Karafan

Quarterly Scientific Journal of Technical and Vocational University

Summer 2022, Vol. 19, No. 2, p. 593-621

Journal Homepage: https://karafan.tvu.ac.ir/?lang=en

TVU

doi: 10.48301/KSSA.2021.275411.1408

Predicting the Financial Distress of Companies Listed on the Tehran Stock Exchange Using DEA-DA Technique and Artificial Neural Network

Hamid Rahimi[1], Mehrzad Minouei[2*], Mohammad Reza Fathi[3]

[1]PhD Student in Industrial Management, Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

[2]Assistance Professor, Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

[3]Assistance Professor, Faculty of Management and Accounting, College of Farabi, University of Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Article Type:
Original Research

Received: 03.06.2021
Revised: 09.01.2021
Accepted: 09.18.2021

Keyword:
Financial Distress
Data Envelopment Analysis - Discriminant Analysis (DEA-DA)
Artificial Neural Networks
Self-organizing Map (SOM)

***Corresponding Author:**
Mehrzad Minouei
Email: *mehrzad_m44@yahoo.com*

ABSTRACT

This study aims to identify financial criteria to evaluate and analyze the financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange and the dynamic forecast of corporate financial distress. Therefore, after a comprehensive review of the research literature and the main financial ratios used in previous studies, eight financial ratios widely used in previous research were selected. The research data was collected from the Exchange and Securities Organization data sources and existing data systems such as Tehran Stock Exchange, Codal.ir website, and Rahvard Novin software related to 106 companies. Then, the clustering process was performed for 105 companies using the SOM artificial neural network method. In this study, the number of existing clusters was considered equal to two clusters (financially distressed and non-distressed companies). After clustering the companies, the proposed DEA-DA model was implemented. Finally, the membership of the new company was predicted in the appropriate distressed or non-distressed cluster. The study's results indicated that the membership of the new company in the financial distress cluster was correctly predicted, and the proposed method made it possible to dynamize the financial distress forecast for decision-makers including corporate managers and investors by considering various economic and financial criteria.

©2022 the authors. Published by Technical and Vocational University, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 International (CC BY-NC License) (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

E-ISSN: 2538-4430
ISSN: 2382-9796

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Financial distress is a situation where companies are unable to continue their operations and do not have the capability of generating sufficient cash to meet their needs such as payments to lenders. Financial distress often leads to the bankruptcy or death of a company. A recent series of financial crises has made companies increasingly wary of this risk. On the other hand, capital market and money market activists need awareness and knowledge about the financial status of existing companies and their efficiency. Considering the current economic conditions of the country, the number of helpless companies and the importance of financial distress are increasing day by day. In addition, currently, with the development of a competitive market in the global village and the creation of complexity in economic and commercial relations, some economic enterprises are affected by these changes and suffer financial distress. The increase in economic factors affecting financial distress has added to the complexity of investment decisions for these companies. For this reason, investment companies and financial organizations make great efforts to predict the financial status of companies and economic enterprises in which they have invested. Evaluating and predicting the financial distress and bankruptcy of companies is one of the most important topics that has always been considered in the field of accounting and finance and is one of the most important researches in the field of finance. Financial market activists usually use these patterns for management, investment and crediting decisions. By predicting the financial distress of companies, it is possible to find the root of the problem of financial distress and its solution and prevent the bankruptcy of companies. Given that financial distress is different from bankruptcy or liquidation, one of the ways to prevent companies from going bankrupt is to predict financial distress.

Methodology

The researchers in the current research were looking to "providing a model for predicting the dynamic financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange", so it can be said that this research is an applied research in terms of research direction. In terms of research philosophy, the current research is positivist and the research strategy is comparative. Furthermore, because the researcher intended to find a better solution for improving the current situation, the purpose of the research is exploratory. After data collection, the researcher conducted a survey of the data, therefore, the research is of a descriptive-survey type. The sampling method is a systematic elimination and out of a total of 106 companies available for selection, and the sample companies were selected based on the following four conditions:

- There should be no financial intermediation among investment companies, banks, and insurance companies.
- Company should be listed in the Tehran Stock Exchange prior to 2016.
- Company's financial information to be available for the period under review.
- The financial year of the company ended at the end of March every year.

Results and discussion

Considering that the companies in this clustering were divided into two clusters, it was possible to provide suitable services for each cluster based on membership in each cluster.

On this basis, the member companies of Bahadur Stock Exchange Organization were divided into two clusters, helpless and non-helpless. In order to predict the cluster in which the new company will be placed, the rules proposed in the quantitative modeling section should be used. For this purpose, we obtained the optimal values of λ_i, c_1, c_2 where i=1,2 from model one. Lingo software was used to solve this model and its optimal values were reported as follows:

$\lambda_1 = -0.0025 \ \ \lambda_2 = 0.0045$

$\lambda_3 = -0.6350 \ \ \lambda_4 = -0.3006$

$c_1 = 341147.04 \ \ c_2 = 72173.371$

Conclusion

Taking into consideration the importance and necessity of identifying the appropriate financial ratios to predict the occurrence of financial distress in order to benefit companies and monetary and financial institutions, to develop a fast warning system of the occurrence of financial distress, this research aimed to identify the appropriate financial ratios to predict the occurrence of financial distress of companies listed on the Tehran Stock Exchange. Eight financial ratios were selected to evaluate and predict financial distress. Moreover, considering that another goal of the research was to provide a model for dynamic prediction of financial distress, a suitable model was designed for this purpose. First, with the help of SOM artificial network, the companies were clustered into two helpless and non-helpless clusters, and then with the proposed DEA-DA model, the new company was added to the appropriate cluster. In this research, we were able to predict the state of new companies for investment in terms of financial distress, so capital allocation could be carried out according to the prediction made regarding these companies. The predictive power of this model gives decision makers the necessary capability of analysis and decision-making to identify helpless units and prevent investments that lead to financial distress. The approach presented in this research also has the capability to identify companies from the point of view of financial status at different levels where companies can be divided categorized into different groups such as border of distress and high efficiency.

کارافن
فصلنامه علمی دانشگاه فنی و حرفه‌ای
تابستان ۱۴۰۱، دوره ۱۹، شماره ۲، ۶۲۱-۵۹۳
آدرس نشریه: https://karafan.tvu.ac.ir/
doi:10.48301/KSSA.2021.275411.1408

پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از تکنیک DEA-DA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی

حمید رحیمی[۱]، مهرزاد مینویی[۲*]، محمدرضا فتحی[۳]

۱- دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.
۲- استادیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.
۳- استادیار، دانشکده مدیریت و حسابداری، پردیس فارابی دانشگاه تهران، قم، ایران.

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۱۶
بازنگری مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۱۰
پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۲۷

کلید واژگان:
درماندگی مالی
تحلیل پوششی داده‌ها - ابر صفحه متمایزکننده
شبکه‌های عصبی مصنوعی
نگاشت خودسازمان‌ده

***نویسنده مسئول:** مهرزاد مینویی
پست الکترونیکی:
mehrzad_m44@yahoo.com

چکیده

هدف این پژوهش شناسایی شاخص‌های مالی جهت ارزیابی و تجزیه و تحلیل درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران و سپس پیش‌بینی پویای درماندگی مالی شرکت‌ها است. بدین منظور پس از مطالعه‌ی جامع ادبیات تحقیق و بررسی نسبت‌های مالی مهم مورداستفاده در پژوهش‌های قبلی، تعداد هشت نسبت مالی که بیش از همه در تحقیقات قبلی مورداستفاده قرارگرفته بود، انتخاب شدند و داده‌های موردنیاز تحقیق از منابع اطلاعاتی سازمان بورس و اوراق بهادار و سامانه‌های دادگان موجود مانند نرم‌افزار سازمان بورس اوراق بهادار تهران، کدال و ره‌آورد نوین برای ۱۰۶ شرکت گردآوری گردید. سپس فرآیند خوشه‌بندی برای ۱۰۵ شرکت با کمک روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی SOM انجام‌شده که در این پژوهش تعداد خوشه‌های موجود برابر با دو خوشه (شرکت‌های درمانده و غیر درمانده) در نظر گرفته‌شده است. پس از خوشه‌بندی شرکت‌ها، مدل ارائه‌شده DEA-DA اجرا و درنهایت عضویت شرکت جدید در گروه مناسب درمانده یا غیر درمانده پیش‌بینی گردید. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که عضویت شرکت جدید در خوشه‌ی درمانده‌ی مالی، به‌درستی پیش‌بینی‌شده و روش ارائه‌شده در این پژوهش با در نظر گرفتن انواع معیارهای اقتصادی و مالی، امکان پویاسازی پیش‌بینی درماندگی مالی را برای تصمیم‌گیرندگان ازجمله مدیران شرکت‌ها و سرمایه‌گذاران فراهم می‌سازد.

شاپای الکترونیکی: ۲۵۳۸-۴۴۳۰
شاپای چاپی: ۲۳۸۲-۹۷۹۶

©2022 the authors. Published by Technical and Vocational University, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 International (CC BY-NC License) (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

مقدمه

درماندگی مالی وضعیتی است که شرکت‌ها برای ادامه‌ی عملیات خود ناتوان هستند و در تولید وجوه نقد کافی برای رفع نیازهایشان همچون پرداخت‌ها به وام‌دهندگان توانایی کافی ندارند. درماندگی مالی اغلب به ورشکستگی یا مرگ یک شرکت منجر می‌شود. مجموعه‌ی جدید از بحرآنهای مالی، شرکت‌ها را به‌طور فزاینده‌ای نسبت به این خطر محتاط کرده است. از سوی دیگر، فعالان بازار سرمایه و بازار پول نیازمند آگاهی و دانش نسبت به وضعیت مالی شرکت‌های موجود و کارایی آنها می‌باشند. با توجه به شرایط اقتصادی امروز کشور، تعداد شرکت‌های درمانده و اهمیت درماندگی مالی روزبه‌روز در حال افزایش است. همچنین امروزه با توسعه‌ی بازار رقابتی در دهکده‌ی جهانی و ایجاد پیچیدگی در روابط اقتصادی و تجاری، برخی از بنگاه‌های اقتصادی متأثر از این تغییرات دچار درماندگی مالی می‌شوند. افزایش عوامل اقتصادی تأثیرگذار بر درماندگی مالی بر پیچیدگی تصمیم‌گیری در سرمایه‌گذاری این شرکت‌ها افزوده است. به همین دلیل شرکت‌های سرمایه‌گذار و سازمآنهای مالی تلاش بسزایی برای پیش‌بینی وضعیت مالی شرکت‌ها و بنگاه‌های اقتصادی می‌کنند که در آنها سرمایه‌گذاری کرده‌اند. ارزیابی و پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها یکی از مهم‌ترین موضوعاتی است که در حوزه‌ی حسابداری و مالی همواره موردتوجه بوده و یکی از تحقیق‌های با اهمیت در حوزه‌ی مالی است. معمولاً فعالان بازارهای مالی از این الگوها برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی، سرمایه‌گذاری و اعتبار دهی استفاده می‌کنند. با پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها می‌توان ریشه‌ی مسئله‌ی درماندگی مالی و راه‌حل آن را پیدا کرد و از ورشکستگی شرکت‌ها جلوگیری نمود. با توجه به اینکه درماندگی مالی، متفاوت از ورشکستگی یا انحلال، یکی از راه‌های جلوگیری از ورشکستگی شرکت‌ها، پیش‌بینی درماندگی مالی است (حیدری و همکاران، ۲۰۱۸). ازجمله هزینه‌های درماندگی مالی، هزینه‌ی فرصت‌های ازدست‌رفته‌ی شرکت، کاهش سودآوری و زیان از دست دادن موقعیت بازار است که منجر به بدتر شدن توانایی شرکت در پرداخت بدهی‌ها می‌شود (چیارامونته و کاسو، ۲۰۱۷)[1]. علی رغم غیر قابل انکار بودن نقش مهم و کلیدی شاخص‌های مالی، درماندگی شرکت نمی‌تواند صرفاً متأثر از معدود متغیر مالی باشد و این در حالی است که اندک تحقیقات انجام‌شده در خصوص مؤثر بودن شاخص‌های غیرمالی، حاکی از تأثیرگذاری این‌گونه شاخص‌ها در پیش‌بینی وقوع درماندگی مالی است (مهتانی و گارگ، ۲۰۱۸)[2]. توسعه‌ی مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی[3] و ورشکستگی[4] به‌عنوان یک موضوع مهم، همواره مورد توجه جامعه‌ی دانشگاهی و بنگاه‌های اقتصادی بوده است. پیش‌بینی درماندگی مالی می‌تواند اثر مهمی بر تصمیمات مربوط به اعطای تسهیلات و سودآوری نهادهای مالی داشته باشد. در واقع ارائه‌ی الگوهای پیش‌بینی از دورنمای شرکت، یکی از شیوه‌های مؤثر کمک به سرمایه‌گذاران و سهامداران است و نزدیک‌تر بودن این الگوهای پیش‌بینی به واقعیت، منجر به تصمیم‌گیری‌های صحیح‌تر می‌گردد. تا به حال مدل‌های زیادی به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی ارائه‌شده است. در بیش‌تر مدل‌هایی که برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده‌شده است، از دو گروه شامل شرکت‌های درمانده‌ی مالی و شرکت‌های سالم به‌عنوان نمونه‌های تحقیق استفاده گردیده است (کردستانی و تاتلی، ۲۰۱۴).

