https://amf.ui.ac.ir
Journal of Asset Management and Financing
E-ISSN: 2383-1189
Vol. 11, Issue 3, No. 42, Autumn 2023, p 113-140
Received: 26.08.2023 Accepted: 17.09.2023

Research Paper

A Novel Approach to Predicting Financial Distress by Using Financial Network-Based Information and the Integrated Method of Gradient Boosting Decision Tree

Ezzatollah Abbasian *
Associate Professor, Department of Financial Engineering, Faculty of Accounting and Financial Sciences, University of Tehran, Tehran, Iran
e.abbasian@ut.ac.ir
Kaveh Shahraki
Ph.D. Candidate, Department of Financial Management and Insurance, Alborz Campus, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran
k.shahraki@ut.ac.ir
Saeed Fallahpour
Associate Professor, Department of Financial Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran
falahpor@ut.ac.ir
Ali Namaki
Assistant Professor, Department of Financial Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran
alinamaki@ut.ac.ir

Abstract
This study aimed to evaluate the performance of the gradient boosting decision tree model, the parameters of which were optimized with the improved Gray Wolf Algorithm (GWO) by adding financial network-related variables via the selected models of predicting financial distress. The proposed model of this study was implemented on the data of 123 manufacturing companies admitted to the Tehran Stock Exchange and Iran Fara Bourse Co. (IFB) from 2014 to 2021. Initially, the financial network was formed and then, the financial distress of companies was predicted by integrating the network-based variables with financial ratios and using a gradient boosting decision tree model. The model of the gradient boosting decision tree had better performance in terms of precision and Type I error by adding Financial Network Indicators (FNI) compared to the two models of K-Nearest Neighbor (KNN) and Logistic Regression (LR). Companies with betweenness centrality and high degree centrality were found to be less prone to financial distress and vice versa. This is the first study to predict financial distress by using financial network-related variables integrated with financial ratio variables through the novel gradient boosting decision tree method, the parameters of which were optimized with the improved GWO.
Keywords: Financial Distress, Financial Network, Gradient Boosting Decision Tree, Improved Gray Wolf Algorithm (GWO), Centrality Criteria.

Introduction

Previous studies on predicting financial distress have mainly adopted financial variables in financial statements as explanatory variables, while ignoring some other potentially useful information, such as financial network-related information. Disregarding such information for predicting financial distress is one of the significant gaps in the literature. Therefore, the present study aimed to evaluate the performance of the gradient boosting decision tree model, the parameters of which were optimized with the improved Gray Wolf Algorithm (GWO), along with the financial network-related variables, which showed another gap in the literature, and then compare its findings with the two recently widely used models of K-Nearest Neighbor (KNN) and Logistic Regression (LR). The following questions were posed in the present study.

1. Can the integrated IGWO-GBDT model provide a better prediction of financial distress compared to the widely selected models of LR and KNN?
2. Does the inclusion of financial network variables improve the performance of the integrated IGWO-GBDT model for predicting financial distress?

*Corresponding author
Abbasian, E., Shahraki, K., Fallahpour, S., & Namaki, A. (2024). A Novel Approach to Predicting Financial Distress by Using Financial Network-Based Information and the Integrated Method of Gradient Boosting Decision Tree. *Journal of Asset Management and Financing*, 11(3), 113-140.

2383-1189 © University of Isfahan

This is an open access article under the BY-NC-ND/4.0/ License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

https://doi.org/10.22108/AMF.2023.138909.1818

3. Does the inclusion of financial network variables improve the performance of the widely used models of LR and KNN for predicting financial distress?

Materials & Methods

The sample of this study included all the manufacturing companies listed in the Tehran Stock Exchange and Iran Fara Bourse Co. (IFB) from 2014 to 2021, of which 123 companies were selected. The information of the last 30 trading days in each fiscal year was used to form the financial network variables. Finally, 8 financial variables were selected based on those adopted by Ebrahimi Sarvolia et al. (2018), including current ratio, net ratio of working capital to total asset, ratio of current asset to total asset, profit margin, return on assets, return on equity, book to market ratio, and size of company. Furthermore, the total debt ratio, a widely used variable in previous studies, was added to the financial variables. Regarding the financial network variables, the 4 variables of degree centrality, betweenness centrality, eigenvector centrality, and closeness centrality were selected similar to those selected by Montasheri and Sadeqi (2020) and Liu et al. (2019). More than one criterion was applied to measure financial distress in this study. Any companies that met at least one of the four mentioned criteria were considered distressed in that year. These criteria were subject to Article 141 of the Commercial Law, suffering losses for 3 consecutive years (Damoori & Hozhabrie, 2019), subject to Article 412 of the Commercial Law, referring to a debt ratio higher than 1 (Poorheidari & Koopaei, 2011), and had negative equity.

Findings

The findings indi.a ted that the mean degree of centrality for companies with financial health was 0.203, while it was 0.193 for the distressed companies. Betweenness centrality was 0.007 for the distressed and non-distressed companies. Regarding eigenvector centrality, the means of healthy companies and those with financial distress were 0.083 and 0.104, respectively. Also, the values of closeness centrality were 0.525 and 0.496 for the mentioned companies, respectively. Table 5 shows that all the 3 models have performed quite well in terms of prediction of the class of healthy companies, while the error was below 10%. Still, the distinguished performances of these models were revealed when they could accurately and appropriately predict the class of financially distressed companies, which included only 12% of observations. The type I errors in the LR and KNN models were respectively 20 and 40%, bearing huge costs. In other words, these two models mistakenly predicted distressed companies as healthy ones in 20 and 40% of cases. However, the type I error of the proposed research model was only 5%, indicating high accuracy of the model.

Table 5. Comparison of the performances of the 3 studied models with and without financial network variables

	LR	FN-LR	KNN	FN-KNN	GBDT	FN-GBDT
Accuracy	0.901	0.907	0.906	0.895	0.96	0.982
Error 1	0.24	0.20	0.31	0.40	0.11	0.05
Error 2	0.086	0.078	0.011	0.065	0.033	0.013
AUC	0.932	0.959	0.916	0.907	0.989	0.933
G-mean	0.833	0.858	0.826	0.748	0.927	0.968

Discussion and Conclusion

(1) Financial network variables can be employed to explore useful information in the financial network and improve the prediction performances of classifiers.

(2) According to the definition of centrality, companies with high centrality, especially betweenness centrality and degree centrality, are less prone to financial distress and vice versa.

(3) The improved GWO is a practical method for selecting the parameters of the gradient boosting model.

(4) The gradient boosting decision tree model is highly efficient when the frequency ratio of the samples of each class is significantly different from those of other classes. The experimental findings revealed that the proposed model outperformed the other two models in predicting financial distress. This was confirmed by the adopted evaluation criteria.

مدیریت دارایی و تأمین مالی
سال یازدهم، شماره سوم، شماره پیاپی (۴۲)، پاییز ۱۴۰۲، ص ۱۱۳-۱۴۰
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۰۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۲۶

مقاله پژوهشی

رویکردی نوین در پیش‌بینی درماندگی مالی با به‌کارگیری اطلاعات مبتنی‌بر شبکهٔ مالی و روش ترکیبی درخت تصمیم تقویت گرادیان

عزت‌اله عباسیان *

دانشیار، گروه مهندسی مالی، دانشکده حسابداری و علوم مالی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

e.abbasian@ut.ac.ir

کاوه شهرکی

دانشجوی دکترا، گروه مدیریت مالی و بیمه، پردیس البرز، دانشگاه تهران، تهران، ایران

k.shahraki@ut.ac.ir

سعید فلاح‌پور

دانشیار، گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران

falahpor@ut.ac.ir

علی نمکی

استادیار، گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران

alinamaki@ut.ac.ir

چکیده

هدف: این پژوهش بر آن است که با اضافه‌کردن متغیرهای مربوط‌به شبکهٔ مالی، عملکرد الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان را که شاخص‌هایش با الگوریتم بهبودیافتهٔ گرگ خاکستری بهینه شده است، با الگوهای منتخب در حوزهٔ پیش‌بینی درماندگی مالی ارزیابی کند.

روش: الگوی پیشنهادی این پژوهش روی داده‌های ۱۲۳ شرکت تولیدی پذیرفته شده در بورس و فرابورس ایران در بازهٔ زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ اجرا شد. ابتدا شبکهٔ مالی تشکیل شد و سپس با ترکیب متغیرهای مبتنی‌بر شبکه با برخی نسبت‌های مالی و با استفاده از الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان که شاخص‌های آن با الگوریتم بهبودیافتهٔ گرگ خاکستری بهینه شده است، درماندگی مالی شرکت‌ها پیش‌بینی شد.

نتایج: الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان با اضافه‌شدن متغیرهای مربوط‌به شبکهٔ مالی هم ازنظر دقت و هم ازنظر خطای نوع یک عملکرد بهتری در مقایسه با دو الگوی k نزدیک‌ترین همسایه و رگرسیون لجستیک از خود نشان داد. شرکت‌های با مرکزیت بینابینی و مرکزیت درجهٔ زیاد، کمتر مستعد قرارگرفتن در شرایط درماندگی مالی هستند و برعکس. در شرایطی که نسبت فراوانی نمونه‌های هر طبقه از طبقات دیگر بسیار متفاوت باشد، استفاده از روش درخت تصمیم تقویت گرادیان بسیار کارآمد خواهد بود.

نوآوری: برای نخستین‌بار متغیرهای مربوط‌به شبکهٔ مالی با نسبت‌های مالی، ترکیب شد و ازطریق روش نوین درخت تصمیم تقویت گرادیان که شاخص‌هایش با الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته بهینه شده، درماندگی مالی پیش‌بینی شد.

کلیدواژه‌ها: درماندگی مالی، شبکهٔ مالی، درخت تصمیم تقویت گرادیان، الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته، معیارهای مرکزیت

---

* نویسندهٔ مسئول

عباسیان، عزت اله.، شهرکی ، کاوه.، فلاح پور ، سعید. و نمکی، علی. (۱۴۰۲). رویکردی نوین در پیش‌بینی درماندگی مالی با به‌کارگیری اطلاعات مبتنی‌بر شبکهٔ مالی و روش ترکیبی درخت تصمیم تقویت گرادیان. *مدیریت دارایی و تأمین مالی*، ۱۱(۳)، ۱۱۳-۱۴۰.

2383-1189 © University of Isfahan
This is an open access article under the BY-NC-ND/4.0/ License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

http://dx.doi.org/10.22108/AMF.2023.138909.1818

مقدمه

پیش‌بینی درماندگی مالی که به‌عنوان «پیش‌بینی ورشکستگی و پیش‌بینی شکست کسب و کار» نیز شناخته می‌شود، جایگاه حیاتی برای تصمیم‌گیرندگان مالی مانند سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و مدیران شرکت‌ها دارد. از یک‌سو مدیران به ارزیابی ریسک شرکت در زمان تدوین و طراحی برنامه‌های توسعه برای شرکت نیازمند هستند و از سوی دیگر اعتباردهندگان و سرمایه‌گذاران نیز به ارزیابی شاخص‌های وضعیت مالی شرکت نظیر نقدشوندگی، کفایت سرمایه و سودآوری نیازمند هستند؛ بنابراین پیش از آنکه آنها در زمینهٔ اعتباری یا سرمایه‌گذاری تصمیم بگیرند باید از این اطلاعات باخبر شوند. با توجه به اینکه بهره وران شرکت تا حد زیادی از پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت بهره می‌برند (Yang et al, 2001)، کاربرد پیش‌بینی درماندگی مالی مطالعات زیادی را به‌دنبال داشته است. براساس مطالعات پیشین در این حوزه، بیشتر مطالعات روی ساخت الگوهای پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از رویکردهای آماری یا داده‌کاوی با هدف بهبود عملکرد پیش‌بینی الگو متمرکز بوده است (Gepp et al., 2010; Chen et al., 2011; Kumar & Ravi 2007). اگرچه ایجاد الگوهای پیش‌بینی مبتنی‌بر داده است، ولی بسیار ضروری است بهترین استفاده از تمام اطلاعات موجود در ارتباط با شرکت، برای پیش‌بینی اینکه آیا شرکت در موقعیت نکول یا درماندگی مالی هست یا خیر صورت گیرد؛ درنتیجه عملکرد پیش‌بینی درماندگی مالی نه‌تنها با الگوها و روشهایی تعیین می‌شود که برای پیش بینی به‌کار می‌برند، براساس به‌کارگیری اطلاعات موجود نیز ارزیابی می‌شود. مطالعات پیشین دربارهٔ پیش‌بینی درماندگی مالی به‌طور عمده از متغیرهای مالی موجود در صورت‌های مالی به‌صورت متغیرهای توضیحی استفاده می‌کردند؛ به همین دلیل برخی از اطلاعات مفید دیگر بالقوه لحاظ نمی‌شد. ازجمله این اطلاعات نادیده گرفته شده به اطلاعات موجود در شبکهٔ مالی[1] اشاره می‌شود که استفاده‌نکردن از آن در پیش‌بینی درماندگی مالی، از شکاف‌های اصلی موجود در اصول موضوع پژوهش است. شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار به‌عنوان یک «شبکهٔ مالی پیچیده[2]» در نظر گرفته می‌شوند که شرکت‌ها درجایگاه گره‌ها و همبستگی میان بازده سهام آنها به‌صورت روابط میان آنها در نظر گرفته شود. مانتگنا در سال (1999) در ارائهٔ بازار مالی به‌صورت شبکه پیش‌قدم شد (Mantegna, 1999)؛ برای مثال ارتباط بین دو شرکت با بازده سهامشان و ازطریق محاسبهٔ ضریب همبستگی میان سری‌های زمانی‌شان مرتبط می شوند. درک بازار مالی به‌صورت یک شبکهٔ پیچیده این امکان را فراهم می‌سازد تا سازمان و فرایند تکامل شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تجزیه و تحلیل شوند. علاوه‌بر این، از دیدگاه تحلیل شرکت‌ها، سنجه‌های مبتنی‌بر شبکه مانند مرکزیت[3] تعداد ارتباطات یک شرکت و همین طور تعداد شرکت‌های مرتبط با آن را اندازه‌گیری و پس از آن، نفوذ و مرکزیت یک شرکت در بازار مالی را نیز کشف می کند؛ بدین ترتیب احتمال اینکه آن شرکت درمعرض درماندگی مالی قرار می‌گیرد، مشخص و با سنجه‌های مبتنی‌بر شبکه شناسایی می شود. با توجه به شکاف اشاره‌شده در اصول پیش‌بینی درماندگی مالی و برمبنای تحلیل شبکه، این پژوهش در تلاش است سنجه‌های مناسبی از شبکه را به‌کار گیرد و با ترکیب آنها با متغیرهای مالی، با دقت بیشتری بنگاه‌های دارای درماندگی مالی و سلامت مالی را از یکدیگر متمایز سازد. همان‌طورکه اشاره شد در زمینهٔ روش‌های کمی پیش‌بینی درماندگی مالی در ابتدا روش‌های آماری شامل تحلیل نسبت تکین (Beaver, 1968)، تحلیل تمایزی چندگانه (Altman, 1968) و رگرسیون لجستیک (Lau, 1987) استفاده شد. پس از آن روش های داده‌کاوی مانند شبکهٔ عصبی (Chauhan et al., 2009; Chen & Du, 2009; Iturriaga & Sanz, 2015)، ماشین بردار پشتیبان (; Chen et al., 2011)Sun & Li, 2008 و درخت تصمیم (; Hsieh et al., 2012; Chen & Hsiao, 2008Chaudhuri & De, 2011) نیز به‌منظور پیش‌بینی درماندگی استفاده شد. درمقایسه با جداسازهای تکین، از روش‌های ترکیبی[4] این انتظار می‌رود که واریانس خطای تخمین را کاهش دهند و به‌طورکلی عملکرد شناسایی را بهبود بخشند. بنابراین در سال‌های اخیر، پیش‌بینی درماندگی مالی

[1]. financial network
[2]. Complex financial network
[3]. Centrality
[4]. Ensemble methods

براساس روش‌های ترکیبی روند فزاینده‌ای در این زمینه داشته است (Zhang & Haghani, 2015; Zheng et al., 2008; Guelman, 2012).

