Archive of SID

Quarterly Research Journal of Technical and Vocational University

Fall 2020, Vol. 17, No. 3, p. 203-220

Original Research

Dynamic forecasting of financial bankruptcy using the Malm Quest method (Case Study: companies listed on the Tehran Stock Exchange)

Seyd Alireza Mirarab Bayegi[1], Hashem Mokari[2*], Arash Azariyon[3]

[1]Assistant Professor, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran.
[2]PhD Student of Financial Engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran.
[3]PhD Student of Industrial Management - Financial Orientation, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, 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.

www.SID.ir

Archive of SID

فصلنامه علمی-پژوهشی کارافن

پاییز ۱۳۹۹، دوره ۱۷، شماره ۳، ۲۲۰-۲۰۳

مقاله پژوهشی

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

سیدعلیرضا میرعرب بایگی[۱]، هاشم مکاری*[۲]، آرش آذریون[۳]

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

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
پروبیت

***نویسنده مسئول:** هاشم مکاری
پست الکترونیکی:
hashemmokari@mailfa.com

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 مالم‌کوئیست 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.

www.SID.ir

Archive of SID

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.

رستمی و همکاران (۱۳۹۰) نشان دادند که بهره‌گیری از روش‌های پویا می‌تواند دقت بالاتری را نسبت به روش‌های پیشین داشته باشد. در این میان، به بهره‌گیری از مدل مالم‌کوئیست 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، ۱۳۹۷)

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 به‌کارگرفته 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

www.SID.ir

Archive of SID

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

جدول۱. شاخص‌های نشان‌دهنده ریسک ورشکستگی

شاخص‌های مالی	شاخص‌های غیرمالی
اهرم مالی بالا	عدم رقابت
عدم‌نقدینگی به دلیل سوءمدیریت سرمایه در گردش	برنامه‌ریزی کسب وکار ضعیف
عدم‌تعادلدارایی 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 هرکدام 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. نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های نقدینگی به شمار می‌رود.
RE / TA	نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها: سود انباشته، حسابی است که در سمت چپ ترازنامه و زیر ستون حقوق صاحبان سهام ثبت می‌شود. نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های سودآوری به شمار می‌رود.
EBIT /TA	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها: سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) در صورت سود و زیان بیان شده است. نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات (سود عملیاتی) به کل دارایی‌ها از انواع نسبت‌های سودآوری به‌شمار می‌رود.
BV / TL	نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری کل بدهی‌ها: 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: 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.

www.SID.ir

Archive of SID

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 مالم‌کوئیست (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 مالم‌کویست در تحلیل پوششی داده‌ها و نیز مقایسه عملکرد روش رگرسیون و مدل پویای مالم‌کویست در تحلیل پوششی داده‌ها

هدف کاربردی: پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس ایران به شیوه کاراتر برای تشکیل یک سبد بهینه کم‌ریسک (در سطح سرمایه‌گذران بورس ایران) و پیشگیری از وقوع ورشکستگی (درسطح مدیران شرکت‌ها).

سؤالات این پژوهش عبارتند از:

- آیا تغییرات درکارایی شرکت‌ها در طول زمان؛ در شرایطی که آنها از درماندگی مالی رنج می‌برند می‌تواند طبق مدل ارائه شده لی و همکاران (۲۰۱۷) 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 مالم‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها چگونه است؟
- آیا طبقه‌بندی شرکت‌ها به روش رگرسیون و مدل پویای مالم‌کوئیست در تحلیل پوششی داده‌ها با یکدیگر متفاوت است؟

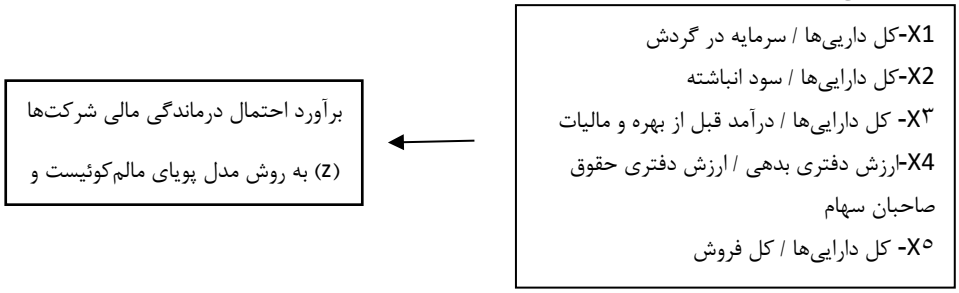
فرضیه این تحقیق نیز به شرح ذیل است:

طبقه‌بندی شرکت‌ها از نظر درماندگی مالی به روش رگرسیون و مدل پویای مالم‌کوئیست 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.



شکل ۱. مدل مفهومی تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

تعریف مفهومی شاخص مالم‌کوئیست: به‌منظور مقایسه عملکرد واحدها (شرکت‌های مورد بررسی) نسبت به سال یا سال‌های گذشته، از معیار مالم‌کوئیست (MPI) استفاده می‌شود. برای تعیین مقدار کارایی باید روند گذشته شرکت‌های تحت ارزیابی را بررسی کرد و شاخص مالم‌کوئیست، ابزار قوی برای بررسی گذشته است. در روش مالم‌کوئیست، سه طبقه‌بندی صورت می‌گیرد : MPI<1 - MPI>1 و همچنین MPI=1 که به ترتیب نشان‌دهنده میزان افزایش بهره‌وری، کاهش بهره‌وری و عدم‌تغییر در بهره‌وری یا شرایط می‌باشد (اسماعیلی، ۱۳۹۷).

درماندگی مالی: تعریف مفهومی: یک شرکت، زمانی که در زمان سررسید پرداخت بدهی‌های خود به مشکل برمی‌خورد، دچار درماندگی مالی می‌شود (دو و لایی[1]، ۲۰۱۸).

تعریف عملیاتی: در این پژوهش برای تعیین درماندگی مالی از مدل آلتمن (۱۹۶۸) به شرح ذیل بهره گرفته می‌شود:

$$Z= 0.717x1 + 0.847x2+ 3.107x3 + 0.42x4 +0.995x5$$ (معادله شماره ۱)

X1= کل دارایی‌ها / سرمایه در گردش
X2=کل دارایی‌ها / سود انباشته
X3= کل دارایی‌ها / درآمد قبل از بهره و مالیات
X4= ارزش دفتری بدهی / ارزش دفتری حقوق صاحبان سرمایه
X5= کل دارایی‌ها / کل فروش
در این مدل اگر:
Z<1.33: احتمال درماندگی مالی خیلی بالا است.
۱.۳۳< 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[2] ۲۰۱۷).

شاخص مالم‌کوئیست: شاخص بهره‌وری مالم‌کوئیست 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=کل دارایی‌ها/ سرمایه در گردش X2=کل دارایی‌ها/ سود انباشته X3=کل دارایی‌ها / درآمد قبل از بهره و مالیات X۴= ارزش دفتری بدهی / ارزش دفتری حقوق صاحبان

[1] Du & Lai
[2] Li

www.SID.ir

Archive of SID

سرمایه و X۵=کل داریی‌ها / 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)

$$Inn_{i,t} = \alpha + \beta_1 hti_{i,t} + \beta_2 For_{i,t} + \beta_3 pom_{i,t} + \beta_5 gc_{i,t} + \beta_6 Fis\ ye_{i,t} + \beta_7 Size_{i,t} + \beta_8 AGE_{i,t} + \beta_9 cg_{it+} \varepsilon_{i,t}$$

ورشکستگی کامل: هنگامی یک شرکت، درمانده است که مبلغ کل بدهی‌ها از ارزش منصفانه کل دارایی‌ها 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. عدم‌تعادل 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 (میرزایی اسرمی، ۱۳۹۱).

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- zآلتمن**: 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

www.SID.ir

Archive of SID

پژوهش آلتمن (۱۹۶۶) 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 (گریتسن[1]، ۲۰۱۵).