تصمیم‌گیرندگان در بازارهای مالی نیازمند اطلاعات گوناگونی هستند تا بتوانند با استفاده از آن اطلاعات، بهینه‌ترین تصمیم را بگیرند. تصمیم‌گیری بهینه و صحیح، کارایی بازارهای مالی (تخصیص درست و بجای منابع) را در پی خواهد داشت که خود منجر به تحقق اهداف اقتصادی و اجتماعی می‌شود (بهمنی و نظام طاهری، ۲۰۲۰). یکی از این موارد، پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های حاضر در بازار سرمایه جهت تصمیم‌گیری صحیح مدیران و سرمایه‌گذاران برای سرمایه‌گذاری می‌باشد. با توجه به اهمیت پیش‌بینی درماندگی مالی، پژوهش‌های زیادی در این زمینه در خارج از کشور

---

[1] Chiaramonte & Casu
[2] Mahtani & Garg
[3] Financial Distress
[4] Bankruptcy

و تعدادی نیز در داخل کشور انجام‌گرفته است و مطالعات برخی از پژوهشگران به ارائه‌ی مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی منجر گردید که هرکدام از این مدل‌ها با درصدی از اطمینان قابلیت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها را دارند. هدف این پژوهش شناسایی شاخص‌های مالی مناسب جهت ارزیابی و تجزیه و تحلیل درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران و سپس پیش‌بینی پویای درماندگی مالی شرکت‌ها است. لذا در این مقاله ابتدا شاخص‌های مالی جهت ارزیابی و تجزیه و تحلیل درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران شناسایی گردید و سپس با بهره‌گیری از الگوی ارائه‌شده،کارایی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران مورد ارزیابی قرار گرفت و درماندگی مالی شرکت‌ها به‌صورت پویا پیش‌بینی گردید.

مبانی نظری و پیشینه‌ی پژوهش

درماندگی مالی

در فرهنگ لغات آکسفورد، واژه «Distress» به معنی درد، اندوه، فقدان منابع پولی و تنگدستی آورده شده است. در ادبیات مالی نیز تعاریف مختلفی از درماندگی مالی ارائه گردیده است. گوردن در یکی از اولین مطالعات آکادمیک بر روی تئوری درماندگی مالی، آن را به‌عنوان کاهش قدرت سودآوری شرکت تعریف می‌کند که احتمال عدم توانایی بازپرداخت بهره و اصل بدهی را افزایش می‌دهد (گوردون، ۱۹۷۱)[1].

اغلب شرکت‌هایی که در وضعیت سالمی نیستند به دلیل رکود که یکی از نتایج رایج بحران مالی است، دچار درماندگی مالی می‌شوند شرکت‌های خاصی به دلیل افزایش رقابت خارجی در معرض زوال قرارگرفته‌اند. ازنظر آسکوئیس، جرتنر و اسکارفستین عملکرد ضعیف یک شرکت به‌عنوان معنادارترین دلیل درماندگی مالی، شناخته‌شده است. ازنظر آنها عملکرد ضعیف صنعت و اهرم مالی بالا دلایل دیگر درماندگی شرکت‌ها هستند. شرکت‌های مبتلا به درماندگی مالی عموماً دارای هزینه‌ی سرمایه و نسبت‌های اهرمی بالایی هستند. نسبت‌های نقدینگی آنها ضعیف است و برای تأمین مالی کالاها و خدمات خود با مشکلات عدیده‌ای روبه‌رو هستند؛ بنابراین، در این نوع شرکت‌ها روش‌های تأمین مالی بلندمدت و میان‌مدت چندان توضیح‌دهنده‌ی مناسبی نخواهد بود؛ ازاین‌رو، مدیر ناچار است برای تأمین مالی از روش‌های جایگزین مثل فروش دارایی‌های غیرعملیاتی، فروش و اجاره‌ی مجدد دارایی‌ها، تأخیر در پرداخت دستمزد کارکنان، تأمین مالی از طریق حساب‌های پرداختنی و سایر روش‌های مشابه استفاده کند که در کوتاه‌مدت باعث افزایش جریان‌های نقد ورودی و جریان‌های نقد خروجی می‌شوند تا منابع شرکت را برای تداوم فعالیت افزایش دهد؛ همچنین، ترس از ورشکستگی، نابودی شرکت و هزینه‌های گزاف ورشکستگی باعث می‌شود مدیران تمام تلاش خود را برای خروج شرکت از شرایط درماندگی مالی و افزایش عمر شرکت به‌کارگیرند. هزینه‌های آشفتگی مالی سبب کاهش اضافه رفاه سرمایه-گذاران شرکت می‌شود؛ چراکه براثر این مشکلات، جریان‌های نقدینگی که درنهایت به سهامداران و دارندگان اوراق قرضه پرداخت می‌شود، کاهش می‌یابد (جنسن و مکلینگ، ۱۹۷۶)[2]. (اوپلر و تیتمان، ۱۹۹۴)[3] نشان داده‌اند که درماندگی مالی در شرکت‌های با اهرم مالی بالا، ریشه‌هایی در صنعتی با رکود اقتصادی دارد و شرکت‌ها تمایل بیشتری به درگیر شدن در فعالیت‌های مصون‌سازی نشان داده‌اند. (آندراد و کاپلان، ۱۹۹۸)[4] نیز مانند (آسگیویس و همکاران، ۱۹۹۴)[5] در تحقیق خود به نتایجی مشابه با آنان رسیده‌اند. در تحقیقات آنها، اهرم مالی بالا به دلیل آنکه نیازمند وجه نقد به‌منظور پوشش

[1] Gordon
[2] Jensen & Meckling
[3] Opler & Titman
[4] Andrade & Kaplan
[5] Asquith

پرداخت‌های مرتبط است، باعث کمبود نقدینگی در شرکت می‌شود. لذا ازنظر آنها، اهرم مالی، دلیل رایج درماندگی مالی شرکت‌ها شناخته‌شده است. درماندگی مالی اصطلاحی است که به‌طورکلی برای اشاره به شرایطی استفاده می‌شود که شرکت در ایفای تعهدات و پرداخت بدهی‌هایش ناتوان باشد و یا با مشکل مواجه شود. ممکن است درماندگی مالی شرکت‌ها موقتی باشد، اما درصورتی‌که وضعیت مالی شرکت بهبود نیابد ممکن است به ورشکستگی شرکت منجر شود. درماندگی مالی هم برای اعتباردهندگان و هم برای سهامداران هزینه‌بر است زیرا زمانی که شرکت دچار درماندگی مالی شود به‌صورت بالقوه این ریسک وجود دارد که تمام سرمایه‌ی سهامداران از بین برود (سعیدی و آقایی، ۲۰۰۹). از دیدگاه اقتصادی، درماندگی مالی را می‌توان به زیان ده بودن شرکت تعبیر کرد که در این حالت شرکت دچار عدم موفقیت شده است. درواقع در این حالت نرخ بازدهی شرکت کمتر از نرخ هزینه‌ی سرمایه می‌باشد. حالت دیگری از درماندگی مالی زمانی رخ می‌دهد که شرکت موفق به رعایت کردن یک یا تعداد بیشتری از بندهای مربوط به قرارداد بدهی، مانند نگاه‌داشتن نسبت جاری یا نسبت ارزش ویژه به‌کل دارایی‌ها طبق قرارداد نمی‌شود. به این حالت نکول تکنیکی گفته می‌شود. حالات دیگری از درماندگی مالی عبارت‌اند از زمانی که جریانات نقدی شرکت برای بازپرداخت اصل‌و فرع بدهی ناکافی باشد و همچنین زمانی که ارزش ویژه شرکت عددی منفی شود (ویتاکر، ۱۹۹۹)[1]. عموماً عوامل درماندگی مالی، شامل عوامل برون‌سازمانی و عوامل درون‌سازمانی است. ازجمله عوامل بیرونی که شرکت‌ها نیز نمی‌توانند آنها را کنترل کنند، می‌توان به تغییر در ساختارهای اقتصادی، نوسان‌ها، مشکلات مرتبط با تأمین مالی، رویدادها و بلاهای طبیعی و شدت رقابت اشاره کرد. عوامل درونی نیز شامل مواردی است که مدیران دچار اشتباه شده و یا برای انجام اقدامات ضروری در تصمیم‌های مدیریتی گذشته ناتوان بوده‌اند که می‌توان به نمونه‌هایی چون فروش نسیه‌ی بیش‌ازحد، مدیریت ناکارا، ناتوانی در مدیریت اثربخش سرمایه، خیانت و تقلب اشاره کرد (کمیجانی و سعادت فر، ۲۰۰۶). از دیدگاه ویتاکر، درماندگی، وضعیتی است که در آن، جریان‌های نقدی شرکت از مجموع هزینه‌های بهره‌ی مربوط به بدهی بلندمدت کمتر است (محمودی، ۲۰۰۹). ازنقطه‌نظر اقتصادی، درماندگی مالی را می‌توان به زیان‌ده بودن شرکت تعبیر نمود که در این حالت شرکت دچار عدم موفقیت شده است. درواقع در این حالت نرخ بازدهی شرکت کمتر از نرخ، هزینه‌ی سرمایه می‌باشد. حالت دیگری از درماندگی مالی زمانی رخ می‌دهد که شرکت موفق به رعایت کردن یک یا تعداد بیشتری از بندهای مربوط به قرارداد بدهی مانند نگاه‌داشتن نسبت جاری یا نسبت ارزش ویژه به‌کل دارایی‌ها طبق قرارداد نمی‌شود. حالات دیگری از درماندگی مالی عبارت‌اند از زمانی که جریانات نقدی شرکت برای بازپرداخت اصل و فرع بدهی کافی نباشد و نیز زمانی که ارزش ویژه شرکت عددی منفی شود (وستون و کوپلاند، ۱۹۹۲)[2]. ویتاکر در سال ۱۹۹۹، درماندگی مالی را وضعیتی در نظر می‌گیرد که در آن جریان‌های نقدی شرکت از مجموع هزینه‌های بهره‌ی مربوط به بدهی بلندمدت کمتر است (ویتاکر، ۱۹۹۹).

ملاک درماندگی شرکت‌ها در ایران، مشمول ماده۱۴۱ قانون تجارت مصوب سال ۱۳۴۷ می‌باشد. بر اساس این ماده: «اگر براثر زیان‌های واردشده حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیئت مدیره مکلف است مجمع عمومی فوق‌العاده صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رأی واقع شود. هرگاه مجمع مزبور رأی به انحلال شرکت ندهد، باید در همان جلسه و با رعایت مقررات ماده ۶ قانون، سرمایه‌ی شرکت را به مبلغ سرمایه‌ی موجود کاهش دهد. درصورتی‌که هیئت مدیره خلاف این ماده به دعوت مجمع عمومی فوق‌العاده مبادرت نکند یا مجمعی که دعوت می‌شود نتواند مطابق مقررات قانونی منعقد شود هر ذینفع می‌تواند انحلال شرکت را از دادگاه صلاحیت‌دار درخواست کند». در زمان درماندگی مالی، شرکت‌ها با دو مشکل اصلی مواجه می‌گردند: کمبود نقدینگی در ترازنامه و وجود تعهدات فراوان. به‌عبارت‌دیگر، در زمان درماندگی مالی، جریانات نقدی پوشش لازم و برای ایفای تعهدات را تأمین نکرده و شرکت دچار ناتوانی موقت در پرداخت بدهی‌ها می‌شود. در این حالت، شرکت‌ها به فروش دارایی‌ها و دریافت وام

[1] Whitaker
[2] Weston & Copeland

رو می‌آورند که نتیجه آن، کاهش ظرفیت و عملکرد تولیدی و نیز افزایش اهرم می‌باشد. به همین دلیل، پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها امری ضروری بوده و امکان ارائه‌ی راه‌حل‌های ممکن را قبل از بروز هرگونه بحرانی فراهم می‌آورد (منصورفر و همکاران، ۲۰۱۳).

درماندگی مالی یکی از مراحل ورشکستگی است، که در این مرحله شرکت‌ها در بازپرداخت بدهی‌های خود دچار مشکل می‌شوند. در یک تعریف کلی؛ درماندگی مالی حالتی است که در آن به علت کاهش قدرت سودآوری شرکت، احتمال عدم توانایی بازپرداخت اصل و فرع بدهی شرکت افزایش یافته است. در حوزه‌ی مالی، یک شرکت زمانی درمانده‌ی مالی تلقی می‌شود که در ایفای تعهدات به اعتباردهندگان، دچار مشکل شود. بدهی‌های یک شرکت ممکن است برای تأمین مالی عملیات آن استفاده شود؛ اما با این کار، بیشتر در معرض تجربه‌ی درماندگی مالی قرار می‌گیرد. بنابراین اگر درماندگی مالی بهبود نیابد منجر به ورشکستگی شرکت می‌شود.

درماندگی مالی شرکت‌ها، به هدر رفتن منابع و عدم‌بهره‌گیری از فرصت‌های سرمایه‌گذاری منجر می‌شود و پیامدهای جدی برای بسیاری از عوامل اقتصادی داخلی و خارجی و ذی‌نفعان به‌وجود می‌آید. درماندگی مالی باعث تحمل هزینه‌ی اضافی بر شرکت می‌شود. برخی از این هزینه‌ها قابل‌اندازه‌گیری هستند. اگر شرکت براثر ورشکستگی تحت تعقیب قانونی قرار گیرد، باید هزینه‌های مربوط به وکلا، حسابداران و متخصصان مالی را متحمل شود و بابت فروش دارایی‌ها به کمتر از ارزش ذاتی و افزایش هزینه‌ی بهره‌ی وام، افزایش ریسک اوراق قرضه به‌دلیل افزایش بدهی‌ها، دچار زیان می‌شود. این نوع هزینه‌ها را در اصطلاح هزینه‌های مستقیم درماندگی مالی می‌نامند. هزینه‌های غیرمستقیم درماندگی مالی شامل از دست دادن مشتریان است که باعث کاهش فروش شرکت و ندادن اعتبار به شرکت ازسوی فروشندگان و اعتباردهندگان است. همچنین، نیروهای متخصص شرکت ممکن است استعفا دهند و شرکت مجبور شود بسیاری از پروژه‌های سرمایه‌گذاری خود را به تأخیر اندازد.