روش درخت تصمیم تقویت گرادیان[1] یک روش ترکیبی وگونه‌ای از روش‌های بوستینگ است. GBDT به‌طور هدفمند درخت‌های جدیدی برای کمینه‌کردن تابع هزینه که با الگوهای ساخته‌شدهٔ قبلی شکل گرفته است، اضافه می‌کند. روش GBDT سودمندی‌اش را در برخی حوزه‌ها مانند پیش‌بینی زمان سفر، رتبه‌بندی شبکه‌ها و الگوسازی زیان بیمه‌ها اثبات کرده است؛ بنابراین GBDT توانایی پیش‌بینی بالقوه‌ای نسبت‌به روش‌های دیگر ترکیبی برای پیش‌بینی درماندگی مالی دارد. باید ذکر کرد کارامدی روش GBDT در پیش بینی درماندگی مالی به بهینه‌سازی شاخص‌های آن بستگی دارد (Friedman, 2001). بهینه‌ساز گرگ خاکستری (Mirjalili et al., 2014) به‌صورت یک عضو جدید الگوریتم های الهام‌گرفته از طبیعت، سلسله‌مراتب اجتماعی و رفتارهای شکارکردن گرگ‌های خاکستری را تقلید می‌کند. مشخصه‌های اصلی بهینه‌ساز گرگ خاکستری شامل سلسله‌مراتب اجتماعی، محاصرهٔ طعمه، شکارکردن، حمله‌کردن به طعمه (بهره‌برداری[2]) و جست وجوی طعمه (کشف)[3] است. به‌دلیل توانایی خوب بهینه‌ساز گرگ خاکستری در جست وجو، از این بهینه‌ساز در حوزه های مختلفی استفاده شده است. موآنگ کوت و همکاران از بهینه ساز گرگ خاکستری همراه اصلاحاتی که در آن انجام دادند، برای آموزش شبکه‌های عصبی شبکه‌های تابع – پیوندی پایه شعاعی گاوسی-q[4] استفاده کردند. نتایج آزمایش نشان داد الگوریتم پیشنهادی، عملکرد بهتری از روش‌های دیگر فراابتکاری داشت (Muangkote et al., 2014). کمکی و کیوانفر با موفقیت از بهینه ساز گرگ خاکستری برای مسئلهٔ اصلی دو مرحله‌ای برنامه‌ریزی جریان کار فروشگاه همراه زمان فروش محصولات استفاده کردند تا بهره‌وری را به‌طور درخور ملاحظه‌ای بهبود بخشند (Komaki & Kayvanfar, 2015). سلیمان و همکاران از بهینه ساز گرگ خاکستری استفاده کردند تا مسئلهٔ توزیع بهینه توان واکنش[5] را حل کنند (Sulaiman et al., 2015). باوجود کاربردهای مختلف الگوریتم گرگ خاکستری در حوزه های مختلف و عملکرد مقبول آن باید خاطرنشان کرد این الگوریتم کاستی‌هایی دارد که در بخش روش پژوهش به‌تفصیل به آن اشاره شده است. بر اساس همین در این پژوهش از نسخهٔ بهبودیافته آن استفاده شده است. همچنین تا جایی‌که بررسی شده است و مطالعات نشان می‌دهد، شایستگی این الگوریتم برای تنظیم بهینه شاخص‌های موجود در روش درخت تصمیم تقویت گرادیان آزمایش نشده که خود این موضوع یکی از شکاف‌های موجود در اصول موضوع پژوهش است؛ بنابراین این پژوهش چند هدف را دنبال می‌کند: ازجمله اینکه عملکرد الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان را که شاخص‌هایش با الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته، بهینه شده است، در ترکیب با متغیرهای مبتنی بر شبکهٔ مالی که شکاف دیگری در اصول موضوع پژوهش به حساب می‌آید، برای پیش بینی درماندگی مالی بررسی می‌کند؛ نتایج آن را نیز با دو الگوی پرکاربرد و جدید در این حوزه یعنی رگرسیون لجستیک که به‌دلیل استفادهٔ زیاد آن در این حوزه انتخاب شده و k نزدیک‌ترین همسایه که یکی از جدیدترین روش‌ها در این حوزه است، با توجه به معیارهایی مانند دقت، سطح زیر منحنی ROC، خطای نوع اول و دوم و G-mean مقایسه می‌کند؛ در پایان بررسی می‌کند آیا افزودن متغیرهای شبکهٔ مالی عملکرد الگوهای پیش‌بینی درماندگی مالی را بهبود می‌بخشد یا خیر؟

با ارزیابی و بررسی اصول موضوع مشخص شد چندین بحث در این حوزه به مطالعات بیشتری نیازمند است که در ادامه به آنها اشاره شده است:

۱) بیشتر مطالعات این حوزه تنها متغیرهای مالی سنتی یا متغیرهای بازار را به‌صورت ورودی الگو برای پیش‌بینی درماندگی مالی در نظر گرفتند. برخی از متغیرهای مبتنی‌بر شبکه‌های مالی و تأثیرشان در پیش‌بینی درماندگی مالی بررسی نشده است. براساس دیدگاه لیو و همکاران ازآنجاکه بازده سهام به‌طور هم‌زمان انواع مختلفی از ارتباط را در میان شرکت‌ها بیان کرده، به‌روزترین اطلاعات در

[1]. Gradient Boosting Decision Tree (GBDT)
[2]. Exploitation
[3]. exploration
[4]. q-Gaussian Radial Basis Functional-link nets neural networks
[5]. optimal reactive power dispatch

بازار را نیز منتقل می‌کند، بنابراین با لحاظ‌نکردن اثر اطلاعات شبکهٔ مالی، اطلاعات پیش‌بینی‌کنندهٔ مهم و مؤثری از دست خواهد رفت (Liu et al., 2019). اینکه آیا متغیرهای مبتنی بر شبکه عملکرد پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد یا خیر یک پرسش جدید است که بررسی نشده است.

۲) براساس یافته‌های پژوهش آلاکا و همکاران بخش زیادی از مطالعات در این حوزه از روش‌های آماری یا داده‌کاوی مانند تحلیل تمایزی چندگانه، لاجیت، شبکهٔ عصبی و ماشین بردار پشتیبان به‌صورت الگوی طبقه‌بندی برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کرده‌اند (Alaka et al., 2018). بااین‌حال توانایی بالقوهٔ الگوهای ترکیبی مانند درخت تصمیم تقویتی برای پیش‌بینی درماندگی مالی کمتر مطالعه شده است. علاوه بر این با استفاده از بهینه ساز گرگ خاکستری بهبودیافته نیز شاخص‌های الگوی درخت تصمیم تقویتی بهینه می‌شود که این نیز یک تلاش به‌نسبت جدید است.

۳) الگوی شبکهٔ مالی، بهینه‌ساز گرگ خاکستری و درخت تصمیم برای پیش‌بینی درماندگی مالی براساس مجموعه داده‌های شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس و فرابورس ایران یک کار جدید است و پیش‌بینی عملکرد الگوی پیشنهادی را اعتبار می‌بخشد.

٤) به‌یقین بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده درخصوص پیش‌بینی درماندگی مالی، برای اینکه در انتخاب نهایی نمونه، بین تعداد شرکت‌های درمانده و سالم تناسب ایجاد کنند، از روش حذف استفاده کرده‌اند (برای مثال Liu et al., 2019 ; Aydin et al., 2022) و بدین‌ترتیب بسیاری از اطلاعات واقعی را نادیده گرفته‌اند. این اقدام برای ایجاد نسبت برابر و یا نسبت‌های سه به یک و یا کمی بیشتر میان شرکت‌های سالم و درمانده صورت گرفته است. درصورتی‌که یکی از اهداف این پژوهش آن است که ابزاری شناسایی کند که بدون نیاز به حذف اطلاعات و حتی باوجود نسبت‌های بسیار متفاوت میان شرکت‌های سالم و درمانده، با دقت زیاد و خطای کم پیش بینی انجام دهد.

براساس ضرورت‌هایی که به آن اشاره شد، این پژوهش به‌دنبال آن است تا عملکرد الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان را که شاخص‌هایش با الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته بهینه شده است، در پیوند با متغیرهای مبتنی بر شبکهٔ مالی برای پیش‌بینی درماندگی مالی بررسی کند. نتایج آن را نیز با برخی الگوهای پرکاربرد در حوزهٔ پیش‌بینی درماندگی مالی[1] و با توجه به معیارهای مختلف مقایسه کند. درپایان بررسی کند آیا افزودن متغیرهای شبکهٔ مالی عملکرد الگوهای پیش‌بینی درماندگی مالی را بهبود می‌بخشد یا خیر؟

برای تحقق اهداف پژوهش و رسیدن به نتایج نهایی، سؤالات پژوهش به شرح زیر مطرح شده است تا با پاسخ به آنها پژوهش در مسیر درست هدایت شود.

۱) آیا الگوی ترکیبی IGWO – GBDT برای پیش‌بینی درماندگی مالی در مقایسه با الگوهای پرکاربرد منتخب (LR, KNN) عملکرد بهتری دارد؟

۲) آیا استفاده از متغیرهای شبکهٔ مالی (FNI) عملکرد الگوی ترکیبی IGWO – GBDT را برای پیش‌بینی درماندگی مالی بهبود می بخشد؟

۳) آیا استفاده از متغیرهای شبکهٔ مالی (FNI) عملکرد الگوهای پرکاربرد منتخب (LR, KNN) را برای پیش‌بینی درماندگی مالی بهبود می‌بخشد؟

ساختار مقاله: درادامه مبانی نظری و تشریح مفاهیم اصلی پژوهش بیان شده است. پس از آن پیشینهٔ تجربی و پژوهش‌های داخلی و خارجی بررسی شده است. سپس روش پژوهش و یافته‌های حاصل از آن به‌تفصیل بیان شده و درپایان نیز نتیجه‌گیری و پیشنهادات کاربردی و پژوهشی و منابع مقاله ذکر شده است.

[1]. LR, KNN

مبانی نظری

شبکه‌های پیچیده ابزارهای توانمندی برای نشان‌دادن و مطالعهٔ تعامل میان پدیده‌ها در دنیای واقعی هستند. شناسایی و استخراج گره های اثرگذار در شبکه های پیچیده تبدیل‌به یک حوزهٔ پژوهشی مهم شده است؛ زیرا اثرات گسترده‌ای در ابعاد مختلف دارند. مبانی نظری شبکه های پیچیده در زمینه های مختلفی شامل علوم طبیعی، اقتصاد، علم مدیریت، علوم زیست‌شناسی و علوم کامپیوتر مورد توجه شایانی قرارگرفته است؛ بنابراین طراحی روش های سریع و اثربخش جهت شناسایی گره‌های اثرگذار در شبکه پیچیده یک اولویت حیاتی است (Sheng et al., 2019). همانطورکه در مقدمه نیز اشاره شد، شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار به صورت یک شبکهٔ مالی پیچیده[1] درنظر گرفته می‌شوند که شرکت‌ها درجایگاه گره‌ها و همبستگی میان بازده سهام آنها درجایگاه روابط میان آنها هستند. مانتگنا در سال ۱۹۹۹ در ارائهٔ بازار مالی به‌صورت شبکه پیش‌قدم شد (Mantegna, 1999). برای مثال ارتباط بین دو شرکت با بازده سهام‌شان و ازطریق محاسبهٔ ضریب همبستگی میان سری‌های زمانی‌شان مرتبط می شوند. درک بازار مالی به‌صورت یک شبکه پیچیده اجازه می‌دهد سازمان و فرایند تکامل شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تجزیه و تحلیل شوند. شبکه‌های بازار مالی با درنظرگرفتن رویکردی مبتنی‌بر ماتریس‌های همبستگی ساخته شده‌اند. این روش ضرایب همبستگی میان سری‌های زمانی دو سهم i و j را در نظر گرفته است که با رابطهٔ زیر محاسبه می‌شوند (Liu et al., 2019):

$$\rho_{ij} = \frac{(Y_iY_j) - (Y_i)(Y_j)}{\sqrt{((Y_i^2) - (Y_i)^2)\left((Y_j^2) - (Y_j)^2\right)}}$$ رابطهٔ (۱)

$$Y_i = lnP_i(t) - lnP_i(t-1)$$ رابطهٔ (۲)

در این رابطه Y_i بازده سهم i است که ازطریق رابطهٔ (۲) به دست آمده و $P_i(t)$ قیمت پایانی سهام i در روز t است. فاصله میان دو سهم i و j با رابطهٔ (۳) محاسبه می‌شود این یک معیار واقعی است که از ۳ قاعدهٔ کلی فاصله پیروی می‌کند. درصورتی‌که ضریب همبستگی میان بازده سهام دو شرکت مستقیم و کامل باشد، آنگاه فاصله میان آنها صفر خواهد شد؛ اما اگر همبستگی معکوس و کامل باشد، آنگاه فاصله بیشینه و برابر ۲ می‌شود (Comin et.al, 2020).

$$d\,(i,j) = \sqrt{2\,(1-\rho_{ij})}$$ رابطهٔ (۳)

در رابطهٔ (۳)، اگر d (i, j) = 0 و فقط اگر i = j و d (i, j) = d (j, i) و d (i, j) ≤ d (i, k) + d (k, j). ارتباط میان دو بنگاه با شباهت یا تضاد میان رفتار بازده سهامشان در طول زمان منعکس می‌شود. مسافت های میان N بنگاه با یک ماتریس مسافت متقارن N*N ارائه می‌شود که آن را «D» می‌نامیم. ازطریق ماتریس مسافت، ماتریس موزون w ایجاد شده است که برای نشان‌دادن توپولوژی شبکهٔ پیچیده به‌کار می‌رود. سهم i و سهم j ازطریق یک لینک با وزن w_{ij} به یکدیگر مرتبط هستند؛ بنابراین قوی‌ترین لینک‌ها، سهام با بیشترین مشابهت سری‌های زمانی را به یکدیگر مرتبط می‌کنند (Liu et al., 2019).

$$w_{ij} = \exp(-d_{ij})$$ رابطهٔ (٤)

در این پژوهش علاوه‌بر ۹ نسبت مالی، از متغیرهای مبتنی‌بر شبکه نیز به‌صورت پیش‌بینی کننده‌های درماندگی مالی استفاده می شود. براساس کارهای ابتدایی در نظریه اقتصادی و اجتماعی، این پژوهش از چهار معیار مرکزیت شبکه، شامل مرکزیت درجه، مرکزیت بینابینی، مرکزیت نزدیکی و مرکزیت بردار ویژه براساس پژوهش منتشری و صادقی (۱۳۹۹) و پژوهش لیو و همکاران بهره

[1]. Complex financial network

می‌برد (Liu et al., 2019). براساس دیدگاه شنگ و همکاران این معیارهای مرکزیت به‌تنهایی تمام ویژگی‌های شبکه را اندازه‌گیری نمی‌کنند و باید باهم به‌کار روند (Sheng et al., 2019).

یکی از گسترده‌ترین معیارهای مرکزیت، درجه مرکزیت است که به‌صورت تعداد روابط مستقیمی که یک گره معین را دربرمی‌گیرد، تعریف می‌شود. میزان درجه درجایگاه خطر فوری یک گره برای گرفتن هرچه در جریان شبکه وجود دارد (مانند اطلاعات)، تفسیر می شود. در تحلیل شبکه‌های موزون، درجهٔ مرکزیت به طور کلی به میزان مجموعه اوزان گسترده می‌شود. این معیار به‌صورت زیر رابطه‌بندی می‌شود (Montasheri and Sadeghi, 2020؛ Liu et.al., 2019):

$$C_D(v_i) = \sum_{j=1}^{N} w_{ij}$$ رابطه (۵)

در این رابطه w ماتریس مجاورت وزنی است که در آن مقدار W_{ij} وزن مسیر بین گره i و گره j است. براساس درجهٔ مرکزیت، گره‌های اصلی در بازار مالی، شناسایی و پرارتباط‌ترین و جانبی‌ترین (حاشیه‌ترین) شرکت‌ها در بازار مالی شناخته می‌شوند.

