



Paper Type: Original Article



Financial Bankruptcy Forecasting Model with a Two-Tier Approach in Data Envelopment Analysis with Semi-Positive and Negative Indicators

Mojtaba Karimi Pashaki^{1,*}, Mahnaz Ahadzadeh Namin²

¹ Department of Financial Management, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; mj.karim@yahoo.com.

² Department of Mathematics, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; ahadzadehnamin@yahoo.com.

Citation:



Karimi Pashaki, M., & Ahadzadeh Namin, M. (2022). Financial bankruptcy forecasting model with a two-tier approach in data envelopment analysis with semi-positive and negative indicators. *Journal of decisions and operations research*, 7(4), 581-595.

Received: 13/03/2021

Reviewed: 29/04/2021

Revised: 20/09/2021

Accepted: 30/09/2021

Abstract

Purpose: For managers, investors and creditors, it is important to be aware of the continuity of the company. To this end, financial researchers are looking for effective methods to evaluate the company's performance and predict the continuation of its activities in the coming years.

Methodology: In previous research, the standard data envelopment analysis model has been used to predict corporate bankruptcy. The present study aims to provide a model of data envelopment analysis with semi-positive and negative indicators to predict the bankruptcy of companies operating in the Tehran Stock Exchange. The companies listed on the Tehran Stock Exchange constitute the statistical population of the research. To achieve this goal, a sample consisting of 40 non-bankrupt companies and 20 bankrupt companies in the years 1393 to 1397 were selected. The criterion for selecting bankrupt companies is Article 141 of the Commercial Code.

Findings: To combine tax ratios that have a more significant correlation with the financial situation of the company, the combined approach of gray relationship analysis and two-level data envelopment analysis has been used.

Originality/Value: First, a two-level data envelopment analysis model for semi-positive and negative indices will be developed, then the correct prediction of bankruptcy with its absence will be examined using the results of the proposed model.

Keywords: Gray relation analysis, Super-efficient data envelopment analysis, Efficiency, Bi-level data envelopment analysis.

Corresponding Author: ahadzadehnamin@yahoo.com  <http://dorl.net/dor/20.1001.1.25385097.1401.7.4.7.8>

Licensee. **Journal of Decisions and Operations Research**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).





مدل پیش‌بینی ورشکستگی مالی با رویکرد دوسطحی در تحلیل پوششی داده‌ها با شاخص‌های نیمه مثبت و منفی

مجتبی کریمی پاشاکی^۱، مهناز احدزاده نمین^{۲*}

^۱گروه مدیریت مالی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۲گروه ریاضی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

چکیده

هدف: برای مدیران، سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان، آگاهی از تداوم فعالیت شرکت امری مهم و قابل توجه می‌باشد. بدین منظور پژوهشگران مالی به دنبال روش‌های موثر جهت ارزیابی عملکرد شرکت و پیش‌بینی تداوم فعالیت آن در سال‌های آتی هستند.

روش‌شناسی پژوهش: در تحقیق‌های پیشین، از مدل استاندارد تحلیل پوششی داده‌ها برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده شده است. تحقیق حاضر بر آن است تا مدلی از تحلیل پوششی داده‌ها با شاخص‌های نیمه مثبت و منفی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران ارائه دهد. شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، جامعه آماری تحقیق را تشکیل می‌دهند. برای دستیابی به این هدف، نمونه‌ای متشکل از ۴۰ شرکت غیر ورشکسته و ۲۰ شرکت ورشکسته در سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۷ انتخاب شدند. معیار انتخاب شرکت‌های ورشکسته ماده ۱۴۱ قانون تجارت است.

یافته‌ها: برای انتخاب نسبت‌های مالی‌ای که همبستگی معنادارتری با وضعیت مالی شرکت دارند از رویکرد ترکیبی تحلیل رابطه خاکستری و تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی استفاده شده است.

اصالت/ارزش افزوده علمی: ابتدا مدل تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی برای شاخص‌های نیمه مثبت و منفی توسعه داده خواهد شد. سپس پیش‌بینی درستی ورشکستگی با عدم آن با استفاده از نتایج مدل پیشنهادی بررسی خواهد شد.

کلیدواژه‌ها: تحلیل رابطه خاکستری، تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا، کارایی، تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی.

۱- مقدمه

سرمایه‌گذاری و اطمینان به سرمایه‌گذاری، از موضوعات مهم در مدیریت مالی است. وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی وضعیت مالی و شرایط سازمان می‌تواند به تصمیم‌گیری بر پایه سرمایه‌گذاری کمک نماید. سرمایه‌گذاران و شرکت‌های خصوصی برای اجتناب از تاثیرپذیری از ورشکستگی شرکت‌ها، اغلب ناگزیر هستند با استفاده از ابزارها و مدل‌های علمی درباره سرمایه‌گذاری خود تصمیم‌های سریع و به‌موقع بگیرند. به همین دلیل امکان دارد تحلیل درستی از عملکرد شرکت نداشته باشند (نبوی چاشمی و همکاران^۱، ۲۰۱۰). ورشکستگی

^۱ Nabavi Chashemi et al.





شرکت همواره یکی از دغدغه‌های سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و دولت می‌باشد. تشخیص به موقع شرکت‌هایی که در آستانه ورشکستگی هستند تا حد زیادی از خسارت دیدن ذینفعان جلوگیری می‌کند. پیش‌بینی در ماندگی مالی یا ورشکستگی از جمله روش‌هایی است که می‌توان به کمک آن از هدر رفتن منابع اجتناب نمود و هزینه‌های احتمالی شکست سرمایه‌گذاری را به حداقل رسانید. از این رو ارائه الگوهای مختلف برای پیش‌بینی ورشکستگی توسط پژوهشگران ضروری به نظر می‌رسد. فارغ از اینکه چه الگویی برای پیش‌بینی ورشکستگی مورد استفاده قرار گیرد، گزینش شاخص‌های پیش‌بینی کننده، یکی از مسائل کلیدی و با اهمیت در پیش‌بینی ورشکستگی می‌باشد. با تجزیه و تحلیل نسبت‌های مالی می‌توان فعالیت شرکت و مشکلات مالی آن را مورد ارزیابی قرار داد. برای پیش‌بینی وضعیت مالی شرکت‌ها می‌توان از نسبت‌های مالی استفاده نمود. مطالعاتی که رابطه نسبت‌های مالی را با وضعیت مالی شرکت ارزیابی می‌کنند، می‌توان به سه گروه تقسیم‌بندی نمود:

۱. مطالعات مربوط به شرکت‌های ورشکسته.
۲. مطالعات مربوط به شرکت‌هایی که کاملاً ورشکسته نشده‌اند، ولی با مشکلات مالی مواجه هستند.
۳. پژوهش‌های مربوط به بعضی وضعیت‌های مالی که می‌توان به‌عنوان شاخصی برای ایجاد مشکلات مالی قلمداد نمود.