(نووو، ۲۰۱۱)[1]. مدیران در زمان درماندگی مالی سعی می‌کنند از روش‌های کوتاه مدت برای تأمین مالی استفاده کنند. تأمین مالی کوتاه مدت، نوعاً برای پشتیبانی سرمایه‌گذاری موقت دارایی‌های جاری استفاده می‌شوند. معمولاً مدیر مالی پس از برنامه‌ریزی سرمایه‌گذاری در دارایی‌های جاری و پیش‌بینی منابع موردنیاز واحد اقتصادی در سال آینده، باید به فکر تأمین مالی برنامه‌ی خود باشد و در مورد شیوه‌ی تأمین مالی تصمیم‌گیری کند (رحیمیان و همکاران، ۲۰۱۴).

در عصر حاضر، شرکت‌ها برای بقا در بازارهای رقابتی با چالش‌های فراوانی روبرو هستند. سلامت مالی و شناسایی عواملی که به بحران مالی منجر می‌شوند، اهمیت بسزایی دارد. در محیط رقابتی، آن دسته از شرکت‌هایی که نتوانند خود را با فرایند رشد و توسعه‌ی شرکت‌های پیشرو هماهنگ کنند، به‌تناوب از گردونه، خارج و درمانده می‌شوند و ممکن است به مرحله‌ی ورشکستگی برسند. درماندگی به وضعیتی اطلاق می‌شود که شرکت‌ها نتوانند به‌طور کامل به تعهدات خود در قبال تأمین‌کنندگان مالی، جامه‌ی عمل بپوشانند (مهرانی و همکاران، ۲۰۲۰). با افزایش تعداد شرکت‌ها و مؤسسه‌های بازرگانی و ایجاد پیچیدگی در روابط اقتصادی و تجاری، بنگاه‌های تجاری در محیط به‌شدت رقابتی و متغیر فعالیت می‌کنند. در این محیط رقابتی، شرکت‌هایی که شرایط فعالیت خود را با فرایند رشد و توسعه شرکت‌های پیشرو و نیز رشد تکنولوژی مطابقت ندهند، به‌تناوب دچار « درماندگی» مالی شده و در صورت عدم انجام اقدام مؤثر « ورشکسته» می‌شوند. مرحله‌ی قبل از ورشکستگی، مرحله‌ی «درماندگی مالی» نامیده می‌شود. درماندگی مالی به شرایطی گفته می‌شود که شرکت نتواند به‌طور کامل به تعهدهای خود در برابر تأمین‌کنندگان مالی عمل کرده و در برآورده کردن آنها با مشکل مواجه شود. درماندگی مالی لزوماً به ورشکستگی نمی‌انجامد و مجموعه اقدامات مدیریتی برای خروج از شرایط درماندگی یا احیا می‌تواند شرکت را از خطر ورود به مرحله‌ی ورشکستگی نجات دهد (مهرانی و همکاران، ۲۰۲۰). شرکت‌هایی که نمی‌توانند درماندگی مالی را تشخیص دهند و اقداماتی را در مراحل اولیه انجام دهند، دچار ورشکستگی

[1] Novo

می‌شوند که نه‌تنها موجب ضرر زیادی برای سهامداران، اعتباردهندگان، مدیران و سایر بخش‌های مرتبط می‌شود، بلکه ثبات اقتصادی را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد (سان و لی، ۲۰۰۹)[1] و مادامی‌که شرکت گرفتار وضعیت درماندگی مالی« کامل» نشده است، مدیران شرکت فرصت دارند تا با مقایسه وضعیت مالی فعلی شرکت با وضعیت‌های مالی گذشته، روند آینده‌ی شرکت را با هدف تقویت ظرفیت رفع ریسک مالی و بهبود سطح کنترل مالی، تقویت نماید (سان و همکاران، ۲۰۱۱)[2]. درماندگی مالی مفهومی گسترده است که دربرگیرنده موقعیت‌های مختلفی است که در آنها شرکت‌ها با مشکلات مالی مواجه‌اند (گنگ و همکاران، ۲۰۱۵)[3]. درماندگی مالی که گاهی به ورشکستگی نیز می‌انجامد، به شرایطی اطلاق می‌شود که شرکت نتواند به تعهدات خود در قبال اعتباردهندگان عمل کند یا در عمل به این تعهدات دچار مشکل باشد؛ بنابراین، پیش‌بینی درماندگی، نقش مهم و فزاینده‌ای در اقتصاد دارد؛ زیرا درماندگی هزینه‌های زیادی را بر شرکت، سهامداران، اعتباردهندگان و در سطح کلان بر کل اقتصاد تحمیل می‌کند (آلتمن و همکاران، ۲۰۱۵)[4]. درماندگی مالی به وضعیتی اطلاق می‌شود که جریان نقدی شرکت برای پرداخت هزینه‌های تعهد شده کافی نیست (گنگ و همکاران، ۲۰۱۵؛ امسلمی و همکاران، ۲۰۱۷)[5]. در عمل، درماندگی مالی همیشه به ورشکستگی منجر نمی‌شود (جایاسکرا، ۲۰۱۸)[6]. مشکلات اقتصادی و مالی، در موارد خاص ممکن است شرکت‌ها را با شکست و ورشکستگی مواجه کند. چنین مشکلاتی به‌طور ناگهانی اتفاق نمی‌افتد. قبل از اینکه شرکتی ورشکسته شود، با مشکلات مالی جدی روبرو شده، دچار درماندگی مالی می‌شود (جابیور و فهمی، ۲۰۱۸)[7] ازاین‌رو، شناسایی عوامل مؤثر بر درماندگی مالی، اهمیت بسزایی دارد.

به گفته‌ی (حیدری فراهانی و همکاران، ۲۰۱۹)، مدیریت ناصحیح ریسک‌ها و وقوع شرایط دشواری مالی، شرکت‌ها را در محدودیت‌های مالی گسترده قرار می‌دهد. بر این اساس، مدیریت و تصمیم‌های آن، یکی از عوامل سوق‌دادن شرکت به‌سوی درماندگی مالی است.

مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی

محققان امور مالی بر اساس اطلاعات درون‌سازمانی و برون‌سازمانی در طی سالیان گذشته به ارائه‌ی مدل‌های متفاوتی برای پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها پرداخته‌اند، که بررسی این مدل‌ها کمک شایانی در تشخیص و شناسایی عوامل مؤثر بر درماندگی شرکت‌ها می‌توانند داشته‌باشند؛ بر این اساس به بررسی برخی از این مدل‌ها که اکثراً به نام محقق نام‌گذاری شده، پرداخته می‌شود.

مدل ویلیام بیور: تحقیقات بیور منجر به ایجاد مدلی که به مدل تک متغیره معروف است شد. بیور در سال ۱۹۶۶ یک مجموعه را شامل ۳۰ نسبت مالی - که به نظر او بهترین نسبت‌ها برای ارزیابی سلامت یک شرکت می‌باشد- انتخاب کرد (بیور، ۱۹۶۶)[8]. این گروه شش‌گانه عبارت‌اند از :

۱- نسبت‌های جریان نقد

۲- نسبت‌های درآمد خالص

۳- نسبت‌های بدهی به درآمد کل

---

[1] Sun & Li
[2] Sun
[3] Geng
[4] Altman
[5] Mselmi
[6] Jayasekera
[7] Jabeur & Fahmi
[8] Beaver

۴- نسبت‌های درآمدهای کل

۵- نسبت‌های درآمد نقد به بدهی موجود

۶- نسبت‌های بازده حاصل از فروش

مدل آلتمن: آلتمن در سال ۱۹۶۸ از طریق تجزیه و تحلیل چند ممیزی[1] و از میان ۲۲ نسبت مالی که به نظر او بهترین پیش‌بینی کننده‌ها برای پیش‌بینی ورشکستگی بودند ، پنج نسبت مالی را به‌صورت ترکیبی به‌عنوان بهترین پیش‌بینی کننده ورشکستگی انتخاب کرد (آلتمن، ۱۹۶۸)[2].آلتمن درجه اهمیت هریک از نسبت‌ها را مشخص نموده و به هر یک ضریبی متناسب با درجه‌ی تأثیر آن تخصیص داده است ، که مقیاسی ازلحاظ سنجش عددی به دست می‌دهد.

مدل دی کین: دی کین در سال ۱۹۷۲ به نسبت‌های اولیه آزمایش‌شده توسط بیور مراجعه کرد و از تصادف به‌جای تطابق برای انتخاب نمونه شرکت‌های موفق استفاده کرد (دیکین، ۱۹۷۲)[3]. معادله ممیز به‌دست‌آمده دقت طبقه‌بندی مدل آلتمن را داشت و از توانایی تمایز تا سه سال قبل از ورشکستگی به‌صورت کارآمد برخوردار بود. اما وقتی با نمونه معتبر مطابقت داده شد، در نتایج حاصله عدم یکنواختی مشاهده شد. یعنی تزلزل قابل‌ملاحظه‌ای در مدل برآوردی وجود داشت.

مدل اسپرینگیت: این مدل بر مبنای مطالعات آلتمن در سال ۱۹۷۸ به‌وسیله اسپرینگیت ایجاد شد (اسپرینگیت، ۱۹۷۸)[4]. اسپرینگیت همانند آلتمن از تجزیه و تحلیل چند ممیزی برای انتخاب چهار نسبت مالی مناسب از میان ۱۹ نسبت – که بهترین نسبت‌ها برای تشخیص شرکت‌های سالم و ورشکسته بود – استفاده کرد.

مدل اوهلسون : اوهلسون در سال ۱۹۸۰ از نسبت‌های مالی و تجزیه و تحلیل لوجستیک برای ایجاد مدل خود استفاده کرد مدل اوهلسون از ۹ متغیر تشکیل‌شده است (اوهلسون، ۱۹۸۰)[5].

مدل زمیجوسکی : زمیجوسکی در سال۲۰۰۵ از نسبت‌های مالی برای ایجاد مدل خود استفاده کرد که فقط بر اساس دیدگاه نظری انتخاب‌نشده بودند بلکه آنها بر مبنای مطالعات پیشین زمیجوسکی روی نسبت‌های مالی انتخاب‌شده بودند (زمیجوسکی، ۱۹۸۴)[6].

مدل گرایس : گرایس در سال ۲۰۰۹ مجموعه‌ای از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی را برای ارزیابی حساسیت ساختار آنها نسبت به ترکیبات متعدد نسبت‌های مالی، موردمطالعه قرار داد (نیوتون، ۲۰۰۹)[7]. او مخصوصاً به مدل‌ها و ضرایب مورد استفاده که شامل ترکیبات متعدد نسبت‌های مالی بودند، توجه خاصی داشت. مدل پیش‌بینی ورشکستگی که توسط گرایس ارائه گردید بر اساس مدل احتمالی شرط لوجیت می‌باشد.

نسبت‌های مالی

در بسیاری از موارد، تجزیه و تحلیل صورت‌های مالی محدود به تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی است که امکان مقایسه یک شرکت با یک معیار (مثلاً متوسط صنعت) را فراهم می‌آورد. نسبت‌هایی که با متوسط صنعت تفاوت زیادی دارند، به‌عنوان نسبت‌هایی که نیاز به بررسی بیشتر دارند در نظر گرفته می‌شوند. نسبت‌های مالی از ابزارهای بسیار ارزشمند در تحلیل بنیادی شرکت‌ها و باخبر شدن از وضعیت مالی و عملیاتی آنها می‌باشد. مهم‌ترین طبقه‌بندی که از نسبت‌های مالی ارائه می‌شود، شامل چهار گروه زیر است:

---

[1] multiple discriminate analysis
[2] Altman
[3] Deakin
[4] Springate
[5] Ohlson
[6] Zmijewski
[7] Newton

- **نسبت‌های نقدینگی:** با استفاده از این نسبت‌ها می‌توان قدرت شرکت در پرداخت بدهی‌های جاری را تعیین کرد. در حقیقت این نسبت‌ها رابطه‌ی بین دارایی‌های جاری و بدهی‌های جاری یک شرکت را نشان می‌دهند.
- **نسبت‌های فعالیت:** با کمک این نسبت‌ها می‌توان درجه‌ی کارایی شرکت را ازنظر استفاده‌ی مؤثر از منابع تعیین کرد.
- **نسبت‌های اهرمی:** به‌وسیله‌ی این نسبت‌ها می‌توان نشان داد که یک شرکت تا چه حدی از طریق بدهی‌ها تأمین مالی کرده است.
- **نسبت‌های سودآوری:** توانایی شرکت در به دست آوردن سود به‌وسیله‌ی این نسبت‌ها نشان داده می‌شود. همچنین این نسبت‌ها تأثیر سیاست‌های نقدینگی، فعالیت (مدیریت دارایی‌ها) و اهرمی (مدیریت بدهی‌ها) را بر نتایج عملیاتی نشان می‌دهند.
- معمولاً یک نسبت نشان‌دهنده‌ی رابطه نسبی بین دو متغیر است. نسبت باعث می‌شود که بتوان چندین شرکت را باهم مقایسه کرد، حتی اگر میزان فعالیت آنها بسیار متفاوت باشد. یکی از مهم‌ترین اهداف در تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی کمک در امر پیش‌بینی متغیرهای آینده شرکت است. سرمایه‌گذاران در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از مجموعه‌ای از نسبت‌ها استفاده می‌کنند درحالی‌که این نسبت‌ها در تحقیقات مختلف پژوهشگران متفاوت است. با استفاده از تجزیه و تحلیل نسبت‌ها پژوهشگران دریافته‌اند که سرمایه‌گذاران می‌توانند تا پنج سال پیش از ورشکستگی شرکت، آن رویداد را پیش‌بینی کنند. بدیهی است هرقدر شرکت به زمان ورشکستگی نزدیک‌تر شود دقت پیش‌بینی مدل‌ها بیش‌تر می‌شود. یکی از راه‌های پیش‌بینی وقوع بحران مالی در شرکت‌ها استفاده از نسبت‌های مالی جهت پیش‌بینی اوضاع آتی شرکت می‌باشد. سرمایه‌گذاران، مدیران و تحلیل‌گران مالی اغلب از نسبت‌های مالی به‌منظور ارزیابی وضع موجود و پیش‌بینی آینده شرکت‌ها استفاده می‌کنند.

نسبت‌های مالی معمولاً در ۵ گروه زیر طبقه‌بندی می‌شوند:

- نسبت‌های نقدینگی
- نسبت‌های فعالیت
- نسبت‌های سرمایه‌گذاری یا اهرمی
- نسبت‌های سودآوری
- نسبت‌های مربوط به قیمت بازار سهام

پیشینه‌ی پژوهش

در سال‌های ۱۹۳۰ تا ۱۹۳۵، ریموند اسمیت[1] در مطالعات خود تحت عنوان «روش‌های تحلیل نسبت‌های مالی شرکت‌های ورشکسته» دریافتند که صحیح‌ترین نسبت برای تعیین وضعیت ورشکستگی، نسبت سرمایه در گردش به‌کل دارایی‌ها می‌باشد (مهرانی و همکاران، ۲۰۲۰). روند مطالعات پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی نشان می‌دهد علیرغم پیش‌بینی‌های قابل‌قبول مدل‌های آماری، مفروضات صریح و محدودکننده‌ی این روش‌ها نظیر خطی بودن، نرمال بودن، استقلال متغیرهای مستقل از یکدیگر و وجود یک ساختار تابعی از پیش تعیین‌شده کاربرد آنها را در دنیای واقعی

1 Reymond Smith

محدود می‌کند (مهرانی و همکاران، ۲۰۲۰). از طرف دیگر با تغییرات اساسی رخداده در امور مالی شرکت‌ها و همچنین تغییرات محیط اقتصاد جهانی نسبت‌های مالی می‌توانند فعالانه تغییر یابند (اوساما و باسام، ۲۰۱۹)[1]. این موضوع به‌منظور توسعه و ایجاد یک رویکرد انقلابی در مواجهه با محیط‌های مالی پویا در آینده لازم و بااهمیت است. در چنین فضایی استفاده از روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و روش‌های داده‌کاوی که عملاً محدودیت‌های پیش‌گفته روش‌های آماری را نداشتند، پا به عرصه گذاشتند (بت شکن و همکاران، ۲۰۱۸). باگذشت زمان و ورود روش‌های جدیدتر طبقه‌بندی و همچنین معایب شبکه‌های عصبی مانند مقادیر عمده‌ی موردنیاز داده‌های آموزشی و به‌منظور تخمین الگوی ورودی و همچنین مسئله تعمیم نتایج حاصل از روش شبکه‌های عصبی، فرایند شناسایی مدل‌هایی باقابلیت پیش‌بینی بیش‌تر به سمت سایر روش‌های داده‌کاوی سوق پیدا کرد، به‌طوری‌که در طی ۱۵ سال اخیر روش‌های دیگر از فناوری داده‌کاوی پا به عرصه پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها گذاشتند. این روش‌ها عمدتاً به لحاظ کارایی، تاکنون کارکردی بهینه‌تر نسبت به سایر روش‌ها داشته‌اند. ازجمله روش‌های نوین داده‌کاوی شامل الگوریتم ژنتیک، درخت تصمیم‌گیری، تئوری مجموعه اولیه، استدلال مبتنی بر مورد، ماشین بردار پشتیبان و غیره می‌شوند. این روش‌ها به‌واسطه‌ی تخمین فراگیر و توانایی آنها در استخراج دانش از میان مقادیر حجیم داده‌ها و همچنین قابلیت‌های طبقه‌بندی و پیش‌بینی آنها، از محبوبیت فراوانی برخوردار هستند (گامیل و ال-جزیری، ۲۰۱۶)[2].

(آکوستا-گونزالز و همکاران، ۲۰۱۹)[3] به پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای کالن و متغیرهای حسابداری در شرکت‌های بورسی اسپانیا طی دوره‌ی زمانی ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۱ پرداختند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که یک الگوی ترکیبی از متغیرهای کالن اقتصادی و متغیرهای حسابداری، توان پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها را دارد. (چیرامونته و کاسو، ۲۰۱۷) تأثیر نسبت‌های نقدینگی و نسبت‌های سرمایه در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها را بررسی کرده و به واحدی از اروپا دست یافتند که نشان داد با ارتقا وضعیت نقدینگی و نسبت‌های مالکانه و سرمایه، احتمال درماندگی مالی کاهش می‌یابد. لی و همکاران در سال ۲۰۱۷ در پژوهش خود، « پیش‌بینی پویای درماندگی مالی با استفاده از DEA و شاخص مالم کوئیست » مدل‌های DEA مقطعی را به DEA مالم‌کوئیست چند زمانه بسط دادند. نتایج پژوهش آنها که مبتنی بر نمونه‌ای از ۷۴۲ شرکت پذیرفته‌شده چینی طی ۱۰ سال نظارت بود نشان داد که DEA مالم‌کوئیست علاوه بر پیش‌بینی‌های دقیق درماندگی مالی بر اساس شاخص‌های کارایی DEA بینش‌هایی را در مورد موقعیت رقابتی یک شرکت ارائه می‌دهد. (لی و همکاران، ۲۰۱۷)[4] از روش استدلال بر مبنای مورد (CBR) به‌عنوان یکی از روش‌های استدلال مهم در زمینه‌ی هوش مصنوعی، برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کرده‌اند. (صالحی و عظیمی یانچشمه، ۲۰۱۶) روش‌های داده‌کاوی را برای پیش‌بینی درماندگی مالی ورشکستگی به کارگرفته‌اند. (شیلپا و آمولیا، ۲۰۱۷)[5] در تحقیقی به کاربرد انتگرال Choquet در دسته‌بندی چندگانه‌ی‌تجمیعی به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها پرداخته و درنهایت یافته‌های تحقیق خود را با داده‌های واقعی شرکت‌های چینی به‌منظور تعیین دقت دسته‌بندی مورد مقایسه قرارداد. نتایج تحقیق نشان داد که پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از روش دسته‌بندی کننده ترکیب مبتنی بر انتگرال Choquet نسبت به دسته‌بندی کننده‌های واحد از دقت و ثبات بیشتری برخوردار است. (کیهوتو و همکاران، ۲۰۱۶)[6] در تحقیقی تحت عنوان « توسعه مدل‌های SFNN برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های ساختمانی» روش جدیدی به‌منظور پیش‌بینی درماندگی مالی ارائه کردند و مدل پیش‌بینی خود را از ترکیب سه روش بهینه‌سازی نقشه‌ی ویژگی خودسازمان‌دهنده، فازی و شبکه‌های عصبی ترکیبی هایپر-

[1] Osama & Bassam
[2] Gameel & El-Geziry
[3] Acosta-González
[4] Li
[5] Shilpa & Amulya
[6] Kihooto

رکتانگیولر ارائه کردند. این مدل توانسته است با دقت ۸۵/۱ درصد درماندگی مالی شرکت‌ها را درست پیش‌بینی کند. (وکیلی فرد و همکاران، ۲۰۱۸) در مقاله‌ای تحت عنوان « یک تجزیه و تحلیل آماری برای پیش‌بینی درماندگی مالی» از ۴۵ نسبت مالی استفاده کردند و آنها را به دو متغیر کلی جدید به نام ریسک و بازدهی تقسیم کردند. آنها در تحقیق خود با استفاده از رگرسیون لجستیک احتمال درماندگی مالی شرکت‌ها را در کوتاه‌مدت پیش‌بینی کردند. حیدری و همکاران در سال ۲۰۱۸ برای پیش‌بینی مالی شرکت‌ها از مدل الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. نتایج تحقیق آنها حاکی از آن بود که مدل ژنتیک علاوه بر قابلیت پیش‌بینی درماندگی مالی، قابل‌فهم برای استفاده‌کنندگان نیز بوده است (حیدری و همکاران، ۲۰۱۸). (هرناندز تینوکو و همکاران، ۲۰۱۸)[1] طی تحقیقی برای نخستین بار از شبکه‌های بیز برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند. آنها در تحقیق خود از مدل ساده و پیچیده بیز استفاده کردند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ساده بیز با ۸۰ درصد اطمینان و مدل پیچیده بیز با ۸۸ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی را درست پیش‌بینی کردند.

حیدری و همکاران در سال ۲۰۱۹ به بررسی پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها به‌وسیله الگوریتم ژنتیک و تحلیل ممیزی چندگانه پرداختند (حیدری فراهانی و همکاران، ۲۰۱۹). نتایج تحقیق افزایش صحت پیش‌بینی مدل الگوریتم ژنتیک در مقایسه با مدل تحلیل ممیزی چندگانه را نشان می‌دهد. (خواجوی و قدیریان آرانی، ۲۰۱۸) محققین به‌وسیله ماشین بردار پشتیبان اقدام به طراحی مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها نمودند و نتایج مدل SVM را با مدل MVA و LR و شبکه‌ی عصبی پس انتشار (BPN) مقایسه کردند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل SVM برای داده‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب با ۸۸/۰۱ و ۸۳/۰۶ درصد در مقایسه با سایر مدل‌ها از صحت بیشتری برخوردار بوده است. (مگینسون و همکاران، ۲۰۱۹)[2] با استفاده از ماشین بردار پشتیبان در فرایند پیش‌بینی به مقایسه نتایج آن با مدل شبکه‌های مصنوعی پرداختند. نتایج این مقایسه نیز از تعمیم‌پذیری و دقت کلی بیش‌تر مدل SVM در مقایسه با شبکه‌ی عصبی خبر داده است. همچنین، در پژوهشی « تحلیل تطبیقی مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی دومرحله‌ای» (موسوی و همکاران، ۲۰۱۹) برای محاسبه کارایی بازار شرکت‌ها علاوه بر کارایی مدیریتی غالب، تخمین معیار تفکیک‌شده‌ی کارایی مختلط و بررسی نقش آن در مقایسه با کارایی فنی محض و کارایی مقیاس در عملکرد DPM ها، کاربرد سیستم خبره در امتیازدهی اعتباری و پیش‌بینی درماندگی را با استفاده از مدل‌های متنوع DEA بسط دادند. به‌علاوه، مقایسه جامعی بین DPM ها دومرحله‌ای از طریق برآورد انواع معیارهای کارایی DEA در مرحله‌ی اول و به‌کارگیری طبقه‌بندهای ایستا و پویا در مرحله‌ی دوم انجام دادند. بر اساس نتایج تجربی، دستورالعمل‌هایی را برای کمک به متخصصین در توسعه‌ی DPM های دو مرحله‌ای ارائه کردند.

در ایران نیز پژوهش‌هایی بر روی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی و درماندگی مالی انجام‌شده است. بسیاری از تحقیقات داخلی انجام‌شده در زمینه‌ی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها در جهت آزمودن توانایی مدل‌های خارجی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران بوده است. سلیم و همکاران در سال ۱۳۹۴ در تحقیقی تحت عنوان « پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها» مدلی با چهار نسبت مالی شامل دارایی‌های آنی به‌کل دارایی‌ها، سرمایه در گردش به‌کل دارایی‌ها، سود خالص به‌کل دارایی‌ها و سود ناویژه به فروش برای پیش‌بینی ارائه دادند. نتایج حاکی از آن است که الگوی ارائه‌شده با روش تحلیل پوششی داده‌ها قابلیت پیش‌بینی وقوع درماندگی مالی در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران را تا دو سال قبل از وقوع آن را دارد (سلیم و همکاران، ۲۰۱۵). بادآورنهندی و همکاران در سال ۱۳۹۶ مدلی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران تهیه کردند. در این تحقیق از بین ۱۵ نسبت اولیه انتخاب‌شده، پنج نسبت که انتظار می‌رفت باهم بهترین پیش‌بینی را در خصوص بحران مالی ارائه نمودند، انتخاب گردید. سپس با استفاده از تجزیه و تحلیل رگرسیون و این پنج نسبت مالی

[1] Hernandez Tinoco
[2] Megginson

مدلی جهت پیش‌بینی تهیه‌شده بود که قادر بود با ۹۵ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی شرکت‌ها را یک سال قبل از وقوع ورشکستگی پیش‌بینی نماید (بادآورنهندی و محرومی، ۲۰۱۸). فروغی و همکاران در سال۱۳۹۶ در تحقیقی به‌منظور شناسایی مهم‌ترین متغیرهای حائز اهمیت در پیش‌بینی بحران مالی و درماندگی مالی شرکت‌ها از مدل تابع تفکیک خطی استفاده کردند. نتایج بررسی آنها نشان داد که تا پنج سال قبل از بحران مالی می‌توان با استفاده از مدل موردنظر و با دقت نسبتاً بالا آن را پیش‌بینی کرد (فروغی و همکاران، ۲۰۱۷). میر عرب بایگی و همکاران در پژوهشی در سال ۱۳۹۹ به پیش‌بینی پویا درماندگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شاخص مالم کوئیست پرداخته‌اند که نتایج این تحقیق نشان از توانایی بالای این شاخص در تشخیص درماندگی مالی شرکت‌ها و رفع مسئله ناکارآمدی روش‌های پیشین می‌باشد (میرعرب بایگی و همکاران، ۲۰۲۰). رحیمی و همکاران در سال ۱۴۰۰ به تبیین متغیرهای مالی مؤثر در پیش‌بینی درماندگی مالی پرداختند. در این پژوهش ۱۰۶ شرکت با روش نمونه‌گیری تصادفی ساده انتخاب شدند و داده‌های مالی آنها از سال ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۸ استخراج و با آزمون همبستگی پیرسون رابطه‌ی بین متغیرها بررسی و از ۳۴ نسبت مالی، ۲۴ نسبت که دارای رابطه‌ی معنی‌دار بودند، انتخاب گردید (رحیمی و همکاران، ۲۰۲۱).

پرسش‌های پژوهش

- این پژوهش به دنبال یافتن پاسخ پرسش‌های زیر است:
- نسبت‌های مالی مناسب برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران کدامند؟
- آیا می‌توان با استفاده تکنیک‌های DEA-DA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی SOM الگوی مناسبی برای پیش‌بینی پویای درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران ارائه کرد؟

روش‌شناسی پژوهش

محققین در تحقیق حاضر به دنبال« ارائه الگویی برای پیش‌بینی پویای درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران هستند» لذا می‌توان بیان داشت که این تحقیق از حیث جهت‌گیری تحقیق از نوع تحقیق پژوهشی- کاربردی می‌باشد. ازنظر فلسفه تحقیق نیز تحقیق حاضر از نوع اثبات‌گرایی است. استراتژی تحقیق در این تحقیق از نوع قیاسی می‌باشد. همچنین چون محقق ضمن بررسی وضعیت موجود به دنبال کشف راه‌حلی بهتر برای ارتقاء وضعیت فعلی است بنابراین هدف تحقیق از نوع اکتشافی می‌باشد. در این تحقیق محقق پس از جمع‌آوری داده‌ها اقدام به پیمایش داده‌ها می‌کند لذا تحقیق از نوع توصیفی- پیمایشی است.. جامعه‌ی آماری تحقیق را شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران برای دوره زمانی۱۳۸۶ تا ۱۳۹۸ تشکیل می‌دهد.

روش نمونه‌گیری حذفی سیستماتیک است که درمجموع ۱۰۶ شرکت برای انتخاب موجود بودند که نمونه‌ها بر اساس چهار شرط زیر انتخاب شدند:

- در زمره شرکت‌های سرمایه‌گذاری، بانک‌ها، بیمه‌ها واسطه‌گری مالی نباشد.
- قبل از سال ۱۳۸۶ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته‌شده.
- اطلاعات مالی آنها در دوره‌ی موردبررسی در دسترس باشند.
- سال مالی شرکت منتهی به پایان اسفندماه هرسال باشد.

در این پژوهش، آمار و اطلاعات مربوط به ۱۰۶شرکت‌ها از منابع اطلاعاتی سازمان بورس و اوراق بهادار و سامانه‌های دادگان موجود مانند نرم‌افزار سازمان بورس اوراق بهادار تهران، کدال و ره‌آورد نوین گردآوری گردید. داده‌های موردنیاز

پس از گردآوری و اعتبارسنجی مورداستفاده قرار گرفت. داده‌های جمع‌آوری‌شده، ابتدا در قالب بانک اطلاعات ذخیره و سپس با انتقال این داده‌ها به نرم‌افزار اکسل

(Excel)، زمینه‌ی تجزیه و تحلیل این داده‌ها و نتایج حاصل از آنها فراهم گردید و همچنین در بخش پیشینه‌ی تحقیق و مبانی نظری تحقیق، جمع‌آوری اطلاعات از منابع دست‌دوم و به‌صورت کتابخانه‌ای، سایت‌ها و مجلات علمی معتبر صورت پذیرفت.

برای مدل‌سازی ریاضی و پویاسازی پیش‌بینی درماندگی مالی و تحلیل داده‌ها از تکنیک‌های DEA-DA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی SOM استفاده شده است.

تحلیل پوششی داده‌ها – ابر صفحه متمایزکننده رویکردی از تحلیل پوششی داده‌ها می‌باشد که در کاربردهای متفاوتی در مقالات از آن استفاده شده است. خوشه‌بندی ، پیش‌بینی آینده و ارزیابی کارایی واحدهای تصمیم ازجمله کاربردهایی است که در مقالات متعدد از این تکنیک کاربرد داشته است. در سال‌های گذشته، طی چندین مقاله توسط (سوئیوشی و گوتو، ۲۰۱۲)[1]، (سوئیوشی و گوتو، ۲۰۱۳)[2]، (فرضی پور صائن، ۲۰۱۳)، (سوئیوشی و همکاران، ۲۰۲۰)[3] و (محمد آتریس، ۲۰۲۰)[4]، توان ارزیابی واحدهای تصمیم، رتبه‌بندی و پیش‌بینی عضویت مشتریان در واحدهای تصمیم متناسب، برای تکنیک DEA-DA ارائه شد.

نگاشت خودسازمان‌ده کوهنن از یادگیری بدون ناظر یا بدون سرپرست استفاده می‌کند. این الگوریتم روابط غیرخطی و پیچیده‌ی اطلاعات با ابعاد زیاد را به رابطه‌ی ساده‌ی هندسی با ابعاد کم تبدیل می‌کند. باوجود آنکه در این روش، فشرده‌سازی اطلاعات انجام می‌شود، اما روابط مهم متریک و توپولوژیک بین اطلاعات حفظ می‌شود. SOM معمولاً شبکه‌ای منظم و دوبعدی از نرون‌ها است که هر نرون تبیین‌کننده مدلی از مشاهدات محسوب می‌شود. اصل اساسی در آموزش شبکه‌ی SOM تنظیم وزن‌های نرون‌ها در یک همسایگی خاص است با استفاده از تابع همسایگی (گوسین یا کلاه مکزیکی) به دست می‌آید. یکی از مهم‌ترین فرآورده‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، تحلیل خوشه‌ای و خوشه‌بندی با منطق تحت آن است که الگوریتم رایج شبکه‌های عصبی مصنوعی در این حوزه، تکنیک نگاشت خودسازمان‌ده (SOM) نام دارد. این شبکه‌ها که با نام شبکه‌های عصبی کوهنن نیز شناخته می‌شوند، دارای خاصیت ویژه‌ای برای ایجاد فضایی سازمان‌یافته از بردارهای ورودی بر اساس ویژگی‌های مختلف آنها می‌باشند به‌طوری‌که پاسخ‌هایی استوار را حاصل نماید (وانگ و همکاران، ۲۰۱۳)[5]. SOM به طور معمول، متشکل از یک یا دولایه نرون‌های ورودی و خروجی است (تیسان و سیریستیا، ۲۰۱۳)[6]. لایه‌ی خروجی شبکه، به لایه‌ی رقابتی نیز مشهور است؛ چرا که نقش رقابتی شبکه‌ی طی فرآیند آموزش، در این لایه صورت می‌گیرد. لایه‌ی رقابتی، یک صفحه‌ی دوبعدی است که با m نورون ساختاردهی شده است درحالی‌که لایه‌ی ورودی n نرون را در خود جای می‌دهد. هر نورونِ لایهی ورودی با مقادیر وزنی مختلف به نورون‌های لایه‌ی رقابتی متصل می‌شوند و همچنین یک سری اتصالات جزئی بین نورون‌های لایه‌های رقابتی برقرار است (وانگ و همکاران، ۲۰۱۳).

مدل ارائه‌شده

در این پژوهش با گسترش مدل DEA-DA اقدام به ارائه‌ی مدلی می‌شود که توان پیش‌بینی عضویت بنگاه اقتصادی را در خوشه‌ی متناسب داشته باشد. به‌منظور ساده‌سازی ارائه، مدل مذکور در قالب پیش‌فرض دو خوشه‌ی درمانده و غیر

---

[1] Sueyoshi & Goto
[2] Sueyoshi & Goto
[3] Sueyoshi
[4] Mohammed Atris
[5] Wang
[6] Tisan & Cirstea

درمانده ارائه شده است و به صورتی گسترش داده شده که توان تفکیک بین دو خوشه برای آن ایجاد شود. همان‌گونه که در مدل نیز مشخص است می‌توان با ایجاد محدودیت‌ها و قیود جدید تعداد خوشه‌ها را بیشتر نیز در نظر گرفت. نکته‌ی قابل‌توجه این است که اساساً در این مقاله تحلیل پوششی داده‌ها به خوشه‌بندی نمی‌پردازد، بلکه در فرآیند پیش‌بینی تأثیرگذار است. مدل ارائه‌شده می‌تواند پیش‌بینی کند که واحد تصمیم تازه‌وارد در کدام خوشه قرار خواهد گرفت. در ابتدا، شبکه‌ی عصبی خوشه‌بندی مناسب را انجام می‌دهد، سپس مدل ارائه‌شده که ترکیبی است از « ابر صفحه‌های متمایزکننده» و « تحلیل پوششی داده‌ها» توان تشخیص الگوی خوشه‌بندی را دارد؛ به‌گونه‌ای که با مشخص شدن مقادیر ابر صفحه‌های متمایزکننده در مقایسات زوجی می‌تواند پیش‌بینی کند که واحد تصمیم جدید در کدام خوشه قرار خواهد گرفت.

مدل‌سازی کمی

یک مسئله‌ی خوشه‌بندی را در نظر بگیرید که در آن $g = ۱,۲ \dots, h$ گروه وجود دارند که مجموع شرکت‌های عضوِ این h گروه، کل n بنگاه را تشکیل می‌دهند که با $j = ۱,۲ \dots, n$ نمایش داده می‌شود. با توجه به این‌که چند خوشه مدنظر است که هر شرکت توسط k عامل مستقل $(i = ۱,۲ \dots, k)$ تعریف می‌گردد که با z_{ij} نشان داده شده است.

روش DEA-DA نیاز دارد که از قبل، عضویت هر شرکت به هر گروه مشخص باشد که با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی SOM نگرانی در این خصوص وجود ندارد و شرکت‌ها از قبل با استفاده از این روش به تعداد خوشه‌های مدنظر تخصیص داده می‌شوند. (بنیادی نائینی و همکاران، ۲۰۱۶) مدل تعریف‌شده برای دو خوشه در زیر ارائه شده است که قابلیت تعمیم به تعداد گروه‌های بیشتری را نیز دارد. لذا مدل زیر برای دو خوشه به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\min \sum_{j \epsilon G_1} y_j + \sum_{j \epsilon G_2} y_j \qquad (۱)$$

Subject to:

$$\sum_{i=1}^{k} (\lambda_i^+ - \lambda_i^-) z_{ij} - c_1 + M y_j \geq 0 , \qquad j \epsilon G_1 \qquad (۲)$$

$$\sum_{i=1}^{k} (\lambda_i^+ - \lambda_i^-) z_{ij} - c_2 + M y_j \geq 0 , \qquad j \epsilon G_2 \qquad (۳)$$

$$\sum_{i=1}^{k} (\lambda_i^+ - \lambda_i^-) z_{ij} - c_1 - M y_j \leq -\varepsilon , \qquad j \epsilon G_1 \qquad (۴)$$

$$\sum_{i=1}^{k} (\lambda_i^+ - \lambda_i^-) z_{ij} - c_2 - M y_j \leq -\varepsilon , \qquad j \epsilon G_2 \qquad (۵)$$

$$\sum_{i=1}^{k} (\lambda_i^+ + \lambda_i^-) = 1 \qquad (۶)$$

$$\xi_i^+ \geq \lambda_i^+ \geq \varepsilon\xi_i^+, \qquad i = 1,2,\dots,k \tag{۷}$$

$$\xi_i^- \geq \lambda_i^- \geq \varepsilon\xi_i^-, \qquad i = 1,2,\dots,k \tag{۸}$$

$$\xi_i^+ + \xi_i^- \leq 1, \qquad i = 1,2,\dots,k \tag{۹}$$

$$\sum_{i=1}^{k} (\xi_i^+ + \xi_i^-) = k \tag{۱۰}$$

$$c_1 \geq c_2 + \varepsilon \tag{۱۱}$$

$$\xi_i, \xi_i, y_j = 0 \; or \; 1 \tag{۱۲}$$

$$\lambda_i^+ \geq 0, \qquad i = 1,2,\dots,k \tag{۱۳}$$

$$\lambda_i^- \geq 0, \qquad i = 1,2,\dots,k \tag{۱۴}$$

در محدودیت‌های دو و سه مقدار هر یک از معیارها برای عضویت در گروه متناسب مشخص شده و عضویت در هر یک از این گروه‌ها قبلاً توسط مدل خوشه‌بندی شبکه‌ی عصبی مشخص گردیده است، به‌عنوان مثال در محدودیت اول معیار i ام مربوط به واحد تصمیم jام که در گروه اول عضو است در نظر گرفته می‌شود. مقدار M به‌عنوان جریمه برای عضویت غلط در خوشه‌ی نامتناسب قرارگرفته است که مقدار آن در این مقاله ۱۰۰۰۰ در نظر گرفته‌شده است. همچنین مقادیر $\lambda_i^{-\&+}$به‌عنوان ضریب معیار مورد ارزیابی در نظر گرفته می‌شود که کران بالا و پایین آن مشخص می‌شود. معادلات چهار و پنج جهت جلوگیری از قرارگیری واحد تصمیم در ابر صفحه‌ی متمایزکننده ایجاد شده است که مقدار آن ε بر این ابر صفحه‌ها متمایزکننده ایجاد شده است. مدل فوق دو مقدار متمایزکننده c_1, c_2 را در خود جای داده است. اولین مقدار متمایزکننده (c_1)جهت تفکیک گروه یک (G_1) و گروه دو (G_2) استفاده می‌شود. دومین مقدار متمایزکننده (c_2) جهت تفکیک سایر مقادیر استفاده می‌شود. این تفکیک در روابط دو تا پنج با لحاظ کردن رابطه‌ی ۱۱ مشخص شده است. در این مدل، رابطه شش محدودیت نرمالایزسازی است چراکه مدل فزاینده است. محدودیت‌های موجود در رابطه هفت و هشت نیز بیانگر کران‌های بالا و پایین برای λ_i^- و λ_i^+ هستند. رابطه نه دلالت بر این دارد که مجموع متغیرهای صفر و یک نباید بیش از یک گردد.

این گروه از محدودیت‌ها از وقوع هم‌زمان $\lambda_i^- \geq 0$ و $\lambda_i^+ \geq 0$ جلوگیری می‌نماید. جهت استفاده از تمامی اوزان محدودیت رابطه ۱۰ وارد مدل شده است. باید توجه نمود که در هنگام حل مدل، لازم است که در جواب بهینه‌ی شرط $c_1^* > c_2^*$ برقرار باشد. جهت تضمین برقراری این رابطه محدودیت‌های نشان داده‌شده در رابطه ۱۱ و ۱۲ به مدل اضافه می‌شود. در مدل ارائه داده‌شده دو گروه توسط c_1^*, c_2^* و $\lambda_i^* = \lambda_i^{+*} - \lambda_i^{-*}$ $(i = 1, \dots, k)$ تفکیک می‌شوند. عضویت گروهی واحد جدید که دارای مشخصات $Z_r = (Z_{1r}, \dots, Z_{kr})^T$ است، توسط قواعد زیر پیش‌بینی می‌گردد:

الف) اگر $\sum_{i=1}^{k} \lambda_i^* z_{ir} \geq c_1^*$ باشد، آنگاه واحد جدید به گروه یک (G_1) تعلق دارد.

ب) اگر $c_1^* - \varepsilon \geq \sum_{i=1}^{k} \lambda_i^* z_{ir} \leq c_2^*$ باشد، آنگاه واحد جدید به گروه دو (G_2) تعلق دارد.

همان‌طور که در بالا ذکر شد، محدودیت $\lambda_i^- \geq \varepsilon\xi_i^-$ و $\xi_i^- \geq \lambda_i^- \geq \varepsilon\xi_i^-$ بیان‌گر کرانهای بالا و پایین λ_i^+ و λ_i^- است. در محدودیت $\xi_i^+ + \xi_i^- \leq 1$ نشان داده است که مجموع این متغیرهای صفر یا یک، کوچک‌تر مساوی یک است. حال اگر $\lambda_i^- \geq \varepsilon \geq 0$ و $\lambda_i^+ \geq \varepsilon \geq 0$ آنگاه $\sum_{i=1}^{4}(\xi_i^+ + \xi_i^-) = 4$ خواهد بود و لذا جواب نشدنی می‌شود و از این‌رو مثبت شدن هم‌زمان λ_i^- و λ_i^+ محال است.

سایر ترکیبات λ_i^- و λ_i^+ در عبارت‌های $\lambda_i^+ \geq \varepsilon\xi_i^+$ و $\xi_i^+ + \xi_i^- \leq 1$ و $\xi_i^- \geq \lambda_i^- \geq \varepsilon\xi_i^-$ صدق می‌کند. برای غیر صفر شدن هم‌زمان λ_i^- و λ_i^+ محدودیت $\sum_{i=1}^{k}(\xi_i^+ + \xi_i^-) = k$ به مدل اضافه می‌شود. صفر شدن هم‌زمان این متغیرها به لحاظ ریاضی اشکالی ندارد اما سبب می‌شود که یک عامل که در خصوص آن اطلاعات جمع‌آوری کرده‌ایم کلاً از محاسبات حذف شود. تمامی واحدهای Z_{ij} توسط $\sum_{i=1}^{k}\lambda_i z_{ij}$ به یکدیگر متصل می‌شود که تشکیل تابع متمایزکننده را می‌دهد. λ_i برآورد وزن برای عامل i ام است و درواقع بیانگر اهمیت عامل i ام برحسب توانایی آن در متمایز کردن می‌باشد. این اوزان به نحوی تعیین می‌شوند که مجموع قدر مطلق λ_i $(i = 1, \dots, k)$ برابر با ۱ است. این روش به این خاطر است که ممکن است مقادیر منفی در داده‌ها وجود داشته باشد؛ توجه کنید که جهت حل مدل DEA-DA مدل تبدیل‌شده‌ای است که در آن $\lambda_i^+ - \lambda_i^- = \lambda_i$ که $\lambda_i^+ = \frac{|\lambda_i|+\lambda_i}{2}$ و $\lambda_i^- = \frac{|\lambda_i|+\lambda_i}{2}$ به ترتیب بیان‌گر بخش مثبت و منفی آن هستند.

مدل کلی پژوهش

همان‌طور که در شکل یک مشخص است، به‌طور خلاصه برای ارزیابی واحدهای جدید گام‌های زیر طی شده است:

گام یکم: خوشه‌بندی با شبکه‌ی عصبی مصنوعی SOM. در این گام فرآیند خوشه‌بندی برای همه‌ی شرکت‌ها و بنگاه‌های اقتصادی انجام‌شده که در این پژوهش تعداد خوشه‌های موجود برابر با دو در نظر گرفته‌شده است. تعداد خوشه‌ها قابلیت افزایش یا کاهش را دارد و مدل گام دوم بر اساس هر تعدادی از خوشه‌ها انجام‌پذیر است.

گام دوم: اجرای مدل DEA-DA. پس از خوشه‌بندی شرکت‌ها با اجرای مدل ارائه‌شده جهت پیدا کردن مقادیر بهینه λ_i^* وc_1^*, c_2^* که در آن $i = 1, \dots, k$ است، اقدام می‌شود.

گام سوم: پیش‌بینی عضویت شرکت و یا بنگاه جدید. عضویت شرکت جدید را می‌توان در گروه مناسب پیش‌بینی کرد. در این گام مقادیر بهینه c_1^*, c_2^* و λ_i^* در قواعد ذکرشده جهت پیش‌بینی واحد جدید در یک گروه استفاده می‌شود. نمودار سه مرحله‌ای در شکل یک، رویه‌ی کلی این پژوهش را نشان می‌دهد:

شکل ۱. رویه‌ی کلی پژوهش.

خوشه‌بندی باعث می‌شود واحدهایی که دارای شباهت زیادی به یکدیگر هستند در کنار یکدیگر در دسته‌ی مربوط به خود رتبه‌بندی شوند. درنهایت پیش‌بینی عضویت در هر خوشه کمک می‌کند تا بتوان متناسب با خوشه‌ی مدنظر برای آن شرکت متناسب با پیش‌بینی اقدام به تخصیص بودجه‌ی مالی نمود

در قسمت تجزیه و تحلیل مطالعه‌ی موردی بیشتر به این موضوع خواهیم پرداخت.

برآورد مدل و تحلیل نتایج

پس از مطالعه‌ی‌جامع ادبیات تحقیق و بررسی نسبت‌های مالی مهم مورداستفاده در پژوهش‌های قبلی درنهایت تعداد هشت نسبت مالی که بیش از همه در تحقیقات قبلی مورداستفاده قرارگرفته بود، انتخاب شدند. در ارزیابی درماندگی مالی، نسبت‌های مالی که مقادیر کم آن، می‌توانند سبب درماندگی مالی شوند به‌عنوان متغیر ورودی و نسبت‌های مالی که مقادیر بزرگ آن، می‌تواند سبب درماندگی مالی شود به‌عنوان متغیر خروجی هستند.

نسبت سرمایه در گردش به‌کل دارایی‌ها (WCTA): نسبت سرمایه در گردش به‌کل دارایی‌ها نسبتی است که نشان‌دهنده‌ی سهم سرمایه در گردش در مقایسه با کل دارایی‌ها است. هر چه این سهم بزرگ‌تر باشد، توانایی نقدینگی شرکت بیش‌تر است و دوری شرکت از خطر درماندگی مالی را نشان می‌دهد.

نسبت دارایی‌های جاری به بدهی جاری (CACL): نسبت جاری متداول‌ترین وسیله‌ی اندازه‌گیری قدرت پرداخت بدهی‌های کوتاه‌مدت است. هر چه این نسبت بزرگ‌تر باشد، شرکت کم‌تر دچار درماندگی مالی می‌شود.

نسبت سود قبل از هزینه‌های مالی و مالیات به‌کل دارایی‌ها (EBITA): بهره، هزینه تأمین سرمایه از طریق دریافت وام درنتیجه سهم وام‌دهندگان از سود شرکت و مالیات، سهم دولت از سود شرکت است. سود شرکت قبل از این دو عامل نشان‌دهنده‌ی توانایی سودآوری شرکت با استفاده از دارایی‌های شرکت است. هر چه این نسبت بزرگ‌تر باشد. توان سودآوری شرکت بالاتر و در نتیجه شرکت از خطر درماندگی مالی دورتر است.

نسبت سود قبل از هزینه‌های مالی و مالیات به فروش (EBIT): این نسبت بیانگر توان سودآور شرکت است. هر چه قدر این نسبت بزرگ‌تر باشد، شرکت سودآورتر بوده و کم‌تر در معرض درماندگی مالی قرار می‌گیرد.

نسبت کل بدهی به‌کل حقوق صاحبان سهام (TDTE): بدهی‌ها و حقوق صاحبان سهام نشان‌دهنده‌ی چگونگی تأمین سرمایه شرکت می‌باشد. اگر دارایی‌های شرکت بیشتر از محل بدهی‌ها تأمین شود امکان درماندگی مالی بیش‌تری برای شرکت وجود خواهد داشت.

دوره‌ی وصول مطالبات: نسبت متوسط دوره‌ی وصول مطالبات یکی از نسبت‌های فعالیت است که بیان‌گر مدت‌زمانی است که طول خواهد کشید با شرکت مطالبات خود را از مشتریان دریافت کند.

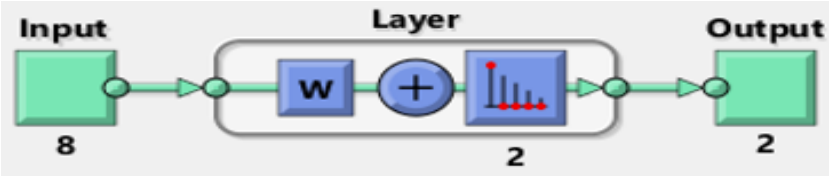
نسبت نقدینگی (LR): نسبت نقدینگی یا جز یکی از نسبت‌های مالی می‌باشد که از تقسیم پول نقد و معادل‌های نقدی و اوراق بهاداری که به‌راحتی قابل تبدیل به نقد می‌باشند، بر بدهی‌های جاری، به دست می‌آید. این نسبت آزمون نقدینگی شرکت است و برای محاسبه‌ی آن کل وجوه نقد و اوراق بهادار قابل‌خرید و فروش در بازار را جمع می‌کنند و آن را بر کل بدهی‌های جاری تقسیم می‌کنند.

گردش دارایی جاری (CAT): این نسبت، میزان تأثیرگذاری گردش دارایی‌ها را در کسب درآمد شرکت نشان می‌دهد و بیانگر این است که چگونه دارایی‌های شرکت برای ایجاد درآمد به کار گرفته می‌شوند. با مقایسه‌ی این نسبت در دوره‌های گذشته می‌توان به این نتیجه رسید که افزایش دارایی‌ها در کسب درآمد بیشتر توسط شرکت، تأثیرگذار بوده است یا خیر؟

جهت تشریح رویکرد استفاده‌شده در این مقاله به بررسی عملکرد شرکت‌های عضو سازمان بورس اوراق بهادار تهران پرداخته می‌شود. در این زیر بخش ابتدا به ۱۰۵ شرکت عضو بر مبنای معیارهای ارائه‌شده در دو خوشه‌ی متناسب درمانده و غیر درمانده پرداخته می‌شود. در ادامه بر مبنای رویکرد ارائه‌شده در شکل یک، بعد از خوشه‌بندی به پیش‌بینی شرکت جدید پرداخته می‌شود. عامل‌های مورد ارزیابی بر مبنای عملکرد در سال ۱۳۹۸ صورت پذیرفته‌است.

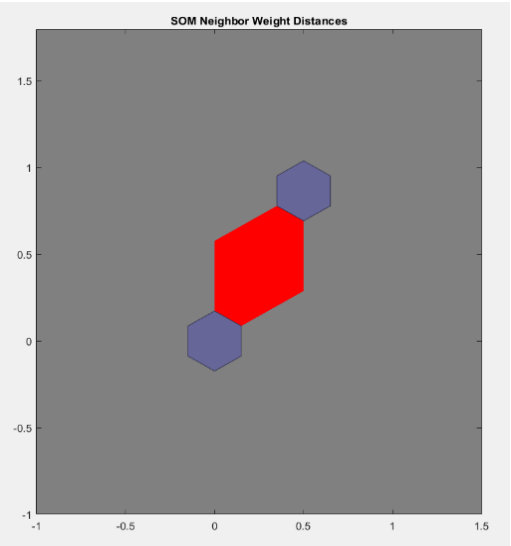
به‌منظور اجرای فرآیند خوشه‌بندی SOM در این پژوهش، از نرم‌افزار MATLAB (نسخه R۲۰۱۹) استفاده شده است.

با ورود داده‌های مربوط به ۱۰۵ شرکت تولیدی عضو سازمان بورس و اوراق بهادار تهران و قرار دادن شاخص‌های فوق، عملاً ۱۰۵ بردار ورودی با مؤلفه‌های مربوط به شاخص‌ها به شبکه‌ی SOM موردنظر داده می‌شود. در اینجا، شبکه‌ی SOM با تعداد دو خوشه‌ی پیش‌فرض (یعنی با توپولوژی یک در یک) و با توپولوژی شش‌ضلعی (Hexagonal) و تابع فاصله پیوندی (LinkDi) ساختاردهی شده است. در شکل دو شبکه طراحی‌شده نمایش داده‌شده است.



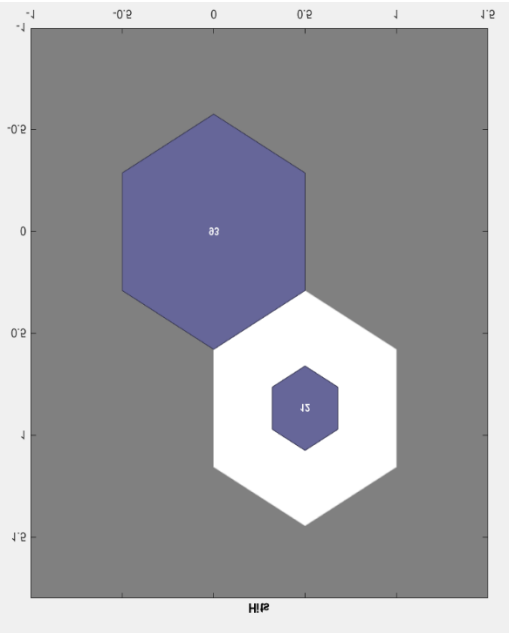
شکل ۲. شبکه ی طراحی‌شده جهت خوشه‌بندی شرکت‌ها.

با توجه به این موضوع، تعداد نرون‌های شبکه نیز برابر با دو خواهد بود. پس از اجرای شبکه، محل قرارگیری مراکز خوشه‌ها و میزان فواصل بین آنها بر اساس شکل سه و جدول دو قابل‌اندازه‌گیری است. در شکل سه ، نمودار فواصل بین نرون‌ها (خوشه‌ها) نمایان است که هرچه این فواصل تیره‌تر باشد، نشان‌گر بیشتر بودن فاصله است.



شکل ۳. نمودار فواصل همسایگی بین خوشه‌ها در SOM.

در شکل چهار تعداد اعضای هریک از خوشه‌ها نمایش داده‌شده است. در این تصویر مشخص است که در هریک از خوشه‌ها چه تعداد از شرکت‌ها قرارگرفته‌اند.



شکل ۴. نمودار اعضا خوشه‌ها در SOM.

جدول یک نیز خروجی هر خوشه را در قالب مرکز آن نشان می‌دهد. در این جدول، بردار مرکز هر خوشه با استفاده از دستور net.IW در MATLAB محاسبه‌شده است.

جدول ۱. مراکز هریک از خوشه‌ها بر اساس هشت عامل موردبررسی.

نسبت مالی	خوشه ۲	خوشه ۱
نسبت نقدینگی (LR)	۲.۶۷	۰.۰۲
گردش دارایی جاری	۴.۰۴	۰.۰۳
دوره‌ی وصول مطالبات	۹۴.۶۸	۴۲۴۰.۵
نسبت کل بدهی به کل حقوق صاحبان سهام (TDTE)	۴۹.۲۴	-۱۳.۶۸
نسبت سود قبل از هزینه‌های مالی و مالیات به فروش (EBIT)	۶۷۹.۷۷۳	-۲۸۶.۷۶
نسبت سود قبل از هزینه‌های مالی و مالیات به کل دارایی‌ها (EBITA)	۸۶۹.۹۴	-۱۵۳.۰۳
نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها (WCTA)	۱.۶۸	۰.۰۸۹
نسبت دارایی‌های جاری به بدهی جاری (CACL)	۰.۸۵	۰.۱۱

با توجه به آنکه شرکت‌های در این خوشه‌بندی به دو خوشه تقسیم‌شده است. حال می‌توان بر مبنای عضویت در هر خوشه به ارائه‌ی خدمات مناسب برای هر خوشه پرداخت. بر این مبنا شرکت‌ها عضو سازمان بورس اوراق بهادر به دو خوشه درمانده و غیر درمانده تقسیم‌شده است. به‌منظور پیش‌بینی خوشه‌ای که شرکت جدید در آن قرار می‌گیرد باید از قواعد پیشنهاد شده در بخش مدل‌سازی کمی استفاده شود. به این منظور، مقادیر بهینه λ_i, c_1, c_2 که در آن $i = 1,2$ است را از مدل یک به دست می‌آوریم.

جهت حل این مدل، از نرم‌افزار Lingo استفاده‌شده است و مقادیر بهینه آن به‌صورت زیر گزارش می‌شوند:

$\lambda_1 = -0.0025 \ \lambda_2 = 0.0045$

$\lambda_3 = -0.6350 \ \lambda_4 = -0.3006$

$c_1 = 341147.04 \ c_2 = 72173.371$

حال شرکت جدید بر مبنای رویکرد ارائه شده در این مقاله مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. مقادیر مربوط به ویژگی‌های این شرکت جدید در جدول دو ارائه‌شده است.

جدول ۲. مقادیر شاخص‌ها برای شرکت موردبررسی.

نسبت نقدینگی (LR)	گردش دارایی جاری	دوره وصول مطالبات	(TDTE)	(EBIT)	(EBITA)	(WCTA)	(CACL)
۳.۵۹	۳.۰۶	۱۰۶	۲۳.۸۹	۹۵.۷۹	۶۴۹.۰۰۲	۰.۹۵	۰.۴۹

با توجه به مقادیر لاندا و صفحه‌های متمایزکننده دو خوشه، به پیش‌بینی عضویت این شرکت جدید پرداخته می‌شود.

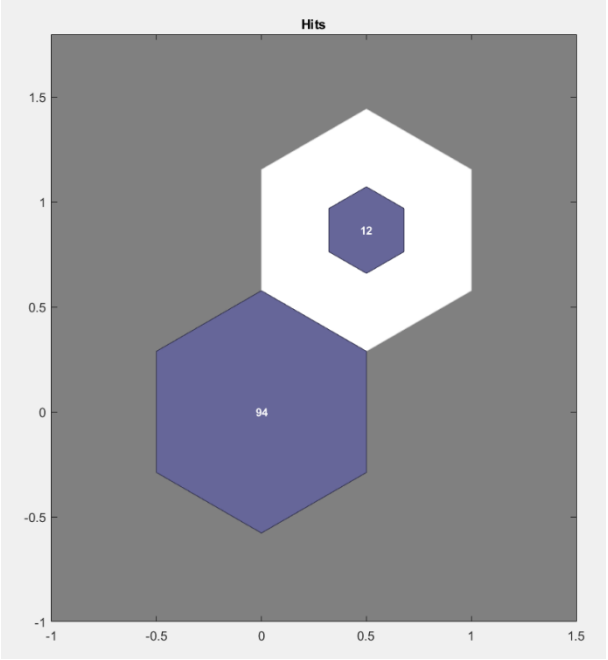
$$\sum_{i=1}^{2} \lambda_i z_{ir} = 213{,}585.4903$$

با توجه به این‌که نامساوی زیر برقرار است:

$$341{,}147.04 > 213{,}585.4903$$

لذا این شرکت در خوشه‌ی دوم قرار می‌گیرد و باید متناسب با سیاست‌هایی که برای شرکت‌های عضو در این خوشه مدنظر است با این شرکت برخورد شود.

جهت آزمون دقت پیش‌بینی صورت گرفته، مجدداً با بهره‌گیری از شبکه‌ی عصبی مصنوعی، با حضور یک شرکت جدید خوشه‌بندی صورت می‌گیرد. در خوشه‌بندی که به‌وسیله شبکه‌ی عصبی مصنوعی، جهت تائید و ارزیابی مدل ارائه‌شده، صورت پذیرفته شد، این شرکت بازهم در خوشه‌ی شماره‌ی دوم قرارگرفته است. در شکل شماره‌ی پنج خوشه‌بندی انجام‌شده برای ۱۰۶ شرکت نمایش داده می‌شود که بیانگر عضویت این شرکت در خوشه‌ی دوم می‌باشد. همان‌گونه که در شکل پنج مشخص است تعداد اعضا این خوشه به ۹۴ شرکت افزایش‌یافته است. که مشخصاً شرکت جدید بر مبنای خروجی ارائه‌شده نرم‌افزار MATLAB در خوشه‌ی دوم عضویت پیداکرده است.



شکل ۵. نمودار اعضا خوشه‌ها در SOM با ورود شرکت جدید.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با توجه به اهمیت و ضرورت شناسایی نسبت‌های مالی مناسب برای پیش‌بینی وقوع درماندگی مالی در راستای بهره‌مندی شرکت‌ها و نهادهای پولی و مالی، به یک سیستم هشدار سریع وقوع درماندگی مالی، این پژوهش با هدف شناسایی نسبت‌های مالی مناسب برای پیش‌بینی وقوع درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران انجام که هشت نسبت مالی جهت ارزیابی و پیش‌بینی درماندگی مالی انتخاب گردید. همچنین با عنایت به اینکه هدف دیگر پژوهش ارائه‌ی الگویی جهت پیش‌بینی پویای درماندگی مالی است، لذا بدین منظور الگوی مناسب طراحی گردید. ابتدا به کمک شبکه‌ی مصنوعی SOM اقدام به خوشه‌بندی شرکت‌ها در دو خوشه درمانده و غیر درمانده گردید و سپس با مدل ارائه‌شده DEA-DA اقدام به عضویت شرکت جدید در خوشه مناسب گردید.

در تحقیقات انجام‌شده در سال‌های اخیر از تکنیک‌هایی استفاده شده که قابلیت پیش‌بینی پویا درماندگی مالی را دارند. (لی و همکاران، ۲۰۱۷) ، (حیدری و همکاران، ۲۰۱۸)، (خواجوی و قدیریان آرانی، ۲۰۱۸)، (مگینسون و همکاران، ۲۰۱۹)، (حیدری فراهانی و همکاران، ۲۰۱۹) و (موسوی و همکاران، ۲۰۱۹) در تحقیقات خود، از تکنیک‌های هوش مصنوعی و تحلیل پوششی داده‌ها برای پیش‌بینی پویا درماندگی مالی استفاده کرده، الگوهای ارائه شده توسط پژوهشگران فوق‌الذکر پویا بوده و متغیر دوره‌های زمانی در آنها در نظر گرفته شده است و این اجازه را می‌دهد که تغییرات را در طول زمان در نظر بگیرند و با توجه به ناکارایی شرکت‌ها اقدام به رتبه‌بندی شرکت‌ها و پیش‌بینی درماندگی مالی نمایند. الگوی ارائه شده در این پژوهش علاوه بر مزیت ذکرشده در تحقیقات بالا (پویا بودن) از قابلیت خوشه‌بندی برخوردار است. خوشه‌بندی به تصمیم‌گیرنده این اجازه را می‌دهد تا بتواند واحدهای مشابه که نیاز به سیاست‌ها مشابه را دارند، شناسایی کند. این امر به‌خصوص در زمان‌هایی که حجم اطلاعات بسیار زیاد است، اهمیت می‌یابد.

در این پژوهش، توانستیم پیش‌بینی کنیم که شرکت‌های جدید برای سرمایه‌گذاری در چه وضعیتی ازلحاظ درماندگی مالی قرار دارند لذا متناسب با پیش‌بینی صورت گرفته در خصوص این شرکت‌ها اقدام تخصیص سرمایه صورت خواهد پذیرفت. توان پیش‌بینی این مدل به تصمیم‌گیرندگان توانایی لازم جهت تحلیل و ایجاد تصمیم را می‌دهد که واحدهای درمانده را شناسایی و از وقوع سرمایه‌گذاری‌های منجر به درماندگی مالی جلوگیری نماید. رویکرد ارائه‌شده در این پژوهش همچنین این توانایی را دارد که شرکت‌ها را از منظر وضعیت مالی در سطوح مختلف دیگر نیز شناسایی نماید، به این مفهوم که می‌توان شرکت‌ها را به گروه‌ها و دسته‌های مختلف مانند مرز درماندگی، دارای بازدهی بالا و ... تقسیم نمود و مدل DEA-DA ارائه‌شده در این پژوهش عضویت شرکت‌های جدید در هریک از این گروه‌ها را شناسایی و شرکت‌های سرمایه‌گذاری متناسب با آن به ارائه ی سیاست‌های سرمایه‌گذاری اقدام نمایند.

به‌طورکلی با استخراج مهم‌ترین نسبت‌های مالی تأثیرگذار در پیش‌بینی درماندگی مالی، الگویی جدید برای پیش‌بینی درماندگی مالی ارائه شد که نتایج ارزیابی این الگو نشان دهنده‌ی دقت و صحت و قابل قبول بودن آن است. یکی از مهم‌ترین نقاط قوت الگوی پیش‌بینی این پژوهش پویا بودن آن است که برای پیش‌بینی از اطلاعات چند دوره‌ی زمانی استفاده‌شده و با طولانی شدن افق پیش‌بینی، دقت تخمین آن کم نمی‌شود. از دیگر نقاط قوت الگوی ارائه‌شده خوشه‌بندی درماندگی مالی شرکت‌ها به‌وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی SOM است زیرا امکان اینکه شرکتی در خوشه‌ی اشتباه قرار گیرد، کاهش می‌دهد.

همچنین نتایج حاصل از این پژوهش بیان می‌کند که نسبت‌های مالی می‌توانند ارزیابی‌کننده‌ی خوبی برای درماندگی مالی باشند و فعالان بازارهای مالی می‌توانند نسبت‌های مالی مورد استفاده‌ی این تحقیق را، در پیش‌بینی درماندگی مالی و فرآیندهای تصمیم‌گیری شرکت‌ها به‌کارگیرند.

با استفاده از الگوی ارائه‌شده، می‌توان با شناسایی زودهنگام علائم درماندگی مالی، از مبتلا شدن شرکت‌ها به ورشکستگی و خسارات جبران‌ناپذیر جلوگیری کرد و ریسک ورشکستگی را به حداقل رساند. از طرفی دیگر، ذینفعان و سایر افراد و سازمان‌ها که به نوعی با شرکت‌ها تعامل دارند نیز می‌توانند با کمک این روش تصمیم‌گیری‌های مناسب‌تری را اتخاذ نمایند. بنابراین به شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار، بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری، شرکت‌ها و صندوق‌های سرمایه‌گذاری و سرمایه‌گذاران در بورس توصیه می‌شود تا از این تکنیک استفاده کنند. شرکت‌ها می‌توانند در پیش‌بینی زودهنگام درماندگی مالی و اقدام و مدیریت به موقع از این تکنیک استفاده کنند. استفاده از این روش برای ارائه‌ی تسهیلات و خدمات مالی و سیستم‌های امتیازدهی و رتبه‌بندی اعتباری بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری بسیار مفید می‌باشد. شرکت‌ها و صندوق‌های سرمایه‌گذاری نیز می‌توانند در مدیریت پرتفوی و همچنین ارائه‌ی مشاوره به مشتریان خود از این روش استفاده کنند و درنهایت استفاده از این روش برای سرمایه‌گذاران در بورس در اتخاذ تصمیمات مناسب در موردخرید و فروش سهام و بهینه‌سازی پرتفوی شرکت‌ها می‌تواند به کار رود.

ازآنجایی‌که روش تحقیق در خصوص این موضوع ایجاب می‌نمود که اطلاعات سال‌های متوالی شرکت‌های درمانده استفاده شود، نبود اطلاعات متوالی بیش از پنج سال برای برخی شرکت‌های درمانده باعث گردید که حجم شرکت‌های درمانده با احتمال ضعیف و قوی، تفاوت زیادی داشته باشد و به علت محدودیت اول و کاهش حجم نمونه، امکان انجام این تحقیق در سطح هر صنعت میسر نشد.

در پایان با توجه به نتایج این تحقیق می‌توان پیشنهادهایی برای محققین ارائه نمود:

- برای پیش‌بینی درماندگی مالی از مجموعه داده‌های متنوع‌تر و بزرگ‌تری استفاده شود.
- از سایر منابع اطلاعاتی به‌عنوان ورودی و خروجی‌های مدل‌های DEA می‌توان استفاده کرد.
- این مدل قابل‌گسترش با خوشه‌های متفاوت می‌باشد.

- ازآنجاکه بر مبنای برخی پژوهش‌ها، شبکه‌های عصبی فازی روشی قدرتمند در پیش‌بینی پدیده‌هاست لذا به‌منظور گسترش این پژوهش، می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تلفیق آن با منطق فازی به پیش‌بینی تغییرات در فاکتورهای این شرکت‌ها پرداخت. این رهیافت، موجب اتخاذ رویکردی متناسب شرایط عدم قطعیت خواهد شد.

References

Acosta-González, E., Fernández-Rodríguez, F., & Ganga, H. (2019). Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data. *Computational Economics*, *53*(1), 227-257. https://doi.org/10.1007/s10614-017-9737-x

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/10.2307/29789 33

Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2015). Financial and non-financial variables as long-horizon predictors of bankruptcy. *Social Science Research Network Electronic Journal*, 1-56. https://doi.org/10.2139/ssrn.2669668

Andrade, G., & Kaplan, S. N. (1998). How Costly is Financial (Not Economic) Distress? Evidence from Highly Leveraged Transactions that Became Distressed. *The Journal of Finance*, *53*(5), 1443-1493. https://doi.org/10.1111/0022-1082.00062

Asquith, P., Gertner, R., & Scharfstein, D. (1994). Anatomy of financial distress: An examination of junk-bond issuers. *The quarterly journal of economics*, *109*(3), 625-658. https://doi.org/10.2307/2118416

Badavar Nahandi , Y., & Mahroomi, R. (2018). Relationship between Stock Return Volatility and Working Capital Accruals: A Real Option-Based Investment Approach .*Journal of Accounting Knowledge*, *8*(4), 93-118. https://doi.org/10.22103/jak.2017.10107.2365

Bahmani, M., & NezamTaheri, S. S. (2020). Evaluating the Effect of Earning Smoothing Using Maximization and Minimization of Earnings Approaches to Reduce Stock Price Crash Risk in Companies Accepted in Tehran Stock Exchange. *Karafan Quarterly Scientific Journal*, *16*(2), 253-274. https://karafan.tvu.ac.ir/article_105729.html?lang=en

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting research*, *4*, 71-111. https://doi.org/10.2307/2490171

Bonyadi Naeini, A., Yousef, S., & Faezirad, M. A. (2016). Dynamic clustering of customers by Data Envelopment Analysis (DEA) - Discriminant Analysis (DA) and Artificial Neural Network (SOM). *Industrial Management Studies*, *14*(40), 165-187. https://doi.org/10.22054/jims.2016.3914

Botshekan, M., Salimi, M., & Falahatgar Mottahedjoo, S. (2018). Developing a hybrid approach for financial distress prediction of listed companies in Tehran stock exchange .*Financial Research Journal*, *20*(2), 173-192. https://doi.org/10.22059/frj.2018.248070.1006570

Chiaramonte, L., & Casu, B. (2017). Capital and liquidity ratios and financial distress. Evidence from the European banking industry. *The British Accounting Review*, *49*(2), 138-161. https://doi.org/10.1016/j.bar.2016.04.001

Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting research*, *10*(1), 167-179. https://doi.org/10.2307/2490225

Farzipoor Saen, R. (2013). Using cluster analysis and DEA-discriminant analysis to predict group membership of new customers. *International Journal of Business Excellence*, *6*(3), 348-360. https://doi.org/10.1504/ijbex.2013.053618

Foroughi, D., Amiri, H., & Alsharef, S. M. (2017). Outcome of Financial Distress on Accruals Influencing Future Returns. *Empirical Studies in Financial Accounting*, *14*(55), 93-123. https://doi.org/10.22054/qjma.2017.18138.1524

Gameel, M. S., & El-Geziry, K. (2016). Predicting financial distress: multi scenarios modeling using neural network. *International Journal of Economics and Finance*, *8*(11), 159-166. https://doi.org/10.5539/ijef.v8n11p159

Geng, R., Bose, I., & Chen, X. (2015). Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*, *241*(1), 236-247. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.016

Gordon, M. J. (1971). Towards a theory of financial distress. *The Journal of Finance*, *26*(2), 347-356. https://doi.org/10.2307/2326050

Heidari, M., Mansourfar, G., & Ghasemzade, M. (2018). Determinants of Capital Structure and Moderating Role of Financial Distress; Structural Equations Modeling (SEM) Approach. *Journal of Financial Accounting Research*, *10*(2), 23-44. https://doi.org/10.22108/far.2018.111021.1263

Hernandez Tinoco, M., Holmes, P., & Wilson, N. (2018). Polytomous response financial distress models: The role of accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, *59*, 276-289. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.03.017

Heydary Farahany, M., Ghayour, F., & Mansourfar, G. (2019). The effect of management behavioral strains on financial distress. *Journal of Financial Accounting Research*, *11*(3), 117-134. https://doi.org/10.22108/far.2020.119602.1534

Jabeur, S. B., & Fahmi, Y. (2018). Forecasting financial distress for French firms: a comparative study. *Empirical Economics*, *54*(3), 1173-1186. https://doi.org/10.1007/s00181-017-1246-1

Jayasekera, R. (2018). Prediction of company failure :Past, present and promising directions for the future. *International Review of Financial Analysis*, *55*, 196-208. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.08.009

Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, *3*(4), 305-360. https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X

Khajavi, S., & Ghadirian Arani, M. H. (2018). The Role of Managerial Ability in Financial Distress Prediction. *Journal of Financial Accounting Research*, *9*(4), 83-102. https://doi.org/10.22108/far.2018.107709.1172

Kihooto, E., Omagwa, J., Wachira, M., & Emojong, R. (2016). Financial distress in commercial and services companies listed at Nairobi Securities Exchange, Kenya. *European Journal of Business and Management*, *8*(27), 86-89. http://dspace.daystar.ac.ke/jspui/bitstream/123456789/3597/1/Financial%20Distress%20in%20Commercial%20and%20Services%20Companies%20Listed.pdf

Komijani, A., & Saadatfar, J. (2006). Determining the Optimum Conditional Probability Model for Predicting the Economic Bankruptcy of Corporations in Iran. *The Journal of Economic Studies and Policies*, *12*(1), 3-28. https://www.sid.ir/en/Journal/ViewPaper.aspx?ID=86488

Kurdestani, G., & Tatli, R. (2014). Evaluating the predictive power of bankruptcy models (comparison of initial and modified models). *Audit Science*, *14*(55), 51-70. http://danesh.dmk.ir/article-1-749-en.html

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

Mahmoudi, R. (2009). *Investigating the relationship between earnings quality, bankruptcy risk, and future cash flows* [Master, Tarbiat Modares]. Tehran, Iran. https//:parseh.modares.ac.ir/thesis/1014545

Mahtani, U. S., & Garg, C. P. (2018). An analysis of key factors of financial distress in airline companies in India using fuzzy AHP framework. *Transportation Research Part A: Policy and Practice, 117*, 87-102. https//:doi.org/10.1016/j.tra.2018.08.016

Mansourfar, G., Ghayour, F., & lotfi, B. (2013). the combinations of cash flow components and predicting financial distress in Tehran stock exchange. *Accounting and Auditing Research, 5*(18), 74-87. https://doi.org/10.22034/iaar.2013.104546

Megginson, W. L., Meles, A., Sampagnaro, G., & Verdoliva, V. (2019). Financial distress risk in initial public offerings: How much do venture capitalists matter? *Journal of Corporate Finance, 59*, 10-30. https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2016.09.007

Mehrani, S., Kamyabi, Y., & Ghayour, F. (2020). Effects of Accounting and Non-Accounting Indices on Financial Distress Prediction: Comparing Parametric and Non-parametric Methods. *Empirical Research in Accounting*, *9*(4), 49-72. https://doi.org/10.22051/jera.2017.13643.1577

Mirarab Bayegi, A., Mokari, H., & Azariyon, A. (2020). Dynamic forecasting of financial bankruptcy using the Malm Quest method (Case Study: companies listed on the Tehran Stock Exchange). *Karafan Quarterly Scientific Journal*, *17*(3), 203-220. https://doi.org/10.48301/kssa.2020.124675

Mohammed Atris, A. (2020). Assessment of oil refinery performance: Application of data envelopment analysis-discriminant analysis. *Resources Policy*, *65*(5), 101543. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.101543

Mousavi, M. M., Ouenniche, J., & Tone, K. (2019). A comparative analysis of two-stage distress prediction models. *Expert Systems with Applications*, *119*, 322-341. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.10.053

Mselmi, N., Lahiani, A., & Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, *50*, 67-80. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.02.004

Newton, G. W. (2009). *Bankruptcy and Insolvency Accounting* (7 ed.). John Wiley & Sons. https://www.amazon.com/Bankruptcy-Insolvency-Accounting-Practice-Procedure/dp/0471787612

Novo, R. (2011). *Financial management (volume 2)* (15 ed.). Samt. https://www.gisoom.com/book/1762287/

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting research*, *18*(1), 109-131. https://doi.org/10.2307/2490395

Opler, T. C., & Titman, S. (1994). Financial Distress and Corporate Performance. *The Journal of Finance*, *49*(3), 1015-1040 .https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb00086.x

Osama, E., & Bassam, L. (2019). Predicting financial distress for listed MENA firms. *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, *9*(2), 51-75. https://doi.org/10.5296/ijafr.v9i2.14542

Rahimi, H., Minouei, M., & Fathi, M. (2021). Explaining the effective financial variables in predicting financial distress: the use of artificial neural network. *Iranian Rubber Industry*, *25*(101), 65-84. http://www.iranrubbermag.ir/article_130984.html

Rahimian, N-O., Tavakolnia, E., & Ghorbani, M. (2014). Investigating The Relationship between Financial Distress and Audit Report Delay. *Financial Accounting Knowledge*, *1*(2), 57-77. https://jfak.journals.ikiu.ac.ir/article_1211.html?lang=en

Saeedi, A., & Aghaie, A. (2009). Predicting Financial Distress of firms Listed in Tehran Stock Exchange Using Bayesian networks. *Accounting and Auditing Review*, *16*(2), 59-78. https://acctgrev.ut.ac.ir/article_20001.html?lang=en

Salehi, N., & Azimi Yancheshmeh, M. (2016). Comparative Investigate of Hazard Model and traditional Models for Bankruptcy Predication. *Quarterly Financial Accounting Journal*, *8*(30), 94-121. https://www.sid.ir/paper/508293/en

Salim, F., Shahryari, S., & Fadaei Nejad, M. E. (2015). A relation of the distress risk and equity returns puzzle- Empirical evidence from the Tehran Stock Exchange. *Journal of Asset Management and Financing*, *3*(2), 33-54. https://amf.ui.ac.ir/article_19912.html?lang=en

Shilpa, N. C., & Amulya, M. (2017). Corporate Financial Distress: Analysis of Indian Automobile Industry. *Shri Dharmasthala Manjunatheshwara Institute for Management Development Journal of Management*, *8*(1), 85-93. https://doi.org/10.18311/sdmimd/2017/15726

Springate, G. L. V. (1978). *Predicting the possibility of failure in a Canadian firm*. Simoon Fraser universit. https://books.google.com/books/about/Predicting_the_Possibility_of_Failure_in.html?id=3Vq7PgAACAAJ

Sueyoshi, T., & Goto, M. (2012). Returns to Scale and Damages to Scale with Strong Complementary Slackness Conditions in DEA Assessment: Japanese Corporate Effort on Environment Protection. *Energy Economics*, *34*(5), 1422-1434. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2012.06.014

Sueyoshi, T., & Goto, M. (2013). A use of DEA–DA to measure importance of R&D expenditure in Japanese information technology industry. *Decision Support Systems*, *54*(2), 941-952. https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.09.017

Sueyoshi, T., Qu, J., Li, A., & Xie, C. (2020). Understanding the efficiency evolution for the Chinese provincial power industry: A new approach for combining data envelopment analysis-discriminant analysis with an efficiency shift across periods. *Journal of Cleaner Production*, *277*, 122371. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122371

Sun, J., He, K-Y., & Li, H. (2011). SFFS-PC-NN optimized by genetic algorithm for dynamic prediction of financial distress with longitudinal data streams. *Knowledge-Based Systems*, *24*(7), 1013-1023. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2011.04.013

Sun, J., & Li, H. (2009). Financial distress early warning based on group decision making. *Computers & Operations Research*, *36*(3), 885-906. https://doi.org/10.1016/j.cor.2007.11.005

Tisan, A., & Cirstea, M. (2013). SOM neural network design – A new Simulink library based approach targeting FPGA implementation. *Mathematics and Computers in Simulation*, *91*, 134-149. https://doi.org/10.1016/j.matcom.2012.05.006

Vakilifard, H., Ahmadvand, M., & Sadehvand, M. (2018). The relationship between financial distress risk and momentum anomaly in Tehran stock exchange. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, *11*(38), 43-55. https://jfksa.srbiau.ac.ir/article_12549_en.html

Wang, Z., Bian, S., Liu, Y., & Liu, Z. (2013). The load characteristics classification and synthesis of substations in large area power grid. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *48*(1), 71-82. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.11.032

Weston, J. F., & Copeland, Thomas E. (1992). *Managerial Finance* (9 ed.). Dryden. https://www.amazon.com/Managerial-Finance-Ninth-Fred-Weston/dp/0030558832

Whitaker, R. B. (1999). The early stages of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, *23*(2), 123-132. https://doi.org/10.1007/BF02745946

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, *22*(1), 59-82. https://doi.org/10.2307/2490859