یک معیار متداول به‌منظور اندازه‌گیری نفوذ یک گره در شبکه، مرکزیت بردار ویژه است. این معیار، امتیازهای نسبی تمام گره‌ها در شبکه و ارتباط گره‌ها با گره‌های با امتیاز زیاد را نشان می‌دهد که در شبکه بیشترین تأثیر را داشته‌اند. برای یک شبکهٔ معین $G := (V,E)$ با $|V|$ تعداد گره‌های مشخص. $A = (a_{ij})$ ماتریس مجاورتی است؛ جایی‌که $a_{ij} = w_{ij}$ اگر گره i با گره j ارتباط داشته باشد و در غیر این صورت $V_{ij} = 0$ است. مرکزیت نسبی گره به‌صورت زیر تعریف می‌شود (Montasheri and Sadeghi, 2020؛ Liu et.al., 2019):

$$x_i = \frac{1}{\lambda}\sum_{t\epsilon M(i)} x_t = \frac{1}{\lambda}\sum_{t\epsilon G} a_{ij}x_j$$ رابطهٔ (٦)

در اینجا M(i) یک مجموعه از همسایه‌های i و λ یک مقدار ثابت است. با یک بازآرایی مختصر آن رابطه به‌صورت معادلهٔ بردار ویژه بازنویسی می‌شود.

$$Ax = \lambda x$$ رابطهٔ (۷)

در کل، مقادیر ویژه بسیار متفاوتی وجود خواهد داشت و برای هر مقدار ویژه غیرصفر راه حل وجود دارد. الزامات بیشتری است که تمام ارزش‌ها در مقادیر ویژه باید نامنفی باشد تا تنها بیشترین مقادیر ویژه به اندازه‌گیری مرکزیت دلخواه منجر شود. با دنبال‌کردن شیوهٔ بالا اندازه‌گیری می‌کنند چگونه یک شرکت در شبکهٔ مالی پیچیده و به‌هم مرتبط جای گرفته است. هرچه مرکزیت بردار ویژه بیشتر باشد، شرکت در شبکه در جایگاه مرکزی‌تری قرار گرفته است. تعامل بین دو گره غیر مجاور به گره هایی که در مسیر بین دو گره قرار گرفته اند، بستگی دارد. قرارگیری بینابینی گره‌ها به‌طور بالقوه کنترل روی تعاملات میان دو گره غیر مجاور را به‌دنبال خواهد داشت. بینابینی براساس مفهوم مسیرهای شبکه ایجاد شده است. نیومن در سال 2007 یک مسیر در یک شبکه را به‌صورت پیامد پیمودن گره‌ها با دنبال‌کردن ارتباطات از یک گره به گره دیگر در طی شبکه تعریف می‌کند. یک مسیر، کوتاه‌ترین مسیر در شبکه از یک گره به گره دیگر است (کوتاه‌ترین خط ترسیم‌شده بین دو نقطه). بینابینی یک گره با نسبتی ازکوتاه‌ترین مسیرها بین جفت گره هایی که از این گره عبور کردند، محاسبه می‌شود. فریمن شاخص مرکزیت بینابینی را ازنظر ریاضی به‌صورت زیر تعریف کرده است (Freeman, 1977):

$$C_B(v_i) = \frac{\sum i \neq j \neq 1 \epsilon V\, \sigma_{jl}(v_i)}{\sigma_{jl}}$$ رابطهٔ (۸)

در این رابطه σ_{jl} کل تعداد کوتاه‌ترین مسیرها از گره j به گره l و σ_{jl} تعداد کوتاه‌ترین مسیرهایی است که ازطریق گره j عبور کرده اند. مرکزیت بینابینی براساس این مفهوم ساخته شده است که یک گره مرکزی محسوب می‌شود، اگر نیاز باشد با جفت گره‌های دیگر

مرتبط باشد. شرکت با مرکزیت بینابینی زیاد تأثیر مهمی بر شرکت‌های دیگر دارد؛ زیرا اطلاعاتی را که از آن عبور می‌کند، متوقف یا تحریف می‌کند.

مرکزیت نزدیکی نشان می‌دهد یک گره تا چه اندازه به سایر گره‌ها نزدیک است؛ به عبارت دیگر، تعداد گام‌هایی که طول می‌کشد از یک گره خاص به گره دیگری در شبکه رسید. هرچه مقدار مرکزیت نزدیکی یک گره بیشتر باشد، انتشار اطلاعات از این گره به گره‌های دیگر سریع‌تر خواهد بود. مقدار مرکزیت نزدیکی بیشتر برای یک گره به این معناست که آن گره در کوتاه‌ترین فاصلهٔ ممکن برای اتصال به گره‌های دیگر قرار گرفته است و بنابراین از قابلیت دسترسی خوبی در شبکه بهره می‌برد. برای اندازه‌گیری مرکزیت نزدیکی از رابطهٔ زیر استفاده می‌شود که در این رابطه d_{ij} کوتاه‌ترین فاصله میان گره i و j است. اگر گره i به طور مستقیم به تمام گره ها وصل باشد، این معیار برابر با ۱ خواهد شد (Comin et.al, 2020).

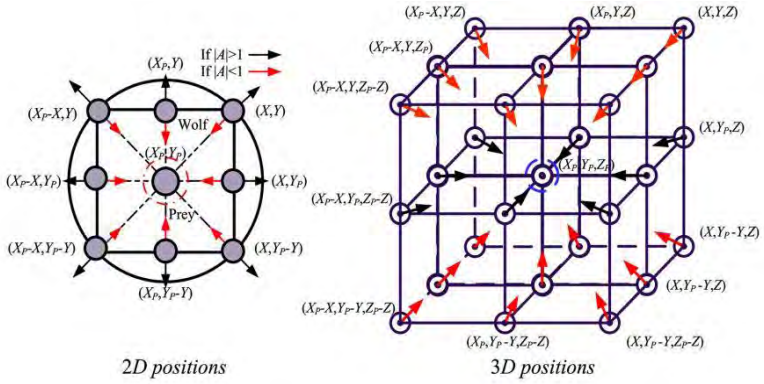
رابطه (۹)
$$C_c(i) = \sum_{j \neq i}^{N} \frac{1}{d_{ij}}$$

بهینه ساز گرگ خاکستری، یک الگوریتم فراابتکاری موفق مبتنی‌بر جمعیت است که برمبنای زندگی اجتماعی گرگ‌ها طراحی شده است (Zhou et al., 2014). این سبک زندگی به طور معمول به سلسله مراتب رهبری وابسته است و رفتارهای مشارکتی شکار در واقع اصلی‌ترین عامل الهام‌بخش این الگوریتم الهام‌گرفته از طبیعت است (Heidari & Aliabbaspour, 2016). در نسخهٔ اصلی بهینه ساز گرگ خاکستری، هر گروه یک چینش سلسله‌مراتبی دارد و هرکدام از اعضای گروه باید وظیفه‌ای درجایگاه یک عضو گروه داشته باشند (Niu et al., 2016). برای شکارکردن، رهبر یا رهبران خاصی که اعضای رده بالا هستند، هر گرگ را هدایت می‌کنند. رتبه بندی گرگ‌ها برمبنای توانایی ذهنی‌شان مانند هوشیاری و سرپرستی انجام می‌شود، نه بر مبنای قابلیت‌های جسمانی؛ بنابراین سه گرگی که شناخت بهتری از مکان احتمالی طعمه دارند، به‌ترتیب با عناوین «آلفا، بتا و دلتا» شناخته می‌شوند و اعضای دیگر را هدایت می‌کنند. مراحل شکار شامل محاصره و حمله‌کردن به طعمه است. سپس هر گرگ باید مکان کنونی خود را با توجه به موقعیت رهبران در تمام مراحل شکار تغییر دهد. همانند بهینه‌سازهای دیگر الهام‌گرفته از طبیعت، در مرحلهٔ اول بهینه‌ساز گرگ خاکستری برخی از جواب‌های احتمالی به‌صورت تصادفی در چشم انداز فضایی جست‌وجو پراکنده می‌شوند. در تمام تکرارها، سه جواب برتر با عناوین «آلفا، بتا و دلتا» شناخته می‌شوند. این عامل‌های رهبر طراحی شده اند تا عوامل دیگر را در جهت شناخت مکان‌های بهتر در فضای هدف هدایت کنند. بقیهٔ جواب‌ها را «امگا» می‌نامند. این گرگ‌ها تلاش می‌کنند مکان‌های خود را با توجه به قانون زیر تغییر دهند.

رابطهٔ (۱۰)
$$D = |C.X_P(t) - X(t)|$$

رابطهٔ (۱۱)
$$X(t+1) = X_P(t) - A.D$$

جایی‌که t عدد تکرار است و $a = 2 - (2 * \frac{t}{T})$,$A = 2ar_1 - a$,$C = 2r_2$ شاخصی است که از دو به صفر کاهش می‌یابد. X_P و X به‌ترتیب مکان های طعمه و گرگ‌ها و r_1 و r_2 مقادیر تصادفی در [0,1] هستند. برای اینکه به شناخت روشنی از اثرات معادلات اشاره‌شده برسیم، بردار موقعیت عامل‌های جستجو و مجموعه‌ای از همسایگانشان در شکل (۱) نشان داده شده است. این طرح‌ها نشان می‌دهد گرگ‌ها به موقعیت‌های گوناگون نزدیک طعمه با تغییردادن مقادیر بردارهای A و C می‌رسند. علاوه بر این، بردارهای تصادفی r_1 و r_2 در طول دوره تکرار به‌روزرسانی می‌شوند تا به گرگ کمک کند به هر نقطه در میان نقاط ترسیم‌شده در شکل(۱) برسد.



شکل (۱) جایگاه‌های شکارچیان نزدیک طعمه (Heidari & Aliabbaspour, 2016)

Figure (1) The positions of the hunters near the prey (Heidari & Aliabbaspour, 2016)

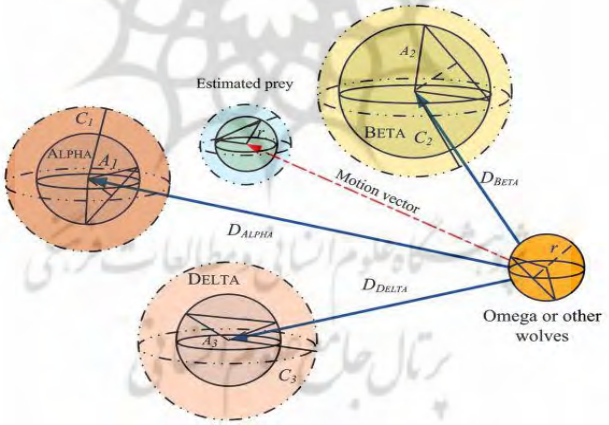
گرگ‌های امگا رهبرانشان را به‌صورت زیر دنبال می‌کنند:

رابطه (۱۲) $D_\alpha = |C_1.X_\alpha(t) - X(t)|$ $D_\beta = |C_2.X_\beta(t) - X(t)|$ $D_\delta = |C_3.X_\delta(t) - X(t)|$

رابطه (۱۳) $X_1 = X_\alpha - A_1.D_\alpha$ $X_2 = X_\beta - A_2.D_\beta$ $X_3 = X_\delta - A_3.D_\delta$

رابطه (۱٤) $X_n = \overline{0.33}(\sum_{i=1}^{3} X_i)$

جایی‌که X_α X_δ , X_β به‌ترتیب موقعیت‌های آلفا، بتا و دلتا هستند. C_1, C_2, C_3 سه برداری هستند که به‌صورت تصادفی ایجاد شده‌انـد و $X_{(t)}$ جواب کنونی است. بردار حرکت سه‌بعدی شکارچیان در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲) بردار حرکت سه‌بعدی گرگ‌ها (Heidari & Aliabbaspour, 2016)

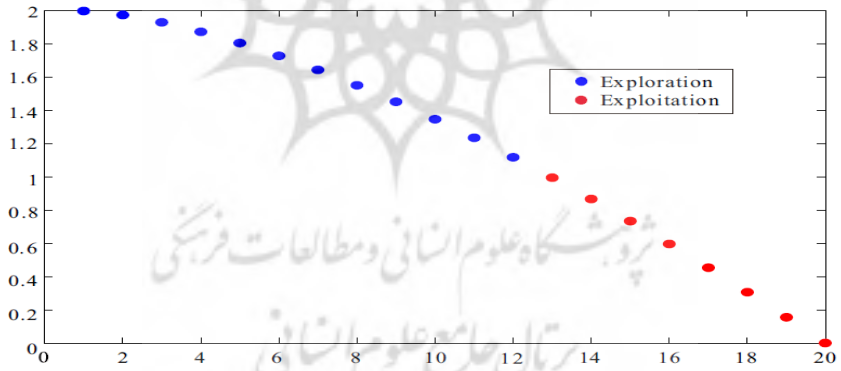
Figure (2) 3D motion vector of wolves (Heidari & Aliabbaspour, 2016)

همان طورکه میرجلیلی و همکاران و حیدری و پهلوانی بیان کردند، دو شاخص A و C به رویکرد بهینهٔ گرگ خاکستری کمک مـی کند تا چشم‌انداز مسئله را کشف و بهره‌برداری کند (Heidari & Pahlavani, 2017Mirjalili et al., 2014;). با کـاهش A، ۵۰ درصـد فرآیند بهینه‌سازی به کشف و ۵۰ درصد به بهره‌برداری اختصاص می‌یابد. با وجـود ایـن، زمـانی‌کـه |A| > 1 باشـد، بهینـه سـاز گـرگ خاکستری کشف می‌کند و زمانی که |A|<1 باشد، فضای عینی را بهره برداری می‌کند. بردار C در مقایسـه بـا A مـوقتی نیسـت و وزن دهی‌های تصادفی انتخاب‌شده را در [۱و۰] دارد. این بردار به بهینه ساز گرگ خاکستری کمک می‌کند تا رفتارهای تصادفی سازی شـدهٔ بیشتری را در سراسر جست‌وجو نشان دهد و برای مشکل توقف در بهینهٔ محلی مفید است. کارآمدی بهینـه‌سـاز گـرگ خاکسـتری در مواجهه با شرایط مختلف ثابت شده است. با وجود این، حیدری و علی عباس‌پور بیان کرده‌انـد بهینـه‌سـاز ابتـدایی گـرگ خاکسـتری

ممکن است در زمانی که با برخی از موقعیت‌های پیچیدهٔ دنیای واقعی مواجه می‌شود، در تلهٔ بهینهٔ محلی گیر بیفتد. این نقطه‌ضعف به دلیل اکتشاف نکردن گسترده در مقابله با برخی از چشم‌اندازهای برازش تقریبی است؛ بنابراین اشکال اول دربارهٔ ضریب همگرایی بود که در الگوریتم پایه با نام متغیر a شناخته می‌شود. اشکال دوم دربارهٔ شیوهٔ راهکار تعیین موقعیت جدید یک گرگ است که به‌صورت میانگین حرکت سه گرگ آلفا، بتا و دلتا تعیین می‌شود. از منظر الهام‌گرفتن از طبیعت، مشاهده می‌شود برخی از گرگ‌هایی که در یک شکار مشارکتی واقعی شرکت می‌کنند، نه‌تنها موقعیت شکارچیان پیشگام را درنظر می‌گیرند، به احساسات، رفتارها و تغییر تصادفی در آرایش و چینش گرگ‌های دیگر نیز واکنش نشان می‌دهند. پس برای بهبود الگوریتم گرگ خاکستری دو اصلاح در این الگوریتم ضروری است: اول تغییر ضریب همگرایی و دوم تغییر در معادلهٔ محاسبهٔ جدید موقعیت هر گرگ. با وجود این، این نسخهٔ جدید باید مزایای نسخهٔ ابتدایی بهینه ساز گرگ خاکستری را نیز داشته باشد. ضریب همگرایی a در الگوریتم GWO به‌صورت خطی از ۲ تا ۰ متغیر است. در این پژوهش و در الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته[1]، معادله ضریب همگرایی به‌ترتیب زیر برای تعادل بهتر بین اکتشاف و بهره برداری تغییر یافته است (Heidari & Aliabbaspour, 2016)

رابطه (۱۵)
$$a = 2 * (1 - (\frac{t-1}{t_{max}-1})^{1.5})$$

در معادلهٔ بالا، عامل همگرایی a به شکل یک تغییرنمایی توصیف شده است؛ همان‌طورکه در شکل ۳ نشان داده شده است. در الگوریتم اصلی گرگ خاکستری، نیمی از تکرارها برای اکتشاف و نیمی دیگر به بهره برداری اختصاص داده شده است. با استفاده از ضریب همگرایی اصلاح‌شده، تعداد بیشتری از تکرارها برای اکتشاف استفاده می‌شود که برای جلوگیری از گیرافتادن در بهینه‌های محلی مفید است. با استفاده از این نوع ضریب همگرایی غیرخطی، درصد تکرارهای به‌کاررفته برای اکتشاف و بهره‌برداری به‌ترتیب تقریباً ٦٠ و ٤٠ درصد است.