تابع تشخیصی آلتمن (۱۹۶۸) به شرح زیر است:

$$Z = V1\ X1 + V2\ X2 + \ldots + Vn\ Xn \qquad \text{(معادله ۳)}$$

V1 V2 … Vn= ضرایب تشخیصی (تشخیصی)

X1 X2 ... Xn= متغییر مستقل

- مدل نمره -O اولسون[2]

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[3] یعنی آنالیز افتراقی خطی شد و به همین دلیل در ارتباط با مدل Z-score آلتمن قرار گرفت (حسینی و رشیدی، ۱۳۹۲). ممکن است رگرسیون لجستیک برای موقعیت‌هایی که متغیرهای وابسته دو بخشی دارند از جمله درمانده/غیردرمانده بهتر باشد. اولسون (۱۹۸۰) روش‌شناسی آنالیز لوجیت شرطی را برای جلوگیری از برخی مشکلات نسبتاً شناخته‌شده مرتب با آنالیز تشخیصی چندگانه انتخاب کرد.

مدل اولسون (۱۹۸۰) به شرح ذیل است:

(معادله شماره۴)

$$-O = -1.32 - 0.407X6 + 6.03X1 - 1.43X2 - 0.757X3 + 2.37X4 - 1.83X5 - 0.285X6 - 1.72X7 - 0.521X8 + 0.9$$

X1=کل دارایی‌ها /شاخص سطح قیمت تولید ناخالص ملی (GNP)

X2 = کل بدهی‌ها / کل دارایی‌ها

X3 = سرمایه در گردش / کل دارایی‌ها

X4 = بدهی های جاری / دارایی های جاری

X5 = ۱= 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 =۱ {۱ در صورتی که درآمد خالص برای دو سال قبل منفی باشد و در غیر این صورت ۰ است}

X9 = (INItI + INIt -۱ I)/(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.

[1] Gerritsen
[2] Olson
[3] Fisher

www.SID.ir

Archive of SID

- **مدل اسمایوسکی**[1]: پژوهش تأثیرگذار اسمایوسکی (۱۹۸۴) تا حدودی مبتنی بر پژوهش اولسون (۱۹۸۰) بود که از آن به عنوان «مدل پروبیت» نام برده می‌شود. این نام، مربوط به روش آماری آنالیز پروبیت است. همانند رگرسیون لوجیت، 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 (گریتسن، ۲۰۱۵) مدل اسمایوسکی به شرح ذیل است:

$$Zmijewski=04.3-4.5X_1+5.7X_2+.004X_3 \qquad \text{(معادله شماره ۵)}$$

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 (کینر[2]، ۲۰۱۳). اکثر مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی از تکنیک نمونه زوجی استفاده می‌کنند که بدین معنی است که تعداد شرکت‌های درمانده و شرکت‌های غیردرمانده، برابراست. 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. اولسون(۱۹۸۰) یک مدل لوجیت پیشنهاد داد که پیشگام تحلیل لوجیت برای پیش‌بینی شکست کسب و کار بود. اولسون (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. اولسون (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 یعنی۹۶ درصد از شرکت‌ها به‌درستی طبقه‌بندی شدند (لین[3]، ۲۰۱۷). به طور کلی می‌توان بیان داشت که بسیاری از محققان دیگر، پس از مطالعات تأثیرگذار بالا، مطالعات مشابهی انجام دادند.

[1] Zmijewski
[2] Keener
[3] Lääne

www.SID.ir

Archive of SID

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 ارزشمندبودن 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 انجام‌شده 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 شاموی (۲۰۰۱)و مدل پایه‌ای قیمت‌گذاری اختیاری هیلگیست و همکاران[1] (۲۰۱۴) (انجم[2]، ۲۰۱۸) که به شرح ذیل هستند:

- **مدل مخاطره شاموی**[3]: در مدل مخاطره زمان گسسته شاموی (۲۰۰۱) تلاش شده است با استفاده از متغیرهای حسابداری و بازار به پیش‌بینی درماندگی مالی پرداخته شود. شاموی (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 درطول 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 (شاموی، 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.

نمونه نهایی 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 بر بازار، همراه با دو نسبت حسابداری ترکیب شده‌اند که در راستای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها در آزمون نمونه‌ها دارای دقت بسیار بالایی هستند (گریتسن، ۲۰۱۵).

- **مدل پایه‌ای قیمت‌گذاری اختیاری هیلگیست و همکاران:** مطالعه تأثیر گذار دیگری که در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی انجام گرفت مطالعه هیلگیست و همکاران (۲۰۱۴) 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 1973 فیشر بلک، میرون شولز و رابرت مرتون توسعه دادند. مطالعه هیلگیست و همکاران (۲۰۱۴) محتوای اطلاعات نسبی مربوط به اندازه‌گیری احتمال درماندگی مالی را براساس مدل‌های آلتمن (۱۹۶۸)، اولسون (۱۹۸۰) و بلک- شولز- مرتون مقایسه

[1] Hillegeist
[2] Anjum
[3] Shumway

www.SID.ir

Archive of SID

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 قابل‌توجهی در مورد احتمال درماندگی مالی ارائه می‌دهد (هیلگیست و همکاران ،۲۰۱۴).

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 به‌وجود 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 (کومار و راوی ، ۲۰۰۷).

www.SID.ir

Archive of SID

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

نویسندگان	داده‌ها	متغیرهای معنی‌دار آماری	اندازه نمونه	دقت طبقه‌بندی مدل
اولسون (۱۹۸۱)		7 متغیر: اندازه شرکت، کل بدهی‌ها/ کل	115 شرکت درمانده و 2158 شرکت غیردرمانده	1 سال قبل- ۹۶/۱۲ درصد 2 سال قبل- ۹۵/۵۵ درصد
	۱۹۷۶-۱۹۷۱	دارایی‌ها، درآمد خالص/کل دارایی‌ها، دارایی‌های ثابت به کل بدهی‌ها، سرمایه در گردش/کل دارایی‌ها، دارایی‌های جاری/مسئولیت جاری		
زاوگرن (۱۹۸۵)	۱۹۷۸-۱۹۷۲	7 متغیر: کل درآمد/کل سرمایه، فروش/ارزش خالص دارایی‌ها، موجودی/فروش، بدهی/کل سرمایه، مطالبات/موجودی، دارایی‌های آتی (سری) /بدهی‌های جاری، جریان نقدی/ دارایی‌های کل	45 شرکت درمانده و 45 شرکت غیردرمانده	-
کیسی و بارتژاک (۱۹۸۵)	۱۹۸۲-۱۹۷۱	6 متغیر: جریان نقدی/ کل دارایی‌ها، دارایی‌های جاری/ کل دارایی‌ها، دارایی‌های جاری/ بدهی‌های جاری، فروش /دارایی‌های جاری، درآمد خالص/ کل دارایی‌ها و کل بدهی‌ها/حقوق صاحبان سهام و سه نسبت جریان نقدی عملیاتی	61 شرکت درمانده و 231 شرکت غیردرمانده	به طور کلی: 88 درصد، 86 درصد، 87 درصد، 85 درصد، 83 درصد (1-5 سال قبل از درماندگی مالی)
عزیز و همکاران (۱۹۸۸)	۱۹۸۲-۱۹۷۱	6 متغیر: جریان نقدی عملیاتی، ارزیابی مالیات شرکت، جریان نقدی وام‌دهنده، سرمایه‌گذاری خالص در سرمایه‌گذاری بلندمدت، پول نقد مورداستفاده برای تغییر نقدینگی، جریان‌های نقدی سهامداران	49 شرکت درمانده و 49 شرکت غیردرمانده	در مجموع: ۹۱/۸ درصد، ۸۴/۷ درصد، ۷۸/۶ درصد، ۸۱/۲ درصد، ۹/۸ درصد (1-5 سال قبل از درماندگی مالی)
گیلبرت و همکاران (۱۹۹۱)	۱۹۸۳-۱۹۷۴	6 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	75 شرکت درمانده و 314 شرکت غیردرمانده	برآورد خطاهای کلی نمونه: 47 (۱۸/۱ درصد) خطای احتمالی درماندگی مالی/درماندگی: 26 (۲۱/۷ درصد)
پلت و پلت (۱۹۹۱)	۱۹۷۶-۱۹۷۲	7 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 تاثیر می گذارند	114 شرکت (57 شرکت درمانده، 57 غیردرمانده)	در کل: 91 درصد
پینیادو و همکاران (۲۰۱۸)	۲۰۱۲-۱۹۹۱	3 متغیر: سودآوری، هزینه‌های مالی، درآمد انباشته	برای ایالات متحده: 17439 شرکت غیردرمانده و 721 درمانده؛ برای کشورهای عضو گروه هفت 14514 شرکت غیردرمانده و 1188 شرکت درمانده	برای ایالات متحده: میانگین ارزش 87 درصد برای کشورهای عضو گروه هفت: میانگین ارزش 83 درصد
آلتمن و همکاران (۲۰۱۶)	۲۰۱۷-۲۰۱۱	4 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 2612563 شرکت غیردرمانده و 38215 شرکت درمانده است.	$AUC=1/743$

www.SID.ir

Archive of SID

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 به‌کار روند: ۱- تشخیص مسئله جدید ۲- بازیابی مسائل حل شده از (مخزن مسائل) ۳- تطبیق مسائل حل‌شده 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 حل‌شده قبلی به یک مسئله حل‌نشده 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 (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. 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 کمانی غیرحلقه‌ای به لایه‌های بالاتر اتصال داده شده‌اند. این MLP سه لایه‌ای از رایج‌ترین ساختارها برای مسائل طبقه‌بندی دو گروهی نظیر پیش‌بینی درماندگی مالی است (اردوگان و همکاران[1]، ۲۰۱۷).

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 دوجاردین[2] (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 فعال‌شده محاسبه می‌کند که غالباً تانژانت هذلولی‌گون یا تاب رگرسیون می‌باشد (دوجاردین ،۲۰۱۷). خروجی یک عصب به شکل زیر ارائه شده است:

[1] Erdoğan
[2] du Jardin

www.SID.ir

Archive of SID

$$o_j = f(w_{0j} + \sum_{i=1}^{nj} w_{ij}x_i)$$

(معادله شماره ۶)

که در این جا w_{0j} اریب مرتب با عصب j است، nj تعداد عصب‌های مرتبت 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 تک لایه عمل می‌کند و سبب طراحی مدل‌هایی می‌شود که قابلیت تعمیم بهتری نسبت به مدل‌های شبکه‌های تعمیم‌یافته فیدفوروارد با تک لایه دارد که با روش‌های قدیمی برآورد شده‌اند (ایر و مورتی،[1] 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 ژنتیک با به‌کارگیری 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، ارزش‌گذاری می‌شود.

۳) برخی قواعد بر اساس ارزش‌گذاری 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، تکرارمی‌شود.

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 به‌منظور اعمال تاب برازش خاص

[1] Iyer & Murti

www.SID.ir

Archive of SID

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، به‌صورت 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 (فرج‌زاده، ۱۳۹۷).

تحلیل پوششی داده‌ها و روش مالم‌کوئیست مروری بر تحلیل پوششی داده‌ها (DEA)

در این بخش، مبانی نظری در خصوص روش‌ها و شاخص‌های اندازه‌گیری کارایی و نیز شاخص مالم‌کوئیست، بررسی می‌شود. روش تحلیل پوششی داده ها که به اختصار DEA نامیده می شود برای ارزیابی کارایی واحد های تصمیم گیری یا DMUها به‌کار 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 برمبنا و 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 ببخشید. قدم ابتدایی در چرخه بهبود کارایی و بهره‌وری، اندازه‌گیری است. اندازه‌گیری کارایی و بهره‌وری به‌عنوان یک سیستم بسترساز، شرایطی را فراهم می‌آورد تا تصمیم‌گیران دریابند در چه وضعیتی قرار دارند و برای بهبود شرایط فعلی اقدام به برنامه‌ریزی کنند (امامی میبدی و همکاران، ۱۳۹۳). 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 سازمان هایی که چندین خروجی را با کمک یکدیگر با چندین مقایسه ورودی تولید می نماید، محاسبه می‌نماید.

بحث و نتیجه‌گیری

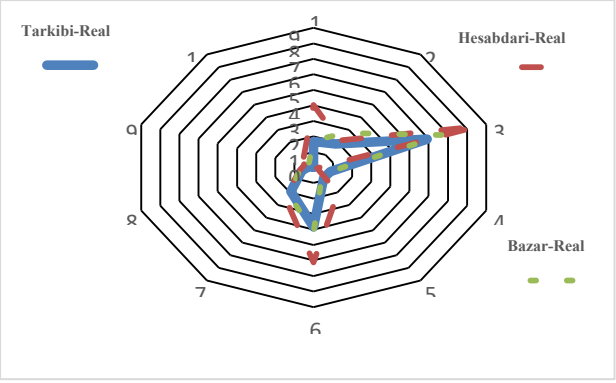
پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی شرکت‌ها یکی از مهم‌ترین موضوعات در حوزه تصمیم‌گیری مالی است که با توجه به اهمیت آثار و نتایج آن در سطح جهان، ابزارها و مدل‌های متنوعی که هرکدام از نظر متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و تکنیک‌ها متفاوت هستند، ارائه شده است. اهمیت استفاده از مدل‌ها و تکنیک‌های مناسب، از آن جهت است که 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

www.SID.ir

Archive of SID

۱۳۹۷ -۱۳۹۱ استفاده شد و ۸ متغیر حسابداری و بازاری به عنوان متغیر مستقل به کاربرده 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 هرکدام 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 شاموی (۲۰۰۱) از نظر دقت بالای مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) برای پیش‌بینی ریسک ورشکستگی، با مطالعه سان و همکاران[1] (۲۰۱۷) از نظر تأثیر مثبت استفاده از مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) در پیش‌بینی احتمال ورشکستگی، با نتایج پژوهش اناکویا[2] (۲۰۱۸) در خصوص عملکرد بهتر مدل ترکیبی (داده‌های حسابداری و بازاری) نسبت به کاربرد جداگانه هرکدام از مدل‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی مطابقت دارد. علاوه بر این، یافته‌های این پژوهش با نتایج تحقیقات داخلی مانند پایان‌نامه طاهری (۱۳۹۱) در خصوص دقت بالای مدل ترکیبی شاموی در طبقه‌بندی شرکت‌های ورشکسته و با نتایج تحقیق قنبری (۱۳۹۰) در خصوص مؤثرتر بودن داده‌های بازاری نسبت به داده‌های حسابداری در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی و با نتایج پایان‌نامه شاهوردیانی (۱۳۹۴) 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 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 هرکدام 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 هرکدام از شبکه‌ها از داده‌های واقعی

[1] Sun
[2] Onakoya

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۴. خلاصه وضعیت فرضیه‌های پژوهش

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

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.

Reference

1. Ismaili, Eileen. (2018) Computational Intelligence Tools for Bankruptcy and Financial Crisis Prediction, M.Sc. Thesis, Faculty of Management, University of Tehran.
2. Yousefi Nejad Attari, Mehdi; Sattari, Samin; Khalilpour, Zohreh (2018). Identify and rank risk factors of knowledge-based companies using a combination of multi-criteria decision-making techniques. Carafe Magazine, No. 43 Spring 2018, pp. 33-46
3. Mustafa, Qanad and Lari Dasht Bayaz, Mahmoud (2017). Risk management in Islamic financial instruments. Carafe Magazine, No. 41 Spring and Summer 2017, pages 15 to 31
4. Ismaili, Soheila and Goghardchian, Ahmad. (2018) Predicting Financial Bankruptcy Using Cash Flow Statement: An Artificial Neural Network Approach, *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management*, Article 6, Volume 9, Number 25, Winter 2018, pp. 69-96.
5. Taheri, Seyedeh Maryam. (2012) Designing a Conceptual Model for Predicting the Failure Behavior and Success of Medium and Small Project-Based Companies Using Dynamic Systems Model with Financial Approach, M.Sc. Thesis, Faculty of Management, University of Tehran.
6. Rezaei. Fatemeh. (2018) The use of artificial neural networks in predicting corporate bankruptcy using corporate governance mechanisms and financial ratios, M.Sc. Thesis, Faculty of Management, Shahid Beheshti University
7. Najarzadeh, Yokabed. (2018) Presenting an Approach to Predicting the Financial Crisis Using the Malmquist Index (Data Envelopment Analysis) Master's Thesis, Faculty of Humanities, Allameh Tabatabaei University
8. Ismailzadeh Moghari, Ali and Shakeri, Hajar. (2015). Predicting the financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange using a simple Bayesian network and comparing it with data envelopment analysis, *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management*, Article 9, Volume 6, Number 22, Spring 2015, Page 1 -28.
9. Emami Meybodi, Ali and Jaidari, Farzaneh. (2014) Measurement of bioefficiency of Iranian oil refineries using data envelopment analytical method, *Quarterly Journal of Economic Research* - Volume 14, Number 4, pp: 96-79.
10. Hosseini, Seyed Mohsen and Rashidi, Zeinab. (2013). Predicting the financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange using the decision tree and logistic regression. *Financial Accounting Research*, Fifth Year, No. 3 (17 consecutive).
11. Rostami, Mohammad Reza; Eskandari, Farzaneh; Fallah Shams, Mirfeiz (2011). *Management Research in Iran* - Lecturer of Humanities. Volume 5 1, Year 3: 59-66.
12. Shahverdiani, Shadi. (2015). Investigating the Relationship between Financial Performance Evaluation and Bankruptcy Forecast of Companies Listed on the Tehran Stock Exchange. Master's Thesis . Non-Governmental - Islamic Azad University - Islamic Azad University, Quds Branch - Faculty of Humanities.

www.SID.ir

Archive of SID

Thesis . Non-Governmental - Islamic Azad University - Islamic Azad University, Quds Branch - Faculty of Humanities.
13. Ghanbari, Yusuf. (2011). Investigating the usefulness of using data mining techniques in predicting companies' financial distress, Master's Thesis. Ministry of Science, Research, and Technology, Faculty of Economics.
14. Mirzaei Asrami, Habibeh. (2012). Predicting financial distress of companies using neural networks (manufacturing companies listed on the Tehran Stock Exchange). Master's Thesis, Faculty of Economics, Mazandaran University.
15. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, *23*(4), 589-609.
16. Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2010). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt* (Vol. 289). John Wiley & Sons.
17. Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, 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.
18. 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.
19. du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. European Journal of Operational Research, 242(1), 286-303.
20. du Jardin, P. (2017). Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, 75, 25-43.
21. 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.
22. Erdoğan, B. E., Eğrioğlu, 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.
23. European Central Bank (2014). SME access to finance in the Euro area: Barriers and potential policy remedies. Technical Report.
24. 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.
25. 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.
26. Keener, M. H. (2013). Predicting The financial failure of retail companies in the united states. Journal of Business & Economics Research (Online), 11(8), 373.
27. Kolísko, J. (2017). Bankruptcy prediction models in the Czech economy: New specification using Bayesian model averaging and logistic regression on the latest data.
28. Kumar, P. R., & 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.
29. Lääne, K. (2017). Corporate bankruptcy prediction of Estonian firms (Doctoral dissertation, Tartu Ülikool).
30. Li, Z., Crook, J., & Andreeva, G. (2017). Dynamic prediction of financial distress using Malmquist DEA. *Expert Systems with Applications*, *80*, 94-106.
31. Newton, G. W. (1976). Bankruptcy and Insolvency Accounting Practice and Procedure. *The CPA Journal (pre-1986)*, *46*(000005), 77.
32. 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.
33. Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business*, *74*(1), 101-124.
34. Son, Y. C. (2013). *A Study on Financial Distress of Firms* (Doctoral dissertation).
35. 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.
36. Sun, J., Jia, M. Y., & Li, H. (2011). AdaBoost ensemble for financial distress prediction: An empirical comparison with data from Chinese listed companies. *Expert Systems with Applications*, *38*(8), 9305-9312.

www.SID.ir