



Dynamic Forecasting of Financial Bankruptcy Using the Malm Quest Method (Case Study: Companies Listed on the Tehran Stock Exchange)

Seyd Alireza Mirarab Bayegi¹, Hashem Mokari^{2*} , Arash Azariyon³

¹Assistant Professor, Islamic Azad University, Roudehen Branch, Tehran, Iran.

²PhD Student of Financial Engineering, Islamic Azad University, Roudehen Branch, Tehran, Iran.

³PhD Student of Industrial Management - Financial Orientation, Islamic Azad University, Roudehen Branch, Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Received: 06.16.2020

Revised: 12.05.2020

Accepted: 12.08.2020

Keyword:

Financial helplessness

Inefficiency

Bankruptcy

neural network

laziness

probation

***Corresponding Author:**

Hashem Mokari

Email:

hashemmokari@mailfa.com

ABSTRACT

It is important to assess the financial difficulties of companies because the failure of the company has many direct and indirect costs for stakeholders. Timely and accurate assessment and forecasting can help decision makers find the optimal solution and prevent financial distress. So far, paragliding has been used to assess financial distress. The patterns used in this field are very useful in the decisions of financial market participants. Efforts have always been made to accurately predict and evaluate these patterns using more advanced methods. In this regard, Lee et al. demonstrated in their recent study that using dynamic methods can be more accurate than previous methods. The Malmquist model has been used to explain the financial helplessness of companies listed on the stock exchange, which shows that this method has a high ability to recognize the financial helplessness of companies and solves the inefficiency of previous methods. Accordingly, in order to further investigate the subject matter of the research, the problem is presented and the necessity of conducting the research is discussed.





پیش بینی پویا در ورشکستگی مالی با استفاده از روش مالِم کوئیست (مورد مطالعه: شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران)

سیدعلیرضا میرعرب بایگی^۱، هاشم مکاری^{۲*}، آرش آذریون^۳

- ۱- استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد رودهن، تهران، ایران.
- ۲- دانشجوی دکتری مهندسی مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد رودهن، تهران، ایران.
- ۳- دانشجوی دکتری مهندسی صنعتی گرایش مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد رودهن، تهران، ایران.

چکیده

ارزیابی درماندگی مالی شرکت‌ها بسیار حایز اهمیت است؛ زیرا شکست شرکت، هزینه‌های مستقیم و غیرمستقیم بسیاری را برای ذی‌نفعان به همراه دارد. ارزیابی و پیش‌بینی به‌موقع و صحیح می‌تواند تصمیم‌گیرندگان را در یافتن راه‌حل بهینه و پیشگیری از درماندگی مالی یاری کند. تاکنون از الگوهای گوناگونی برای ارزیابی درماندگی مالی استفاده شده است. الگوهای به‌کار گرفته‌شده در این زمینه، کاربرد بسیار زیادی در تصمیم‌های فعالان بازار مالی دارد. همواره سعی شده است تا دقت پیش‌بینی و ارزیابی این الگوها با استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر، بهبود پیدا کند. در همین راستا لی و همکاران بر اساس مطالعه اخیر خود نشان دادند که بهره‌گیری از روش‌های پویا می‌تواند دقت بالاتری را نسبت به روش‌های پیشین داشته باشد. در این میان، به بهره‌گیری از مدل مالِم کوئیست برای تبیین درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس پرداخته شده است که نشان می‌دهد که این روش، از توانایی بالایی در تشخیص درماندگی مالی شرکت‌ها دارد و مسئله ناکارآمدی روش‌های پیشین را رفع می‌کند. بر همین اساس، در ادامه، به منظور تشریح بیشتر موضوع تحقیق به ارائه بیان مسئله و ضرورت انجام تحقیق پرداخته شده است.

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۳/۲۷

بازنگری مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۱۵

پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۱۸

کلید واژگان:

درماندگی مالی
ناکارآمدی
ورشکستگی
شبکه عصبی
لاجیت
پروبیست

*نویسنده مسئول: هاشم مکاری

پست الکترونیکی:

hashemmokari@mailfa.com



مقدمه

ارزیابی درماندگی مالی شرکت‌ها بسیار حایز اهمیت است؛ زیرا شکست شرکت، هزینه‌های مستقیم و غیرمستقیم بسیاری را برای ذی‌نفعان به همراه دارد. ارزیابی و پیش‌بینی به‌موقع و صحیح می‌تواند تصمیم‌گیرندگان را در یافتن راه‌حل بهینه و پیشگیری از درماندگی مالی یاری کند. تاکنون از الگوهای گوناگونی برای ارزیابی درماندگی مالی استفاده شده است. الگوهای به کار گرفته شده در این زمینه کاربرد بسیار زیادی در تصمیم‌های فعالان بازار مالی دارند. همواره سعی شده است تا دقت پیش‌بینی در ارزیابی این الگوها با استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر بهبود پیدا کند.

(انواری رستمی و همکاران، ۲۰۱۵) نشان دادند که بهره‌گیری از روش‌های پویا می‌تواند دقت بالاتری را نسبت به روش‌های پیشین داشته باشد. در این میان، به بهره‌گیری از مدل مالم کوئیست برای تبیین درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس پرداخته شده است که نشان می‌دهد که این روش، از توانایی بالایی در تشخیص درماندگی مالی شرکت‌ها دارد و مسئله ناکارآمدی روش‌های پیشین را رفع می‌کند؛ بر همین اساس، در ادامه، به منظور تشریح بیشتر موضوع تحقیق، به ارائه بیان مسئله و ضرورت انجام تحقیق پرداخته شده است.

هدف اصلی این پژوهش، ارزیابی محتوای اطلاعاتی نسبت‌های صورت جریان وجه نقد در تشخیص ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. جامعه آماری این پژوهش، شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در دوره زمانی از سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۷ است. برای این منظور ۸۴ شرکت شامل ۴۲ شرکت ورشکسته و ۴۲ شرکت سالم انتخاب شدند. شبکه عصبی این پژوهش پرسپترون سه لایه است که با روش الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده است. براساس نتایج پژوهش، مدل شبکه عصبی با نسبت جریان نقدی عملیاتی به بدهی‌های جاری، نسبت پوشش جریان نقدی عملیاتی به بهره، نسبت بازده نقدی دارایی‌ها، نسبت کیفیت سود و نسبت آنی بیشترین قدرت پیش‌بینی را نسبت به ورشکستگی شرکت‌ها در ایران دارد. همچنین، یافته‌ها نشان می‌دهند که دقت پیش‌بینی مدل برای سال ورشکستگی ۹۹ درصد و در مجموع مراحل ورشکستگی در یک، دو و سه سال قبل از ورشکستگی به ترتیب با دقت ۹۱، ۸۵ و ۷۰ درصد است (اسمعیلی و گوگردچیان، ۲۰۱۷)

روش و مواد

پژوهش حاضر از نظر هدف، علمی- کاربردی است. این تحقیق از نظر ماهیت، نوع و امکانات اجرایی نیز در دسته پژوهش‌های توصیفی- همبستگی قرار می‌گیرد. شایان ذکر است که به منظور تعیین میزان دقت دو روش به کارگرفته شده در مطالعه حاضر و تعیین روش دقیق‌تر از ماده ۱۴۱ قانون تجارت شرکت‌های ورشکسته (شرکت‌هایی که زیان انباشته آنها بیشتر از ۵۰ درصد سرمایه آنها باشد) نسبت به بررسی کارایی دو مدل مورد نظر اقدام می‌گردد. برای این منظور در مطالعه حاضر، شرکت‌های تولیدی مطابق با ماده ۱۴۱ قانون تجارت، بررسی و شناسایی می‌شوند و بر این اساس، نسبت به تعیین میزان دقت دو مدل، اقدام می‌شود.

در جمع‌آوری اطلاعات، اطلاعات مورد نیاز بخش کتابخانه‌ای پژوهش از کتب و مجلات تخصصی فارسی و لاتین و مقالات اینترنتی گردآوری می‌شود. داده‌های مورد نیاز بخش میدانی پژوهش، از طریق مراجعه به سازمان بورس اوراق بهادار تهران و تهیه صورت‌های مالی و یادداشت توضیحی شرکت‌ها و معاملات روزانه ارائه شده از طریق مرکز اطلاع‌رسانی و خدمات، نمونه گزارش‌های هفته‌ای بورس اوراق بهادار تهران و سایت بورس اوراق بهادار تهران و همچنین نرم‌افزار ره‌آورد نوین استخراج می‌گردد.

نتایج حاصل از اندازه‌گیری متغیرها به منظور آزمون فرضیه‌های پژوهش، وارد نرم‌افزار Eviews (برای برآورد احتمال درماندگی مالی شرکت‌ها مبتنی بر روش رگرسیون) و نرم‌افزار LINGO (به منظور برآورد احتمال

درماندگی مالی با استفاده از تکنیک مالیم کوئیست) می‌شوند. این نکته قابل ذکر است که برای تخمین فرضیه‌های تحقیق از داده‌های ترکیبی به صورت داده‌های سال شرکت استفاده خواهد شد.

جدول ۱. شاخص‌های نشان‌دهنده ریسک ورشکستگی

شاخص‌های مالی	شاخص‌های غیرمالی
اهرم مالی بالا	عدم رقابت
عدم نقدینگی به دلیل سوءمدیریت سرمایه در گردش	برنامه‌ریزی کسب و کار ضعیف
عدم تعادل‌ارایی جاری	بدهی‌های غیرمنتظره
اهرم عملیاتی بالا به دلیل افزایش هزینه‌های ثابت	فقدان رهبری مؤثر

تحلیل‌های آماری و آزمون‌های آماری انجام شده روی هر دو دسته مدل‌های مبتنی بر اطلاعات حسابداری و مدل‌های مبتنی بر اطلاعات بازاری در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی، نقطه اتکای مناسبی ندارند و هر کدام از مدل‌ها دارای مشکلات و محدودیت‌هایی هستند؛ از این رو نیاز به مدل‌های مبتنی بر اطلاعات ترکیبی (حسابداری و بازاری) که بتوانند از مشکلات پیش روی هر دو مدل بکاهند، به شدت احساس می‌شود. متغیرهای مستقل شامل پنج متغیر حسابداری بر اساس مدل آلتمن شامل نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها، نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها، نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری کل بدهی‌ها و نسبت فروش به کل دارایی‌ها هستند. سه متغیر بازارمحور نیز شامل قیمت سهام، اندازه نسبی شرکت و سیگما جزو متغیرهای مستقل هستند. در جدول ۲ نحوه اندازه‌گیری متغیرهای حسابداری بیان شده است.

جدول ۲. نحوه اندازه‌گیری متغیرهای حسابداری

نماد متغیر	معرفی و نحوه محاسبه
WC / TA	نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها؛ سرمایه در گردش، تفاوت دارایی جاری و بدهی جاری در ترازنامه است. کل دارایی‌ها نیز بیانگر عدد سمت راست ترازنامه است.
RE / TA	نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها؛ نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های نقدینگی به شمار می‌رود.
EBIT / TA	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها؛ سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) در صورت سود و زیان بیان شده است.
BV / TL	نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری کل بدهی‌ها؛ نسبت ارزش دفتری سهام، بیانگر جمع کل حقوق صاحبان سهام در سمت چپ ترازنامه است. مخرج کسر، مجموع کل بدهی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت کسب شده توسط شرکت است که در سمت چپ ترازنامه ثبت می‌شود.
S / TA	نسبت فروش به کل دارایی‌ها؛ یکی از انواع نسبت‌های فعالیت (نسبت گردش دارایی‌ها) است. این نسبت نشان می‌دهد که چگونه دارایی‌های یک شرکت به منظور ایجاد درآمد فروش به کار گرفته شده است. این نسبت از تقسیم درآمد فروش ثبت شده در صورت سود و زیان بر مجموع دارایی‌ها به دست می‌آید.
Price	قیمت سهام شرکت؛ قیمت، منعکس‌کننده ترکیب گسترده‌ای از اطلاعات عمومی مربوط به جریان نقدی آینده شرکت است. در واقع، قیمت سهام خام یا تعدیل‌نشده شرکت است.
Rsize	اندازه نسبی شرکت؛ این متغیر، لگاریتم طبیعی مجموع ارزش بازاری سهام عادی (اندازه شرکت) نسبت به ارزش بازاری شاخص کل سهام است.
Sigma	سیگما؛

نماد متغیر	معرفی و نحوه محاسبه
	سیگما، اختلاف بین بازده سهام یک شرکت و بازده شاخص کل بازار بورس است که در واقع با محاسبه انحراف معیار باقیمانده رگرسیون بازده‌های سالانه سهام شرکت با بازده شاخص کل بازار بورس به دست می‌آید.

اهداف این پژوهش عبارتند از:

هدف آرمانی: پیش‌بینی دقیق‌تر نسبت به احتمال درماندگی مالی شرکت‌ها

هدف کلی: پیش‌بینی پویا در درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار با استفاده از روش مال‌کوئیست (سال ۱۳۹۷-۱۳۹۱)

اهداف ویژه: برآورد احتمال درماندگی مالی به روش پیش‌بینی (آلتمن) با بهره‌گیری از روش رگرسیون و برآورد احتمال درماندگی مالی به روش پیش‌بینی (آلتمن) با بهره‌گیری از مدل پویای مال‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها و نیز مقایسه عملکرد روش رگرسیون و مدل پویای مال‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها

هدف کاربردی: پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس ایران به شیوه کارا تر برای تشکیل یک سبد بهینه کم‌ریسک (در سطح سرمایه‌گذاران بورس ایران) و پیشگیری از وقوع ورشکستگی (در سطح مدیران شرکت‌ها).
سؤالات این پژوهش عبارتند از:

- آیا تغییرات در کارایی شرکت‌ها در طول زمان؛ در شرایطی که آنها از درماندگی مالی رنج می‌برند می‌تواند طبق مدل ارائه شده (لی و همکاران، ۲۰۱۷)^۱ در بورس ایران تعمیم‌پذیر باشد؟
- احتمال درماندگی مالی به روش پیش‌بینی (آلتمن) با بهره‌گیری از روش رگرسیون چگونه است؟
- احتمال درماندگی مالی به روش پیش‌بینی (آلتمن) با بهره‌گیری مدل پویای مال‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها چگونه است؟
- آیا طبقه‌بندی شرکت‌ها به روش رگرسیون و مدل پویای مال‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها با یکدیگر متفاوت است؟

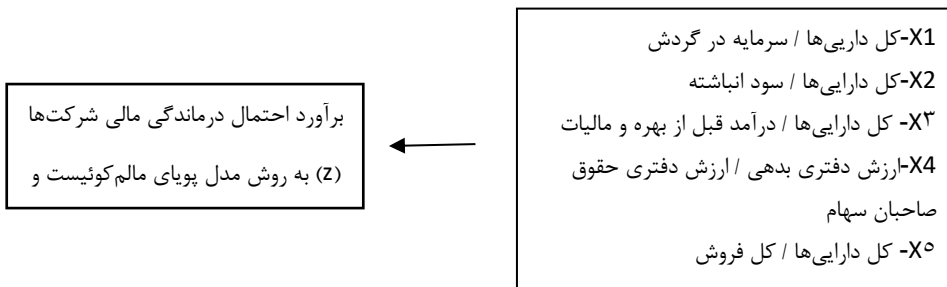
فرضیه این تحقیق نیز به شرح ذیل است:

طبقه‌بندی شرکت‌ها از نظر درماندگی مالی به روش رگرسیون و مدل پویای مال‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها با یکدیگر متفاوت است.

در این پژوهش، برای انتخاب نمونه آماری، از روش حذف نظام‌مند استفاده شد. به این ترتیب، شرکت‌هایی که دارای شرایط زیر باشند به عنوان نمونه انتخاب و بقیه حذف شدند:

- ۱- سال مالی آنها منتهی به پایان اسفندماه باشد و در دوره مورد بررسی، سال مالی خود را تغییر نداده باشند.
 - ۲- اطلاعات مالی و بودجه‌ای آنها در دسترس باشد و به طور مرتب، صورت‌های مالی سالانه را ارائه داده باشند.
 - ۳- معاملات سهام آنها در دوره پژوهش، بیش از شش ماه در بورس اوراق بهادار تهران متوقف نشده باشد.
 - ۴- جزو شرکت‌های سرمایه‌گذاری یا واسطه‌گری مالی نباشند.
 - ۵- شرکت‌ها دارای حقوق صاحبان سهام منفی نباشند.
 - ۶- شرکت‌ها طی سال‌های مالی مذکور ۳ سال متوالی زیان‌ده نباشند.
- مدل مفهومی تحقیق نیز در شکل ۱ ارائه شده است.

^۱ Li



شکل ۱. مدل مفهومی تحقیق

تعریف مفهومی شاخص مالم کوئیست: به منظور مقایسه عملکرد واحدها (شرکت‌های مورد بررسی) نسبت به سال یا سال‌های گذشته، از معیار مالم کوئیست (MPI) استفاده می‌شود. برای تعیین مقدار کارایی باید روند گذشته شرکت‌های تحت ارزیابی را بررسی کرد و شاخص مالم کوئیست، ابزار قوی برای بررسی گذشته است. در روش مالم کوئیست، سه طبقه‌بندی صورت می‌گیرد: $MPI > 1$ - $MPI < 1$ و همچنین $MPI = 1$ که به ترتیب نشان‌دهنده میزان افزایش بهره‌وری، کاهش بهره‌وری و عدم تغییر در بهره‌وری یا شرایط می‌باشد (اسماعیلی، ۲۰۱۸).

درماندگی مالی: تعریف مفهومی: یک شرکت، زمانی که در زمان سررسید پرداخت بدهی‌های خود به مشکل برمی‌خورد، دچار درماندگی مالی می‌شود (دو و لای، ۲۰۱۸).^۱
تعریف عملیاتی: در این پژوهش برای تعیین درماندگی مالی از مدل (آلتمن، ۱۹۶۸)^۲ به شرح ذیل بهره گرفته می‌شود:

$$Z = 0.717x_1 + 0.847x_2 + 3.107x_3 + 0.42x_4 + 0.995x_5 \quad (\text{معادله شماره ۱})$$

$X_1 =$ کل دارایی‌ها / سرمایه در گردش

$X_2 =$ کل دارایی‌ها / سود انباشته

$X_3 =$ کل دارایی‌ها / درآمد قبل از بهره و مالیات

$X_4 =$ ارزش دفتری بدهی / ارزش دفتری حقوق صاحبان سرمایه

$X_5 =$ کل دارایی‌ها / کل فروش

در این مدل اگر:

$Z < 1.33$: احتمال درماندگی مالی خیلی بالا است.

$1.33 < Z < 2.9$: شرکت در ناحیه درماندگی مالی قرار دارد.

$Z > 2.9$: احتمال درماندگی مالی خیلی کم است.

اثر تعدیل‌کنندگی یا اثر کنترلی می‌باشد.

تعریف عملیاتی کارایی در تحلیل پوششی داده‌ها: در این مطالعه، کارایی شرکت‌ها بر اساس میزان درماندگی مالی آنها برآورد می‌شود. در این روش (تحلیل پوششی داده‌ها) هر چه شرکت‌ها درماندگی مالی پایین‌تری داشته باشند، شرکت، کارا تلقی می‌گردد و هر چه شرکت، درماندگی مالی بیشتری داشته باشد، میزان کارایی شرکت پایین‌تر گزارش می‌شود (لی و همکاران، ۲۰۱۷).

¹ Du & Lai

² Altman

شاخص مالم کوئیست: شاخص بهره‌وری مالم کوئیست به عنوان محصول تغییر کارایی (جابه‌جایی) و تغییر فناوری (مرز - تغییر) تعریف می‌شود و با استفاده از نمرات استاندارد DEA در دو دوره و دو نمره بین مدت‌زمانی با اشاره به مرز کارایی، محاسبه می‌شود.

تعریف عملیاتی: با بهره‌گیری از روش تحلیل پوششی داده‌ها نسبت به بررسی کارایی شرکت‌ها (میزان درماندگی مالی پایین بر حسب کاراترین شرکت = شرکتی که کمترین درماندگی مالی را دارد) انجام می‌شود. برهمین اساس، در این بخش نیز مجدد از متغیرهای $X1 = \text{کل داریی‌ها} / \text{سرمایه در گردش}$ $X2 = \text{کل داریی‌ها} / \text{سود انباشته}$ $X3 = \text{کل داریی‌ها} / \text{درآمد قبل از بهره و مالیات}$ $X4 = \text{ارزش دفتری بدهی} / \text{ارزش دفتری حقوق صاحبان سرمایه}$ $X5 = \text{کل داریی‌ها} / \text{کل فروش بهره گرفته می‌شود و خروجی آن، مقدار شاخص MPI می‌باشد که به صورت ذیل تعریف می‌شود:$

$MPI > 1$: افزایش بهره‌وری (کاهش میزان درماندگی در طول دوره مورد بررسی) را نشان می‌دهد و پیشرفت مشاهده می‌شود.

$MPI < 1$: کاهش بهره‌وری (افزایش میزان درماندگی مالی در طول دوره مورد بررسی) را نشان می‌دهد و پسرفت مشاهده می‌شود.

$MPI = 1$: این مهم نشان می‌دهد که هیچ تغییری در بهره‌وری (میزان درماندگی مالی) برای دوره مورد بررسی رخ نداده است.

(معادله شماره ۲)

$$\text{Inn}_{it} = \alpha + \beta_1 \text{hti}_{it} + \beta_2 \text{For}_{it} + \beta_3 \text{pom}_{it} + \beta_5 \text{gc}_{it} + \beta_6 \text{Fis}_{it} + \beta_7 \text{Size}_{it} + \beta_8 \text{AGE}_{it} + \beta_9 \text{cg}_{it} + \epsilon_{it}$$

ورشکستگی کامل: هنگامی یک شرکت، درمانده است که مبلغ کل بدهی‌ها از ارزش منصفانه کل داریی‌ها بیشتر شود. در این حالت، شرکت می‌تواند از طریق مراجع قضایی، اعلام ورشکستگی کامل کند.

یافته‌های پژوهش

تئوری‌های درماندگی مالی

- ۱- **تئوری قمارباز:** در این روش، شرکت می‌تواند مانند قماربازی در نظر گرفته شود که مکرر با مقداری احتمال زیان بازی می‌کند و به عملیات خود تا زمانی که خالص ارزش آن به زیر صفر برسد (درماندگی مالی شود) ادامه می‌دهد. با فرض مقادیری وجه نقد، در هر دوره مشخصی، این خالص احتمال مثبت وجود دارد که جریان وجه نقد یک شرکت طی دوره، منفی و در نهایت منجر به درماندگی مالی شود.
- ۲- **تئوری مدیریت وجوه نقد:** مدیریت کوتاه‌مدت ترازهای وجه نقد بنگاه، یکی از نگرانی‌های اصلی هر شرکتی است. عدم تعادل بین جریان‌های ورودی و خروجی می‌تواند به معنی ناتوانی عملکرد مدیریت وجوه نقد شرکت باشد و این عاملی است که می‌تواند منجر به پریشانی مالی و در نهایت درماندگی مالی شود (احمدپور و میرزایی اسرمی، ۲۰۱۳).
- ۳- **تئوری ریسک اعتباری:** ریسک اعتباری خطری است که هر قرض‌گیرنده به هر دلیلی ناتوان از ادای تعهدات خود شود. این مدل‌ها و پیش‌بینی ریسک مربوط به آنها مبتنی بر تئوری‌های اقتصادی مدیریت مالی است و در مجموع به تئوری‌های ریسک اعتباری اشاره دارند. این مدل‌ها شامل اعتبارسنجی مورگان و KMV ریسک اعتباری CSFB و تئوری پرتفولیوی اعتباری مک‌کینسی می‌شود.

۴- مدل‌ها و تکنیک‌های پایه پیش‌بینی درماندگی مالی: الف. مبتنی بر حسابداری: مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی مبتنی بر حسابداری از اطلاعات صورت‌های مالی استفاده می‌کنند که معمولاً در قالب نسبت‌ها برای توصیف ریسک درماندگی مالی یک شرکت است؛ بنابراین، آنها عملکرد گذشته شرکت را به عنوان پایه‌ای برای پیش‌بینی عملکرد آینده، در نظر می‌گیرند. این مدل‌ها عبارتند از:

- مدل نمره - Z آلتمن: در سال ۱۹۶۸ تنها دو سال پس از کار، آلتمن اولین مدل چندمتغیره را برای طبقه‌بندی درماندگی مالی براساس داده‌های حسابداری ارائه کرد. (آلتمن، ۱۹۶۸)

تجربه و تحلیل تک‌متغیره را با استفاده از نسبت‌های مالی بیشتری در تجزیه و تحلیل خود توسعه داد. این مدل که از آن به عنوان مدل پیش‌بینی نمره - Z آلتمن نام برده شده است براساس یک روش آماری به نام آنالیز تشخیصی چندگانه تدوین گردید. با توجه به پژوهش (آلتمن، ۱۹۶۸) و سایر آنالیزهای قدیمی نسبت‌های تک‌متغیره وجود دارد. واقعیت این است که تکنیک آنالیز تشخیصی چندگانه دارای توانایی بالقوه برای تجزیه و تحلیل کل مجموعه متغیرهای توصیفی به طور هم‌زمان و همچنین تعامل بین این متغیرها است، در حالی که تک‌متغیره تنها می‌تواند اندازه‌گیری‌های مورد استفاده برای گروه‌ها را در یک زمان در نظر بگیرد. تابع تشخیصی (آلتمن، ۱۹۶۸) به شرح زیر است:

$$Z = V_1 X_1 + V_2 X_2 + \dots + V_n X_n \quad (\text{معادله ۳})$$

$$V_1 \ V_2 \ \dots \ V_n = \text{ضرایب تشخیصی (تشخیصی)}$$

$$X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n = \text{متغیر مستقل}$$

- مدل نمره - O اولسون^۱

یکی دیگر از مدل‌های محبوب پیش‌بینی درماندگی مالی مدل نمره - O اولسون است. اولسون، یکی از اولین محققانی بود که آلتمن و دیگر محققانی را که از روش آنالیز تشخیصی چندگانه استفاده کردند، مورد انتقاد قرار داد و مدل خود را بر اساس یک روش آماری به نام «رگرسیون لجستیک» ارائه داد. این روش، جایگزین روش طبقه‌بندی فیشر^۲ یعنی آنالیز افتراقی خطی شد و به همین دلیل در ارتباط با مدل Z-score آلتمن قرار گرفت (حسینی و رشیدی، ۲۰۱۳). ممکن است رگرسیون لجستیک برای موقعیت‌هایی که متغیرهای وابسته دو بخشی دارند از جمله درمانده/غیردرمانده بهتر باشد. (زانا و همکاران، ۱۹۸۰)^۳ روش‌شناسی آنالیز لجستیک شرطی را برای جلوگیری از برخی مشکلات نسبتاً شناخته‌شده مرتب با آنالیز تشخیصی چندگانه انتخاب کرد. مدل (زانا و همکاران، ۱۹۸۰) به شرح ذیل است:

(معادله شماره ۴)

$$O = -۱.۳۲ - ۰.۴۰۷X_1 + ۰.۳۳X_2 - ۱.۴۳X_3 + ۰.۷۵۷X_4 - ۲.۳۷X_5 - ۱.۸۳X_6 + ۰.۲۸۵X_7 - ۱.۷۲X_8 + ۲.۱X_9$$

$$X_1 = \text{کل دارایی‌ها / شاخص سطح قیمت تولید ناخالص ملی (GNP)}$$

$$X_2 = \text{کل بدهی‌ها / کل دارایی‌ها}$$

$$X_3 = \text{سرمایه در گردش / کل دارایی‌ها}$$

$$X_4 = \text{بدهی‌های جاری / دارایی‌های جاری}$$

¹ Olson

² Fisher

³ Zanna

$X5 = 1$ = اگر کل بدهی‌ها < کل دارایی‌های باشد در غیر این صورت ۰ است.

$X6$ = درآمد خالص / کل دارایی‌ها

$X7$ = وجوه حاصل از عملیات / کل بدهی‌ها

$X8 = 1$ { در صورتی که درآمد خالص برای دو سال قبل منفی باشد و در غیر این صورت ۰ است }

$X9 = X9 = (INI_{t+1} + INI_t - 1) / (Nit - Nit - 1)$ ، که Nit = درآمد خالص برای مدت اخیر و t تعداد

سال‌هاست.

همانند (آلتمن، ۱۹۶۸) برخی از پیش‌بینی‌کننده‌ها ($X1$ تا $X6$) انتخاب شدند.

- **مدل جونز^۱**: پژوهش تأثیرگذار (جونز و هنشر، ۲۰۰۴)^۲ تا حدودی مبتنی بر پژوهش (زانا و همکاران،

۱۹۸۰) بود که از آن به عنوان «مدل پروبیت» نام برده می‌شود. این نام، مربوط به روش آماری آنالیز پروبیت است. همانند رگرسیون لجیت، آنالیز پروبیت یک نوع از رگرسیون است که متغیر وابسته تنها می‌تواند دو مقدار (درماندگی مالی/ غیردرماندگی مالی) را در نظر گیرد. هدف این مدل، مشابه با آلتمن و اولسون برآورد احتمال پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت است. مدل پروبیت، از نوع مدل طبقه‌بندی دودویی است که احتمالات بیشتر از ۱/۲ را برآورد می‌کند. مدل اسمایوسکی، مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل و همچنین داده‌های حسابداری را در نظر می‌گیرد. او در کار خود، از سه متغیر استفاده کرد و بیان کرد که باید درماندگی مالی را پیش‌بینی کنند. این متغیرها عبارتند از: درآمد خالص/کل دارایی‌ها، کل بدهی‌ها/کل دارایی‌ها و دارایی‌های جاری/ بدهی‌های جاری مدل جونز به شرح ذیل است:

$$Z_{mijewski} = 04.3 - 4.5X_1 + 5.7X_2 + 0.04X_3 \quad (\text{معادله شماره ۵})$$

$X1$ = درآمد خالص / کل دارایی‌ها

$X2$ = کل بدهی‌ها/کل دارایی‌ها

$X3$ = دارایی‌های جاری/بدهی‌های جاری

نتیجه‌گیری مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی مبتنی بر حسابداری

پیش‌بینی درماندگی مالی با نسبت‌های مالی برای چندین دهه بررسی شده است و نسبت‌های مختلف مالی و روش‌های مختلف برای پیش‌بینی درماندگی مالی و به‌دست آوردن مدل دقیق استفاده شده است (کینز، ۲۰۱۳)^۳. اکثر مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی از تکنیک نمونه زوجی استفاده می‌کنند که بدین معنی است که تعداد شرکت‌های درمانده و شرکت‌های غیردرمانده، برابر است. نسبت‌های مالی بر اساس اطلاعات مالی که قبل از درماندگی مالی شرکت‌ها در دسترس بوده است، محاسبه می‌شود. (آلتمن، ۱۹۶۸) پنج متغیر مالی را انتخاب کرد و مدل او درماندگی مالی را به‌طور درست برای ۹۵ درصد از شرکت‌ها طبقه‌بندی کرد. بنابراین (آلتمن، ۱۹۶۸) مدلی با دقت پیش‌بینی بالا داشت. (زانا و همکاران، ۱۹۸۰) یک مدل لجیت پیشنهاد داد که پیشگام تحلیل لجیت برای پیش‌بینی شکست کسب و کار بود. (زانا و همکاران، ۱۹۸۰) با آنالیز تشخیصی به دلیل نیاز به یک ماتریس کوواریانس واریانس عینی برای شرکت‌های درمانده و غیرورشکسته و همچنین به دلیل اینکه در MDA نیاز به پیش‌بینی‌کننده‌های توزیع‌یافته معمولی وجود داشت، موافق نبود. (زانا و

¹ Zmijewski

² Jones & Hensher

³ Keener

همکاران، ۱۹۸۰) از رگرسیون لوجستیک در یک نمونه بزرگ استفاده کرد و داده‌های مربوط به ۱۰۵ شرکت درمانده و ۲۰۵۸ شرکت غیردرمانده را مورد استفاده قرار داد. او در کار خود به این نتیجه دست یافت که چهار فاکتور آماری معنی‌دار (که در کل شامل ۹ متغیر مختلف بودند) برای شناسایی احتمال درماندگی مالی عبارتند از: اندازه شرکت، اندازه‌گیری عملکرد، اندازه‌گیری ساختار مالی و اندازه‌گیری نقدینگی جاری. مدل رگرسیون لوجیت یک سال قبل از شکست، دقت طبقه‌بندی بالایی داشت یعنی ۹۶ درصد از شرکت‌ها به درستی طبقه‌بندی شدند (لانه، ۲۰۱۷)^۱. به طور کلی می‌توان بیان داشت که بسیاری از محققان دیگر، پس از مطالعات تأثیرگذار بالا، مطالعات مشابهی انجام دادند.

مدل‌های پایه پیش‌بینی درماندگی مالی مبتنی بر بازار

دو مدل برای پیش‌بینی درماندگی مالی (مبتنی بر حسابداری و مبتنی بر بازار) وجود دارد. دومین جریان یعنی مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی، مبتنی بر بازار شامل متغیرهای بازار است در حالی که جریان اول تنها شامل متغیرهای حسابداری می‌باشد. طرفداران مدل‌های مبتنی بر بازار ادعا می‌کنند که متغیرهای مبتنی بر بازار، دلایل مختلفی برای ارزشمندی این متغیرها در پیش‌بینی درماندگی مالی دارند. یکی از این دلایل، دسترسی به داده‌های مالی است، متغیرهای مبتنی بر بازار، به‌طور روزانه در دسترس هستند، در حالی که متغیرهای مبتنی بر حسابداری سه ماهه یا گاهی اوقات حتی سالانه، در دسترس قرار می‌گیرند. تعداد مطالعات انجام گرفته در زمینه مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی مبتنی بر بازار، کمتر از مطالعات انجام شده در راستای مدل‌های مبتنی بر حسابداری است. بنابراین مطالعات بر تأیید اعتبار کیفیت مدل پیش‌بینی درماندگی مالی، مبتنی بر بازار محدود هستند. بیشتر مطالعات در این زمینه، مطالعاتی را بین این مدل‌های احتمالی و مدل‌های قدیمی مبتنی بر حسابداری، مقایسه می‌کنند. در ادبیات پژوهش، دو مدل مبتنی بر بازار وجود دارد که مدل‌های اصلی نامیده می‌شوند. این مدل‌های عبارتند از: مدل مخاطره (شوموی، ۲۰۰۱)^۲ و مدل پایه‌ای قیمت‌گذاری اختیاری (هیلیگست و همکاران، ۲۰۰۴) (انجم، ۲۰۱۲)^۳ که به شرح ذیل هستند:

- **مدل مخاطره شاموی:** در مدل مخاطره زمان گسسته (شوموی، ۲۰۰۱) تلاش شده است با استفاده از متغیرهای حسابداری و بازار به پیش‌بینی درماندگی مالی پرداخته شود. (شوموی، ۲۰۰۱) دریافت که متغیرهای مبتنی بر حسابداری در مطالعات قبلی و در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی، قابل توجه نیستند؛ بنابراین او داده‌های مبتنی بر بازار را در نظر گرفت که از نظر او پیش‌بینی‌کننده‌های بهتر درماندگی مالی هستند. شاموی اظهار داشت که مدل‌های مبتنی بر بازار این واقعیت را که شرکت‌ها در طول زمان تغییر می‌کنند نادیده گرفته است. بنابراین، طبق نظر وی، مدل‌های استاتیک جانبدارانه هستند و برآوردهای متناقض ایجاد می‌کنند. آماره آزمون که مبتنی بر مدل‌های استاتیک است، نتیجه‌های نادرستی را ارائه می‌دهد (شوموی، ۲۰۰۱). او خطر پیش‌بینی مدل‌های استاتیک را مقایسه کرده و هم مدل مخاطره و هم مدل استاتیک را برآورد کرده است و دقت نمونه‌های آنها را بررسی می‌کند.

نمونه‌هایی شامل ۳۰۰ درماندگی مالی بین سال‌های ۱۹۶۲ و ۱۹۹۲ بود. نتیجه، یک مدل درماندگی مالی جدید بود که از سه متغیر مبتنی بر بازار برای شناسایی شرکت‌های درمانده استفاده کرده است: ۱- اندازه بازار شرکت ۲- بازده سهام گذشته آن شرکت و ۳- انحراف استاندارد ویژه بازده سهام آن شرکت. این متغیرهای مبتنی

¹ Laane

² Shumway

³ Anjum

بر بازار، همراه با دو نسبت حسابداری ترکیب شده‌اند که در راستای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها در آزمون نمونه‌ها دارای دقت بسیار بالایی هستند.

- مدل پایه‌ای قیمت‌گذاری اختیاری هیلگیست و همکاران: مطالعه تأثیر گذار دیگری که در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی انجام گرفت مطالعه (هیلگیست و همکاران، ۲۰۰۴) بود. آنها یک اندازه‌گیری احتمال درماندگی مالی مبتنی بر بازار را توسعه دادند که مبتنی بر مدل قیمت‌گذاری اختیاری بلک-شولز-مرتون است و آن را BSM-Prob نامیدند. مدل قیمت‌گذاری اختیاری BSM را در سال ۱۹۷۳ فیشر بلک، میرون شولز و رابرت مرتون توسعه دادند. مطالعه (هیلگیست و همکاران، ۲۰۰۴) محتوای اطلاعات نسبی مربوط به اندازه‌گیری احتمال درماندگی مالی را براساس مدل‌های (آلمتن، ۱۹۶۸)، (زانا و همکاران، ۱۹۸۰) و بلک-شولز-مرتون مقایسه کرد. آنها از یک پایگاه داده‌های جام در زمینه درماندگی مالی و روش‌شناسی میزان خطر گسسته استفاده کردند. نمونه، شامل ۶۵۹۶۰ شرکت بود که از سال ۱۹۷۹ تا سال ۱۹۹۷، ۵۱۶ شرکت درمانده شدند. به طور کلی، نتایج آنها نشان داد که BSM-Prob مبتنی بر بازار نسبت به مدل‌های مبتنی بر حسابداری، اطلاعات قابل توجهی در مورد احتمال درماندگی مالی ارائه می‌دهد (هیلگیست و همکاران، ۲۰۰۴).

تکنیک‌های ریاضی مورد استفاده در پیش‌بینی درماندگی مالی

در این بخش به بررسی و معرفی این تکنیک‌ها و همچنین بیان ویژگی‌ها و محدودیت‌های اصلی مرتبط با آنها پرداخته شده است. فرض اساسی اغلب مطالعات پیش‌بینی درماندگی مالی این است که می‌توان شرکت‌ها را در دو گروه، طبقه‌بندی کرد: الف- شرکت‌های دارای سلامت مالی ب- شرکت‌های دارای پریشانی مالی. بر این اساس شرکت‌ها را می‌توان توسط متغیر تصنعی (Y) طبقه‌بندی کرد:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{اگر شرکت سالم است} \\ 0 & \text{اگر شرکت ورشکست است} \end{cases}$$

- ۱- تکنیک‌های آماری
- ۲- تکنیک‌های هوش مصنوعی
- ۳- تکنیک‌های تئوریک.

الگوریتم‌های (درخت‌های تصمیم) طبقه‌بندی بازگشتی

الگوریتم طبقه‌بندی بازگشتی (RPA) تکنیکی ناپارامتریک برای گروه‌بندی داده‌ها است. این روش با نمونه‌ای از شرکت‌ها، ویژگی‌های مالی آنها، گروه‌های واقعی، احتمال‌های پیشین و هزینه طبقه‌بندی ناصحیح آغاز می‌شود. در این روش، یک درخت طبقه‌بندی دو ارزشی ساخته می‌شود که در آن به هر گره یک قاعده طبقه‌بندی، اختصاص می‌یابد. معمولاً هر قاعده، یک نسبت مالی معین است و یک نقطه انقطاع که هزینه طبقه‌بندی اشتباه را برای شرکت‌ها حداقل می‌کند به آن اختصاص می‌یابد. پس از آن که درخت طبقه‌بندی ساخته شد، ریسک گره‌های نهایی و ریسک کل درخت محاسبه می‌شود. برای طبقه‌بندی هر شرکت جدید، شرکت بر درخت فرد می‌آید و روی یک گره نهایی که مشخص‌کننده عضویت گروه برای یک شرکت خاص و احتمال منتسب به آن است می‌نشیند. هدف این مطالعه، معرفی الگوریتم طبقه‌بندی بازگشتی برای پیش‌بینی ناتوانی تجاری و مقایسه نتایج آن با نتایج حاصل از مدل MDA بود. در این تحقیق، نمونه‌ای متشکل از ۵۸ شرکت صنعتی درمانده و ۱۴۲ غیردرمانده طی سال‌های ۱۹۸۱-۱۹۷۱ به صورت تصادفی انتخاب شدند. در این تحقیق، دو درخت طبقه‌بندی الگوریتم و طبقه‌بندی بازگشتی و دو مدل MDA ساخته و مقایسه شد. نتایج و راندمان درختان الگوریتم طبقه‌بندی بازگشتی

در این مطالعه بسیار مطلوب بود. به هر حال مقایسه مستقیم نتایج الگوریتم طبقه‌بندی بازگشتی با نتایج مدل‌های MDA به سادگی امکان‌پذیر نبود، در حالی MDA که سیستم امتیازدهی پیوسته‌ای را به وجود می‌آورد، الگوریتم طبقه‌بندی بازگشتی گروه‌هایی از ریسک را برای ناتوانی تجاری فراهم می‌آورد. طبقه‌بندی بازگشتی، ویژگی‌های هر دوی روش‌های تک‌متغیره و روش‌های چندمتغیره است. طبقه‌بندی در یک گروه، بر اساس قاعده‌ای یک متغیره (اگر چه قواعد در شکل ترکیب خطی ویژگی‌های مالی نیز می‌تواند به یک گره اختصاص یابد) صورت می‌گیرد. از طرف دیگر، در این روش، از رشته‌گره‌ها یعنی زنجیره‌ای از نسبت‌های مالی برای طبقه‌بندی یک شرکت استفاده می‌کند (راوی کومار و راوی، ۲۰۰۷).^۱

جدول ۳. مدل‌های آماری پیش‌بینی درماندگی مالی بر اساس روش لوجیت

نویسندگان	داده‌ها	متغیرهای معنی‌دار آماری	اندازه نمونه	دقت طبقه‌بندی مدل
(هیلیگست و همکاران، ۲۰۰۴)	۷-متغیر: اندازه شرکت، کل بدهی‌ها/کل	۱۱۵ شرکت درمانده و ۲۱۵۸	۱ سال قبل - ۹۶/۱۲ درصد ۲ سال قبل - ۹۵/۵۵ درصد	
(شوموی، ۲۰۰۱)	۷-متغیر: کل درآمد/کل سرمایه، فروش/ارزش خالص	۴۵ شرکت درمانده و ۴۵ شرکت غیردرمانده	-	
(هیلیگست و همکاران، ۲۰۰۴)	۶-متغیر: جریان نقدی/کل دارایی‌ها، دارایی‌های جاری/کل دارایی‌ها، دارایی‌های جاری، فروش/دارایی‌های جاری، درآمد خالص/کل دارایی‌ها و کل بدهی‌ها/حقوق صاحبان سهام و سه نسبت جریان نقدی عملیاتی	۶۱ شرکت درمانده و ۲۳۱ شرکت غیردرمانده	به طور کلی: ۸۸ درصد، ۸۶ درصد، ۸۷ درصد، ۸۵ درصد، ۸۳ درصد (۱-۵ سال قبل از درماندگی مالی)	
(لی و همکاران، ۲۰۱۷)	۶-متغیر: جریان نقدی عملیاتی، ارزیابی مالیات شرکت، جریان نقدی وام‌دهنده، سرمایه‌گذاری خالص در سرمایه‌گذاری بلندمدت، پول نقد مورد استفاده برای تغییر نقدینگی، جریان‌های نقدی سهامداران	۴۹ شرکت درمانده و ۴۹ شرکت غیردرمانده	در مجموع: ۹۱/۸ درصد، ۸۴/۷ درصد، ۷۸/۶ درصد، ۸۱/۲ درصد، ۹/۸ درصد (۱-۵ سال قبل از درماندگی مالی)	
(آیر و مورتی، ۲۰۱۵)	۶-متغیر: جریان نقدی/کل دارایی‌ها، درآمد قبل از سود و مالیات/کل دارایی‌ها، جریان نقدی عملیاتی/کل بدهی‌ها، جریان نقدی عملیاتی/بدهی‌های جاری، حقوق صاحبان سهام/کل بدهی‌ها، درآمد انباشته/کل دارایی‌ها	۷۵ شرکت درمانده و ۳۱۴ شرکت غیردرمانده	برآورد خطاهای کلی نمونه: ۴۷ (۱۸/۱ درصد) خطای احتمالی درماندگی مالی/درماندگی: ۲۶ (۲۱/۷ درصد)	

¹ Ravi Kumar & Ravi² Iyer & Murti

نویسندگان	داده‌ها	متغیرهای معنی‌دار آماری	اندازه نمونه	دقت طبقه‌بندی مدل
(دو جاردین، ۲۰۱۷) ^۱	۲۰۰۷	۷ متغیر: چهار نسبت مالی: جریان نقدی به فروش، دارایی‌های ثابت-خالص به کل دارایی‌ها، کل بدهی به کل دارایی‌ها، بدهی کوتاه‌مدت به کل بدهی؛ یک نسبت عملیاتی (رشد فروش) و تغییر درصد در بازده صنعتی که به‌طور متقابل بر دو نسبت مالی تأثیر می‌گذراند	۱۱۴ شرکت (۵۷ شرکت درمانده، ۵۷ غیردرمانده)	در کل: ۹۱ درصد
(راوی کومار و راوی، ۲۰۰۷)	۲۰۰۷	۳ متغیر: سودآوری، هزینه‌های مالی، درآمد انباشته	برای ایالات متحده: ۱۷۴۳۹ شرکت غیردرمانده و ۷۲۱ شرکت درمانده؛ برای کشورهای عضو گروه هفت ۱۴۵۱۴ شرکت غیردرمانده و ۱۱۸۸ شرکت درمانده	برای ایالات متحده: میانگین ارزش ۸۷ درصد برای کشورهای عضو گروه هفت: میانگین ارزش ۸۳ درصد
(التمن و همکاران، ۲۰۱۷) ^۲	۲۰۱۱	۴ متغیر: سرمایه در گردش/کل دارایی‌ها، درآمد انباشته/کل دارایی‌ها، درآمد قبل از سود و مالیات/کل دارایی‌ها، ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام/کل بدهی‌ها	برآورد نمونه شامل داده‌های ۲۶۱۲۵۶۳ شرکت غیردرمانده و ۳۸۲۱۵ شرکت درمانده است.	$1/743=AUC$

انواع تکنیک‌های هوش مصنوعی

استدلال مبتنی بر موضوع

استدلال مبتنی بر موضوع، یک مسئله طبقه‌بندی جدید را به کمک مسائل حل شده قبلی حل می‌کند. برنامه‌ها می‌توانند مستقیماً برای پیش‌بینی درماندگی مالی با کاربرد فرایند چهار مرحله‌ای خود به کار روند: ۱- تشخیص مسئله جدید ۲- بازیابی مسائل حل شده از (مخزن مسائل) ۳- تطبیق مسائل حل شده به‌منظور یافتن راه‌حلی برای مسئله جدید ۴- ارزیابی راه‌حل پیشنهاد شده و ذخیره در مخزن مسائل برای کاربردهای آتی. یک روش استدلال قیاسی است که مسائل را با بسط تجربیات یا مسائل حل شده قبلی به یک مسئله حل نشده جدید حل می‌کند و در مواجهه با مسئله جدید، موارد مشابه ذخیره‌شده در پایگاه‌های داده را بازیابی می‌کند و آنها را با مسائل مناسب تطبیق می‌دهد. به هر حال مدل‌های در مقایسه با روش‌های آماری و سایر روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نتوانسته‌اند از نظر دقت پیش‌بینی به برتری دست یابند (راوی کومار و راوی، ۲۰۰۷).

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) ابزار مدل‌بندی انعطاف‌پذیر و غیرپارامتریک هستند. آنها می‌توانند هر تاب پیچیده‌ای را با دقت مورد نظر اجرا کنند. یک شبکه عصبی مصنوعی، نوعاً از چندین لایه متشکل از تعداد زیادی عناصر محاسبه‌گر ساخته شده است که این عناصر محاسبه‌گر را اصطلاحاً گره می‌نامند. هر گره، یک سیگنال ورودی از دیگر گره‌ها یا ورودی‌های خارجی، دریافت می‌کند و پس از پردازش سیگنال‌ها به صورت محلی به‌واسطه یک تاب تبدیل، یک سیگنال تبدیل‌شده به گره دیگر یا نتیجه نهایی، ارسال می‌کند. ANNها به‌واسطه ساختار شبکه‌ها، تعداد لایه‌ها، تعداد گره‌ها در هر لایه و چگونگی اتصال لایه‌ها، دسته‌بندی می‌شوند. یکی از رایج‌ترین ANNها پرسپترون چند لایه‌ای (MLP) است که در آن، تمام گره‌ها و لایه‌ها به صورت پسانتشار مرتب شده‌اند.

¹ Du Jardin

² Altman

نخستین یا پایین‌ترین لایه، لایه ورودی نامیده می‌شود که در آن، اطلاعات خارجی دریافت می‌شود. آخرین یا بالاترین لایه، لایه خروجی نامیده می‌شود؛ جایی که شبکه مدل، راه‌حل را ایجاد می‌کند. در این بین، یک یا چند لایه مخفی وجود دارد که برای ANNها در تشخیص الگوهای پیچیده موجود در داده‌ها ضروری است. تمامی گره‌ها در لایه‌های هم‌جوار با استفاده از کماتی غیرحلقه‌ای به لایه‌های بالاتر اتصال داده شده‌اند. این MLP سه لایه‌ای از رایج‌ترین ساختارها برای مسائل طبقه‌بندی دو گروهی نظیر پیش‌بینی در ماندگی مالی است (اردوگان و همکاران، ۲۰۱۷).^۱

در واقع یک شبکه عصبی ممکن است احتمال وابستگی مشاهدات به طبقه ارائه‌شده و بعد از آن، احتمال وابستگی شرکت به گروهی از شرکت‌های شکست‌خورده را محاسبه کند. شبکه عصبی مورد استفاده در مطالعه (دو جاردین، ۲۰۱۷) شبکه آینده‌نگر است که می‌تواند به عنوان یک نمودار مستقیم و بدون منحنی نشان داده شود که هر بردار، مطابق با یک عصب است. این فرایند معمولاً از سه لایه عصبی تشکیل شده است که یکی از آنها خواستار انجام طبقه‌بندی شده است: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی برای طبقه‌بندی مشاهدات استفاده می‌شوند. عصب‌های هریک از لایه‌ها با تمامی عصب‌های مربوط به لایه قبلی یا بعدی، در ارتباط است و یک رابطه وزنی نشان داده می‌شود. هر عصب، در لایه‌های پنهان و لایه‌های خروجی، بازده خود را با استفاده از یک مجموع وزنی ورودی‌های آن و یک تاب فعال شده محاسبه می‌کند که غالباً تانژانت هذلولی گون یا تاب رگرسیون می‌باشد (دو جاردین، ۲۰۱۷). خروجی یک عصب به شکل زیر ارائه شده است:

$$o_j = f(w_{0j} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij}x_i) \quad (\text{معادله شماره ۶})$$

که در این جا w_{0j} ارب مرتب با عصب j است، n_j تعداد عصب‌های مرتب با عصب j است، w_{ij} وزن بین عصب j و عصب‌های مربوط به لایه‌های قبلی است، x_i خروجی عصب‌های مربوط به لایه‌های قبلی و f تاب فعال شده عصب‌ها می‌باشد.

ماشین شبکه عصبی (ELM)

ماشین شبکه عصبی (ELM) یک ماشین شبکه عصبی تکنیک بهینه‌سازی استفاده‌شده در طول فرایند یادگیری شبکه عصبی است همانند جریانی که در شبکه‌های تعمیم‌یافته فیدفوروارد با تک‌لایه ارائه شده است. با توجه به این تکنیک، وزن‌های موجود میان لایه ورودی و لایه پنهان، به‌طور تصادفی، به‌دست آمدند اما وزن‌های میان لایه پنهان و لایه خروجی از راه تجزیه و تحلیل برآورد شدند. این برآورد تنها زمانی ممکن می‌شود که تاب فعال عصب به‌طور نامحدود، مشتق‌پذیر باشد. این روش، به‌طور گسترده، سری‌تر از تکنیک‌های بهینه‌سازی عادی استفاده‌شده برای برآورد وزن شبکه‌های تعمیم‌یافته فیدفوروارد با تک‌لایه عمل می‌کند و سبب طراحی مدلی می‌شود که قابلیت تعمیم بهتری نسبت به مدل‌های شبکه‌های تعمیم‌یافته فیدفوروارد با تک‌لایه دارد که با روش‌های قدیمی برآورد شده‌اند (آیر و مورتی، ۲۰۱۵).

الگوریتم ژنتیک

در دهه هفتاد میلادی، دانشمندی از دانشگاه میشیگان به نام جان هلند، ایده استفاده از الگوریتم ژنتیک را در بهینه‌سازی مهندسی مطرح کرد. ایده اساسی این الگوریتم، انتقال خصوصیات مورثی توسط ژن‌هاست. الگوریتم ژنتیک، یک روش جستجوی احتمالی است که از شبیه‌سازی تکامل زیستی و طبیعی استفاده می‌کند. الگوریتم

^۱ Erdogan

ژنتیک با به کارگیری اصل بقای برترین‌ها برای تولید تخمین‌های هر چه بهتر یک جواب (کروموزوم‌ها) روی جمعیتی از جواب‌های بالقوه عمل می‌کند.

گام‌های اصلی برنامه‌ریزی ژنتیک را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

- ۱- به صورت تصادفی یک جمعیت اولیه از قواعد، نشان‌دهنده راه‌حل‌های بالقوه برای پیش‌بینی گروه‌های شرکت‌های درمانده و غیردرمانده ایجاد می‌شود.
- ۲- هر قاعده ایجادشده برای مجموعه آموزشی، با استفاده از تاب برازش، ارزش گذاری می‌شود.
- ۳- برخی قواعد بر اساس ارزش گذاری انجام شده در مرحله قبل برای انجام مکانیسم تولیدمثل انتخاب می‌شوند.
- ۴- عملگرهای تقاط، تولیدمثل و جهش برای ایجاد قواعد جدید، بر قواعد فعلی اعمال می‌شود.
- ۵- این فرزندان جدید برای ایجاد جمعیت جدید انتخاب می‌شوند.
- ۶- گام‌های (۳) تا (۶) تا زمانی که یک قاعده طبقه‌بندی (پیش‌بینی درماندگی مالی) مناسب یافت شود یا حداکثر تعداد تولیدمثل که از پیش تعیین شده است حاصل گردد، تکرار می‌شود.
- ۷- گام‌های (۲) تا (۷) تا زمانی که یک قاعده برای هر یک از گروه‌ها در مجموعه داده‌ها مشخص شود، تکرار می‌شود.

هر شرکت در مجموعه آموزشی و آزمایشی تنها و تنها به یک گروه (درمانده یا غیردرمانده) انتصاب می‌یابد. تاب برازش: هر جمعیت از قواعد توصیف‌کننده گروه هر شرکت تشکیل شده است؛ یعنی مجموعه‌ای از مجموعه شرایطی بر ویژگی‌های اهداف طبقه‌بندی. برای تمامی مسائل طبقه‌بندی به منظور اعمال تاب برازش خاص الگوریتم‌های یادگیرنده باید ارزش ایجاد شده توسط مدل را به «۰» یا «۱» با استفاده از ارزش آستانه‌ای، تبدیل کند. اگر ارزش ایجاد شده توسط مدل، مساوی یا بزرگ‌تر از ارزش آستانه‌ای باشد، آن‌گاه شرکت در گروه «۱» (درمانده) طبقه‌بندی می‌شود و بالعکس، توابع برازش مختلفی وجود دارد که می‌توان از آنها برای ارزش‌گذاری عملکرد قواعد ایجاد شده استفاده کرد. به طور مثال: تعداد موفقیت، حساسیت اقتصادی بودن، مربع خطاهای نسبی، میانگین مربع خطاها و غیره.

میزان کاربرد هر یک از تکنیک‌ها در مدل‌بندی پیش‌بینی درماندگی مالی

با تعیین اهمیت تکنیک‌های آماری در پیش‌بینی درماندگی مالی، طبیعی است که مدل‌های آماری، به صورت گسترده‌ای، مورد استفاده قرار گیرند. اما تمامی مدل‌های تحلیل تشخیصی چندگانه، لوجیت و پروبیت به شکلی، در مسئله مفروضات محدودکننده معضلاتی دارند و عملکرد پیش‌بینی آنها در واقعیت، کمی متفاوت است. نقض مفروضات مدل احتمال خطی (LPM) در عمل و فقدان مجموعه داده‌های مورد نیاز در روش‌های مجموع تجمعی و مدل‌های تعدیل ناقص باعث شده است تا این مدل‌ها در عمل دارای ارزش بسیار زیادی نباشند. بر این اساس در ۶۴ درصد پروژه‌های پیش‌بینی درماندگی مالی از مدل‌های آماری استفاده شده است. پس از آن مدل‌های هوش مصنوعی و مدل‌های تئوریک به ترتیب در ۲۵ و ۱۱ درصد مطالعات استفاده شده‌اند.

تحلیل پوششی داده‌ها و روش مالِم کوئیسْتِ مَرورِی بر تحلیل پوششی داده‌ها (DEA)

در این بخش، مبانی نظری در خصوص روش‌ها و شاخص‌های اندازه‌گیری کارایی و نیز شاخص مالِم کوئیسْتِ، بررسی می‌شود. روش تحلیل پوششی داده‌ها که به اختصار DEA نامیده می‌شود برای ارزیابی کارایی واحد‌های تصمیم‌گیری یا DMUها به کار می‌رود. فرض اصلی در این روش این است که هر واحد تصمیم‌گیری دارای تعدادی ورودی (منابع داده‌ای) برای تولید خروجی‌ها است. افزایش تولید از دو طریق، افزایش در عوامل تولید و استفاده

بهتر از آنها با اتخاذ مدیریت مناسب بر مبنای به‌کارگیری روش‌های جدیدتر در ترکیب آنها قابل حصول است. یکی از راه‌های بهینه‌سازی ترکیب عوامل تولید، توجه به مقوله کارایی و بهره‌وری است. کارایی و بهره‌وری، معیارهایی هستند که به کمک آنها می‌توان به‌طور مستمر، شرایط موجود را بهبود بخشید. قدم ابتدایی در چرخه بهبود کارایی و بهره‌وری، اندازه‌گیری است. اندازه‌گیری کارایی و بهره‌وری به‌عنوان یک سیستم بسترسازی، شرایطی را فراهم می‌آورد تا تصمیم‌گیران دریابند در چه وضعیتی قرار دارند و برای بهبود شرایط فعلی اقدام به برنامه‌ریزی کنند (امامی میبیدی و جایدری، ۲۰۱۴). امروزه، فنون جدیدی برای ارزیابی عملکرد و استفاده می‌شود که یکی از کاربردی‌ترین آنها تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها است. تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها مبتنی بر رویکرد برنامه‌ریزی خطی ناپارامتریک است که کارایی نسبی واحدهای تصمیم‌گیرنده مشابه در سازمان‌هایی که چندین خروجی را با کمک یکدیگر با چندین مقایسه ورودی تولید می‌نماید، محاسبه می‌نماید.

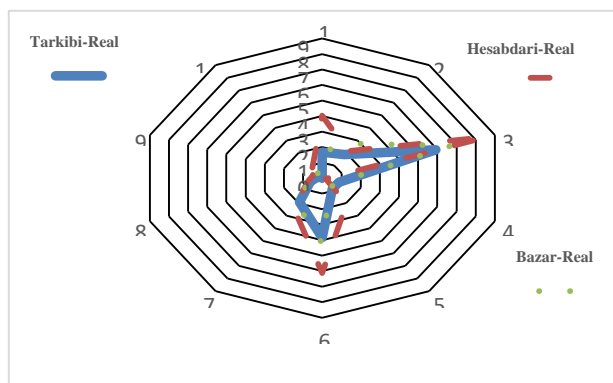
بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی شرکت‌ها یکی از مهم‌ترین موضوعات در حوزه تصمیم‌گیری مالی است که با توجه به اهمیت آثار و نتایج آن در سطح جهان، ابزارها و مدل‌های متنوعی که هر کدام از نظر متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و تکنیک‌ها متفاوت هستند، ارائه شده است. اهمیت استفاده از مدل‌ها و تکنیک‌های مناسب، از آن جهت است که باید مطابق با شرایط بازار سرمایه هر کشور تعیین گردد. به دلیل اهمیت پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی با دقت بالاتر در بازار سرمایه ایران در این تحقیق، پیش‌بینی با استفاده از مدل ترکیبی (متغیرهای حسابداری و بازاری) و تکنیک شبکه‌های عصبی (مدل MLP) صورت پذیرفت. در این پژوهش، از دو نمونه آماری شامل ۳۱ شرکت ورشکسته و ۵۹ شرکت غیرورشکسته پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۹۷-۱۳۹۱ استفاده شد و ۸ متغیر حسابداری و بازاری به عنوان متغیر مستقل به کار برده شد. همچنین از نسبت کیوتوبین ساده به عنوان متغیر وابسته استفاده گردید. نتایج این پژوهش حاکی از آن است که مدل ترکیبی (کاربرد هم‌زمان داده‌های حسابداری و بازاری) با استفاده از تکنیک شبکه عصبی، نسبت به هر کدام از دو مدل حسابداری و بازاری از دقت بالاتر در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی برخوردار است. همچنین، مدل بازاری نیز دقت بیشتر نسبت به مدل حسابداری دارد؛ بنابراین، نتایج پژوهش حاضر با نتایج تحقیق (شوموی، ۲۰۰۱) از نظر دقت بالای مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی، با مطالعه (سان و همکاران، ۲۰۱۷)^۱ از نظر تأثیر مثبت استفاده از مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) در پیش‌بینی احتمال ورشکستگی، با نتایج پژوهش (اوناکویا و اولوتو، ۲۰۱۷)^۲ در خصوص عملکرد بهتر مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) نسبت به کاربرد جداگانه هر کدام از مدل‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی مطابقت دارد. علاوه بر این، یافته‌های این پژوهش با نتایج تحقیقات داخلی مانند پایان‌نامه (طاهری، ۲۰۱۲) در خصوص دقت بالای مدل ترکیبی شاموی در طبقه‌بندی شرکت‌های ورشکسته و با نتایج تحقیق (قنبری، ۲۰۱۱) در خصوص مؤثرتر بودن داده‌های بازاری نسبت به داده‌های حسابداری در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی و با نتایج (ملکی و همکاران، ۲۰۲۰) از نظر توان بالای پیش‌بینی مدل ترکیبی در مقایسه با مدل حسابداری، سازگار است. به سرمایه‌گذاران، تحلیلگران مالی، بانک‌های تأمین سرمایه، شرکت‌های سرمایه‌گذاری و کارگزاران بورس اوراق بهادار تهران پیشنهاد می‌شود برای ارزیابی وضعیت مالی شرکت‌های ایرانی و تصمیم‌گیری در ارتباط با سرمایه‌گذاری خود از این مدل استفاده کنند. همچنین استفاده از این مدل توسط سازمان بورس اوراق بهادار برای پذیرش شرکت‌ها در بورس کمک می‌کند تا

¹ Sun

² Onakoya & Olotu

شرکت‌های موردبررسی با دقت بیشتری مورد ارزیابی و سنجش قرار گیرند. در حوزه تحقیقاتی، به دلیل توانایی بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی، برای پژوهش‌های آتی نیز استفاده از تکنیک‌های دیگر مبتنی بر هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی پایه‌ای شعاعی یا الگوریتم ژنتیک، پیشنهاد می‌گردد. از شکل ۱ نیز مشخص است که در حالت ترکیبی، برای هر کدام از ۱۰ نمونه پیش‌بینی، خط مربوطه، کمترین فاصله را از اعداد واقعی دارد و سپس مدل با ورودی متغیرهای بازاری و در آخر، مدل با ورودی متغیرهای حسابداری قرار دارند.



شکل ۱. مقایسه اختلاف پیش‌بینی هر کدام از شبکه‌ها از داده‌های واقعی

جدول ۴. خلاصه وضعیت فرضیه‌های پژوهش

وضعیت فرضیه	شرح فرضیه	فرضیه
رد	دقت پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مدل ترکیبی، بیشتر از مدل‌های متکی به نسبت‌های حسابداری است.	فرضیه اول
قبول	دقت پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مدل ترکیبی، بیشتر از مدل‌های متکی به متغیرهای بازارمحور است.	فرضیه دوم

نتایج حاصل از آزمون فرضیه‌ها نشان داد که مدل ترکیبی در مقایسه با دو مدل، با کاربرد متغیرهای بازاری و حسابداری، قادر به پیش‌بینی دقیق‌تر ریسک ورشکستگی مالی در بورس اوراق بهادار تهران است. در نهایت، نتایج آزمون فرضیه‌های پژوهش طبق جدول ۴ خلاصه شده‌اند. نکته جالب در مورد نتایج پژوهش حاضر، دقت بیشتر مدل با کاربرد متغیرهای بازاری نسبت به مدل با کاربرد متغیرهای حسابداری است.

References

- Ahmadpour, A., & Mirzaie Asrami, H. (2013). Compared with Multiple Discriminate Analysis Model and neural network Models in Predicting Bankruptcy of the listed Companies in Tehran Stock Exchange. *Accounting and Auditing Research*, 5(19), 4-21. <https://doi.org/10.22034/iaar.2013.104532>

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/297893> 3
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Anjum, S. (2012). Business bankruptcy prediction models: A significant study of the Altman's Z-score model. *Asian Journal Of Management Research* 3(1), 212-219. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2128475>
- Anvary Rostami, A. A., Tajvidi, E., & Jahangard, M. (2015). Empirical Investigation on the Effect of Capital Structure and Board Compensation on Investment Efficiency. *Empirical Research in Accounting*, 5(4), 109-130. <https://doi.org/10.22051/jera.2015.2111>
- Du Jardin, P. (2017). Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. *Expert systems with Applications*, 75, 25-43. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.016>
- Du, X., & Lai, S. (2018). Financial Distress, Investment Opportunity, and the Contagion Effect of Low Audit Quality: Evidence from China. *Journal of Business Ethics*, 147(3), 565-593. <https://doi.org/10.1007/s10551-015-2986-5>
- Emami Meybodi, A., & Jaidari, F. (2014). Measurement of bioefficiency of Iranian oil refineries using data envelopment analytical method. *Quarterly Journal of Economic Research*, 14(4), 79-96. http://ensani.ir/file/download/article/201504291_41131-9461-109.pdf
- Erdogan, B., Egrioglu, E., & Akdeniz, E. (2017). Support vector machines vs multiplicative neuron model neural network in prediction of bank failures. *American Journal of Intelligent Systems*, 7(5), 125-131. <http://article.sapub.org/10.5923.j.ajis.20170705.01.html>
- Esmaili, S., & Googerdchian, A. (2017). Predicting Corporation Bankruptcy Using Cash Flow Statement: Applying Artificial Neural Network. *Organizational Culture Management*, 15(4), 879-901. https://doi.org/10.22059/jomc.2018.115408.100624_5
- Ghanbari, Y. (2011). *Investigating the usefulness of using data mining techniques in predicting companies' financial distress* [Master, Ministry of Science, Research and Technology]. Tehran, Iran .
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of accounting studies*, 9(1), 5-34. <https://doi.org/10.1023/B:RAS T.0000013627.90884.b7>
- Hosseini, S. M., & Rashidi, Z. (2013). Predicting the financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange using the decision tree and logistic regression. *Financial Accounting Research*, 5(3), 105-130. <http://ensani.ir/file/download/article/20140608115928-9466-56.pdf>
- Ismaili, E. (2018). *Using computational intelligence tools to predict bankruptcy and financial crisis* [Master, Isfahan University of Technology]. Iran .
- Iyer, E., & Murti, V. K. (2015). Comparison of logistic regression and artificial neural network based bankruptcy prediction models. *International Journal of Business Analytics and Intelligence*, 3(1), 23-31. <http://www.publishingindia.com/ijbai/54/comparison-of-logis tic-regression-and-artificial-neural-network-based-bankruptcy-prediction-models/375/2691/>
- Jones, S., & Hensher, D. A. (2004). Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The Accounting Review*, 79(4), 1011-1038. <https://doi.org/10.2308/accr.2004.79.4.1011>

- Keener, M. H. (2013). Predicting the financial failure of retail companies in the United States. *Journal of Business & Economics Research*, 11(8), 373-380. <https://doi.org/10.19030/jber.v11i8.7982>
- Laane, K. (2017). *Corporate Bankruptcy Prediction Of Estonian Firms* [Master, Tartu]. Estonia. https://dspace.ut.ee/bitstream/handle/10062/57904/laane_kerttu.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Li, Z., Crook, J., & Andreeva, G. (2017). Dynamic prediction of financial distress using Malmquist DEA. *Expert systems with Applications*, 80, 94-106. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.03.017>
- Maleki, A., Zare, A., NiKoumaram, H., & Shahverdiani, S. (2020). Credit risk optimization model for crowdfunding process by using Neural Network(MLP). *Financial Engineering and Portfolio Management*, 11(43), 271-290. http://fej.iauctb.ac.ir/article/676332_67dfdcfb125abe89a7b29715826a00f7.pdf
- Onakoya, A. B., & Olotu, A. E. (2017). Bankruptcy and insolvency: An exploration of relevant theories. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 7(3), 706-712. <https://dergipark.org.tr/en/pub/ijefi/issue/32021/354317?publisher=http-www-cag-edu-tr-ilhan-ozturk>
- Ravi Kumar, P., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1-28. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The journal of business*, 74(1), 101-124. <http://homes.chass.utoronto.ca/~szhou/print/ForecastingBankruptcyHazardModel.pdf>
- Sun, J., Fujita, H., Chen, P., & Li, H. (2017). Dynamic financial distress prediction with concept drift based on time weighting combined with Adaboost support vector machine ensemble. *Knowledge-Based Systems*, 120, 4-14. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.12.019>
- Taheri, S. M. (2012). *Designing a Conceptual Model for Predicting the Failure Behavior and Success of Medium and Small Project-Based Companies Using a Dynamic Systems Model with a Financial Approach* [Master, Shahroud]. Iran. <https://www.vi-rascience.com/thesis/696645/>
- Zanna, M. P., Olson, J. M., & Fazio, R. H. (1980). Attitude-behavior consistency: An individual difference perspective. *Journal of personality and social psychology*, 38(3), 432-440. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.38.3.432>