شکل (۳) تأثیر تغییر ضریب همگرایی در اکتشاف و استخراج (Heidari & Aliabbaspour, 2016)

Figure (3) The effect of changing the convergence coefficient in exploration and extraction

موقعیت جدید هر گرگ در الگوریتم پایه بر اساس موقعیت سه گرگ آلفا، بتا و دلتا مشخص می‌شود. رابطهٔ ۱۳ نشان‌دهندهٔ موقعیت جدید گرگ آلفا، بتا و دلتا است. موقعیت جدید یک گرگ امگا از میانگین موقعیت سه گرگ دیگر با توجه به رابطه ١٤ به‌دست می‌آید. اشکال این معادله در نگاه یکسان به موقعیت سه گرگ اصلی یعنی آلفا، بتا و دلتا است؛ چراکه از میانگین موقعیت این سه گرگ موقعیت جدید گرگ امگا به‌دست می‌آید، درحالی‌که این نگرش به دور از موقعیت اجتماعی در گله گرگ‌ها است. در روش بهبودیافته، الگوریتم انتخاب موقعیت گرگ امگا براساس درصد برتری سه گرگ با توجه به هرم سلسله‌مراتب اعمال می‌شود؛ یعنی موقعیت جدید گرگ امگا بر اساس یک وزن منطبق‌بر سلسله مراتب به‌دست می‌آید که درصد بیشتری از گرگ آلفا و درصد کمتری از

[1]. Improved Grey Wolf Optimizer

دو گرگ دیگر داشته باشد. به این ترتیب گرگ امگا درصدهای متفاوتی از سه گرگ با توجه به سلسله مراتب‌شان به‌دست می آورد(Heidari & Aliabbaspour, 2016) . بر همین اساس گروه پژوهش برای شناسایی موقعیت جدید گرگ، رابطهٔ (۱۶) را پیشنهاد کرده‌اند:

$$X_n = 0.5X_1 + 0.35X_2 + 0.15X_3$$ رابطه (۱۶)

برای ارزیابی عملکرد بهینه‌سازی الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته نیز از دو تابع تست[1] راست ریجین[2] و تابع قلمرو[3] استفاده شده است. در ریاضیات کاربردی توابع تست ابزارهای سودمندی هستند که برای ارزیابی ویژگی‌هایی مانند نرخ همگرایی[4]، دقت[5]، ثبات[6] و عملکرد کلی الگوریتم‌های بهینه‌سازی استفاده می‌شوند.

تقویت گرادیان یک روش یادگیری ماشین برای مسائل رگرسیون و طبقه بندی است. الگوی تقویت گرادیان ترکیبی خطی از یک سری الگوهای ضعیف است که به‌صورت تناوبی برای ایجاد یک الگوی نهایی قوی ساخته شده است. این روش به خانواده الگوریتم‌های یادگیری گروهی تعلق دارد و عملکرد آن همواره از الگوریتم‌های اساسی یا ضعیف مثل درخت تصمیم یا روش‌های براساس کیسه‌گذاری مانند جنگل تصادفی بهتر است، اما درستی این گزاره تا حدی از مشخصات داده‌های ورودی تأثیر می‌پذیرد. مانند روش‌های دیگر تقویتی (بوستینگ)، تقویت گرادیان ترکیبی خطی از یک‌سری از الگوهای ضعیف برای ایجاد یک الگوی قوی و کارآمد است. تقویت گرادیان از روش ارتقا استفاده می‌کند؛ این روش از روش درخت تصمیم وام‌گرفته است. یادگیرنده‌های ضعیف موجود بعد از دریافت وزن بیشتر، به درخت بعدی منتقل می‌شوند تا پیش‌بینی‌های هر درخت از درخت قبلی بهتر باشد. خروجی، میانگین پیش‌بینی‌های نهایی است. الگوریتم تقویت گرادیان زمانی استفاده می‌شود که داده‌های زیاد با پیش‌بینی‌های زیاد داریم. تفاوت بین ارزش پیش‌بینی‌شده و ارزش واقعی با تابع زیان اندازه‌گیری می‌شود. درمجموع، روش‌های بوستینگ برای نزدیک‌شدن به جواب از رویکرد الگوسازی مرحله‌ای پیش‌رو استفاده می‌کنند. الگوهای اساسی جدید بدون تغییر شاخص‌ها یا ضرائب الگو به الگوی ترکیبی قبلی اضافه می‌شوند. این نوع از روش بوستینگ مکانیسم کاهش گرادیان را به صورت هدف بهینه‌سازی الگو به‌کار می‌برد. در روش بوستینگ گرادیان، جداسازهای اساسی جدید به‌منظور کاهش گرادیان منفی تابع زیان، ساخته می‌شوند (Liu et al., 2019).

فریدمن با استفاده از یک درخت رگرسیون با اندازهٔ ثابت به‌صورت الگوی پایه یک، شکل اصلاح‌یافته از روش افزایش گرادیان را پیشنهاد کرد که روش «درخت تصمیم تقویت گرادیان» نامیده می‌شود (Friedman, 2001). نسخهٔ اصلاح‌شده، کیفیت الگو را بهبود بخشید. در این پژوهش نسخهٔ اصلاح‌شدهٔ الگوی GBM[7] برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده می‌شود. با فرض اینکه تعداد برگ‌های هر درخت S است. هر درخت فضای ورودی را به S منطقه جدا شده R_{1m}، R_{2m}، ... ، R_{sm} تقسیم می‌کند و یک مقدار ثابت b_{sm} را برای منطقه R_{sm} پیش‌بینی می‌کند. درخت رگرسیون به‌صورت زیر بیان می‌شود (Liu et al., 2019):

$$g_m(x) = \sum_{s=1}^{S} b_{sm}\, I\,(x \epsilon R_{sm})$$ رابطه (۱۷)

در آن

$$I(x \epsilon R_{sm}) = \begin{cases} 1, & \text{اگر } x \epsilon R_{sm} \\ 0, & \text{در غیر صورت‌این} \end{cases}$$

[1]. Test Function
[2]. Rastrigin Function
[3]. Sphere Function
[4]. Convergence Rate
[5]. Accuracy
[6]. Robustness
[7]. Gradient Boosting Model

الگوی به‌روزرسانی معادله و اندازهٔ مرحله کاهش شیب به‌صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + p_m g_m(x)$$ رابطه (۱۸)

$$p_m = argmin_p \sum_{i=1}^{n} L(y_i, f_{m-1}(x_i) + p g_m(x_i))$$ رابطه (۱۹)

با استفاده از یک درخت رگرسیون برای جایگزینی $g_m(x_i)$ در روش تقویت گرادیان، دو معادلهٔ قبلی به رابطه زیر تبدیل می‌شوند:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + J \sum_{s=1}^{s} p_m b_{sm} I(x \epsilon R_{sm})$$ رابطه (۲۰)

$$p_m = rgmin_p \sum_{i=1}^{n} L(y_i, f_{m-1}(x_i) + \sum_{s=1}^{S} p b_{sm} I(x \epsilon R_{sm}))$$ رابطه (۲۱)

الگوی GBM به‌طور راهبردی هر الگوی پایه را به‌منظور کاهش یک تابع زیان معین اضافه می‌کند. سه شاخص اصلی ارائه‌شده در GBDT عبارتند از: نرخ یادگیری J، عمق درخت D و تعداد درختان N. شاخص اول یعنی نرخ آموزش، سهم هر الگوی درخت را در الگوی ترکیبی تعیین می‌کند. به طور کلی، یک مبادله بین تعداد درختان و میزان یادگیری وجود دارد. مقدار کوچک‌تر J معمولاً نیاز دارد تعداد بیشتری درخت اضافه شود. دومین شاخص، عمق درخت، بیشترین عمق درخت را نشان می‌دهد. به‌صورت یک قاعده کلی، مقدار بیشتر D به آموزش دانش بیشتر دربارهٔ مسئله در یک مجموعه داده بزرگ کمک می‌کند، در غیر این صورت، مقدار کوچک تر D برای مجموعه داده کوچک ترجیح داده می‌شود. آخرین شاخص، N، تعداد درختانی است که به الگو اضافه می‌شود. در مقایسه با بیشتر رویکردهای هوش مصنوعی، GBM در مواقعی نظیر پیش‌بینی و الگوسازی هزینهٔ زیان بیمه خودروها (Guelman, 2012)، پیش بینی بار (Taieb & Hyndman, 2014) و پیش‌بینی زمان سفر (Zhang & Haghani, 2015) به بهبود عملکرد در شناسایی الگو و برآورد رگرسیون منجر می‌شود (Liu et al., 2019).

پیشینهٔ تجربی

در این بخش نتایج برخی از پژوهش‌های مرتبط به‌صورت اجمالی بررسی شده است. بیشتر مطالعات داخلی که با نگاه شبکه‌های پیچیده به بازار مالی ایران توجه کرده‌اند بیشتر در حوزه‌های گونه‌شناسی و توپولوژی بازار سهام (Montasheri and Sadeghi, 2021)، سنجش و مدیریت ریسک سیستماتیک و انتخاب پرتفوی سهام (Raei, et al., 2010؛ Fallahpiour and Ghahremani, 2021؛ Sedaghati, et al., 2021) بوده است.

علی‌بابایی و خان محمدی (۱۴۰۲) با هدف پیش‌بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از سازوکار حاکمیت شرکتی و نسبت های مالی، داده‌های شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران را طی دوره ۸۶ تا ۹۵ تحلیل کردند. پژوهش آنها بر اساس الگوی بومی‌شدهٔ کردستانی – تاتلی مبتنی‌بر الگوی آلتمن است. آنها با استفاده از سه الگوی شبکهٔ عصبی، K نزدیک ترین همسایه و الگوی ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکهٔ عصبی فرضیه‌های خود را بررسی کردند. نتایج آنها نشان داد اضافه‌شدن متغیرهای حاکمیت شرکتی به شاخص‌های مالی باعث بهبود در نتایج پیش‌بینی ورشکستگی نشده است. الگوی ترکیبی شبکهٔ عصبی و الگوریتم ژنتیک بیشترین دقت را در پیش‌بینی ورشکستگی داشته‌اند. الگوی K نزدیک‌ترین همسایه در تمام شاخص‌های ارزیابی الگو نسبت‌به رقبای خود عملکرد ضعیف‌تری داشته است.

رادووانوویچ و هاس با هدف ارزیابی الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی براساس معیار هزینه‌های اقتصادی و اجتماعی پژوهش خود را انجام دادند. داده‌های آنها واقعی و از پایگاه کامپوستت بوده که دربرگیرندهٔ شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس آمریکای شمالی طی

سال‌های ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۰ و درمجموع ۱۹۰ هزار سال شرکت است. آنها الگوهای مبتنی‌بر یادگیری ماشین را با الگوهای پرکاربرد آماری مقایسه کردند. نتایج نشان داد الگو های یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم تقویتی و دسته بندی، جنگل تصادفی، شبکهٔ عصبی و ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با الگوهای رگرسیون لجستیک و تحلیل تفکیکی خطی، عملکرد بهتری داشته‌اند (Radovanovic & Haas, 2023).

آیدین و همکاران شرکت‌های فعال در بخش‌های تولید، خدمات و بازرگانی را در بورس استانبول طی سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۷ طبقه بندی کردند. آنها با استفاده از دو روش شبکهٔ عصبی مصنوعی و درخت تصمیم و ارائهٔ الگو های جداگانه برای هر بخش و با استفاده از ۲۵ نسبت مالی و ۲ متغیر غیر مالی فرضیه های خود را بررسی کردند. نتایج آنها نشان‌دهندهٔ سرعت پردازش زیادتر و دقت بیشتر روش شبکهٔ عصبی مصنوعی در مقایسه با روش درخت تصمیم است. الگوی شبکهٔ عصبی مصنوعی با خطای نزدیک به صفر، شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را از یکدیگر تفکیک کرد (Aydin et al., 2022).

علی‌بابایی و خان‌محمدی با هدف بررسی قدرت پیش‌بینی‌کنندگی الگوریتم‌های فراابتکاری برای پیش‌بینی ورشکستگی، ٦ الگوریتم فراابتکاری را شامل الگوریتم گرانشی، گرگ خاکستری، ژنتیک، رقابت استعماری، نهنگ و تکامل تدریجی باهم مقایسه کردند. آنها با ترکیب این الگوریتم‌ها با شبکهٔ عصبی مصنوعی و استفاده از نسبت‌های نقدشوندگی، سودآوری و ساختار سرمایه، نشان دادند به‌جز الگوی گرانش، تقریباً تمام الگوها، عملکرد مشابهی با یکدیگر داشته‌اند. البته عملکرد الگوی الگوریتم ژنتیک کمی از بقیهٔ الگوها بهتر بوده و دقتی حدود ۸٦ درصد داشته است (Alibabaee & Khanmohammadi, 2022).

علی اکبرلو و همکاران (۱۳۹۹) در پژوهشی با عنوان «مقایسهٔ معیارهای تشخیص شرکت‌های درمانده مالی با استفاده از رگرسیون لجستیک و هوش‌مصنوعی» با تحلیل داده‌هایی بین سال‌های 2005 تا 2017 به این نتیجه دست یافتند که معیار آسکویت و همکاران (Asquith et al., 1994) در مقایسه با سه معیار ماده ۱٤۱ قانون تجارت، الگوی آلتمن 1995 و الگو آلتمن 1968 (Altman, 1968 ; Altman et al., 1995) میانگین پیش‌بینی صحیح‌تری را ارائه می‌دهد.

قلی‌زاده و همکاران (۱۳۹۸) با استفاده از الگوی یادگیری ماشین سریع مبتنی‌بر کرنل بهینه‌شده با الگوریتم گرگ خاکستری، ورشکستگی ۱۳٦ شرکت بورسی را در بازهٔ زمانی 2015 تا 2019 پیش‌بینی کردند. آنها ضمن مقایسهٔ عملکرد الگوشان با الگوریتم ژنتیک به این نتیجه رسیدند الگوریتم گرگ خاکستری در تمام معیارهای ارزیابی مانند دقت، خطاهای نوع اول و دوم و ناحیهٔ زیر منحنی ROC، کارایی بهتری دارد.

ناظمی و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهشی به‌دنبال تبیین الگویی بودند که ورشکستگی صنایع خودرو و قطعات، محصولات شیمیایی و محصولات غذایی به‌جز قند و شکر را به‌خوبی پیش‌بینی کند. بر اساس همین با استفاده از الگوی درخت تصمیم و به‌کمک معیار ماده ۱٤۱ قانون تجارت برای پیش‌بینی ورشکستگی و تحلیل داده‌هایی بین سال‌های 2000 تا 2012 برای هر صنعت الگویی طراحی کردند که به‌ترتیب با دقت ۹۵/۹۵، ۹٦/۸۳ و ۹۷/۸۳ درصد، ورشکستگی شرکت های صنایع ذکرشده را پیش‌بینی کرد. نتایج سایر پژوهش‌های داخلی و خارجی که بررسی شده، در جدول شمارهٔ (۱) ارائه شده است.

