ ها بوده اند	(۴۱)
تعداد شرکت هایی که در قلمرو زمانی تحقیق تغییر سال مالی داده اند	(۳۹)
تعداد شرکت هایی که در قلمرو زمانی تحقیق اطلاعات مورد آن ها در دسترس نمی باشد	(۱)
تعداد شرکت های نمونه	۱۶۴

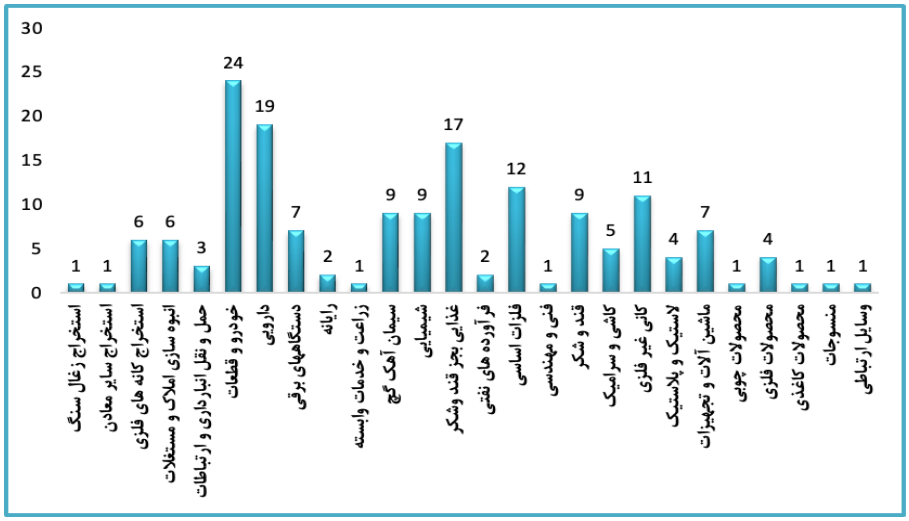
منابع: یافته های پژوهش

بعد از مدنظر قرار دادن کلیه معیارهای بالا، تعداد ۱۶۴ شرکت به عنوان جامعه غربالگری شده باقیمانده است. که همه آن ها به عنوان نمونه انتخاب شده اند. از این رو مشاهدات ما طی بازه زمانی

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

۱۳۹۰ لغایت ۱۳۹۹ به ۱۶۴۰ سال – شرکت (۱۰ سال ×۱۶۴ شرکت) می رسد. در نمودار ۱ تعداد شرکت‌های نمونه به تفکیک صنایع ارائه شده است.

نمودار۱. توزیع فراوانی شرکت های نمونه بر حسب صنعت



منابع: یافته های پژوهش

با بررسی پژوهش های انجام شده در زمینه درماندگی مالی، مشاهده شد که عمدتا با استفاده از مدل های مختلف پیش بینی درماندگی مالی، مواردی چون تایید کارآمدی یا ناکارآمدی این مدل ها، نحوه استفاده از آنها، مقایسه مدل ها با یکدیگر و ارتباط بین درماندگی مالی با سایر متغیرها بررسی شده است. در تحقیق حاضر "معیارهای اختصاصی" درماندگی به شرح ذیل استفاده شده است:

۱) یک یا چند مورد از نشانه های ذکر شده وجود داشته باشد: ۱.زیان خالص ۲. زیان عملیاتی ۳. زیان انباشته ۴. سرمایه در گردش منفی ۵. جریان نقدی منفی ۶. جریان نقدی عملیاتی منفی ۷. حقوق صاحبان سهام منفی[۱].

[۱] (Macaj and Bravo, 2014)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

۲) الگوی تعدیل شده زیمسکی و همچنین شرکتی که یکی از این معیارها را داشته باشد: ۱. سه سال متوالی زیان داشته باشد ۲. سود نقدی سالانه برای سه سال متوالی کاهش بیش از ۴۰ درصد داشته باشد ۳. در دو سال متوالی سود قبل از بهره، مالیات و استهلاک کمتر از ۸۰ درصد هزینه بهره باشد[۱].

۴- یافته های پژوهش

در این پژوهش ما با مقادیر زیر برای پارامترهای ورودی الگوریتم AIRS به نتایج جدول۶ رسیدیم. لازم به ذکر است که بهترین مقدار پارامترها از طریق Exhaustive Search و با بررسی بیش از ۱۱ هزار ترکیب پارامترها بدست آمده است.

جدول ۳. مقادیر پارامترهای ورودی الگوریتم AIRS

پارامتر	مقدار	توضیحات
Seed	1	مقدار ورودی برای تولید عدد تصادفی
Affinity Threshold Scalar	0.1	ضریب حد آستانه شباهت
Clonal Rate	10	نرخ تولید کلون از روی سلول‌های حافظه کاندید
hypermutation Rate	2	درصد کلون‌هایی که جهش می‌کنند.
mutation Rate	0.1	
total Resources	300	حداکثر تعداد B-Cell (یا ARB) مجاز در سیستم است
stimulation Value	0.4	حد آستانه تحریک یا شباهت دو سلول
number of Instances for Affinity Threshold	-1	تعداد نمونه‌های سلولی که برای محاسبه حد آستانه شباهت استفاده می‌شوند. -۱ به معنی استفاده از همه سلول‌های اولیه است.

۱(Hoxhabrie, 2019 and Demoori)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

arb Initial Pool Size	0	تعداد سلول‌هایی که در ابتدای اجرای الگوریتم به صورت تصادفی به عنوان سلول کاندید انتخاب می‌شوند.
memory Initial Pool Size	1	تعداد سلول‌هایی که در ابتدای اجرای الگوریتم به صورت تصادفی به عنوان سلول حافظه انتخاب می‌شوند.
KNN	7	مقدار k در الگوریتم دسته‌بندی KNN که به معنی تعداد همسایه‌های سلول برای دسته‌بندی یک سلول است.

منابع: یافته های پژوهش

پیش از اجرای الگوریتم AIRS یک تحلیل آماری روی داده‌ها انجام گرفت برای اینکه فقط ستون‌هایی که دارای اهمیت بیشتری هستند برای ارزیابی استفاده شوند. حذف ستون‌های اضافه از داده اولیه یکی از روش‌های پیش پردازش در داده کاوی است که با هدف کاهش ابعاد داده ها، و در نتیجه کاهش پیچیدگی زمان و حافظه برای الگوریتم انجام می‌شود.

در این پژوهش ابتدا میزان ارتباط بین ستون‌ها با استفاده از معیار correlation ارزیابی شد. نتیجه این که ستون‌های درج شده در جدول ۴ باهم correlation بالای ۰,۹ داشتند.

Correlation (وابستگی) یک معیار آماری برای ارزیابی میزان ارتباط دو مشخصه در یک مجموعه داده می‌باشد. در آمار، وابستگی هر نوع رابطه آماری علی یا غیر علی بین دو متغیر تصادفی یا داده‌های دو متغیره می‌باشد که بیشتر از این اصطلاح برای درجه ارتباط خطی بین یک جفت متغیر استفاده می‌شود. در تحلیل داده‌ها هرچه میزان وابستگی بین دو مشخصه بالاتر باشد به این معنی است که (احتمالا) میزان اطلاعاتی که این دو مشخصه در مورد دسته‌بندی داده‌ها ارائه می‌کنند یکسان است و حذف یکی از آن‌ها منجر به از دست دادن اطلاعات یا کاهش دقت دسته‌بندی نخواهد شد. این معیار در بازه ۰ تا ۱ تغییر می‌کند که ۰ به معنی عدم ارتباط بین دو مشخصه و ۱ به معنی تغییرات یکسان دو مشخصه است. از این جهت بر اساس مقادیر وابستگی بالای ۰,۹ که در جدول ۴ آمده است، مشخصه‌های درج شده در ستون دوم از مجموعه داده حذف شدند.

از بین هر دو ستونی که correlation بالایی دارند، ستونی که دارای standard deviation کمتری بود و در نتیجه میزان اطلاعات کمتری داشت، حذف شد. بنابراین ستون‌های X1, X8,

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

X11, X25 حذف شدند. داده نهایی دارای ۲۴۶۰ سطر و ۲۵ ستون است که برای ارزیابی ها استفاده شده است.

جدول۴ . میزان correlation بالای ۰,۹ ستون‌ها

عنوان ستون اول	عنوان ستون دوم	میزان correlation
x1	x2	0.975199403
x8	x2	0.91565738
x11	x10	0.927740863
x25	x14	0.974535827

منابع: یافته های پژوهش

نتایج بدست آمده برای داده پیش از حذف ستون های اضافه به صورت زیر است:

جدول ۵ . نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتم AIRS با پارامترهای جدول ۳ و روی داده اولیه

معیار	مقدار بدست آمده
TN	543
FN	67
FP	74
TP	54
precision	0.42
recall	0.45
f measure	0.43
accuracy	0.81

منابع: یافته های پژوهش

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

جدول ۶ . نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتم AIRS با پارامترهای جدول ۳ روی داده های پیش پردازش شده

معیار	مقدار بدست آمده
TN	580
FN	41
FP	62
TP	55
precision	0.47
recall	0.57
f measure	0.52
accuracy	0.86

منابع: یافته های پژوهش

همانطور که مشاهده می‌شود پیش پردازش داده ها و حذف ستون های اضافی منجر به نتایج بهتر در همه معیارها شده است (با جدول شماره ۴ مقایسه شود).

برای تحلیل نتایج الگوریتم‌های دسته بندی دو کلاسه، تعداد دسته‌بندی های درست و تعداد دسته بندی های اشتباه با استفاده از چهار معیار نمایش داده می‌شود:

مثبت صحیح (True Positive): تعداد شرکت‌های دارای درماندگی مالی که به درستی دارای درماندگی مالی تشخیص داده شده اند.

مثبت کاذب (False Positive): تعداد شرکت‌های بدون درماندگی مالی که به اشتباه دارای درماندگی مالی تشخیص داده شده اند.

منفی صحیح (True Negative): تعداد شرکت‌های بدون دارای درماندگی مالی که به درستی بدون درماندگی مالی تشخیص داده شده اند.

منفی کاذب (False Negative) : تعداد شرکت‌های دارای درماندگی مالی که به اشتباه بدون درماندگی مالی تشخیص داده شده اند.

بر اساس این چهار معیار، سایر معیارهای ارزیابی تعریف می‌شوند که سعی میشود میزان دقت، حساسیت و تفکیک را مشخص کنند. اصلی ترین معیار ارزیابی دقت (accuracy) است که نشان میدهد چه نسبتی از تشخیص ها درست بوده اند:

Accuracy = (True Positive + True Negative) / (True Positive + True Negative + False Positive + False Negative)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

بالاترین میزان دقت بدست آمده از الگوریتم AIRS روی داده‌ها، ۸۶٪ است.

حساسیت یا Recall یا Hit Rate معیار دیگری است که برای ارزیابی دسته بندی های دوکلاسی استفاده می‌شود نسبت تعداد شرکت‌های دارای درماندگی مالی است که به درستی تشخیص داده شده است، یعنی:

Recall = True Positive / (True Positive + False Negative)

همچنین از معیار بازیابی یا Precision برای نشان دادن نسبت تعداد تشخیص های درست درماندگی مالی به کل تشخیص ها استفاده می‌شود. یعنی:

Precision = True Positive / (True Positive + False Positive)

ترکیب این دو معیار با عنوان F-Measure نیز برای ارزیابی و مقایسه الگوریتم ها استفاده می‌شود که به شکل زیر تعریف شده است:

F-Measure = (2 * Precision * Recall) / (Precision + Recall)

۵- بحث و نتیجه گیری

توسعه مدل های پیش بینی درماندگی مالی به عنوان یک موضوع مهم در حوزه مالی، همواره مورد توجه جامعه دانشگاهی و بنگاه های اقتصادی بوده است چرا که با درک صحیح از احتمال وقوع درماندگی مالی و انجام اقدامات به موقع می‌تواند از هزینه های سنگین ورشکستگی کاسته و یا از آن اجتناب کند و همچنین می‌تواند اثر مهمی برتصمیمات مربوط به اعطای تسهیلات و سودآوری مالی داشته باشد.

در این تحقیق به پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از روش الگوریتم ایمنی مصنوعی پرداخته شد. الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی از جمله الگوریتم های الهام گرفته شده از مکانیزم بدن انسان هستند که در دسته سیستم های تکاملی قرار می‌گیرند. این الگوریتم ها برای اهداف بهینه سازی و تشخیص ناهنجاری طراحی شده اند و در مسائل مبتنی بر این دو مورد، قابل استفاده هستند. سیستم ایمنی بدن انسان یکی از سیستم های دقیق و حیرت انگیز زنده است که مکانیزم کارکرد آن در مقابل ویروس ها و میکروب ها می‌تواند الهام بخش سیستم های: کشف تقلب، کشف نفوذ، بهینه سازی سیستم های دفاعی مبتنی بر عامل ها و... باشد. حاصل از بررسی‌های این پژوهش نشان داد که نتایج مستخرج شده از پیش‌بینی‌های صورت گرفته توسط مدل و مقایسه آن با واقعیت در سطح دقت کلی ۸۶ درصد توانایی شناسایی شرکت‌های درمانده و سالم را دارد. در نهایت مدل AIRS توانایی پیش بینی درماندگی شرکت های پذیرفته شده در بورس، با استفاده از نسبت های مالی را دارد که با هدف ارائه مرجعی برای شرکت های بورسی جهت ارزیابی ریسک وضعیت مالی و پیشبرد اهداف سرمایه گذاری ارائه گردید. گفته شد که استفاده از رگرسیون لجستیک برای پیش بینی

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

درماندگی مالی شرکت های کوچک و متوسط که در بخش های تولید فناوری پرتغال فعالیت می کنند ؛ مدل‌های رگرسیون لجستیک موفق به طبقه‌بندی صحیح ۷۹,۶۰٪ در سال ۲۰۱۳، ۸۰,۴۰٪ در سال ۲۰۱۴ و ۷۹,۲۰٪ در سال ۲۰۱۵ برای گروه درماندگی مالی شدند. با مقایسه نتایج بدست آمده می توان گفت دقت کلی پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از سیستم ایمنی مصنوعی از رگرسیون لجستیک بیشتر است. با استفاده از مدل پژوهش حاضر مدیران شرکت ها، سرمایه گذاران بالقوه و بالفعل می‌توانند تصمیمات اقتصادی مهمی اتخاذ نمایند.

۶- پیشنهادات

بنابراین در انجام تحقیقات آتی می‌توان سایر الگوریتم ها را با سیستم ایمنی مصنوعی به جهت بهبود نتایج و پیش بینی بهتر درماندگی مالی شرکت ها ترکیب نمود و می‌توان مدل این پژوهش را بر داده های کشورهای دیگر جهت بررسی دقت عملکرد تکرار نمود. نتایج بدست آمده برای دوره زمانی مورد بررسی یعنی بازه زمانی چهارده ساله ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۹ صادق است، لذا به منظور بررسی این مساله که آیا مدل مزبور برای همه بازه های زمانی کاربرد دارد یا خیر، می توان دوره های زمانی طولانی تر و انجام تقسیم بندی های جزئی تر را به کار برد. همچنین پیشنهاد می گردد که پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها در طول چرخه عمر بپردازند و نیز شرکت ها را به لحاظ اندازه، گروه بندی نموده و پیش بینی درماندگی مالی در گروه های مختلف به صورت تطبیقی و مقایسه ای انجام پذیرد.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

Refrence

1. World Bank. (2015). Principles for effective insolvency and creditor/debtor regimes.
2. Asis, G., Chari, A. and Haas, A. (2021). In search of distress risk in emerging markets. *Journal of International Economics*, 131, 103463.
3. Ahamed, Fatematuz Tamanna., Muhammad Nurul Houqe (2022). Meta-analysis of the impact of financial constraints on firm performance.
4. Gerged, Ali Meftah, Mohamed Marie, and Israa Elbendary (2022). Estimating the Risk of Financial Distress Using a Multi-Layered Governance Criterion: Insights from Middle Eastern and North African Banks. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(12), 1-22.
5. Kyriakou, Maria. (2020). Earnings Manipulation and Financial Distress in the Eurozone and the Role of Auditor Size during the Current Recession. *Journal of East-West Business*, 26(4), 391-409.
6. Geng, R., Bose, I., & (2015) . Prediction of financial distress : An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*, 241(1), 236-247.
7. Stellian , Rémi Jenny P. Danna- Buitrago (2019). Financial distress, free cash flow, and interfirm payment network: Evidence from an agent- based model, https://doi.org/10.1002/ijfe.1769.
8. Li, Z, Crook, J, & Andreeva, G. (2017). Dynamic Prediction of Financial Distress using Malmquist DEA. *Expert Systems with Application*, 80, 94-106.
9. Shen Jianfeng Parsons .A Christopher Gao Returns Pengjie Relation Global(2017). Studies Financial of Review The Equity and Distress Financial. between Pages 1 Issue 31 Volume2017 June 14 277.–239
10. Giroux, G. A. and C. E. Wiggins. (1984). An Event Approach to Corporate Bankruptcy. *Journal of Bank Research*. Autumn, (pp.179-181).
11. Aliakbarlou, Alireza. & Mansourfar, gholamreza. & Ghayour, Farzad. (2020). Comparing the Identifing Criteria for Financially Distressed Companies using Logistic Regression and Artificial Intelligence Methods. *Shahid Beheshti University Journal of Financial Management Perspective* , 10(29), 147-166.
12. Jason, Brownlee. (2005). Master of Information Technology, Swinburne University of Technology, 2004., Bachelor of Applied Science, Centre for Intelligent Systems and Complex Processes (CISCP), Faculty of Information & Communication Technologies (ICT), Swinburne University of Technology (SUT).
13. Rihab Abdelkhalek & Zied Elouedi. (2020). A Belief Classification Approach Based on Artificial Immune Recognition System. A Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems pp 327–340.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

14. Megginson, W, Meles, A, Sampagnaro, G, & Verdoliva, V. (2019). Financial Distress Risk in Initial Public offering: how much do venture capitalists matter? *Journal of Corporate Finance*, 25(1), 10-30.
15. Kihooto E, Omagwa, J, & Ronald, M. (2016). Financial Distress in Commercial and Services Companies listed at Nairobi Securities Exchange. Kenya. *European Journal of Business and Management*, 27(8), 86-89.
16. Tinoco, M, Holmes, P, & Wilson, N. (2018). Polytomous Response Financial Distress models: The Role of Accounting Market and Macroeconomic Variables. *International Review of Financial Analysis*, 24(2), 112-124.
17. Khajavi, S, & Ghadirian-Armani, M. (2018). The Role of Managerial Ability in Financial Distress Prediction. *Journal of Financial Accounting Research*, 9(4), 83-101.
18. Gameel, M, & El-Geziry, K. (2016). Predicting Financial Distress: Multi Scenarios Modeling Using Neural Network. *International Journal of Economics and Finance*, 11(8), 159-168.
19. Demoori (Ph.D), D., Hoxhabrie, F. (2019). Impact of Life Cycle on Corporate Restructuring while in Financial Distress. *Journal of Accounting Knowledge*, 10(37), 113-135.
20. Liu,Shengqiang & Lin, Shu & Sun, Zhaoyu & Yuan, Lihua. (2021). Earnings Management and Firms Investment Behavior: The Threshold Effect of ROE. *Emerging Markets Review*, 47, 100797.
21. Affes Zeinab, and Rania Henantati-Kaffel. (2019). Predicting US banks bankruptcy: Logit versus Canonical Discriminant analysis. *Computational Economics*, 51(1), 199-244.
22. Altman, Edward I., Malgorzata Iwanicz-Drozdowska, Erkki K. Laitinen, and Arto Suvas. (2020). A race for long horizon bankruptcy prediction. *Applied Economics*, 52(37), 4092-4111.
23. Du Jardin, Philippe. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Opertional Research*, 242(1), 286-303.
24. Kalifa, Selma Haj. (2017). Predicting default risk of SMEs in developing economies: Evidence from Morocco. *Journal of WEI Business and Economics* 6: 3.
25. Gregova, Elena, Katarina Valaskova, Peter Adamko, Milos Tumpach, and Jaroslav Jaros. (2020). Predicting financial distress of Slovak enterprises: Comparison of selected traditional and learning algorithms methods. *Sustainability*, 12(10), 1-17.
26. Tong, Yehui, and zelia Serrasqueiro, (2021). Predictions of failure and financial distress: A study on Portuguese high and medium-high technology small and midsized enterprises. *Journal of International Studies*, 14(2), 2306-3483.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

27. Hasib, Nida., Abbas Rizvi, Syed Wajahat., Katiyar, Vinodani. (2023). Artificial Immune System: A Systematic Literature Review. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 101(4), 1469-1486.
28. Iturriaga, Felix J. Lopez, and Ivan Pastor Sanz. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A Study of US Commercial banks. *Expert Systems with Applications* 42(6), 2857-2869.
29. Macaj, A., & Bravo, M. I. G. (2014). CSR actions and financial distress: Do firms change their CSR behavior when signals of financial distress are identified ? *Modern Economy*, 5(4), 259.
30. Jones, Stewart, David Johnstone, and Roy Wilson. (2017). Predicting corporate bankruptcy: An evaluation of alternative statistical frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, 44(1-2), 3-34.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-10-31]