بررسی نسبت‌های مالی برای پیش‌بینی ورشکستگی، از زمان بحران اقتصادی دهه ۱۹۳۰ آمریکا شروع شد. در آن زمان پژوهشگرانی از جمله اسمیت، مروین، فیتز پاتریک، ویتاکر و... مطالعات خود را در مورد نسبت‌های مالی به منظور پیش‌بینی ورشکستگی انجام دادند. اما این تحقیقات جنبه تجربی نداشت تا اینکه اولین تحقیق تجربی را بیور^۱ (۱۹۶۶) انجام داد. پس از آن، تحقیقات زیادی در این زمینه انجام شد که مهم‌ترین آن‌ها به شرح زیر است. نخستین شخصی که مدل پیش‌بینی ورشکستگی چندمتغیره را ارائه کرد، ادوارد آلتمن^۲ (۱۹۶۸) بود. وی برای آزمون مدل ۳۳ شرکت ورشکسته و ۳۳ شرکت غیر ورشکسته انتخاب کرد. مدل وی توانست به ۹۴٪ پیش‌بینی صحیح دست یابد. گوردن^۳ (۱۹۷۸)، نیز مانند آلتمن با استفاده از تجزیه و تحلیل ممیزی، از بین ۱۹ نسبت مالی که به نظر وی مناسب‌ترین نسبت‌ها برای تشخیص شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته بودند، ۴ نسبت مالی را به‌عنوان متغیرهای مستقل گزینش نمود و مدل معرفی شده توسط وی ۹۲/۵٪ پیش‌بینی درستی از وضعیت شرکت را ارائه کرد. تحقیق اسکات^۴ (۱۹۸۱) با عنوان نسبت‌های مالی و پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از تحلیل لوجیت انجام پذیرفت. مدل وی به ۸۵/۱٪ پیش‌بینی صحیح دست یافت. افتخاری فرد و زمردیان^۵ (۲۰۱۷)، نسبت‌های مالی کارا جهت پیش‌بینی ورشکستگی متقاضیان دریافت تسهیلات را بر اساس مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی مورد بررسی قرار داد و میزان درست‌نمایی مدل‌ها به ترتیب مدل آلتمن (۸۵٪)، مدل اسپرین‌گیت (۷۷/۵٪)، مدل زواگین^۶ (۶۷/۵٪)، شیراتا^۷ (۶۰٪) و فالمر^۸ (۵۷/۵٪) به دست آمد. سپس با محاسبه امتیاز کارایی بر اساس تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها و اضافه نمودن این امتیاز به هر کدام از مدل‌ها نتایج جدید را با مدل پیشین مقایسه نمود که مشاهده شد تغییر چشم‌گیری به وجود نیامد اما شاخص‌های کارایی برخی مدل‌ها بهبود یافت. پناهی و همکاران^۹ (۲۰۱۴) با استفاده از نسبت‌های مالی الگوی آلتمن و ترکیب آن با نسبت جاری، یک مدل برای پیش‌بینی ارائه کرد. در این تحقیق از سه روش مدل لوجیت، مدل احتمال خطی و مدل پروبیت، برآورد مدل انجام پذیرفت. این مدل، وضعیت شرکت‌های مورد بررسی را با دقت ۷۸٪ به درستی پیش‌بینی نمود. ناظمی اردکانی و همکاران^{۱۰} (۲۰۱۸) برای طراحی و تبیین الگوی تعیین ورشکستگی شرکت‌های صنایع خودرو و ساخت قطعات، محصولات شیمیایی و محصولات غذایی به‌جز قند و شکر از روش درخت تصمیم‌گیری استفاده نمود. نتایج پژوهش نشان داد الگوی طراحی شده برای صنایع خودرو و ساخت قطعات، محصولات شیمیایی، محصولات غذایی به‌جز قند و شکر به ترتیب، دقت پیش‌بینی ۹۵/۹٪، ۹۶/۸٪ و ۹۷/۸٪ را دارند.

وظیفه دوست وزنگنه^{۱۱} (۲۰۱۵) با استفاده از چهار روش آزمون T ، ماتریس همبستگی، تحلیل تشخیصی گام‌به‌گام و تحلیل مولفه‌های اصلی، بهترین متغیرهای پیش‌بینی کننده ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران را شناسایی نمود. سپس با مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک- شبکه گروهی دست‌کاری داده‌ها ($GA-GMDH$)، شبکه عصبی- فازی تطبیق‌پذیر ($ANFIS$) و رگرسیون لجستیک (LR)، ۱۲ مدل جهت پیش‌بینی ورشکستگی استخراج شد. نتایج تحقیق نشان‌دهنده قابلیت بالای مدل پیشنهادی $GA-GMDH$ در مدل‌سازی پیش‌بینی ورشکستگی و برتری آن بر روش‌های $ANFIS$ و LR است. هانگ و همکاران^{۱۲} (۲۰۱۵) برای تعیین بهترین شاخص‌های مالی در پیش‌بینی

¹ Beaver

² Altman

³ Gordon

⁴ Scott

⁵ Eftekhari and Zomordian

⁶ Zaougin

⁷ Shirata

⁸ Fulmer

⁹ Panahi et al.

¹⁰ Nazemi Ardakani et al.

¹¹ Vazifehdost and Zangeneh

¹² Huang et al.



ورشکستگی شرکت‌ها از روش ترکیبی تحلیل رابطه خاکستری و تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا استفاده نمودند. سپس با روش دوسطحی تحلیل پوششی داده‌ها وضعیت شرکت مورد بررسی قرار گرفت که این مدل شرکت‌های ورشکسته را با دقت $84\%/4$ و غیر ورشکسته را با دقت $93\%/3$ به‌درستی پیش‌بینی نمود. در پژوهش‌های لی و همکاران^۱ (۲۰۰۸) و جیا و همکاران^۲ (۲۰۱۰) از روش تحلیل رابطه خاکستری برای انتخاب شاخص‌های کلیدی در مدل‌های سیستمی و کمک به پیش‌بینی و تصمیم‌گیری استفاده شده است. فخردین و آقایی میدی^۳ (۲۰۲۰)، احتمال پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را به شکلی متفاوت نسبت به پژوهش‌های قبلی با مدل‌های اسپرینگ، آلمن، فولمر، زیمسکی و ژنتیک مک‌کی در بین شرکت‌های موجود در بورس تهران مورد بررسی قرار داده‌اند. هدف آن‌ها معرفی شرکت‌هایی می‌باشد که احتمال ورشکستگی بالاتری با رویکرد مقایسه‌ای در بین مدل‌ها دارند. وقفی^۴ (۲۰۲۰) بر روی الگوریتم هوش مصنوعی پیش‌بینی ورشکستگی تحقیق نموده است. او با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری در شرکت‌های پذیرفته‌شده بورس اوراق بهادار تهران بیان داشت برای سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر استفاده‌کنندگان از اطلاعات مالی، تحلیل ورشکستگی مالی یک پدیده بااهمیت محسوب می‌شود.

بهاری ساروی و حسن زاده^۵ (۲۰۲۱) مدلی جهت امداد بحران در شکستگی سدها ارائه نمودند. مدل پیشنهادی آن‌ها جهت شبیه‌سازی وقوع حادثه و انجام برنامه‌ریزی لجستیکی با هدف بهبود در اقدامات لجستیکی و پاسخ به شرایط بحران ارائه دادند تا بهترین کارایی را در هنگام وقوع بحران نتیجه دهد. امروزنژاد و همکاران^۱ (۲۰۱۰) در تحقیق خود مدل تحلیل پوششی داده‌ها با شاخص‌های نیمه مثبت و نیمه منفی را با مدل DEA با شاخص‌های کاملاً مثبت مقایسه نمود. نتایج نشان داد دقت مدل DEA با شاخص‌های نیمه مثبت و نیمه منفی در تعیین کارایی واحدهای تحت ارزیابی بالاتر از مدل‌های DEA با شاخص‌های کاملاً مثبت می‌باشد.

شرکت‌ها از لحاظ مالی در سازمان بورس به دو دسته ورشکسته و غیر ورشکسته تقسیم‌بندی می‌شوند. در این تحقیق قصد داریم با استفاده از مدل‌های DEA دوسطحی که وزن‌های مورد نیاز هر سطح با استفاده از درجه رابطه خاکستری محاسبه شده است را برای شاخص‌های نیمه مثبت و منفی توسعه دهیم و یک پیش‌بینی برای شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته بر اساس نمره کارایی مدل دوسطحی در حضور شاخص‌های نیمه مثبت و منفی ارائه دهیم و درصد درستی آن را با دسته‌بندی انجام‌شده در سازمان بورس مقایسه کنیم. جهت این منظور در بخش ۲، جهت این منظور در بخش ۲، روش پژوهش را که شامل خلاصه‌ای از تحلیل رابطه خاکستری، تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا و مدل تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی است بیان خواهیم نمود. بخش سوم، یافته‌های تحقیق شامل توسعه‌یافته مدل تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی برای شاخص‌های نیمه مثبت و منفی خواهد بود. در بخش چهارم، با یک مثال کاربردی درستی مدل پیشنهادی را مورد بررسی قرار خواهیم داد و در انتها در بخش پنجم، نتیجه حاصل از پژوهش را بیان خواهیم نمود.

۲- روش پژوهش

این پژوهش از نظر هدف کاربردی و به لحاظ روش، پژوهشی توصیفی و از جمله پژوهش‌های پس‌رویدادی می‌باشد. به‌منظور دستیابی به مبانی نظری و پیشینه پژوهش به شیوه کتابخانه‌ای و جهت جمع‌آوری اطلاعات و داده‌های پژوهش از سایت بورس اوراق بهادار تهران استفاده گردید. کلیه شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۷، جامعه آماری را تشکیل می‌دهند؛ که از این میان نمونه‌گیری با توجه به اینکه جز بانک‌ها، واسطه‌گری مالی، هلدینگ‌ها و سرمایه‌گذاری‌ها نباشند، انجام شد. بدین منظور ۲۰ شرکت ناموفق برگزیده شدند. معیار انتخاب شرکت ناموفق، ماده ۱۴۱ قانون تجارت است. تعداد ۴۰ شرکت موفق نیز انتخاب گردید که در طی سال‌های مورد بررسی زیان‌ده نبوده‌اند.