جدول (۱) نتایج برخی از پژوهش‌های داخلی و خارجی بررسی‌شده

Table (1) The results of some internal and external researches have been reviewed

پژوهشگران (سال)	موضوع	الگو/ متغیرهای اصلی	جامعه آماری و نمونه	روش گردآوری و تحلیل داده	یافته‌های پژوهش
Marso & El Merouani (2020)	پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از شبکه عصبی پیش خوراند ترکیبی و الگوریتم	اطلاعات مختلفی شامل متغیرهای مالی، سیاسی و اقتصاد کلان	داده‌های بنگاه های تولیدی کشور لهستان و بازارهای نوظهور	شبکه عصبی پیشخوراند، الگوریتم جست‌وجوی فاخته، شبکه عصبی پس انتشار و رگرسیون لجستیک	الگوی شبکه عصبی پیش‌خوراند جستوجوی فاخته با دقت ۹۰/۳ درصد، درحالی‌که الگوهای شبکه عصبی پس از انتشار و رگرسیون لجستیک در یک‌سال قبل

	جست‌وجوی فاخته				از ورشکستگی دقت ۸۸/۳۳ و ۸۲/۱۵ درصدی داشته‌اند. در سه سال قبل از ورشکستگی نیز دقت الگوی فاخته از دو الگوی دیگر بالاتر بود.
منتشری و صادقی (۱۳۹۹)	گونه‌شناسی شبکه‌های مالی براساس ویژگی‌های مکان شناختی آنها	بازده قیمتی لگاریتمی/ درجه مرکزیت	اطلاعات مالی مربوط به ۱۰۰ شرکت برتر (2009-2019)	نظریهٔ گراف و الگوریتم پریم و ماتریس همبستگی	سهام مخابرات ایران و بانک آینده بر اساس معیار درجه مرکزیت بیشترین تأثیر را بر شبکهٔ مالی و بازار سهام دارند.
غضنفری و همکاران (۱۳۹۷)	پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مبتنی‌بر سیستم‌های هوشمند ترکیبی	نسبت‌های مالی شامل سود انباشته به کل دارایی، سود عملیاتی به کل دارایی، سود خالص به کل دارایی، کل بدهی به حقوق صاحبان سهام، کل دارایی به حقوق صاحبان سهام، نسبت بدهی، بازده حقوق صاحبان سهام	شرکت‌هایی از صنایع غذایی و نساجی در دوره زمانی 2010-2012	شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و یادگیری تشدیدشده[1] در کنار الگوریتم‌های رقابت استعماری، الگوریتم فرهنگی و جست‌وجوی هارمونی	برتری عملکرد ترکیب ماشین بردار پشتیبان با الگوریتم‌های بهینه‌سازی جست‌وجوی هارمونی[2] و رقابت استعماری[3] در شرایط حذف‌نشدن داده‌های پرت
فلاح‌پور و همکاران (۱۳۹۷)	کاربرد روش ترکیبی بردار پشتیبان و روش انتخاب ویژگی پیشرو در پیش‌بینی درماندگی مالی	۲۹ نسبت مالی	۱۸۰ شرکت تولیدی بورسی در سال‌های 1996 تا 2012	روش ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و روش انتخاب ویژگی پیشرو و رگرسیون لجستیک	نتایج نشان داد روش ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور از عملکرد بهتری نسبت‌به الگوی رگرسیون لجستیک برخوردار است.
Liu et al. (2019)	بهبود پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از اطلاعات شبکهٔ مالی	۳ معیار شبکهٔ مالی و ۱۶ متغیر مالی	داده‌های شرکت های بورس چین	الگوریتم ژنتیک و درخت تصمیم	استفاده از متغیرهای شبکهٔ مالی در الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی عملکرد الگوها را بهبود می‌بخشد.
Alaka et al. (2018)	ارزیابی سیستماتیک الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی	مقایسه عملکرد ۸ الگوی اصلی پرکاربرد در اصول موضوع	مقالات۴۹ ژورنال علمی بین سال های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۵	روش سیستماتیک و فراتحلیل	هیچ ابزاری به‌تنهایی تمام معیارهای لازم را برای پیش‌بینی ورشکستگی ندارد. ارائهٔچارچوبی برای انتخاب ابزار بر اساس اولویت‌های پژوهش
تاج مزینانی و همکاران (۱۳۹٤)	به‌کارگیری روش انتخاب ویژگی هارک در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها	نسبت‌های مالی	شرکت‌های تولیدی بورسی در بازه ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۱	روش هارک، روش رگرسیون لجستیک و الگوی آلتمن	روش پیشنهادی هارک در یک و دو سال پیش از وقوع درماندگی مالی نسبت‌به رگرسیون لجستیک و الگوی آلتمن از عملکرد بهتری برخوردار است.

باید خاطرنشان کرد باوجود بررسی فراوان، پژوهشی داخلی مشاهده نشد که از متغیرهای مبتنی‌بر شبکهٔ مالی برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کرده باشد. این یکی از وجوه تمایز و نوآوری‌های اصلی این پژوهش در قیاس با مطالعات پیشین است. از وجوه تمایز دیگر این پژوهش با مطالعات قبلی در ارتباط با پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده نکردن از درخت تصمیم تقویتی و همچنین به‌کارنگرفتن الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته برای تنظیم شاخص‌های درخت تصمیم است.

روش پژوهش

[1]. Extreme learning
[2]. Harmony search
[3]. Imperialist Competition

این پژوهش بر آن است سنجه‌های مناسبی از شبکهٔ مالی را به‌کارگیرد تا به شیوهٔ بهتری بنگاه‌های دارای درماندگی مالی و بنگاه‌های دارای سلامت مالی را از یکدیگر متمایز سازد. به‌منظور پاسخ‌دادن به سؤالات پژوهش از الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان که شاخص‌هایش با الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته بهینه شده است، در کنار متغیرهای شبکهٔ مالی استفاده می‌شود. جامعهٔ آماری این پژوهش تمام شرکت‌های تولیدی پذیرفته‌شده در بورس و فرابورس ایران طی سال های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ است. البته از بین این شرکت‌ها تنها شرکت‌هایی انتخاب شده‌اند که شرایط مدنظر گروه پژوهش را داشته باشند: سال مالی منتهی به آخر اسفندماه، متعلق‌نبودن به صنایع واسطه‌گری مالی، بانک، بیمه و سرمایه‌گذاری ها، تغییرنکردن سال مالی در دورهٔ زمانی مدنظر پژوهش و در دسترس بودن اطلاعاتی که پژوهش به آنها نیاز داشت. درنهایت ۱۲۳ شرکت انتخاب شد. درمجموع ۸۶۱ سال – شرکت وجود داشته که از بین این تعداد ۱۰۴ سال – شرکت درمانده و ۷۵۷ سال – شرکت غیردرمانده است. تعداد سال – شرکت هایبا درماندگی مالی از سال 2015 تا 2021 به‌ترتیب برابر با ۸، ۱۸، ۲۰، ۲۰، ۱۷، ۱۱ و ۱۰ است. برای ساخت شبکهٔ مالی و استخراج متغیرهای شبکهٔ مالی به‌صورت پیش بینی کننده، اطلاعات موردنیاز برای محاسبهٔ بازده سهام تمام شرکت های عضو نمونه گردآوری شد. با توجه به اینکه آخرین اطلاعات بازار ویژگی‌های اصلی وضعیت مالی شرکت ها را بهتر نشان می‌دهد، برای تشکیل متغیرهای مبتنی‌بر شبکهٔ مالی از اطلاعات آخرین ۳۰ روز معاملاتی در هر سال مالی استفاده شده است.

متغیرهای مستقل به دو بخش متغیرهای مالی و متغیرهای مربوطبه شبکهٔ مالی تقسیم می‌شوند. ۸ متغیر مالی بر اساس پژوهش ابراهیمی سروعلیا و همکاران (۱۳۹۷) انتخاب شده است: نسبت جاری، نسبت خالص سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، نسبت دارایی جاری به کل دارایی، حاشیهٔ سود، بازده دارایی، بازده حقوق صاحبان سهام، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری و اندازهٔ شرکت. علاوه‌بر ۸ متغیر اشاره‌شده، نسبت بدهی کل نیز که یکی از پرکاربردترین متغیرها در سایر پژوهش‌ها بوده است، نیز به متغیرهای مالی افزوده شد. درخصوص متغیرهای شبکهٔ مالی نیز چهار متغیر مرکزیت درجه، مرکزیت بینابینی، مرکزیت نزدیکی و مرکزیت بردار ویژه براساس پژوهش منتشری و صادقی (۱۳۹۹) و لیو و همکاران (Liu et al., 2019) انتخاب شده اند که به شیوهٔ اندازه‌گیری آنها در بخش پیشینه نظری اشاره شده است. متغیر وابستهٔ این پژوهش نیز درماندگی مالی است که در مطالعات قبلی مربوطبه پیش‌بینی درماندگی مالی، معیارهای مختلفی برای آن پیشنهاد شده است. بر اساس این، در این پژوهش تنها از یک معیار برای سنجش درماندگی مالی استفاده نشده و هر شرکتی که دست‌کم یکی از این چهار ویژگی‌های را داشته باشد، در آن سال درمانده لحاظ شده است: مشمول مادهٔ ۱۴۱ قانون تجارت باشد؛ سه سال متوالی زیان داشته باشد (Damoori, D., Hozhabrie, 2019)؛ مشمول ماده ۴۱۲ قانون تجارت باشد که این قانون به حالتی اشاره دارد که نسبت بدهی بزرگ‌تر از یک باشد (Pourheydari and Koopaei, 2010)؛ حقوق صاحبان سهامش منفی باشد (González-Bravo & Mecaj, 2011).

در رابطه با مراحل اجرای پژوهش باید گفت که ابتدا با استفاده از اطلاعات درج‌شده در صورت‌های مالی، نسبت‌های مالی مدنظر محاسبه شده است. همچنین به‌منظور محاسبهٔ متغیرهای مربوط به شبکهٔ مالی، بازده قیمتی سهام مختلف به‌صورت لگاریتمی و ازروی قیمت تعدیل‌شدهٔ سهام و سپس ضریب همبستگی میان بازده سهام مختلف محاسبه شد. آن گاه با کمک رابطهٔ ۳، ماتریس فاصلهٔ میان سهام مختلف تشکیل یافت و از آن به‌صورت ورودی گراف برای تشکیل کمینهٔ درخت پویا با کمک الگوی پرایم استفاده شد. همچنین محاسبهٔ شاخص‌های مورد نیاز برای ورود به الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان با استفاده از تکنیک بهینه ساز گرگ خاکستری بهبود یافت و با کمک نرم‌افزار پایتون[1] نسخه ۳,۱۱ و دو نوت‌بوک جوپیتر[2] و اسپایدر[3] انجام شده است. علاوه‌بر کتابخانه های پانداس[4]، نامپای[1]، متپلات لیب[2]، سوارم‌لیب[3] و نتوورک‌ایکس[4] در پایتون، از کتابخانهٔ سایکیت لرن[5] نیز بسیار استفاده شده است. تمام بسته‌ها، ماژول‌ها و توابعی که در این پژوهش استفاده شده، در جدول (۲) ارائه شده است.

1. Python
2. Jupyter
3. Spyder
4. Pandas

جدول (۲) بسته‌ها و توابع استفاده شده در کتابخانه سایکیت لرن

Table (2) Packages and functions used in the scikit Learn library

هدف	نام بسته فرعی	نام کتابخانه و بسته اصلی
پیش‌پردازش داده‌ها و استانداردکردن آنها	MinMaxScaler	sklearn. preprocessing
انتخاب الگو و تفکیک داده‌های آموزش و تست	train_test_split	sklearn. model_selection
انتخاب ویژگی و محاسبه بهره اطلاعاتی متغیرها	mutual_info_classif	sklearn. feature_selection
الگوهای خطی و انجام رگرسیون لجستیک	LogisticRegression	sklearn. linear_model
انجام الگوی طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه	KNeighborsClassifier	sklearn. neighbors
انتخاب الگوی جمعی و درخت تصمیم تقویت گرادیان	GradientBoostingClassifier	sklearn. ensemble
ارائه معیارهای ارزیابی الگو	roc_auc_score	sklearn. metrics
ارائه و ترسیم ماتریس درهم‌ریختگی	classification_report, confusion_matrix	sklearn. metrics
ترسیم منحنی ROC	roc_curve	sklearn. metrics
انتخاب الگو و انجام اعتبارسنجی طبقه‌ای	cross_val_score	sklearn. Model _selection
انتخاب الگو و تعیین هایپرشاخص‌ها به روش جست‌وجوی شبکه‌ای	GridSearchCV	sklearn. Model _selection

درنهایت الگوها اجرا و معیارهای ارزیابی عملکرد الگوهای پیش‌بینی درماندگی مالی محاسبه می‌شود. در پژوهش هایی که با هدف طبقه بندی انجام می‌شود، استفاده از معیارهای مناسب ارزیابی عملکرد بسیار اهمیت دارد و درصورتی‌که معیارهای مقایسه عملکرد الگوهای مختلف به‌خوبی انتخاب نشوند، نتایج و یافته‌های بسیار گمراه‌کننده همراه دارد. این موضوع زمانی بیشتر اهمیت پیدا می‌کند که نسبت میان کلاس‌های نمونهٔ پژوهش بسیار متفاوت باشد؛ برای مثال در این پژوهش نمونهٔ مربوطبه شرکت‌های سالم بیش از ۷ برابر نمونهٔ مربوطبه شرکت های درمانده است (۷۵۷ سال شرکت در مقابل ۱۰۴ سال شرکت). این احتمال وجود دارد که به‌دلیل این تفاوت در تعداد کلاس ها، ارزیابی اشتباه صورت گیرد. با توجه به اینکه در این پژوهش شرکت های سالم، مثبت در نظر گرفته شده و شرکت‌های درمانده، منفی است و ازآنجاکه تعداد شرکت‌های سالم بیش از ۷ برابر شرکت‌های درمانده است، بنابراین این احتمال وجود دارد که در ماتریس درهم‌ریختگی[6] تعداد مثبت‌های واقعی (TP) یا مثبت‌های درست (شرکت‌های سالمی که به‌درستی، سالم پیش‌بینی شده‌اند) چندین برابر منفی‌های واقعی (TN) یا منفی‌های درست (شرکت‌های درمانده‌ای که به‌درستی درمانده پیش‌بینی شده اند) باشد. همین موضوع باعث می‌شود تمام معیارهایی که در صورت آنها از TP استفاده شده است، مقدار زیادی از خود نشان دهند و این باعث ایجاد گمراهی در نتایج خواهد شد. با توجه به مباحث اشاره‌شده، در چنین حالت هایی مقدار دقت الگو (ACCURACY) و مقدار سطح زیر منحنی ROC و تمام معیارهایی که در صورت کسر آنها از TP استفاده شده باشد، مقادیر زیادی نشان می‌دهند که در واقعیت می‌توانند گمراه‌کننده باشند. اگرچه امکان دارد دقت الگو در مواقع مذکور گزارش شود، ولی این زیادبودن بیشتر به‌دلیل عملکرد الگو در پیش‌بینی درست شرکت‌های سالم بوده است و نه لزوماً در پیش‌بینی درست شرکت‌های درمانده. بر اساس این، کاملاً ضروری است که میزان خطای الگوها نیز ارزیابی شود. در شرایطی که تعداد نمونه‌های طبقات پژوهش

1. Numpy
2. Matplotlib
3. Swarmlib
4. Networkx
5. Scikit learn
6. Confusion Matrix

(سالم یا درمانده) همگن نباشد، هر الگویی که با خطای کمتری پیش‌بینی کند، درحقیقت از توان بیشتر و عملکرد بهتری برای پیش بینی درماندگی مالی برخوردار است؛ بنابراین با توجه به اینکه خطای نوع اول هزینه بیشتری دارد و درواقع هدف اصلی ما نیز شناسایی درست شرکت‌های ورشکسته است، هر الگویی که با خطای نوع یک کمتری پیش‌بینی کند، مطلوب‌تر و دقیق‌تر است. خطای نوع یک کمتر به این معنی است که الگو در پیش‌بینی شرکت‌های ورشکسته بهتر عمل کرده و شرکت‌های ورشکستهٔ کمتری را به اشتباه سالم در نظر گرفته است. درمقابل، خطای نوع یک بیشتر به این مفهوم است که الگو، تعداد شرکت های درماندهٔ بیشتری را به اشتباه، شرکت سالم پیش بینی کرده است. اما به این دلیل که در محاسبهٔ خطای نوع دوم از تعداد TP در مخرج استفاده می‌شود و این مقدار نیز به‌دلیل زیادبودن تعداد شرکت های سالم نسبت‌به کل نمونه ها زیاد گزارش می‌شود، بر اساس همین مخرج افزایش پیدا کرده و حاصل که خطای نوع دوم است مقدار کمتری را نشان خواهد داد؛ بنابراین فقط تکیه‌بر خطای نوع دوم کمتر نیز در چنین پژوهش هایی گمراه‌کننده است. بر اساس همین در این پژوهش از معیارهای مختلف استفاده شده است تا عملکرد الگوها از دیدگاه های مختلف سنجیده شود؛ مانند دقت در پیش‌بینی شرکت‌های درمانده، دقت در پیش‌ینی شرکت‌های سالم و میزان خطاهای مربوط‌به این پیش‌بینی‌ها. معیارهای استفاده‌شده برای ارزیابی دقت پیش‌بینی الگوها بر اساس پژوهش لیو و همکاران، قلی‌زاده و همکاران (۱۳۹۸) و سانکار و همکاران انتخاب شده که به شرح زیر است (Liu et al., 2019; Sankhwar et al., 2020):

رابطه (۲۱) دقت
$$Accuracy\ or\ Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

رابطه (۲۲) خطای نوع یک
$$\text{Type I error} = \frac{FP}{FP + TN}$$

رابطه (۲۳) خطای نوع دو
$$\text{Type II error} = \frac{FN}{TP + FN}$$

رابطه (۲٤) حساسیت
$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} * \%100$$

رابطه (۲۵) نرخ مثبت‌های غلط
$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} * \%100$$

رابطه (۲٦) ویژگی
$$TNR = \frac{TN}{FP + TN} * \%100$$

رابطه (۲۷) میانگین هندسی
$$G - mean = \sqrt{TPR * TNR}$$

رابطه (۲۸) سطح زیر منحنی ROC
$$AUC = \frac{1 + TPR - FPR}{2} * \%100$$

در روابط مذکور TP، TN، FP و FN به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مثبت درست (شرکت‌های سالمی که به‌درستی در دسته شرکت‌های سالم پیش‌بینی شده‌اند)، منفی درست (شرکت‌های درمانده‌ای که به‌درستی در دسته شرکت‌های درمانده پیش‌بینی شده‌اند)، مثبت نادرست (شرکت‌های درمانده‌ای که به‌اشتباه سالم پیش‌بینی شده‌اند) و منفی نادرست (شرکت‌های سالمی که به‌اشتباه درمانده پیش‌ینی شده‌اند) است.

ادامهٔ فرایند این پژوهش بدین صورت بوده که برای تضمین اعتبار نتایج ارزیابی دقت طبقه‌بندی از روش اعتبارسنجی k طبقه‌ای[1] بهره گرفته شده است. اعتبارسنجی ۱۰ طبقه ای برای هر الگو ۱۰ بار اجرا شده، سپس از نتایج حاصل به‌منظور ارائه خروجی نهایی میانگین‌گیری شده است. در ادامه عملکرد الگوی پیشنهادی با دو روش دیگر از روش های متداول پیش‌بینی درماندگی مالی مقایسه شد. این مقایسه میان الگو ها هم با درنظرگرفتن متغیرهای شبکهٔ مالی و هم بدون آنها انجام و اعتبارسنجی شده است. در پایان به‌منظور ارائه یک ارزیابی جامع از روش پیشنهادشده، نتایج پیش بینی‌ها با استفاده از چندین معیار ارزیابی عملکرد شامل دقت، حساسیت، خطای نوع یک، خطای نوع دو و سطح زیر منحنی ROC آزمون شد.

[1]. K-Fold Cross Validation

یافته‌ها

این پژوهش به‌دنبال آن است با پیونددادن متغیرهای مبتنی‌بر شبکهٔ مالی با الگوی IGWO – GBDT قدرت پیش‌بینی الگو را بهبود بخشد. بر اساس این، یک روش ترکیبی مبتنی‌بر درخت برمبنای اطلاعات شبکه و GBDT که با IGWO بهینه شده است، برای پیش بینی درماندگی مالی پیشنهاد شد. این روش به‌طور خلاصه «FNI-IGWO-GBD T » نام‌گذاری شده و رویکرد جدیدی برای مقابله با درماندگی مالی است. به‌طور خاص در این پژوهش در ابتدا متغیرهای مبتنی‌بر شبکه به متغیرهای مالی سنتی به‌صورت پیش‌بینی‌کننده اضافه شد و آنگاه الگوی GBDT که شاخص‌هایش با IGWO بهینه شده است، برای تعیین جداسازهای درخت به‌کار برده می‌شود. در پایان برا یسنجش و شناسایی قابلیت پیش‌بینی متغیرهای مبتنی‌بر شبکه و GBDT در پیش‌بینی درماندگی مالی، تحلیلی مقایسه‌ای نیز انجام شده است. به همین دلیل در این پژوهش الگو های نزدیک ترین همسایه و رگرسیون لجستیک در کنار الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان به‌صورت ابزارهای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شده است. برای رگرسیون لجستیک از جریمه[1] l2، تلرانس[2] یک ده هزارم و حداکثر تکرار[3] ۱۰۰ استفاده شده است. برای الگوی k نزدیک ترین همسایه نیز از تعداد ۵ همسایه[4]، اندازه برگ[5] ۳۰، وزن یکنواخت[6]، الگوریتم اتو[7] و سنجه‌ی مینکوفسکی[8] استفاده شده است. برای بررسی توانایی متمایز متغیرهای مبتنی‌بر شبکه ابتدا ویژگی‌های آماری این متغیرها تشریح شده است. جدول (۳) نشان می‌دهد برای شرکت های با درماندگی مالی در هر سال مقدار این متغیرها به چه میزان بوده است. میانگین درجه مرکزیت برای شرکت های دارای سلامت مالی ۰/۲۰۳ بوده، درحالی‌که میانگین درجه مرکزیت برای شرکت های درمانده ۰/۱۹۳ است. از روند تغییرات درجه مرکزیت برمی‌آید شبکهٔ مالی در طول زمان دچار تحول شده است و شرکت هایی که در آستانه درماندگی هستند، بیشتر به حاشیه شبکه سوق پیدا می‌کنند. مرکزیت بینابینی، برای شرکت های درمانده و غیردرمانده برابر ۰/۰۰۷ است. ازمنظر مرکزیت بردار ویژه، میانگین شرکت‌های سالم ۰/۰۸۳ بوده و برای شرکت‌های دارای درماندگی مالی این میانگین ۰/۱۰٤ است. مرکزیت نزدیکی، برای شرکت‌های سالم ۰/۵۲۵ بوده و برای شرکت‌های دارای درماندگی مالی این میانگین ۰/٤۹٦ است. مطابق‌با جدول (۳) شرکت هایی که مستعد درماندگی مالی هستند، هم‌زمان که شبکهٔ مالی دچار تغییر می‌شود، روند تغییرات مشابهی دارند و درواقع برای شرکت های با مرکزیت کمتر، احتمال بیشتری وجود دارد که دچار درماندگی مالی شوند. نتایج مربوط‌به آمار توصیفی نسبت‌های مالی نیز در جدول (٤) و به‌تفکیک شرکت‌های سالم و درمانده ارائه شده است. با توجه به اینکه دربارهٔ شرکت‌های درمانده به‌دلیل منفی‌بودن حقوق صاحبان سهام و یا سود و یا صفربودن میزان فروش در بعضی سال‌ها، محاسبهٔ برخی نسبت‌ها ممکن است باعث تحلیل‌های اشتباه و گمراه‌کننده شود، به همین دلیل محاسبه نشده است.

جدول (۳) مقادیر مربوط به متغیرهای شبکهٔ مالی

Table (3) Values related to financial network variables

	مرکزیت درجه DC	مرکزیت بینابینی BC	مرکزیت بردار ویژه EC	مرکزیت نزدیکی CC
شرکت‌های سالم	۰/۲۰۳	۰/۰۰۷	۰/۰۸۳	۰/۵۲۵
درمانده ۱٤۰۰	۰/۰۷۳	۰/۰۰۱	۰/۰۲۲	۰/٤٦۷
درمانده ۱۳۹۹	۰/۱۷۲	۰/۰۰۳	۰/۰۳۲	۰/۵۳۹
درمانده ۱۳۹۸	۰/٤۹۵	۰/۰۰۳	۰/۱۱۲	۰/٦٦۱

1. penalty
2. tolerance
3. Max-iteration
4. N-neighbors
5. Leaf size
6. Weight = uniform
7. Algorithm = auto
8. Metric = minkovski

۰/۵۲۸	۰/۰٦٤	۰/۰۰۹	۰/۱٦٥	درمانده ۱۳۹۷
۰/٤٥۱	۰/۰٤۸	۰/۰۰٥	۰/۰۹	درمانده ۱۳۹٦
۰/٥٤۲	۰/۱۲٥	۰/۰۱۸	۰/۱۹۸	درمانده ۱۳۹٥
۰/٤٤٦	۰/۰۳	۰/۰۰۳	۰/۰۸۱	درمانده ۱۳۹٤
۰/٤۹٦	۰/۱۰٤	۰/۰۰۷	۰/۱۹۳	کل شرکت‌های درمانده

جدول (٤) مقایسه نسبت‌های مالی بین شرکت‌های سالم و درمانده

Table (4) Comparison of financial ratios between healthy and distressed companies

نماد	نسبت مالی	شرکت‌های سالم	شرکت‌های درمانده
ROA	سود خالص به کل دارایی	۰/۱٦۲	-۰/۱٦٤
ROE	سود خالص به حقوق صاحبان سهام	۰/۳٦۲	۰/۲۰٥
ROS	سود خالص به فروش	۰/۲	-
DR	کل بدهی به کل دارایی	۰/٥٦۱	۱/۷۸
CR	دارایی جاری به بدهی جاری	۱/۷۳٥	۰/٤۹۸
NWC/TA	خالص سرمایه درگردش به کل دارایی	۰/۱۷٦	-
CA/TA	دارایی جاری به کل دارایی	۰/٦۸	۰/٤٥٤
MV/BV	ارزش بازار به ارزش دفتری	۷/۱٥	-
SIZE	لگاریتم کل دارایی‌ها	٦/٤۷٥	٦/۱٥

به‌منظور اعتبارسنجی اینکه آیا متغیرهای مبتنی‌بر شبکه متوان عملکرد پیش‌بینی درماندگی مالی الگو ها را بهبود میبخشند یا نه، تمام الگوها در دو حالت اجرا شدند. هر سه الگو هم باوجود متغیرهای شبکهٔ مالی و هم بدون آن اجرا شده و دقت پیش‌بینی کننده‌های مختلف مقایسه شده که این مقایسه ها در جدول (۵) آورده شده است. جدول (۵) نشان می‌دهد درخت تصمیم تقویت گرادیان در ترکیب با اطلاعات شبکهٔ مالی بهترین عملکرد پیش‌بینی را داشته است و این موضوع نشان‌دهندهٔ این نکته است که الگوی پیشنهادی هم از مزایای اطلاعات شبکه و هم انتخاب شاخص‌های بهینه برمبنای الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته بهره برده است.

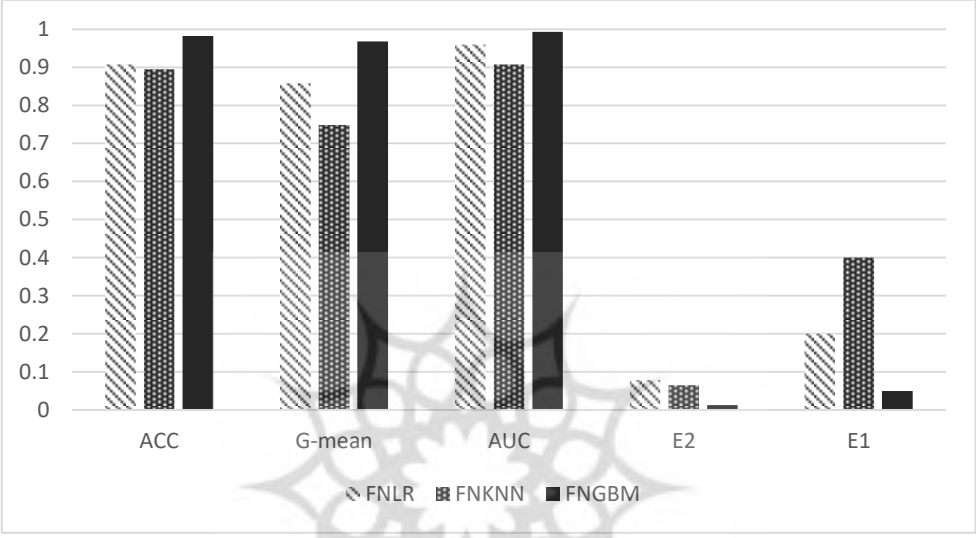
جدول (۵) مقایسه عملکرد سه الگو باوجود متغیرهای شبکهٔ مالی و بدون آن

Table (5) Comparing the performance of three models with and without financial network variables

	LR	FN-LR	KNN	FN-KNN	GBDT	FN-GBDT
Accuracy	۰/۹۰۱	۰/۹۰۷	۰/۹۰٦	۰/۸۹٥	۰/۹٦	۰/۹۸۲
Error1	۰/۲٤	۰/۲۰	۰/۳۱	۰/٤۰	۰/۱۱	۰/۰٥
Error2	۰/۰۸٦	۰/۰۷۸	۰/۰۱۱	۰/۰٦٥	۰/۰۳۳	۰/۰۱۳
Auc	۰/۹۳۲	۰/۹٥۹	۰/۹۱٦	۰/۹۰۷	۰/۹۸۹	۰/۹۹۳
G-mean	۰/۸۳۳	۰/۸٥۸	۰/۸۲٦	۰/۷٤۸	۰/۹۲۷	۰/۹٦۸

نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد دو الگوی رگرسیون لجستیک و نزدیک‌ترین همسایه ازنظر دقت، عملکرد مشابهی داشتند و میزان دقت آنها در حدود ۹۰ درصد است. این معیار برای الگوی پیشنهادی پژوهش برابر با ۹۸ درصد است. ازنظر معیار سطح زیر منحنی ROC نیز هر سه الگو وضعیت مشابهی را نشان می‌دهند و مقدار این معیار برای هر سه الگو، بیشتر از ۹۰ درصد است که در شکل ۵ نیز مشاهده می‌شود. هر سه الگو درخصوص پیش‌بینی‌های مربوط‌به طبقه شرکت های سالم که ۸۸ درصد مشاهدات را نیز تشکیل می‌دهند، بسیار خوب عمل کرده‌اند و خطای زیر ۱۰ درصد دارند، اما هنر اصلی این الگوها زمانی نمایان می‌شود که طبقهٔ شرکت‌های

درمانده مالی را که تنها ۱۲ درصد مشاهدات را به خود اختصاص داده‌اند، به‌خوبی و دقیق پیش بینی کنند. همان‌طورکه مشاهده می‌شود خطای نوع اول در الگوی رگرسیون لجستیک برابر ۲۰ درصد و برای الگوی نزدیک ترین همسایه ٤٠ درصد است که این مقدار خطا ممکن است هزینهٔ زیادی را همراه داشته باشد؛ یعنی این دو الگو به‌ترتیب در ۲۰ و ٤٠ درصد مواقع شرکت‌های درمانده را به‌اشتباه، سالم پیش‌بینی کرده‌اند. اما خطای نوع اول در الگوی پیشنهادی پژوهش تنها ۵ درصد بوده و این نشان‌دهندهٔ دقت زیاد الگو است که در شکل ۵ نیز این تفاوت مشهود است. با توجه به اینکه معیار G-mean این توانایی را دارد که حتی در شرایط ناترازبودن نمونه‌های پژوهش نیز، عملکرد برخی از روش‌های طبقه‌بندی را تقویت کند (Faris et al., 2020)، به همین دلیل در این پژوهش از آن استفاده شده و نتایج آن نشان‌دهندهٔ برتری الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان است.