در این تحقیق از میان پنج گروه نسبت‌های نقدینگی، سرمایه‌گذاری، فعالیت، سودآوری و ارزیابی نسبت‌های مالی زیر تعیین شده‌اند.

¹ Li et al.

² Jia et al.

³ Fakhreddin and Aghaei Meybodi

⁴ Waqfi

⁵ Bahari Saravi and Hassanzadeh

⁶ Emrouznajad et al.

جدول ۱ - شاخص‌های منتخب با ساختار سلسله مراتبی.
Table 1- Selected indicators with hierarchical structure.

سطح شاخص‌ها	شاخص‌های ثانویه
نقدینگی	نسبت جاری، نسبت آبی، نسبت نقد
سرمایه‌گذاری	نسبت بدهی، نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام، نسبت مالکانه، نسبت صاحبان سهام به دارایی‌های ثابت، نسبت سرمایه به بدهی، نسبت پوشش بهره
فعالیت	گردش دارایی، گردش دارایی ثابت
سودآوری	حاشیه سود خالص، حاشیه سود ناخالص، نسبت سود عملیاتی به سود ناخالص، بازده دارایی، بازده حقوق صاحبان سهام، نسبت سود/زیان انباشته به دارایی، سود/زیان خالص به دارایی ثابت
ارزیابی	زیان انباشته/سود انباشته به سرمایه



۲-۱- تحلیل رابطه خاکستری

روش تحلیل رابطه خاکستری یک راهکار تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌باشد که به منظور ارزیابی چندین گزینه بر اساس چندین معیار استفاده می‌شود. این تکنیک، مقدار نزدیکی همبستگی رابطه بین دو عامل مختلف را بر اساس میزان شباهت‌هایی منحنی‌های آن‌ها می‌سنجد. هرچه شباهت‌های منحنی‌های آن‌ها بیشتر باشد، رابطه بین سری‌ها بیشتر است و شباهت کمتر، نشان‌دهنده درجه پایین‌تری از رابطه بین سری‌ها می‌باشد (لین و همکاران^۱، ۲۰۰۲).

مبنای کار در این روش، با تشکیل ماتریس تصمیم آغاز می‌شود. سپس با استفاده از الگوریتم تحلیل رابطه خاکستری، نسبت به انتخاب بهترین گزینه اقدام می‌شود. مراحل الگوریتم تحلیل رابطه خاکستری به ترتیب زیر است:

گام ۱ (نرمال‌سازی (بی مقیاس سازی ماتریس تصمیم)): به دلیل تفاوت در واحدهای اندازه‌گیری شاخص‌های مختلف و جلوگیری از ایجاد نتایج نادرست در تحلیل‌ها، جهت تبدیل شاخص‌ها به یک سری قابل مقایسه از فرمول‌های زیر استفاده می‌شود:

$$x_{ij} = \frac{y_{ij} - \min(y_{ij})}{\max(y_{ij}) - \min(y_{ij})} \quad \text{هرچه بزرگتر بهتر} \quad (۱)$$

$$x_{ij} = \frac{\max(y_{ij}) - y_{ij}}{\max(y_{ij}) - \min(y_{ij})} \quad \text{هرچه کوچکتر بهتر} \quad (۲)$$

گام ۲ (تعریف سری‌های هدف مرجع): پس از نرمال‌سازی تمام شاخص‌ها در بازه بسته [۰، ۱] قرار می‌گیرند. بنابراین مطلوب‌ترین سری مقایسه‌ای، مجموعه‌ای است که تمام درایه‌های آن ۱ باشد.

گام ۳ (ضریب رابطه خاکستری^۲ (GRC)): ضریب رابطه خاکستری که نشان‌دهنده نزدیکی هر x_{ij} به x_{oj} متناظر آن می‌باشد از فرمول زیر به دست می‌آید:

$$\xi_{oi}(j) = \frac{\Delta_{\min} + \rho \Delta_{\max}}{\Delta_{oi}(j) + \rho \Delta_{\max}} \quad (۳)$$

که در آن ρ ضریب تشخیص می‌باشد و مقدار ۰/۵ در نظر گرفته شده است (مطالعه مشابهی در زمینه موردنظر توسط هانگ و همکاران (۲۰۱۵) انجام شده است و آن‌ها از مقدار ۰/۵ استفاده کرده‌اند).

باقی مقادیر فرمول (۳) از فرمول‌های زیر به دست می‌آید:

$$\Delta_{oi}(j) = |x_i(j) - x_o(j)| \quad (۴)$$

$$\Delta_{\max} = \max_i \max_j \{ \Delta_{oi}(j) \} \quad (۵)$$

$$\Delta_{\min} = \min_i \min_j \{ \Delta_{oi}(j) \} \quad (۶)$$

در روابط (۴) - (۶)، $x_i(j)$ همان x_{ij} و $x_o(j)$ همان x_{oj} است.

¹ Lin et al.

² Grey Relational Coefficient

گام ۴ (رتبه رابطه خاکستری^۱ ((GRD))): پس از محاسبه ضرایب رابطه خاکستری، رتبه رابطه خاکستری از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$r_{oi} = r(\chi_o, \chi_i) = \sum_{j=1}^n \omega(j) \cdot \xi_{oi}(j) \quad (7)$$

r_{oi} میزان همبستگی سری مقایسه‌ای و سری مرجع را نشان می‌دهد.

در فرمول (۷) باید وزن رابطه خاکستری $\omega(j)$ تعیین گردد یک روش برای تعیین وزن استفاده از مدل تحلیل پوششی داده‌هاست که در ادامه در مورد آن بحث خواهیم نمود. توجه داشته باشید که اگر برای تمام ضرایب خاکستری، وزن‌ها را مساوی در نظر بگیریم ممکن است اهمیت برخی شاخص‌ها نادیده گرفته شود. همچنین اشکال روش‌هایی که در گذشته برای تعیین وزن به‌کاررفته‌اند این است که عوامل مصنوعی در آن‌ها دخیل بود و در نتیجه به نتایج واقعی دست نمی‌یافتند.

۲-۲- تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا^۲

تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا (SE-DEA) که توسط آندرسن و پترسون^۳ (۱۹۹۳)، ارائه شد شکلی از مدل بهبودیافته DEA است. امتیازات SE-DEA می‌تواند بزرگ‌تر یا مساوی ۱ باشد که باعث می‌شود نتایج به‌دست‌آمده تفکیک‌پذیری بهتری داشته باشند.

همچنین به دلیل استفاده از نسبت‌های مالی واقعی شرکت‌ها، وزن‌های ارائه‌شده توسط SE-DEA قابلیت اتکای بیشتری دارند (ناهارا و همکاران^۴، ۲۰۰۹).

فرض کنید n واحد تصمیم‌گیری^۵ وجود دارد. هر DMU_j ($j=1, \dots, n$)، با به‌کارگیری m ورودی مختلف x_{ij} ($i=1, \dots, m$) و s خروجی مختلف y_{rj} ($r=1, \dots, s$) را تولید می‌کند. مدل تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا به‌صورت زیر می‌باشد (اندرسون و پترسون، ۱۹۹۳):

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{r=1}^s u_r y_{ro} \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^m \omega_i x_{io} = 1, \\ & \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ij} - \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} \geq 0, \quad j=1, \dots, n, \quad j \neq o, \end{aligned} \quad (8)$$

$$w_i, u_r \geq 0, \quad i=1, \dots, m, \quad r=1, \dots, s.$$

فرض کنید r_{oi} بیان‌کننده میزان همبستگی بین شاخص i th شاخص و وضعیت مالی باشد. بر اساس مدل (۸)، یک بردار ورودی که تمام مقادیر آن ۱ هستند و هر شاخص را به‌صورت یک واحد تصمیم‌گیری در نظر می‌گیریم. مقادیر خروجی، ضریب رابطه خاکستری (GRC) هر شاخص است (هانگ و همکاران، ۲۰۱۵). بردارهای ورودی و خروجی به‌صورت زیر است:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_{o1}(1) & \xi_{o1}(2) & \dots & \xi_{o1}(n) \\ \xi_{o2}(1) & \xi_{o2}(2) & \dots & \xi_{o2}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \xi_{om}(1) & \xi_{om}(2) & \dots & \xi_{om}(n) \end{bmatrix}$$

ورودی خروجی

که $\xi_{oi}(j)$ ، ضریب رابطه خاکستری i th شاخص از j th شرکت است. بر این اساس، مدل (۸) می‌تواند به شکل زیر تبدیل شود:

$$\max r_{oi} = \sum_{j=1}^n \omega(j) \cdot \xi_{oi}(j) \quad (9)$$

¹ Grey Relational Degree
² Super Efficiency Data Envelopment Analysis

³ Andersen and Petersen
⁴ Nahra et al.
⁵ Decision Making Unit





$$s. t.$$

$$\omega_o \times 1 = 1,$$

$$\omega_o \times 1 - \sum_{j=1}^n \omega(j), \xi_{oi}(j) \geq 0, i=1, \dots, m, i \neq o.$$

ω_o وزن ورودی و $\omega(j)$ ($j=1, \dots, n$) وزن خروجی‌ها است (یعنی وزن هر GRC). مدل (۹) را می‌توان به فرم مدل زیر بازنویسی نمود:

$$\max r_{oi} = \sum_{j=1}^n \omega(j) \cdot \xi_{oi}(j)$$

s. t.

$$\sum_{j=1}^n \omega(j), \xi_{oi}(j) \leq 1, i=1, \dots, m, i \neq o,$$

(۱۰)

$$\omega(j) \geq 0 \forall j.$$

با حل مدل (۱۰) به کمک برنامه گمز، جواب بهینه زیر به دست می‌آید:

$$\omega^* = [\omega(1)^* \quad \omega(2)^* \quad \dots \quad \omega(n)^*] = \begin{bmatrix} \omega_{11}^* & \omega_{12}^* & \dots & \omega_{1n}^* \\ \omega_{21}^* & \omega_{22}^* & \dots & \omega_{2n}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{m1}^* & \omega_{m2}^* & \dots & \omega_{mn}^* \end{bmatrix},$$

$$r^* = [r_{o1}^* \quad r_{o2}^* \quad \dots \quad r_{om}^*]^T.$$

چون $SE-DEA$ امتیازات کارایی بالاتری از ۱ دارد، مقادیر وزن‌های به دست آمده با این روش می‌توانند معیار دقیقی برای تعیین همبستگی شاخص‌های مالی و وضعیت مالی باشند.

۲-۳- مدل تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی

همان‌طور که می‌دانیم اگر تعداد شاخص‌های ورودی و خروجی در مقایسه با تعداد $DMUs$ زیاد باشد یعنی رابطه $n \geq 3(m+s)$ برقرار نباشد نتایج مدل‌های DEA خیلی قابل اعتماد نخواهد بود. با حذف برخی شاخص‌ها ممکن است نتایج منطقی حاصل نشود زیرا ممکن است برخی شاخص‌های کلیدی و بسیار مرتبط بر ارزیابی حذف شده باشند. یکی از راه‌های رفع این مشکل استفاده از مدل‌های روش دوسطحی مینگ و همکاران^۱ (۲۰۰۸) می‌باشد که به نوعی با دسته‌بندی و تجمیع شاخص‌ها، تعداد شاخص‌ها کم شده است ولی تاثیر همه شاخص‌ها در عملکرد واحدها لحاظ شده است. برای شرح بهتر و ساده‌تر مدل دوسطحی مینگ و همکاران (۲۰۰۸)، بدون این‌که به کلیت مساله خللی وارد شود فرض کنید n واحد تحت ارزیابی ۵ ورودی و ۸ خروجی مفروض باشد به طوری که تعداد شاخص‌های ورودی و خروجی در مقایسه با تعداد واحدها بسیار بزرگ باشد (شکل ۱). با توجه به نوع شباهت شاخص‌ها فرض کنید ورودی‌ها به دو دسته $\{X_{1j}, X_{3j}\}$ در دسته X_{1j} و $\{X_{2j}, X_{4j}, X_{5j}\}$ در دسته X_{2j} تقسیم شده باشند. همچنین فرض کنید خروجی‌ها به سه دسته $\{Y_{2j}, Y_{4j}\}$ در دسته Y_{2j} و $\{Y_{3j}, Y_{7j}, Y_{8j}\}$ در دسته Y_{3j} تقسیم شده باشند. لذا می‌توان گفت شاخص‌های Y_{1j}, X_{2j}, X_{1j} ، Y_{2j}, Y_{3j} در سطح اول و شاخص‌های $\{X_{1j}, X_{3j}\}$ ، $\{X_{2j}, X_{4j}, X_{5j}\}$ ، $\{Y_{2j}, Y_{4j}\}$ ، $\{Y_{3j}, Y_{7j}, Y_{8j}\}$ در سطح دوم قرار دارند. از ماتریس‌های وزن A و B برای ادغام ورودی‌ها و خروجی‌های دو دسته اول استفاده می‌شود که برای نمونه فوق به صورت زیر می‌باشند.

$$A = \begin{bmatrix} \bar{w}_1 & \bar{w}_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \bar{w}_2 & \bar{w}_4 & \bar{w}_5 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \bar{w}_2 & \bar{w}_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \bar{w}_1 & \bar{w}_5 & \bar{w}_6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \bar{w}_3 & \bar{w}_7 & \bar{w}_8 \end{bmatrix}.$$

لذا مدل BCC در تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی به صورت زیر خواهد بود:

$$\min \delta = \theta - \varepsilon(S^- + S^+),$$

s. t.

$$(AX)\lambda + S^- = \theta(AX_o),$$

(۱۱)

$$\omega(j) \geq 0 \forall j,$$

$$(BY)\lambda - S^+ = BY_o,$$

¹ Meng et al.

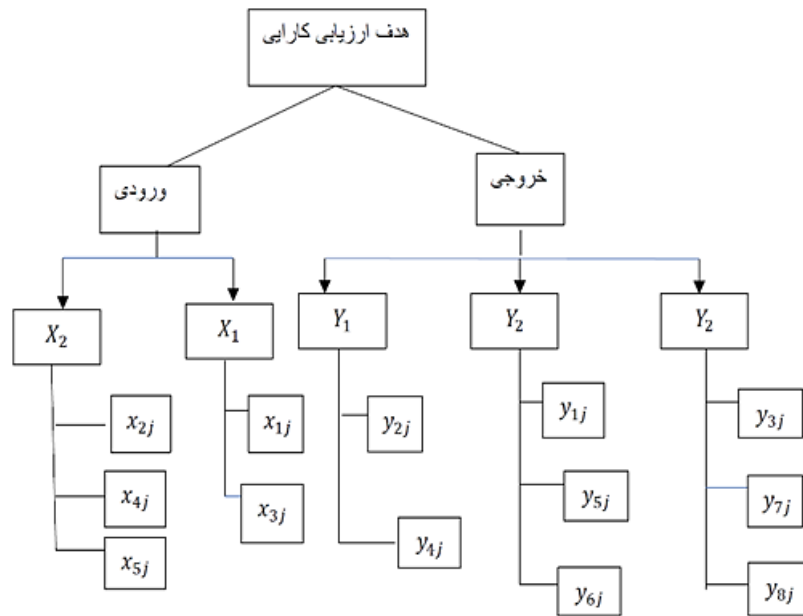
$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1,$$

$$\lambda_j s^-, s^+ \geq 0, j=1, \dots, n,$$

که در آن، ε مقدار غیر ارشمیدسی (عدد خیلی کوچک مثبت) است (در این مقاله مقدار $\varepsilon = 10^{-6}$ در نظر گرفته شده است) و s^+ و s^- متغیرهای بردار کاهش یافته ورودی و خروجی‌ها می‌باشند و λ_j ضریب مربوط به انتخاب یک نقطه مرزی برای ارزیابی DMU_0 است که یا ثابت است و یا تغییرات کمی دارد و δ مقدار بهینه کارا واحد DMU_0 است. برای مدل (۱۱) قوانین زیر برقرار است:

۱. اگر $\delta = 1$ باشد، DMU_0 به طور کلی کارا است.

۲. اگر $\delta < 1$ باشد، DMU_0 ناکارا است.



شکل ۱- رابطه بین سطح خدمت به مشتری.

Figure 1- Relationship between customer service levels.

۳- یافته‌های پژوهش

هرگاه در تحلیل پوششی داده‌ها ورودی و خروجی‌ها دارای مقادیر منفی باشند می‌توان از روش زیر این شاخص‌ها را به شاخص‌های مثبت تبدیل نمود.

فرض کنید n واحد تحت ارزیابی DMU_j ($j=1, \dots, n$) مفروض باشند که هر یک شامل $|I| = |I_1 \cup I_2|$ ورودی و $|R| = |R_1 \cup R_2|$ خروجی باشد. که در آن $|I_1|$ و $|R_1|$ به ترتیب تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های کاملاً مثبت و $|I_2|$ و $|R_2|$ به ترتیب تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های نیمه مثبت و منفی می‌باشند. با استفاده از ایده امروزنژاد و همکاران (۲۰۱۰) برای شاخص‌های نیمه مثبت و منفی می‌توان نوشت:

$$x_{ij} = x_{ij}^{(1)} - x_{ij}^{(2)}, \quad i \in I_2. \quad (12)$$

که در آن

$$x_{ij}^{(1)} = \begin{cases} x_{ij}, & x_{ij} \geq 0, \\ 0, & x_{ij} < 0. \end{cases}$$

$$x_{ij}^{(2)} = \begin{cases} 0, & x_{ij} \geq 0, \\ -x_{ij}, & x_{ij} < 0. \end{cases}$$

به طریق مشابه برای خروجی نیمه مثبت و منفی می‌توان نوشت:

$$y_{rj} = y_{rj}^{(1)} - y_{rj}^{(2)}, \quad r \in R_2. \quad (13)$$



$$y_{ij}^{(1)} = \begin{cases} y_{ij}, & y_{ij} \geq 0, \\ 0, & y_{ij} < 0. \end{cases}$$

$$y_{ij}^{(2)} = \begin{cases} 0, & y_{ij} \geq 0, \\ -y_{ij}, & y_{ij} < 0. \end{cases}$$

در این صورت مدل (۱۱) به فرم زیر توسعه می‌یابد که آن را مدل دوسطحی با شاخص‌های نیمه مثبت و منفی می‌نامیم:

$$\min \delta^* = \theta - \varepsilon (s^- + s^{-(1)} + s^{-(2)} + s^+ + s^{+(1)} + s^{+(2)})$$

s. t.

$$(A\bar{X})\lambda + s^- = \theta(A\bar{X}_o),$$

$$(A_1 X^{(1)})\lambda + s^{-(1)} = \theta(A_1 X_o^{(1)}),$$

$$(A_2 X^{(2)})\lambda - s^{-(2)} = \theta(A_2 X_o^{(2)}),$$

$$(B\bar{Y})\lambda - s^+ = B\bar{Y}_o, \tag{۱۴}$$

$$(B_1 Y^{(1)})\lambda - s^{+(1)} = B_1 Y_o^{(1)},$$

$$(B_2 Y^{(2)})\lambda + s^{+(2)} = B_2 Y_o^{(2)},$$

$$1.\lambda = 1,$$

$$\lambda \geq 0.$$

که در آن \bar{X} ماتریس شاخص‌های ورودی کاملاً مثبت، $X^{(1)}$ و $X^{(2)}$ ماتریس ساخته شده طبق **تعریف (۱۲)** برای ماتریس بردارهای ورودی نیمه مثبت و نیمه منفی هستند. A_1 ، A_2 و A_3 به ترتیب وزن‌های شاخص‌های ورودی \bar{X} ، $X^{(1)}$ و $X^{(2)}$ می‌باشند. همچنین \bar{Y} ماتریس شاخص‌های خروجی کاملاً مثبت و $Y^{(1)}$ و $Y^{(2)}$ ماتریس ساخته شده طبق **تعریف (۱۳)** برای ماتریس بردارهای خروجی نیمه مثبت و نیمه منفی هستند. B ، B_1 و B_2 به ترتیب وزن‌های شاخص‌های خروجی \bar{Y} ، $Y^{(1)}$ و $Y^{(2)}$ می‌باشند.

فرض کنید δ^* مقدار بهینه مدل (۱۴) در ارزیابی DMU_o باشد در این صورت:

۱. اگر $\delta^* = 1$ باشد، DMU_o به طور کلی کارا است.

۲. اگر $\delta^* < 1$ باشد، DMU_o ناکارا است.

در انتها مراحل انجام پژوهش را در **شکل ۲** در غالب یک الگوریتم بیان می‌کنیم.

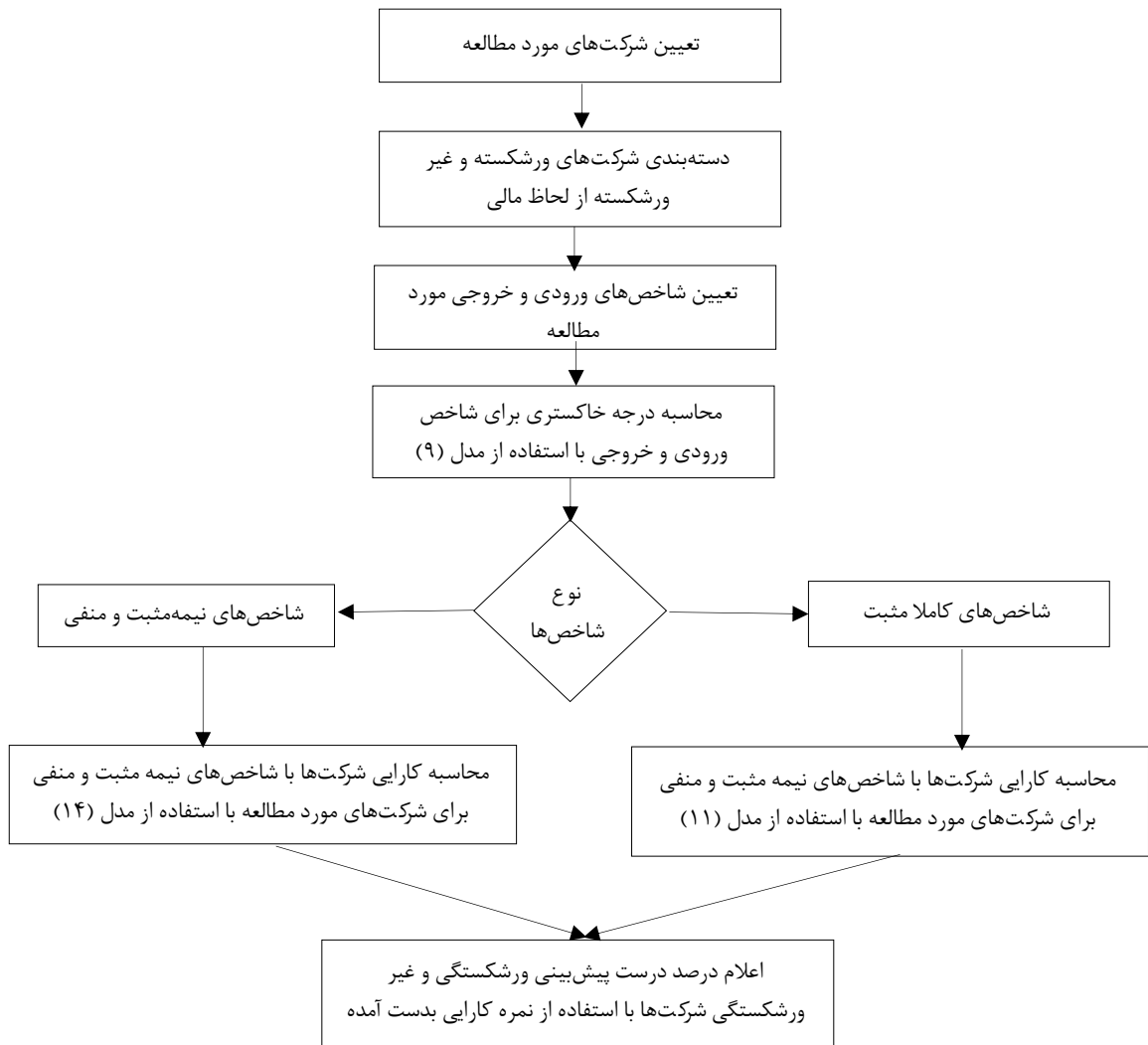
۴- مثال عددی

در این بخش ابتدا به معرفی نمونه مورد مطالعه خواهیم پرداخت سپس کارایی شرکت‌ها با شاخص‌های مثبت و منفی را محاسبه و در انتها درستی درصد پیش‌بینی شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را با استفاده از مدل پیشنهادی بیان خواهیم کرد.

۴-۱- شرکت‌های مورد مطالعه و شاخص‌ها

در این تحقیق نسبت‌های مالی ۲۰ شرکت ورشکسته مالی (ردیف ۱ تا ۲۰) و ۴۰ شرکت غیر ورشکسته مالی (ردیف ۲۱ تا ۶۰) بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۹۳ الی ۱۳۹۶ از اطلاعات سایت بورس، محاسبه و جمع‌آوری شده است. شرکت‌های ورشکسته با توجه به ماده ۱۴۱ قانون تجارت تعیین شده‌اند. زیان انباشته این شرکت‌ها در طول سه سال مورد مطالعه از نصف سرمایه آن‌ها بیشتر بوده است و مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت می‌باشند (جدول ۲).





شکل ۲- الگوریتم مراحل انجام پژوهش.
Figure 2- Algorithm of research steps.

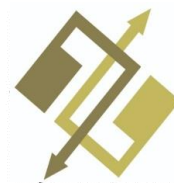
با استفاده از رویکرد ترکیبی تحلیل رابطه خاکستری و تحلیل پوششی داده‌های ابرکارا، رتبه رابطه خاکستری ۲۲ شاخص مالی محاسبه شد. رتبه رابطه خاکستری ۹ نسبت، بزرگ‌تر از یک است. این ۹ شاخص بیشترین همبستگی را با وضعیت مالی شرکت دارند. بنابراین این ۹ شاخص برای پیش‌بینی ورشکستگی در مدل تحلیل پوششی داده‌های دوسطحی با شاخص‌های نیمه مثبت و منفی پیشنهاد شده است.

جدول ۲- شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته از لحاظ مالی.
Table 2- Bankrupt and non-bankrupt companies financially.

ردیف	نام شرکت	نماد بورس	ردیف	نام شرکت	نماد بورس
1	تولیدی ایران تایر	پتایر	31	الحاوی	دحاوی
2	پلاستیران	پلاست	32	لابراتوارهای سینا دارو	دسینا
3	تولید تجهیزات صنعتی هپکو	تپکو	33	سیمان شاهرود	سرود
4	ماشین‌سازی نیرومحرکه	تمحرکه	34	کارخانجات سیمان صوفیان	صصوفی
5	کارتن مشهد	چکارم	35	سیمان فارس نو	سفانو
6	حمل‌ونقل بین‌المللی خلیج فارس	حفارس	36	صنعتی و شیمیایی رنگین	شرنگی
7	ایران خودرو دیزل	خاور	37	صنایع شیمیایی سینا	شسینا
8	پارس خودرو	خپارس	38	لبنیات کالبر	غالبر
9	صنعتی دریایی ایران	خصدرا	39	شوکوپارس	غشوکو
10	سایپادیزل	خکاوه	40	صنعتی مینو	غصینو

جدول ۲- ادامه.
Table 2- Continued.

ردیف	نام شرکت	نماد بورس	ردیف	نام شرکت	نماد بورس
11	صنایع توسعه و عمران استان اردبیل	تتوسا	41	فولاد خوزستان	فخوز
12	کارخانه فارسیت درود	سفارود	42	نورد و تولید قطعات فولادی	فنورد
13	فارسیت اهواز	سفاسی	43	فولاد مبارکه اصفهان	فولاد
14	تولید سموم علفکش	شسم	44	فولاد آلیاژی ایران	فولاژ
15	صنایع بسته بندی ایران	فبیرا	45	قند اصفهان	قصفها
16	قند نقش جهان	قنقش	46	فولاد کاوه جنوب کیش	کاوه
17	ایتالران	کایتا	47	کاشی پارس	کپارس
18	سایپا شیشه	کسپا	48	پشم شیشه ایران	کپشیر
19	تولیدی گرانیت بهرام	کهرام	49	تولیدی کاشی تکسرام	کترام
20	کارخانه های صنعتی آزمایش	لازما	50	کارخانجات تولیدی شیشه دارویی رازی	کرازوی
21	ایران ترانسفو	بترانس	51	صنایع کاشی و سرامیک سینا	کساوه
22	صنایع لاستیکی سهند	پسهند	52	سرامیک های صنعتی اردکان	کسرا
23	گروه صنعتی بارز	پکرمان	53	زغال سنگ نگین طیس	کطیس
24	تولیدی لوله گاز	پلوله	54	فرآورده های نسوز ایران	کفرا
25	تابان نیرو سپاهان	تابا	55	صنایع کاشی و سرامیک الوند	کلوند
26	ریخته گری تراکتورسازی ایران	ختراک	56	کیسون	کیسون
27	رادیا تور ایران	ختور	57	صنعتی پارس خزر	لخزر
28	چرخشگر	خچرخش	58	صنایع سرما آفرین ایران	لسرما
29	ایرکا پارت صنعت	خکار	59	ایران ارقام	مرقام
30	داروسازی جابر ابن حیان	دجابر	60	ارتباطات سیار ایران	همراه



در مدل دوسطحی برای ارزیابی واحدهای تحت ارزیابی باید متغیرهای ورودی و خروجی مشخص گردند. بدین ترتیب این ۹ شاخص به ورودی و خروجی هایی مانند جدول های ۳ و ۴ تقسیم شده اند.

جدول ۳- درجه خاکستری شاخص های ورودی.
Table 3- Gray degree of input indicators.

رتبه	درجه رابطه خاکستری	شاخص ثانویه	شاخص سطح
7	1.012472451	نسبت نقدی	نقدینگی
2	1.047435442	بدهی به حقوق صاحبان سهام	سرمایه گذاری
6	1.015784429	گردش دارایی ثابت	فعالیت
8	1.00063663	زیان انباشته به دارایی	سودآوری
1	1.250490891	زیان خالص به دارایی ثابت	
9	1.000519827	زیان انباشته به سرمایه	ارزیابی

جدول ۴- درجه رابطه خاکستری شاخص های خروجی.
Table 4- Degree of gray relationship of output indicators.

رتبه	درجه رابطه خاکستری	شاخص ثانویه	شاخص سطح
3	1.03366648	حاشیه سود خالص	سودآوری
5	1.027628841	سود عملیاتی به سود خالص	
4	1.029653529	بازده حقوق صاحبان سهام	

با این شرایط و بر اساس گروه بندی شاخص ها، ماتریس های A و B به شکل زیر می باشند:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = [1].$$

A' و B' ماتریس‌های مربوط به وزن متغیرهای سطح دوم می‌باشند. هر متغیرهای ورودی اول، دوم، سوم و پنجم سطح اول تنها دارای یک شاخص ثانویه می‌باشد. بنابراین وزن هر متغیر ثانویه برای این شاخص‌ها ۱ در نظر گرفته شده است. متغیر چهارم ورودی سطح اول شامل دو متغیر (زیان انباشته به دارایی و زیان خالص به دارایی ثابت) می‌شود. بنابراین وزن هر متغیر ۱/۲ می‌باشد. از بین متغیرهای خروجی ثانویه تنها سه متغیر حاشیه سود خالص، سود عملیاتی به سود خالص و بازده حقوق صاحبان سهام توانسته‌اند درجه رابطه خاکستری بیشتر از ۱ را به دست آورند که نشان‌دهنده رابطه آن نسبت‌ها با وضعیت فعالیت شرکت است. از این رو وزن هر یک از این نسبت‌ها ۱/۳ در نظر گرفته شده است.

$$A' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1.2 & 1.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B' = [1.3 \quad 1.3 \quad 1.3]$$

۲-۴- محاسبه کارایی شرکت‌ها با شاخص‌های مثبت و منفی

نتایج کارایی شرکت‌های ورشکسته در جدول ۵ نشان می‌دهد ۹۵٪ شرکت‌ها در سال ۹۳ ورشکسته می‌باشند. در سال‌های ۹۴، ۹۵، ۹۶ و ۹۷، درصد پیش‌بینی ورشکستگی برای این شرکت‌ها به ترتیب ۹۰٪، ۹۵٪، ۹۵٪ و ۹۵٪ است.

در این مدل از تحلیل پوششی داده‌ها اگر امتیاز کارایی برابر ۱ باشد آن شرکت کارا می‌باشد. امتیازهای کمتر از ۱ نشان می‌دهد این واحدهای تحت ارزیابی ناکارا هستند. برای هر واحد ناکارا در تحلیل پوششی داده‌ها یک یا چند واحد کارا معرفی می‌گردد که می‌توان از آن‌ها به‌عنوان الگو برای بهبود عملکرد بهره برد. شرکت سرمایه‌گذاری عمران اردبیل (ثتوسا) در سال‌های موردبررسی می‌تواند به‌عنوان الگو برای این گروه شرکت‌های ورشکسته مطرح شود.

با مشاهده تغییرات میانگین امتیازهای واحدها در طول سال‌های ۹۳ الی ۹۷ می‌توان دریافت وضعیت شرکت‌ها نامطلوب‌تر شده است.

کارایی شرکت‌های غیر ورشکسته در طی سال‌های ۹۳ تا ۹۷ بر اساس مدل (۱۴) در جدول ۶ قابل مشاهده است. ۸ شرکت در سال ۹۳ کارا بوده‌اند (۲۰٪). در سال‌های ۹۴، ۹۵، ۹۶ و ۹۷، درصد پیش‌بینی درست عملکرد شرکت‌ها به‌عنوان شرکت‌های کارا، به ترتیب ۲۵٪، ۲۰٪، ۲۷٪، ۱۵٪ بوده است. با وجود اینکه این دسته از شرکت‌ها در طول سال‌های موردبررسی نه تنها زیان‌ده نبوده‌اند بلکه سود نیز شناسایی و تقسیم نموده‌اند، اما نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که در طی سال‌های ۹۳، ۹۴، ۹۵، ۹۶ و ۹۷ به ترتیب ۳۰، ۲۹، ۳۲ و ۳۴٪ از شرکت‌های ناکارا هستند. به دلیل اینکه مبنای تعیین ورشکستگی در قانون تجارت تنها یک عامل (نسبت زیان انباشته به سرمایه شرکت) می‌باشد ولی در این مدل دوسطحی، از ۵ ورودی و ۱ خروجی در سطح اصلی برای تعیین کارایی شرکت‌ها استفاده شده است. به دلیل وجود متغیرهای بیشتر، می‌توان ارزیابی بهتری از وضعیت شرکت داشت. به‌طورکلی با مشاهده میانگین کارایی شرکت‌ها در سال‌های موردبررسی می‌توان دریافت شرکت‌های گروه غیر ورشکسته عملکرد بهتری از شرکت‌های گروه ورشکسته دارند. به‌طوری‌که تعداد ۴ شرکت در طی تمام سال‌ها کارا هستند و ۲ شرکت در ۴ سال، امتیاز کارایی را کسب نموده‌اند. شرکت‌های ناکارا می‌توانند از این شرکت‌ها برای بهبود عملکرد خود، الگوبرداری نمایند. کمترین میانگین ۵ ساله کارایی در شرکت‌های ورشکسته متعلق به شرکت کارخانه‌های صنعتی آرمایش (۰/۸۰۷۳) و در شرکت‌های غیر ورشکسته متعلق به شرکت فولاد کاوه جنوب کیش (۰/۹۳۰۹) است. در گروه شرکت‌های ورشکسته میانگین کارایی ۵ ساله ۲ شرکت، بالاتر از ۰/۵ است (۱۰٪) درحالی‌که این آمار برای شرکت‌های گروه غیر ورشکسته ۲۰ شرکت می‌باشد (۵۰٪). همچنین با بررسی روند (افزایش یا کاهش) بودن امتیازات کارایی هر شرکت در طی ۵ سال می‌توان دریافت عملکرد مالی شرکت، سیر صعودی یا نزولی دارد.

Table 5- Efficiency of bankrupt companies during the years 1393 to 1396.

نماد شرکت	1393	1394	1395	1396	1397	میانگین ۵ ساله	واریانس ۵ ساله
پتایر	0.25	0.38679	0.45638	0.45638	0.41064	0.33651	0.013692
پلاست	0.10953	0.10636	0.09367	0.09367	0.10533	0.091254	0.000813
تپکو	0.07267	0.01464	0.04724	0.04724	0.41143	0.114872	0.027957
تمحرکه	0.65423	0.12332	0.05194	0.05194	0.11481	0.232516	0.059108
چکارم	0.60034	0.85582	0.14821	0.14821	0.12749	0.4368	0.095379
حفارس	0.52898	0.28553	0.1792	0.1792	0.10238	0.260588	0.026799
خاور	0.0879	0.13745	0.11497	0.11497	0.10641	0.106888	0.000432
خپارس	0.0946	0.35355	0.23755	0.23755	0.24614	0.225556	0.008744
خصدرا	0.16945	0.20593	0.21442	0.21442	0.28271	0.184996	0.007164
خکاوه	0.44246	0.23057	0.44124	0.44124	0.28601	0.29772	0.022511
تتوسا	1	1	1	1	1	1	0
سفارود	0.18858	0.03098	0.06013	0.06013	0.09315	0.08281	0.004056
سفاسی	0.21725	0.14262	0.14262	0.14262	0.29567	0.180636	0.005619
شسم	0.24917	0.49239	0.49239	0.49239	0.069	0.214708	0.029175
فیبرا	0.29755	0.179	0.179	0.15054	0.1665	0.175942	0.0059
قنقش	0.4188	0.46095	0.46095	0.22953	0.37591	0.358286	0.00845
کایتا	0.24525	0.0359	0.0359	0.05009	0.07547	0.105832	0.007158
کساپا	0.47731	0.74998	0.74998	0.56395	0.33212	0.624672	0.066891
کهرام	0.09291	0.12098	0.12098	0.09669	0.05513	0.086658	0.000669
لازما	0.09682	0.07241	0.07241	0.10519	0.12393	0.080734	0.00212
درصد پیش‌بینی درست	95	95	95	95	95	94	
درصد پیش‌بینی نادرست	5	5	5	5	5	6	
میانگین	0.31469	0.29926	0.29926	0.22686	0.23901	0.2599	
میانه	0.24721	0.19247	0.19247	0.14938	0.147		
ماکسیمم	1	1	1	1	1		
مینیمم	0.07267	0.01464	0.01464	0.04724	0.05513		
واریانس	0.05912	0.08056	0.08056	0.05379	0.04654		

Table 6- Efficiency of bankrupt companies during the years 1393 to 1396.

نماد شرکت	1393	1394	1395	1396	1397	میانگین ۵ ساله	واریانس ۵ ساله
بترانس	1	1	1	1	0.66081	0.93216	0.02301
پسهند	1	0.25982	0.23017	0.26676	0.26919	0.405188	0.110806
پکرمان	0.79287	0.49709	0.91874	0.49625	0.34921	0.610832	0.055614
پلوله	1	1	1	1	1	1	0
تابا	0.45709	0.40077	0.45339	0.24443	0.34599	0.380334	0.007824
ختراک	0.53187	0.30692	0.74941	0.64042	1	0.645724	0.06601
ختور	1	1	1	1	1	1	0
خچرخش	0.76931	0.15125	0.11766	0.14149	0.17793	0.271528	0.0779
خکار	0.69239	1	0.99961	0.82158	0.5999	0.822696	0.032339
دجابر	0.90176	1	1	0.60618	0.45275	0.792138	0.062049
دحاوی	0.26893	0.46663	0.38009	0.53436	0.41171	0.412344	0.009861



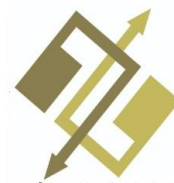
جدول ۶- ادامه.
Table 6- Continued.

نماد شرکت	1393	1394	1395	1396	1397	میانگین ۵ ساله	واریانس ۵ ساله
دسینا	1	1	1	0.59837	0.27123	0.77392	0.109213
سرود	0.23362	0.20366	0.1733	0.331	0.41557	0.27143	0.009994
سصوفی	0.28119	0.10661	0.12928	0.13833	0.08795	0.148672	0.005875
سفانو	1	1	1	1	1	1	0
شرنگی	0.63003	0.52287	0.50786	0.50976	0.64685	0.563474	0.004752
شسینا	0.45205	0.12136	0.09378	0.2294	0.44985	0.269288	0.03007
غالبر	0.54627	0.44926	0.27933	0.4093	0.3258	0.401992	0.010989
غشوگو	0.80301	0.33099	0.55244	0.64753	0.33814	0.534422	0.041292
غصینو	1	1	1	1	1	1	0
فخوز	0.34787	0.19708	0.5592	0.66106	0.52133	0.457308	0.033923
فنورد	0.36304	0.34253	0.28571	0.40035	0.26715	0.331756	0.003024
فولاد	0.30827	0.28447	0.33227	0.48669	1	0.48234	0.089991
فولاژ	0.16987	0.59013	0.21877	0.29475	0.34287	0.323278	0.026716
قصفها	0.44206	0.36465	0.66695	0.85128	0.42109	0.549206	0.041767
کاوه	0.12019	0.09986	0.03588	0.09416	0.11535	0.093088	0.001137
کپارس	0.59238	0.60531	1	0.41214	0.51953	0.625872	0.049627
کپشیر	0.63471	0.39673	0.45481	0.44681	0.28317	0.443246	0.016148
کترام	0.23956	0.1147	0.10009	0.0888	0.10603	0.129836	0.003851
کرازی	0.31038	1	1	1	0.72946	0.807968	0.091097
کساوه	0.49923	0.58927	0.75083	0.56621	0.42406	0.56592	0.014827
کسرا	0.53699	0.97852	1	1	0.53756	0.810614	0.062339
کطبس	0.18636	0.16275	0.13966	0.16135	0.39795	0.209614	0.011358
کفرا	0.71358	0.4056	0.57108	0.56335	0.6492	0.580562	0.013351
کلوند	0.50765	0.23899	0.36879	0.40118	0.31017	0.365356	0.010139
کیسون	0.3252	0.12929	0.11497	0.20002	0.07999	0.169894	0.009444
لخزر	0.4714	0.25668	0.28976	0.34403	0.30824	0.334022	0.006895
لسرما	0.79289	0.67468	0.68481	0.6659	0.99993	0.763642	0.020092
مرقام	0.53453	0.52362	0.56439	0.45921	0.30801	0.477952	0.010497
همراه	1	1	1	1	0.18652	0.837304	0.13235
درصد پیش بینی درست	20	25	27.5	20	15	21.5	
درصد پیش بینی نادرست	80	75	72.5	80	85	78.5	
میانگین	0.58641	0.51930	0.56808	0.54281	0.48276	0.53987	
میانه	0.53576	0.42743	0.55582	0.50301	0.41364		
ماکسیمم	1	1	1	1	1		
مینیمم	0.12019	0.9986	0.03588	0.0888	0.0888		
واریانس	0.078866	0.11040	0.12194	0.08731	0.08731		

۵- نتیجه گیری

در این تحقیق، نسبت های مالی شرکت ها از پنج گروه نقدینگی، سرمایه گذاری، فعالیت و سودآوری جمع آوری شد و با رویکرد تحلیل رابطه خاکستری و تحلیل پوششی داده های ابرکارا نسبت های مالی موثر در وضعیت مالی شرکت ها رتبه بندی شد. سپس مدل دوسطحی





تحلیل پوششی داده‌ها را برای شاخص‌های نیمه مثبت و نیمه منفی توسعه داده‌ایم و با استفاده از مدل پیشنهادی که شاخص‌های ورودی و خروجی را در دو سطح اولیه و ثانویه طبقه‌بندی می‌کند، کارایی شرکت‌های نمونه محاسبه شد. نتایج نشان داد ۹ نسبت مالی بیشترین همبستگی را با عملکرد شرکت دارند که این نسبت‌ها در ۵ گروه ورودی سطح اول و ۱ گروه خروجی سطح اول طبقه‌بندی می‌شوند. محاسبه کارایی شرکت‌های با استفاده از مدل پیشنهادی در طول دوره ۵ ساله نشان می‌دهد که وضعیت مالی شرکت‌های ورشکسته با ۹۴٪ و شرکت‌های ورشکسته با ۲۲/۵٪ به‌درستی پیش‌بینی شده است.

سپاسگزاری

نویسندگان مقاله مراتب قدردانی خود را از داوران محترم اعلام می‌دارند. بی‌شک نقطه نظرات ارزشمندشان در بهبود کیفیت مقاله نقش بسزایی داشته است.

تعارض با منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضادی در منافع در مورد انتشار این نسخه وجود ندارد.

منابع

- Altman, E. (1968). Financial ratio discriminate analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of finance*, 23(4), 589-609. <https://www.jstor.org/stable/2978933>
- Andersen, P., & Petersen, N. C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management Science*, 39(10) 1261-1264. <https://doi.org/10.1287/mnsc.39.10.1261>
- Bahari Saravi, A. M., & Hassanzadeh, R. (2021). Modeling of logistics problem solving in crisis relief in dam fractures: a case study of shahid rajaei dam in sari. *Decision making in operations research*, 5(1), 1-12. (In Persian). <https://dx.doi.org/10.22105/dmor.2020.206948.1133>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 4, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Eftekharifard, A., & Zomordian, G. (2017). Investigating and explaining efficient financial ratios for predicting bankruptcy applicants for banking facilities based on bankruptcy prediction models (case study: applicants for Bank Melli Iran facilities). *Quarterly journal of new research in management and accounting*, 3(25) 25-44. (In Persian). <https://www.noormags.ir/view/en/articlepage/78574/31>
- Emrouznajad, A., Anouze, A. L., & Thanassoulis, E. (2010). A semi-oriented radial measure for measuring the efficiency of decision-making units with negative data, using DEA. *Euroean journal of operational research*, 200(1) 297-304. <https://ideas.repec.org/a/eee/ejores/v200y2010i1p297-304.html>
- Fakhreddin, S. F., & Aghaei Meybodi, O. (2020). Predicting and identifying companies with high probability of bankruptcy (different analysis of models). *Decision making in operations research*, 4(2) 100-111. (In Persian). <https://dx.doi.org/10.22105/dmor.2019.179504.1111>
- Gordon, S. (1978). *Predicting the possibility of failure in a Fraser university*. Simon Fraser University.
- Huang, C., Dai, C., & Guo, M. (2015). A hybrid approach using two-level DEA for financial failure prediction and integrated SE-DEA and GCA for indicators selection. *Journal mathematics and computation*, 251, 431-441. <https://tarjomefa.com/wp-content/uploads/2018/04/133-English-TarjomeFa.pdf>
- Jia, Z. Y., Ma, J. W., Wang, F. J., & Liu, W. (2010). Characteristics forecasting of hydraulic valve based on grey correlation and ANFIS. *Expert systems with applications*, 37(2) 1250-1255. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.06.003>
- Li. Y. X., Yang, J. G., Gelvis, T., & Li, Y.Y. (2008). Optimization of measuring points for machine tool thermal error based on grey system theory. *the international journal of advanced manufacturing technology*, 35(7-8) 745-750. <https://doi.org/10.1007/s00170-006-0751-8>
- Lin, C. L., Lin, J. L., & Ko, T. C. (2002). Optimisation of the EDM process based on the orthogonal array with fuzzy logic and grey relational analysis method. *the international journal of advanced manufacturing technology*, 19(4) 271-277. <https://doi.org/10.1007/s001700200034>
- Meng, W., Zhang, D., Qi, L., & Liu, W. B. (2008). Two-level DEA approaches in research evaluation. *Omega*, 36(6), 950-957. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2007.12.005>
- Nabavi Chashmi, S. A., Ahmadi, M., & Mahdavi Farahabadi, S. (2010). Predicting the bankruptcy of companies using the logit model. *Financial engineering and portfolio management*, 1(5), 81-55. (In Persian). <https://www.sid.ir/paper/197606/fa>
- Nahra, T. A., Mendez, D., & Alexander, J. A. (2009). Employing super-efficiency analysis as an alternative to DEA: an application in outpatient substance abuse treatment. *European journal of operational research*, 196(3), 1097-1106. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.04.022>



- Nazemi Ardakani, M., Zare MehrJardi, V., & Mohammadi Nodooshan, A. (2018). A Firms' Bankruptcy Prediction Model Based on Selected Industries by Using Decision Trees Model. *Journal of asset management and financing*, 6(2), 121-138. https://amf.ui.ac.ir/article_21355.html
- Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of banking & finance*, 5(3), 317-344.
- Panahi, H., Asadzadeh, A., & Jalili, M. A. (2014). Five -year financial bankruptcy forecast for companies listed on the Tehran stock exchange. *Financial research*, 16(1), 76-57. (In Persion). <https://dx.doi.org/10.22059/jfr.2014.51840>
- Vazifehdost, H., & Zangeneh, T. (2015). A hybrid bankruptcy prediction model based on GMDH-type neural network and genetic algorithm for Tehran Stock Exchange companies. *Strategic management researches*, 21(57), 83-100. (In Persion). https://smr.journals.iau.ir/article_524024.html
- Waqfi, S. H., (2020). Using artificial intelligence algorithm in Financial Bankruptcy by Macro-economic and Accounting variables in listed companies for stock exchange in Tehran. *Decision making in operations research*, 4(2), 158-173. (In Persion). http://www.journal-dmor.ir/article_91412.html