شکل (۵) مقایسهٔ عملکرد سه الگو

Figure (5) Performance comparison of three models

با نگاه به نتایج مربوطبه جدول (٦) مشاهده می‌شود الگوی پیشنهادی پژوهش از تعداد ۱۷۳ پیش‌بینی که انجام داده است، ۱۷۰ پیش‌بینی درست و فقط ۳ پیش‌بینی اشتباه داشته است و تنها در یک نمونه از ۲۰ پیش‌بینی درخصوص شرکت های ورشکسته خطا داشته است. ولی این خطا برای الگوی رگرسیون لجستیک ٤ خطا در۲۰ پیش‌بینی و برای الگوی نزدیک ترین همسایه ۸ خطا در۲۰ پیش‌بینی بوده است. همچنین باید اشاره کرد با اضافه‌شدن متغیرهای مربوطبه شبکهٔ مالی، تمام معیارهای ارزیابی در الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان و رگرسیون لجستیک بهبود می‌یابند، اما دربارهٔ الگوی نزدیک‌ترین همسایه نتیجه عکس است. به احتمال زیاد دلیل این موضوع حساسیت الگوی نزدیک ترین همسایه به پراکندگی زیاد در طبقات نمونه است. در جدول (٦)، خروجی‌های مربوط به ماتریس درهم‌ریختگی در هر سه الگوی به‌کار رفته، مقایسه شده است.

جدول (٦) مقایسهٔ ماتریس درهم‌ریختگی روش درخت تصمیم تقویت گرادیان با الگوهای رگرسیون لجستیک و نزدیک‌ترین همسایه

Table (6) Comparison of the confusion matrix in gradient boosting decision tree method with logistic regression and nearest neighbor models

			مقادیر پیش‌بینی‌شده				
	الگو	خروجی	سالم	درمانده	مجموع	دقت	خطای پیش‌بینی
مقادیر واقعی	FNI-IGWO-GBDT	سالم	۱۵۱	۲	۱۵۳	۰/۹۸٦	۰/۰۱۳
		درمانده	۱	۱۹	۲۰	۰/۹۵	۰/۰۵
		مجموع	۱۵۲	۲۱	۱۷۳	۰/۹۸۲	۰/۰۱۷

۰/۰۷۸	۰/۹۲۱	۱۵۳	۱۲	۱٤۱	سالم	
۰/۲۰	۰/۸۰	۲۰	۱٦	٤	درمانده	**FNI-LR**
۰/۰۹۲	۰/۹۰۷	۱۷۳	۲۸	۱٤٥	مجموع	
۰/۰٦٥	۰/۹۳٤	۱۵۳	۱۰	۱٤۳	سالم	
۰/٤۰	۰/٦۰	۲۰	۱۲	۸	درمانده	**FNI-KNN**
۰/۱۰٥	۰/۸۹٥	۱۷۳	۲۳	۱٥۰	مجموع	

آزمون مقایسهٔ میانگین برای چهار معیار ارزیابی عملکرد الگوهای پیش‌بینی انجام شده که نتایج حاصل در جدول (۷) ارائه شده است. همان‌طورکه مشاهده می‌شود در سطح اطمینان ۹۵ درصد تفاوت در میانگین خطای نوع اول در الگوی درخت تصمیم معنادار بوده و بدین مفهوم است که با اضافه‌شدن متغیرهای شبکهٔ مالی خطای نوع یک الگو کاهش یافته است. این استدلال در سطح اطمینان ۹۰ درصد برای معیار سطح زیر منحنی ROC نیز انجام می‌شود که درنتیجهٔ آن با اضافه‌شدن متغیرهای شبکهٔ مالی، معیار سطح زیر منحنی ROC افزایش یافته است. نتایج آزمون مقایسه میانگین در الگوی رگرسیون لجستیک نیز مشابه الگوی درخت تصمیم است؛ با این تفاوت که تأیید معناداری اختلاف میانگین برای معیار خطای نوع یک در سطح ۹۰ درصد و برای معیار سطح زیر منحنی ROC در سطح ۹۵ درصد است. برخلاف دو الگوی قبل، در الگوی نزدیک‌ترین همسایه، با اضافه‌شدن متغیرهای شبکهٔ مالی خطای نوع یک به میزان ۹ درصد افزایش یافت که این اختلاف در سطح اطمینان ۹۵ درصد معنادار نیز بوده است. اما در سایر معیارها تفاوت معناداری مشاهده نشد.

جدول (۷) آزمون مقایسهٔ میانگین برای معیارهای ارزیابی هر سه الگو

Table (7) Mean comparison test for the evaluation criteria of all three models

الگو	آماره و سطح معناداری	دقت	سطح زیر منحنی ROC	خطای نوع ۱	خطای نوع ۲
درخت تصمیم	T-value	-۰/۲۳	-۲/٤۹٥	۳/۳٥٤	-۰/٥۹۸
	Sig.(2-tailed)	۰/۸۲۲	۰/۰٥٥	۰/۰۲	۰/٥۷٦
رگرسیون	T-value	۱/۱٦٤	-۲/۷۳۳	۲/٤۲۸	-۰/٦۷۸
لجستیک	Sig.(2-tailed)	۰/۲۹۷	۰/۰٤۱	۰/۰٦	۰/٥۲۸
نزدیکترین	T-value	۱/٦٥۹	۲/۳۸۲	-٦/۳۱۲	۰/۷۹۱
همسایه	Sig.(2-tailed)	۰/۱٥۸	۰/۰٦۳	۰/۰۰۱	۰/٤٦٥

درمجموع ایجاد روش‌های جمعی مبتنی‌بر درخت ساده‌تر و نتایج آنها نیز باثبات‌تر است. برای بررسی ثبات نتایج، الگوی پیشنهاد شده، در ٦ حالت مختلف، تحلیل حساسیت روی شاخص‌های ورودی الگو که با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته انتخاب شده بود، نشان داد نتایج الگو از ثبات برخوردار است. جدول (۸) نتایج تحلیل حساسیت روی الگوی پیشنهادشده را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه با تغییر شاخص‌های الگوی پیشنهادی همچنان دقت عملکرد پیش بینی الگو زیاد است، بنابراین نتایج حاصل از اعتبار و ثبات لازم برخوردار است.

جدول (۸) نتایج تحلیل حساسیت روی الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان

Table (9) Results of sensitivity analysis on gradient boosting decision tree model

	۱	۲	۳	٤	٥	٦	میانگین
(J, D, N)	(۰/۱، ۳، ۲۰۰)	(۰/۱، ٥، ۲۰۰)	(۰/۰٥، ٥، ۲۰۰)	(۰/۰٥، ۳، ۲۰۰)	(۰/۱، ۳، ۱۰۰)	(۰/۱، ٥، ۱۰۰)	
ACC	۰/۹۷	۰/۹۷	۰/۹٦	۰/۹٥	۰/۹۷	۰/۹٦	۰/۹٦٥
AUC	۰/۹۹۲	۰/۹۹۳	۰/۹۹۱	۰/۹۸۳	۰/۹۹۳	۰/۹۹۰	۰/۹۹۰

در این بخش، اهمیت نسبی هر متغیر برای پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از معیار بهرهٔ اطلاعاتی[1] بررسی شده است. اهمیت نسبی هر متغیر بر اساس الگوی درخت تصمیم تقویت گرادیان به دست آمده است. از میان ۱۳ متغیر به‌صورت ورودی‌ها یا پیش‌بینی کننده‌های درماندگی مالی، سه متغیر حاشیهٔ سود، بازده داراییها و نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری داراییها با مقادیر ۰/۲۳، ۰/۲۱ و ۰/۱۷ بیشترین تأثیر نسبی را در خروجی الگو داشته اند. مطابق جدول ۹ اگرچه معیارهای مرکزیت شبکه درمقایسه با نسبت‌های مالی، اهمیت نسبی کمتری در پیش‌بینی درماندگی مالی داشته‌اند، ولی در هر صورت تأثیر مثبتی نیز روی پیش‌بینی درماندگی مالی داشته‌اند. از بین چهار متغیر مربوط‌به شبکهٔ مالی، مرکزیت بینابینی بیشترین اهمیت نسبی را داشته و پس از آن مرکزیت درجه با اهمیت‌ترین متغیر شبکهٔ مالی در پیش‌بینی درماندگی مالی بوده است.

جدول (۹) اهمیت نسبی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده

Table (9) Relative importance of predictor variables

مقدار بهره اطلاعاتی	نام متغیر	رتبه	مقدار بهره اطلاعاتی	نام متغیر	رتبه
۰/۰۷	اندازه شرکت	۸	۰/۲۳	حاشیه سود خالص	۱
۰/۰٦٤	داراییهای جاری به کل داراییها	۹	۰/۲۱٤	بازده داراییها	۲
۰/۰۳۲	مرکزیت بینابینی	۱۰	۰/۱۷۳	ارزش بازار به ارزش دفتری	۳
۰/۰۲۳	مرکزیت درجه	۱۱	۰/۱٦	نسبت بدهی	٤
۰/۰۱٤	مرکزیت نزدیکی	۱۲	۰/۱٥۷	خالص سرمایه در گردش به کل داراییها	٥
۰/۰۰٦	مرکزیت بردار ویژه	۱۳	۰/۱٤۷	نسبت جاری	٦
			۰/۰۹۲	بازده حقوق صاحبان سهام	۷

نتیجه‌گیری

الگوی پیشنهادشده به‌طور اثربخشی شرکت‌های با درماندگی مالی را از شرکت‌های دارای سلامت مالی تفکیک کرده است. با استفاده از نظریهٔ شبکهٔ پیچیده و به‌کمک بازده سهام شرکت های پذیرفته‌شده در بورس و فرابورس تهران، شبکهٔ مالی ایجاد شد. سپس با به کارگیری معیارهای مرکزیت، موقعیت و ارتباطات هر شرکت در شبکهٔ بازار مشخص شد. سرانجام در این پژوهش رابطه بین مرکزیت شبکه و درماندگی مالی بررسی شد. به‌منظور اعتبارسنجی تأثیر متغیرهای شبکهٔ مالی در پیش‌بینی درماندگی مالی، شبکهٔ مالی ایجاد و متغیرهای مربوط‌به شبکه به صورت متغیرهای پیش بینی‌کننده محاسبه شد. علاوه بر آن به‌منظور دست‌یافتن به بیشترین عملکرد طبقه‌بندی الگو از الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته به‌منظور جست‌وجوی بهینهٔ ترکیب شاخص‌های الگوی تقویت گرادیان استفاده شد. درنهایت الگوی پیشنهادی این نتایج را به‌دنبال داشت: ۱) هم‌راستا با نتایج پژوهش لیو و همکاران (Liu et al., 2019) متغیرهای مبتنی‌بر شبکهٔ مالی به‌منظور کشف اطلاعات سودمند در شبکهٔ مالی به‌کار می‌روند و عملکرد پیش بینی طبقه‌بندی‌کننده‌ها را بهبود می بخشند؛ ۲) مطابق‌با تعریف مرکزیت، شرکت های با مقدار مرکزیت زیاد به‌ویژه مرکزیت بینابینی و مرکزیت درجه، کمتر مستعد قرارگرفتن در شرایط درماندگی مالی هستند و برعکس؛ ۳) مطابق نتایج پژوهش قلی‌زاده و همکاران (۱۳۹۸)، الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته یک روش کاربردی برای انتخاب شاخص‌های الگوی تقویت گرادیان است؛ ٤) در شرایطی که نسبت فراوانی نمونه‌های هر طبقه بسیار متفاوت از طبقات دیگر باشد، استفاده از روش درخت تصمیم تقویت گرادیان بسیار کارآمد خواهد بود. نتایج تجربی نشان داد الگوی پیشنهادشده بهتر از دو الگوی دیگر در پیش‌بینی درماندگی مالی عمل کرده و معیارهای ارزیابی به‌کار

[1]. Information Gain

رفته نیز تأییدکنندهٔ این موضوع است. ازطرفی دقت پیش‌بینی الگوی پیشنهادشده با تغییر شاخص‌هایی که در ابتدای مقاله تشریح شده بود، آزمون پایداری نتایج شد؛ بنابراین این الگو به‌صورت یک ابزار سودمند پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها به کار گرفته می‌شود.

بر اساس نتایج که شاید و به احتمال بسیار زیاد نخستین پژوهشی باشد که در آن از الگوی ترکیبی FNI-GWO-GBDT برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده شده است، به سایر پژوهشگران علاقه‌مند به حوزه پیش‌بینی درماندگی مالی و به طورکلی موضوعات مربوطبه طبقه‌بندی، پیشنهاد می‌شود این پژوهش را یک کار جدید مبنایی برای پژوهش‌های آتی قرار دهند. ازجمله پیشنهادات کاربردی با توجه به نتایج حاصل از این پژوهش آن است که مدیران شرکت‌ها از متغیرهای حاشیه سود خالص، بازده دارایی ها و نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری با وزن و اهمیت بیشتری برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده کنند. همچنین توجه‌به موضوعات مربوطبه بازار سرمایه با رویکرد شبکهٔ مالی نیز خالی از فایده نخواهد بود. سایر پژوهشگران الگوی پیشنهادی این پژوهش را در مقایسه با سایر روش‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی، ماشین‌های یادگیری سریع و ... در مطالعات بعدی به کار گیرند. همچنین به علاقه‌مندان به مطالعات در حوزهٔ روش‌های فراابتکاری پیشنهاد می‌شود شاخص‌های درخت تصمیم را با سایر الگوریتم‌ها مانند ژنتیک، جست‌وجوی فاخته، کاوش باکتری، کلونی مورچگان، کرم شب تاب و ... بهینه و نتایج آن را با سایر روش‌ها مقایسه کنند. به‌جز روش‌های فراابتکاری الهام‌گرفته از طبیعت، شاخص‌های درخت تصمیم با روش‌هایی مانند جست‌وجوی تصادفی[1] و جست‌وجوی شبکه‌ای[2] نیز بهینه می‌شود. همچنین در مطالعات بعدی برای ساخت شبکهٔ مالی به‌جای متغیرهای مبتنی‌بر قیمت از متغیرهای مبتنی‌بر حجم معاملات و یا متغیرهای مبتنی‌بر تحلیل‌های تکنیکال استفاده شود. برای اندازه‌گیری ویژگی‌های شبکهٔ مالی نیز سایر معیارها مانند SIR[3]، PageRank، Hits[4]، K-shell، H-index و Profit Leader پیشنهاد می‌شود. نتایج این پژوهش به درک بهتری از الگوی ترکیبی FNI-GWO-GBDT برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها منجر می‌شود. درخصوص محدودیت‌های این پژوهش باید اشاره کرد اصلی‌ترین محدودیت، موجودنبودن برخی اطلاعات مالی مربوطبه قیمت تعدیل‌شدهٔ برخی از سهام است که برای محاسبهٔ بازده سهام، ضریب همبستگی میان بازده سهام و درنهایت تشکیل شبکهٔ مالی ضروری است.

منابع

ابراهیمی سروعلیا، محمدحسن، باباجانی، جعفر، آخوند، محمدرضا، و فاخر، اسلام (۱۳۹۷). ارائه الگویی برای پیش‌بینی پویای درماندگی مالی با استفاده از تحلیل بقا. *فصلنامه علمی پژوهشی اقتصاد مقداری*، *۱۵*(٤)، ۱۶۷-۱۹۸. https://doi.org/10.22055/jqe.2019.25894.1877

پورحیدری، امید، و کوپایی حاجی، مهدی (۱۳۸۹). پیش‌بینی بحران مالی شرکت ها با استفاده از الگو مبتنی بر تابع تفکیکی خطی. *پژوهش‌های حسابداری مالی*، ۲(۱)، ۳۳-٤٦.

تاج مزینانی، مائده، فلاح‌پور، سعید، و باجلان، سعید (۱۳۹٤). کاربرد روش انتخاب ویژگی هارک (HARC) در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران. *راهبرد مدیریت مالی*، ۳(۹)، ۷۷-۱۰۶. https://doi.org/10.22051/jfm.2015.2169

دموری، داریوش، و هژبری، فرحناز (۱۳۹۸). بررسی تأثیر چرخه عمر بر تجدید ساختار شرکت در شرایط درماندگی مالی. *دانش حسابداری*، ۱۰(۲)، ۱۱۳-۱۳۵. https://doi.org/10.22103/jak.2019.11201.2614

راعی، رضا، جعفری، غلامرضا، و نمکی، علی (۱۳۸۹). تحلیل بازار بورس اوراق بهادار تهران با استفاده ازشبکه‌های پیچیده مبتنی بر روش حدآستانه. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*. ۱۷(٤)، ۳۳-۸۰.

[1]. Randomized Search CV
[2]. Grid Search CV
[3]. Susceptible Infected Recovered
[4]. Hyperlink Induced Topic Search

صداقتی، صمد، فرهادی، روح‌اله، و فلاح شمس لیالستانی، میرفیض (۱۴۰۰). مدیریت پرتفوی براساس توپولوژی شبکه بازار سهام ایران. *دو فصلنامه علمی تحقیقات مالی اسلامی*، ۱۰(۱)، ۱۵۱-۱۸۶. https://www.doi.org/10.30497/ifr.2021.240229.1592

علی اکبرلو، علیرضا، منصورفر، غلامرضا، و غیور، فرزاد (۱۳۹۹). مقایسه معیارهای تشخیص شرکت‌های درمانده مالی با استفاده از رگرسیون لجستیک و روش‌های هوش مصنوعی. *چشم‌انداز مدیریت مالی*، ۱۰(۲۹)، ۱۴۷-۱۶۶. https://doi.org/10.52547/jfmp.10.29.147

علی بابایی، غزاله، و خان‌محمدی، محمد حامد (۱۴۰۲). ارائه الگوی به منظور پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مکانیزم های حاکمیت شرکتی و نسبت‌های مالی. *دانش سرمایه‌گذاری*، ۱۲(۴۸)، ۶۷-۹۸.

فلاح‌پور، سعید، راعی، رضا، و نوروزیان، عیسی (۱۳۹۷). استفاده از روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، ۲۰(۳)، ۲۸۹-۳۰۴. https://doi.org/10.22059/frj.2018.113928.1005868

فلاح‌پور، سعید، و قهرمانی، علی (۱۴۰۰). معرفی و بررسی ویژگی‌های مرکزیت به عنوان معیاری نوین برای تحلیل شبکه، سنجش ریسک و انتخاب پرتفوی سهام. *تحقیقات مالی*، ۲۳(۲)، ۱۵۸-۱۷۱. https://doi.org/10.22059/jfr.2018.241407.1006515

قلی‌زاده سالطه، توحید، اقبال‌نیا، محمد، و آقابابائی، محمد ابراهیم (۱۳۹۸). پیش‌بینی ورشکستگی با الگو یادگیری ماشین سریع مبتنی بر کرنل بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری. *تحقیقات مالی*، ۲۱(۲)، ۱۸۷-۲۱۲. https://doi.org/10.22059/frj.2019.277620.1006839

غضنفری، مهدی، رحیمی‌کیا، اقبال، و عسکری، علی (۱۳۹۷). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مبتنی بر سیستم‌های هوشمند ترکیبی. *پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۱۰(۳۷)، ۱۵۹-۱۹۳.

منتشری، مجید، و صادقی، حجت الله (۱۴۰۰). ایجاد شبکه مالی غیرخطی مبتنی‌بر ویژگی مکان‌شناختی آن برمبنای نظریهٔ گراف (مطالعه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران). *مدیریت دارایی و تامین مالی*، ۹(۱)، ۱-۲۲. https://doi.org/10.22108/amf.2020.122895.1538

منتشری، مجید، و صادقی، حجت الله (۱۳۹۹). گونه‌شناسی شبکه‌های مالی براساس ویژگی‌های مکان‌شناختی آن‌ها (مطالعه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران). *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*. ۱۱(۴۵)، ۳۱۹-۳۴۲.

ناظمی اردکانی، مهدی، زارع مهرجردی، وحید، و محمدی ندوشن، علیرضا (۱۳۹۷). طراحی و تبیین الگوی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بر حسب صنایع منتخب با استفاده از الگوی درخت تصمیم. *مدیریت دارایی و تامین مالی*، ۶(۲)، ۱۲۱-۱۳۸. https://doi.org/10.22108/amf.2017.21355

References

Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., Bilal, M. (2018). Systemati review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040

Aliakbarlou, A., Mansourfar, G., & Ghayour, F. (2020). Comparing the identifying criteria for financially distressed companies using logistic regression and artificial intelligence methods. *Financial Management Perspective*, 10(29), 147-166. https://doi.org/10.52547/jfmp.10.29.147 [In Persian].

Alibabaee, G., & Khanmohammadi, M. (2022). The Study of the predictive power of meta-heuristic algorithms to provide a model for bankruptcy prediction. *International Journal of Finance & Managerial Accounting*, 7(26), 33-51. https://doi.org/10.30495/ijfma.2022.19523

Alibabaee, G., & Khanmohammadi, H. (2023). A Model to predict bankruptcy using the mechanisms of corporate governance and financial ratios. *Journal of Investment Knowledge*, 12(48), 67-98. [In Persian].

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/10.2307/2978933

Altman, E. I., Eom, Y. H., & Kim, D. W. (1995). Failure prediction: Evidence from Korea. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 6(3), 230-249. https://doi.org/10.1111/j.1467-646X.1995.tb00058.x

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.

Aydin, N., Sahin, N., Deveci, M., Pamucar, D. (2022). Prediction of financial distress of companies with artificial neural networks and decision trees models. *Machine Learning with Applications*, 10, 100432, https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100432

Beaver, W. H. (1968). Alternative accounting measures as predictors of failure. *The Accounting Review*, 43(1), 113-122.

Chaudhuri, A., & De, K. (2011). Fuzzy support vector machine for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing,* 11(2), 2472–2486. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.10.003

Chauhan, N., Ravi, V., & Chandra, D. K. (2009). Differential evolution trained wavelet neural networks: Application to bankruptcy prediction in banks. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 7659–7665. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.09.019

Chen, W. S., & Du, Y. K. (2009). Using neural networks and datamining techniques for the ifnancial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 407□–4086. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.03.020

Chen, L. H., & Hsiao, H. D. (2008). Feature selection to diagnose a business crisis by using a real GA-based support vector machine: An empirical study. *Expert Systems with Applications*, 35(3), 1145–1155. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.08.010

Chen, H. L., Yang, B., Wang, G., Liu, J., Xu, X., Wang, S. J., & Liu, D. Y. (2011). A novel bankruptcy prediction model based on an adaptive fuzzy k-nearest neighbor method. *Knowledge-Based Systems*, 24(8), 1348–1359. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2011.06.008

Comin, C. H., Peron, T., Silva, F. N., Amancio, D. R., Rodrigues, F. A., Cost, L. F. (2020). Complex systems: Features, similarity and connectivity. *Physics Reports*, 861, 1-41. https://doi.org/10.1016/j.physrep.2020.03.002

Damoori, D., Hozhabrie, F. (2019). Impact of life cycle on corporate restructuring while in financial distress. *Journal of Accounting Knowledge*, 10(2), 113-135. https://doi.org/10.22103/jak.2019.11201.2614 [In Persian].

Ebrahimi S., M. H., Babajani, J., Akhond, M., & Fakher, E. (2019). A Pattern for dynamic prediction of financial distress by using survival analysis. *Quarterly Journal of Quantitative Economics*, 15(4), 167-198. https://doi.org/10.22055/jqe.2019.25894.1877 [In Persian].

Fallahpor, S., Ghahramani, A. (2021). An Analysis of centrality's features as a new measure for network analysis, risk measurement & portfolio selection. *Financial Research Journal*, 23(2), 158-171. https://doi.org/10.22059/jfr.2018.241407.1006515 [In Persian].

Fallahpor, S., Raei, R., Norouzian L., E. (2018). Applying combined approach of sequential floating forward selection and support vector machine to predict financial distress of listed companies in Tehran Stock Exchange market. *Financial Research Journal*, 20(3), 289-304. https://doi.org/10.22059/frj.2018.113928.1005868 [In Persian].

Faris, H., Abukhurma, R., Almanaseer, W. (2020). Improving financial bankruptcy prediction in a highly imbalanced class distribution using oversampling and ensemble learning: A case from the Spanish market. *Progress in Artificial Intelligence*, 9, 31–53 https://doi.org/10.1007/s13748-019-00197-9

Freeman, L. (1977). A set of measures of centrality based on betweenness. *sociometry*, 40(1), 35–41. https://doi.org/10.2307/3033543

Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 29(5), 1189-1232. https://www.researchgate.net/publication/280687718

Gepp, A., Kumar, K., & Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees. *Journal of Forecasting*, 29(6), 536–555. https://doi.org/10.1002/for.1153

Golizadeh Salteh, T., Eghbalnia, M., & Aghababaei, M. E. (2019). Grey Wolf optimization evolving kernel extreme learning machine: Application to bankruptcy prediction. *Financial Research Journal*, 21(2), 187-212. https://doi.org/10.22059/frj.2019.277620.1006839 [In Persian].

Ghazanfari, M., Rahimikiya, E., & Askari, A. (2018). Predicting bankruptcy of companies based on hybrid intelligent systems. *Financial Accounting and Auditing Research*, 10(37), 159-194. [In Persian].

Guelman, L. (2012). Gradient boosting trees for auto insurance loss cost modeling and prediction. *Expert Systems with Applications*, 39(3), 3659–3667. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.058

Heidari, A. A., & Ali Abbaspour, R. (2016). Rough set reduction: A novel orthogonal learning-based Grey Wolf optimization strategy. *1st International Conference on Advances Research on Electrical and Computer Engineering*, Tehran, Iran.

Heidari, A. A., & Pahlavani, P. (2017). An Efficient modified grey wolf optimizer with Lévy Flight for optimization tasks. *Applied Soft Computing*, 60, 115–134. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.06.044

Hsieh, T. J., Hsiao, H. F., & Yeh, W. C. (2012). Mining ifnancial distress trend data using penalty guided support vector machines based on hybrid of particle swarm optimization and artiifcial bee colony algorithm. *Neurocomputing*, 82, 1□□-206. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2011.11.020

Iturriaga, F. J. L., & Sanz, I. P. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of US commercial banks. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 2857–2869. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.025

Komaki, G. M., & Kayvanfar, V. (2015). Grey Wolf optimizer algorithm for the two-stage assembly lfow shop scheduling problem with release time. *Journal of Computational Science,* 8, 10□–120. https://doi.org/10.1016/j.jocs.2015.03.011

Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and ifrms via statistical and intelligent techniques.- A review. *European Journal of Operational Research*, *180*(1), 1–28. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043

Lau, A. H. L. (1987). A five-state financial distress prediction model. *Journal of Accounting Research*, 25(1), 127–138. https://doi.org/10.2307/2491262

Liu, J., Wu, C., & Li, Y. (2019). Improving financial distress prediction using financial network-based information and GA-Based gradient boosting method. *Computational Economics,* 53(2), 851-872. https://doi.org/10.1007/s10614-017-9768-3

Mantegna, R. N. (1999). Hierarchical structure in ifnancial markets. *The European Physical Journal . - Condensed Matter and Complex Systems*, 11(1), 193–197. https://doi.org/10.1007/s100510050929

Marso, S. & El Merouani, M. (2020). Predicting financial distress using hybrid feedforward neural network with cuckoo search algorithm. *Procedia Computer Science*, 170, 1134-1140. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.054

González-Bravo, M. I., & Mecaj, A. (2011). Structural and evolutionary patterns of companies in a financial distress situation. *Advances in Decision Sciences*, *2011*. http://dx.doi.org/10.1155/2011/928716

Mirjalili, S. A., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, *69,* 46–61. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

Montasheri, M., & Sadeqi, H. (2021). Establishment of a non-linear financial network based on its typological characteristics based on Graph theory, A Study in Tehran Stock Exchange. *Journal of Asset Management and Financing*, 9(1), 1-22. https://doi.org/10.22108/amf.2020.122895.1538 [In Perssian].

Montasheri, M., & Sadeqi, H. (2020). A Typology of financial networks according to their typological characteristics, A study of Tehran Stock Exchange. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 11(45), 319-342. [In Persian].

Muangkote, N., Sunat, K., & Chiewchanwattana, S. (2014). An improved grey wolf optimizer for training q-Gaussian Radial Basis Functional-link nets. In *2014 international computer science and engineering conference (ICSEC)* (pp. 209-214). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICSEC.2014.6978196

Nazemi, A. M., Zare, M. V., & Mohammadi, N, 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://doi.org/10.22108/amf.2017.21355 [In Persian].

Niu, M., Wang, Y., Sun, S., & Li, Y. (2016). A novel hybrid decomposition-and-ensemble model based on CEEMD and GWO for short-term PM 2.5 concentration forecasting. *Atmospheric Environment*, 134, 168–180. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2016.03.056

Pourheydari, O., & Koopaei, H. M. (2010). Predicting of firm's financial distress by use of linear discriminant function the model. *Financial Accounting Researches*, 2(1), 33-46. [In Persian].

Radovanovic, J., & Haas, C. (2023). The evaluation of bankruptcy prediction models based on socio-economic costs, *Expert Systems with Applications*, 227, 120275. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120275

Raei, R., Jafari, G., & Namaki, A. (2010). Analysis of Tehran Stock Exchange by Complex Network based on Threshold method. *Accounting and Auditing Review*, 17(4), 33-80. https://acctgrev.ut.ac.ir/article_22517.html [In Persian].

Sankhwar, S., Gupta, D., Ramya, K. C. Sheeba Rani, S., Shankar, K., & Lakshmanaprabu, S. K. (2020). Improved grey wolf optimization-based feature subset selection with fuzzy neural classifier for financial crisis prediction. *Soft Computing,* 24, 101–110. https://doi.org/10.1007/s00500-019-04323-6

Sedaghati, S., Farhadi, R., Fallah S, L, M. (2021). Portfolio management based on the topology of the Iranian stock market network. *Bi-Quarterly Scientific Journal of Islamic Finance Researches*, 10(1), 151-186. https://www.doi.org/10.30497/ifr.2021.240229.1592 [In Persian].

Sheng, J., Dai, J., Wang, B., Duan, G., Long, J., Zhang, J., ... & Guan, W. (2020). Identifying influential nodes in complex networks based on global and local structure, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 541, 123262. https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123262

Sulaiman, M. H., Mustaffa, Z., Mohamed, M. R., & Aliman, O. (2015). Using the gray wolf optimizer for solving optimal reactive power dispatch problem. *Applied Soft Computing*, 32, 286-292. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.03.041

Sun, J., & Li, H. (2008). Data mining method for listed companies' financial distress prediction. *Knowledge Based Systems*, 21(1), 1–5. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2006.11.003

Taieb, S. B., & Hyndman, R. J. (2014). A gradient boosting approach to the Kaggle load forecasting competition. *International Journal of Forecasting*, 30(2), 382–394. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.07.005

Tajmazinani, M., Fallahpour, S., & Bajalan, S. (2015). The Use of Feature Selection Method (HARC) in predicting financial distress in Tehran Stock Exchange. *Financial Management Strategy*, 3(9), 77-106. https://doi.org/10.22051/jfm.2015.2169 [In Persian].

Yang, B., Li, L. X., Xie, Q., & Xu, J. (2001). Development of a KBS for managing bank loan risk. *Knowledge Based Systems*, 14(5-6), 299–302. https://doi.org/10.1016/S0950-7051(01)00109-5

Zhang, Y., & Haghani, A. (2015). A gradient boosting method to improve travel time prediction. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 308–324. https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.02.019

Zheng, Z., Zha, H., Zhang, T., Chapelle, O., Chen, K., & Sun, G. (2008). A general boosting method and its application to learning ranking functions for web search. *Advances in neural Information Processing Systems*, 20,1697–1704.
Zhou, Y., Bao, L., & Chen, C. P. (2014). A new 1D chaotic system for image encryption. *Signal Processing*, 97, 172–182. https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.10.034

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی