



University of
Sistan and Baluchestan



Iran Association of Science Parks
and Innovation Organizations

Designing a model for predicting financial distress in Iran's business ecosystem using deep learning network

Ardalan Hamidi^{1✉} | Samad Ayazi² | Arash Naderian³ | Hossein Abbasian³

1. Ph.D. Candidate in Accounting, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran. (Corresponding Author). Email: ardalan.hamidi2020@gmail.com
2. Assistant Professor of Accounting, Department of Accounting and Management, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran. Email: samad.ayazi@gmail.com
3. Assistant Professor of Accounting, Department of Accounting and Management, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran. Email: a.naderian2020@gmail.com
4. Assistant Professor of Mathematics, Aliabad Katoul Branch, Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran. h.abbasian2020@gmail.com

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received: 6 October 2023

Received in revised form:

10 November 2023

Accepted: 18 December 2023

Published online:

21 December 2023

Keywords:

Financial distress,
forecasting,
deep learning,
stock exchange

ABSTRACT

Predicting the financial distress of companies is very important; Because the failure of the company brings many direct and indirect costs to the beneficiaries. Therefore, the use of financial data to predict the financial helplessness of companies has always been of interest to creditors, shareholders and financial analysts. Timely and correct assessment and prediction can help decision makers in finding the optimal solution and preventing financial helplessness. Until now, various models have been used to predict financial helplessness. The patterns used in this field are very useful in the decisions of financial market actors. It has always been tried to improve the accuracy of prediction and evaluation of these patterns by using more advanced methods. The statistical population of this research includes all companies admitted to the Tehran Stock Exchange. The statistical sample includes 54 financially helpless companies and 54 healthy companies between the years 1990 and 1400, and in order to categorize the companies into the two mentioned groups, the default of Article 141 of the Commercial Law was used. The results show that the designed model has the ability to predict the occurrence of a financial crisis in companies admitted to the stock exchange up to two years before its occurrence. Also, the obtained results confirm the improvement of the prediction of helpless companies by entering the efficiency score into the models, but this improvement is not very significant.

Cite this article: Hamidi, A., Ayazi, S., Naderian, A. & Abbasian, H. (2023). Designing a model for predicting financial distress in Iran's business ecosystem using deep learning network. *Journal of Innovation Ecosystem*, 3 (3), 87-109. <http://doi.org/10.22111/INNOECO.2024.46871.1078>



© The Author(s).

Publisher: University of Sistan and Baluchestan

DOI: <http://doi.org/10.22111/INNOECO.2024.46871.1078>

ارائه مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی در زیست‌بوم کسب و کار ایران با استفاده از شبکه یادگیری عمیق

اردلان حمیدی^۱ | صمد ایازی^۲ | آرش نادریان^۳ | حسین عباسیان^۴

۱. دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علی‌آباد کتول، علی‌آباد کتول، ایران. (نویسنده مسئول). رایانامه: ardalan.hamidi2020@gmail.com

۲. استادیار گروه حسابداری، واحد علی‌آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کتول، ایران. رایانامه: samad.ayazi@gmail.com

۳. استادیار گروه حسابداری، واحد علی‌آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کتول، ایران. رایانامه: a.naderian2020@gmail.com

۴. استادیار گروه ریاضی، واحد علی‌آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کتول، ایران. رایانامه: h.abbasian2020@gmail.com

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۷/۱۴</p> <p>تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۸/۱۹</p> <p>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۹/۲۷</p> <p>تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۹/۳۰</p> <p>واژه‌های کلیدی: درماندگی مالی، پیش‌بینی، یادگیری عمیق، بورس اوراق بهادار</p>	<p>پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بسیار حایز اهمیت است؛ زیرا شکست شرکت هزینه‌های مستقیم و غیر مستقیم بسیاری را برای ذی‌نفعان به همراه دارد. از این رو استفاده از داده‌های مالی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها همیشه مورد توجه اعتباردهندگان، سهام‌داران و تحلیل‌گران مالی بوده است. ارزیابی و پیش‌بینی به موقع و صحیح می‌تواند تصمیم‌گیرندگان را در یافتن راه‌حل بهینه و پیش‌گیری از درماندگی مالی یاری کند. تاکنون از الگوهای گوناگونی برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شده است. الگوهای به کار گرفته شده در این زمینه کاربرد بسیار زیادی در تصمیم‌های فعالان بازار مالی دارد. همواره سعی شده است تا دقت پیش‌بینی و ارزیابی این الگوها با استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر بهبود پیدا کند. جامعه آماری این پژوهش شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. نمونه آماری شامل ۵۴ شرکت درمانده مالی و ۵۴ شرکت سالم طی سال‌های ۹۰ تا ۱۴۰۰ می‌باشد که به منظور دسته‌بندی شرکت‌ها به دو گروه مذکور، از پیش فرض ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که الگوی طراحی شده قابلیت پیش‌بینی وقوع بحران مالی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار را تا دو سال قبل از وقوع آن دارد. همچنین نتایج به دست آمده بهبود پیش‌بینی شرکت‌های درمانده را با ورود امتیاز کارایی به مدل‌ها تأیید می‌کند، اما این بهبود چندان چشم‌گیری نیست.</p>

استناد: حمیدی، اردلان؛ ایازی، صمد؛ نادریان، آرش؛ و عباسیان، حسین. (۱۴۰۲). ارائه مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی در زیست‌بوم کسب و کار ایران با استفاده از شبکه یادگیری عمیق. *زیست‌بوم نوآوری*، ۳ (۳)، ۸۷-۱۰۹.

<http://doi.org/10.22111/INNOECO.2024.46871.1078>



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان

مقدمه

در ادبیات مالی تعاریف مختلفی از درماندگی مالی ارائه شده است. در یکی از مطالعات آکادمیک روی پریشانی مالی، آن را به عنوان کاهش قدرت سودآوری شرکت تعریف کرده اند که احتمال عدم توانایی باز پرداخت بهره و اصل بدهی را افزایش می‌دهد. لی و یو^۱ (۲۰۲۰) درماندگی مالی را وضعیتی در نظر می‌گیرد که در آن جریانهای نقدی شرکت از مجموع هزینه‌های بهره مربوط به بدهی‌های بلند مدت کمتر است. در حوزه مالی، یک شرکت زمانی درمانده مالی تلقی می‌شود که در ایفای تعهدات به اعتباردهندگان، دچار مشکل شود. بدهی‌های یک شرکت ممکن است برای تامین مالی عملیات آن استفاده شود، اما با این کار بیشتر در معرض خطر تجربه درماندگی مالی قرار می‌گیرد (کردستانی و همکاران، ۱۳۹۳). در واقع درماندگی مالی وضعیتی است که شرکت‌ها برای برآوردن تعهدهای مالی، جریان نقد کافی در اختیار ندارند. ورشکستگی در اصطلاحات تجارت به معنای شرایطی است که بدهی بنگاه بیش از دارایی آن باشد و از پرداخت دیون خود ناتوان شود. قانون‌گذار در ماده ۴۱۲ قانون تجارت در تعریف ورشکستگی می‌گوید که ورشکستگی در نتیجه توقف از تادیه وجوهی که بر عهده تاجر است، حاصل می‌شود. یعنی به محض اینکه تاجر یا شرکت تجاری قادر به پرداخت دیون خود نبود، ورشکسته می‌شود. البته ممکن است تاجر اموالی بیش از دیون خود داشته باشد ولی فعلاً نتواند دیون خود را بپردازد (قانون تجارت جمهوری اسلامی ایران، ماده ۴۱۲). ممکن است آشفتگی مالی شرکتها موقتی باشد اما در صورتیکه وضعیت مالی شرکت بهبود نیابد ممکن است به ورشکستگی شرکت منجر شود. آشفتگی مالی هم برای اعتباردهندگان و هم برای سهامداران هزینه‌بر است، زیرا زمانی که شرکت دچار آشفتگی مالی شود به صورت بالقوه این ریسک وجود دارد که تمام سرمایه سهامداران از بین برود. با وجود اینکه در زمان ورشکستگی شرکتها، پس از پرداخت بدهیها به اعتباردهندگان، سهامداران می‌توانند سهم خود از شرکت را دریافت کنند (ژو و همکاران، ۲۰۱۸). تداوم فعالیت و درماندگی مالی شرکتها، دو روی یک سکه اند و سهامداران، قیمت سهام را تحت تاثیر این دو احتمال برآورد می‌کنند، به طوری که اگر شرکت در معرض ورشکستگی باشد قیمت سهام آن با کاهش مواجه می‌شود و اگر های تداوم فعالیت آن دیده شود، قیمت سهام آن افزایش می‌یابد (مرادزاده فرد و همکاران، ۱۳۹۱). درماندگی مالی شرکتها، منجر به هدر رفتن منابع و عدم بهره‌گیری از فرصت‌های سرمایه‌گذاری می‌شود. زمانی که شرکتی دچار درماندگی مالی می‌شود، انتظار می‌رود با یکی از این دو تضاد احتمالی مواجه شود، کمبود وجه نقد در بخش دارایی‌های ترازنامه و یا تورم بدهی‌ها در سمت چپ ترازنامه. بیشتر شرکت‌های ایرانی به علت موقعیت تورمی که موجود است، ترجیح می‌دهند تا وجه نقد خود را به دارایی‌های دیگر تبدیل کنند هرچند این پدیده، سپر مقاومت در برابر تورم تلقی می‌شود، لیکن اثر ثانویه آن این است که شرکت‌ها در سررسید بدهی‌ها درمانده شده و به اعتبار سازمان لطمه وارد می‌شود، بنابراین وجه نقد از منابع مهم و حیاتی هر واحد اقتصادی است. تجربه نشان داده است که اغلب شرکت‌هایی که با درماندگی مالی و ورشکستگی مواجه شده اند همواره از سوء مدیریت سرمایه در گردش و نیز مهمتر از آن ضعف در کنترل وجه نقد رنج می‌برده اند (احدی سرکانی و همکاران، ۱۳۹۲). وجه نقد کافی می‌تواند مشکل سرمایه‌گذاری ناکافی را تسکین داده و احتمال تحمل هزینه‌های درماندگی مالی را هنگامی که شرکت‌ها نمی‌توانند وجوه نقد کافی برای ایفای تعهدات بدهی خود

¹ Lee and Yoo

² Zhou et al.

فراهم آورند را کاهش دهد. در الگوریتم یادگیری عمیق، جایی که به یک شبکه داده‌های خام داده شود، وظیفه طبقه‌بندی داده‌ها را نیز به صورت خودکار یاد می‌گیرد و انجام می‌دهد. تفاوت دیگر، در زمینه مقیاس الگوریتم یادگیری عمیق با داده‌ها است. یادگیری ماشینی همگرا است. این نوع یادگیری به روش‌هایی اشاره می‌کند که هنگام افزودن اطلاعات، سطح معینی از عملکرد را به وجود می‌آورد. یکی از ویژگی‌های مثبت الگوریتم یادگیری عمیق این است که با افزایش اندازه، داده‌ها به پیشرفت خود ادامه می‌دهند. در یادگیری ماشینی، شما برای مرتب کردن تصاویر، نوعی طبقه‌بندی را به همراه ویژگی‌های آن به صورت دستی انتخاب می‌کنید. اما در سیستم یادگیری عمیق، مراحل مدل‌سازی و همچنین استخراج ویژگی‌ها به شکل خودکار انجام می‌شود.

مبانی نظری و پیشینه

به موازات کاربرد انواع روش‌های مختلف برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی، پژوهش‌گران حوزه یادگیری ماشینی نیز با استفاده از الگوریتم‌های متنوع موجود در این بخش سعی در پیش‌بینی قیمت داشته‌اند. یادگیری ماشینی به مفهوم مطالعه الگوریتم‌های کامپیوتری است که براساس تجربه می‌آموزد و پیشرفت می‌کند (میشل^۱، ۱۹۹۷). این دانش زمینه پژوهشی به نسبت جدیدی از هوش مصنوعی است که در گستره وسیعی از علوم مختلف اعم از کنترل ربات، تشخیص چهره و گفتار، شناسایی متن، پردازش داده‌های اینترنتی، داده‌کاوی و پیش‌بینی سری‌های زمانی کاربرد فراوان دارد. پژوهش‌گران مالی نیز از روش‌های متعددی در حوزه یادگیری ماشینی نظیر محاسبات تکاملی^۱ (ECs)، الگوسازی عامل بنیان و شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی داده‌های سری زمانی استفاده کرده‌اند (سزار و همکاران، ۲۰۲۰).

یادگیری عمیق، گونه‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که شامل چندین لایه پردازش اطلاعات است که به الگوریتم توانایی بیشتری را با داده‌ها می‌دهد. مهم‌ترین مزیت الگوریتم‌های یادگیری عمیق نسبت به روش سنتی شبکه عصبی، استخراج خودکار ویژگی‌های مناسب از ورودی‌های خام است که از آن برای روند یادگیری الگو استفاده می‌شود. مطالعات انجام‌شده در حوزه پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی که در آنها از الگوریتم‌های یادگیری عمیق استفاده شده است، براساس نوع خروجی موردانتظار اغلب به دو دسته اصلی تقسیم می‌شود که یکی پژوهش‌هایی است که با هدف پیش‌بینی قیمت سهام (چانگ و همکاران، ۲۰۱۷؛ چن و همکاران، ۲۰۱۵؛ دزسی و نیستور، ۲۰۱۶)^۲ و دیگری با هدف پیش‌بینی روند قیمت (صعودی، نزولی یا خنثی) انجام شده است (داس و همکاران، ۲۰۱۸، ژوو و همکاران، ۲۰۱۹)^۳.

در پژوهش‌های مرتبط با هدف پیش‌بینی قیمت سهام، از روش‌های متنوعی در حوزه یادگیری عمیق استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به الگوریتم شبکه عصبی مکرر یا بازگشتی (لی و یو، ۲۰۲۰)، حافظه کوتاه‌مدت ماندگار (LSTM) و شبکه عصبی پیچشی (CNN) اشاره کرد که در این میان پژوهش‌گران به الگوریتم‌های LSTM و CNN به دلیل دارا بودن برخی ویژگی‌ها بیشتر از بقیه روش‌ها توجه کرده‌اند؛ برای مثال، گائو^۴ و همکاران (۲۰۲۰) مقایسه

¹ Mitchell

² Chong and et al., 2017; Chen and et al., 2015; Dezsi & Nistor, 2016

³ Das and et al., 2018; Zhou and et al., 2019

⁴ Gao

قدرت انواع الگوریتم‌های LSTM، MLP و CNN را در خصوص پیش‌بینی شاخص‌های S&P500 و Nikkei225 در افق زمانی یک‌روزه بررسی کرده‌اند؛ آنها از متغیرهای ورودی شاخص‌های تکنیکال، داده‌های قیمتی و شاخص‌های کلان اقتصادی برای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. در نهایت با استفاده از خطای RMSE بهترین عملکرد به ترتیب الگوریتم‌های LSTM، CNN و MLP بوده است. در جدول (۱) برخی از پژوهش‌های انجام‌شده با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق آورده شده است.

جدول (۱): پیشینه تجربی تحقیق

محققین	جامعه آماری	دوره زمانی مورد بررسی	داده‌های مورد استفاده	قالب زمانی	افق زمانی پیش‌بینی	الگوریتم مورد استفاده
ژو و همکاران (۲۰۱۸)	۴۲ شرکت در SSE	۲۰۱۶	داده‌های قیمتی، شاخص‌های تکنیکال	۲۴۲ دقیقه	یک دقیقه	CNN LSTM,
هیران‌شاو همکاران (۲۰۱۸)	۵ شرکت در NSE	۱۹۹۷-۲۰۱۶	داده‌های قیمتی، گردش مالی، تعداد دفعات معاملات	۲۰۰ روز	یک الی ده روز	LSTM, RNN, CNN, MLP
لی و یو (۲۰۲۰)	۱۰ شرکت در S&P500	۱۹۹۷-۲۰۱۶	داده‌های قیمتی	۳۶ دقیقه	یک دقیقه	RNN, LSTM, GRU
حسین زاده و هراتی‌زاده (۲۰۱۹)	۵ شاخص بازار سهام آمریکا	۲۰۱۰-۲۰۱۷	داده‌های قیمتی، شاخص‌های تکنیکال، قیمت طلا و نفت	-	یک روز	CNN
لیو و همکاران (۲۰۱۷)	بازار سهام چین	۲۰۰۷-۲۰۱۷	داده‌های قیمتی	۳۰ روز	یک الی پنج روز	CNN, LSTM
خاره و همکاران (۲۰۱۷)	۱۰ شرکت در NYSE	۲۰۱۷	داده‌های قیمتی، شاخص‌های تکنیکال	بسیست دقیقه	یک دقیقه	LSTM, MLP
گوندوز و همکاران (۲۰۱۷)	۱۰۰ شرکت در بازار سهام استانبول	۲۰۱۱-۲۰۱۵	داده‌های قیمتی، شاخص‌های تکنیکال	۱۰ روز	یک روز	CNN

در بخش داخلی، مطالعات انگشت‌شماری در حوزه کاربرد معماری‌های مختلف یادگیری عمیق در مباحث مالی انجام شده است. از جمله پژوهش شوشتریان و همکاران (۱۳۹۷) که سعی در پیش‌بینی قیمت فلزات گران‌بها با استفاده از دو روش LSTM و RNN داشتند؛ نتایج پژوهش حاکی از برتری روش RNN است. علاوه بر این، دامی و خدابخش (۱۳۹۷) با استفاده از بازنمایی‌های عددی و متنی با روش LSTM اثرات زمانی وقایع گذشته را بر قیمت‌های موجود بررسی کرده‌اند.

روش شبکه عصبی پیچشی (CNN) یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) پیش‌خور محسوب می‌شود که ورودی‌های آن به صورت ماتریس دوبعدی است و برخلاف یک شبکه عصبی دارای اتصال کامل مانند MLP، موقعیت داده‌ها در

بردار ورودی (یا ماتریس) حائز اهمیت است (سزار و اوزبای اوغلو^۱، ۲۰۱۸). به دلیل ویژگی تحلیل ماتریسی شبکه کاتولوشنی یا پیچشی، این روش کاربرد وسیعی در حوزه‌های گوناگون اعم از تشخیص تصویر، فیلم، پردازش زبان طبیعی و سیستم‌های خبره دارد. یکی از زمینه‌هایی که به تازگی مورد توجه پژوهش‌گران قرار گرفته است، تحلیل سری‌های زمانی مانند قیمت سهام با استفاده از این روش نوین است. در معماری CNN از لایه‌های مختلفی استفاده می‌شود که به ترتیب عبارت است از: پیچشی، ادغام، حذف تصادفی و تمام متصل: در رابطه با عملکرد CNN به طور خلاصه می‌توان گفت در سطح اول، لایه پیچشی قرار دارد که ورودی آن یک آرایه از اعداد است؛ در این لایه با استفاده از فیلترهای متنوع ویژگی‌های جدیدی از ماتریس استخراج می‌شود. شایان ذکر است فیلترها نیز خود آرایه‌ای از وزن‌ها هستند که در حین مراحل آموزش به روز می‌شوند و به دنبال آن عملیات ادغام انجام می‌شود که در آن وظیفه کاهش ابعاد و تعداد پارامترهای شبکه را انجام می‌شود. (سزار و همکاران، ۲۰۲۰). شبکه‌های عصبی عمیق اغلب در معرض بیش‌برازش هستند؛ چون تعداد لایه‌های اضافه شده این امکان را ایجاد می‌کند که وابستگی‌های نایاب در داده‌های آموزشی حساب شود. با استفاده از روش حذف تصادفی می‌توان به از بین بردن بیش‌برازش کمک کرد؛ در این شیوه درصد مشخصی از واحدها به صورت تصادفی از لایه‌های مخفی حذف می‌شود. این کار به از بین بردن وابستگی‌های نادر در داده‌های آموزشی کمک می‌کند (پورذاکر اربابانی و ابراهیم‌پور، ۲۰۱۹).

روش تحقیق

از نظر هدف، این پژوهش از نوع تحقیقات کاربردی است، از آن جهت که نتایج آن توسط حساب‌رسان جهت بررسی تداوم فعالیت، سرمایه‌گذاران جهت تصمیم‌گیری در خصوص سرمایه‌گذاری، اعتباردهندگان جهت اعطای اعتبار به بنگاه‌های اقتصادی، و سایر افراد قابل استفاده است. از نظر روش و ماهیت نیز از نوع تحقیقات همبستگی می‌باشد. در تحقیق همبستگی هدف اصلی آن است که مشخص شود آیا رابطه‌ای بین دو یا چند متغیر وجود دارد و اگر این رابطه وجود دارد اندازه و حد آن چقدر است؟ هدف از مطالعه همبستگی می‌تواند برقراری یک رابطه یا نبود آن و به کار گیر در انجام پیش‌بینی‌ها باشد. این پژوهش در مرحله اول (دلفی)، دارای دو جامعه آماری است: جامعه اول مرتبط با خبرگان و متخصصین بودند. این جامعه به دو گروه تقسیم می‌شوند. گروه اول خبرگان دانشگاهی در زمینه بازار سرمایه می‌باشند. منظور از خبرگان دانشگاهی، اساتید دانشگاه و هم‌چنین دانشجویان مقطع دکتری هستند که بر موضوع مورد نظر تسلط داشته و از نظر پژوهشی مطالعات مشابه داشته‌اند. گروه دوم خبرگان و فعالان بازار سرمایه بودند. افرادی که دارای سابقه کاری، تحصیلات دانشگاهی و پست مدیریتی در شرکت‌ها و یا سازمان‌های مرتبط با این شرکت‌ها داشتند بودند. برای دستیابی به این امر پرسشنامه دلفی فازی بین این گروه‌ها توزیع شد. برای انتخاب نمونه از روش نمونه‌گیری قضاوتی هدف‌دار استفاده شد. از این رو در گام دلفی فازی ۱۰ خبره دانشگاهی و صنعتی همکاری داشتند. در جدول زیر مشخصات افراد ارائه شده است.

^۱. Sezer & Ozbayoglu

جدول (۲): افراد مورد استفاده در فرآیند تحقیق

ردیف	نام و نام خانوادگی	تحصیلات	سمت	بخش دلفی
۱	دکتر شهاب‌الدین شمس	دکترای مدیریت مالی	مدیر عامل تأمین سرمایه مسکن	بله
۲	دکتر محمود رضایی	دکترای مدیریت بازرگانی	مشاور شرکت‌های بورسی	بله
۳	دکتر علی موحد	دکتری مدیریت بازرگانی	مدیر مالی شرکت بورسی	بله
۴	دکتر حبیب سامانی	دکتری اقتصاد	هیئت علمی دانشگاه مشاور شرکت بورسی	بله
۵	دکتر صادق جوکار	دکترای مدیریت	مدیر فروش در شرکت بورسی	بله
۶	خانم مهسا الوندان	دانشجوی دکتری مدیریت بازرگانی	مدیر مالی شرکت بورسی	بله
۷	آقای علی شاه‌حسینی	دانشجوی دکتری مدیریت	مدیر بازاریابی و فروش بورسی	بله
۸	آقای ابوالفضل برزگر	کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی	مدیر شرکت بورسی	بله
۹	آقای رضا جاودان	کارشناسی ارشد مدیریت اجرایی	مدیر شرکت بورسی	بله
۱۰	آقای خیرالله کردی	کارشناسی ارشد بازرگانی	مدیر شرکت بورسی	بله

در جدول زیر اطلاعات جمعیت شناختی خبرگان این تحقیق نمایش داده شده است.

جدول (۳): ویژگی‌های جمعیت شناختی

متغیر	صفات	فراوانی
سن	زیر ۳۵	۳
	بین ۳۶ تا ۴۵ سال	۴
	بین ۴۶ تا ۵۵ سال	۲
	۵۶ سال و بالاتر	۱
تحصیلات	کارشناسی ارشد	۳
	دانشجوی دکتری	۳
	دکتری	۴
سابقه حضور در صنعت	۱ تا ۵ سال	۲
	۶ تا ۱۰ سال	۵
	۱۱ تا ۱۵ سال	۳

در مرحله دوم، یعنی آزمون مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی، جامعه‌ی آماری کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. در این پژوهش برای برآزش الگوهای پیش‌بینی درماندگی مالی نیاز به اطلاعات

دو گروه شرکت های دارای بحران مالی و شرکت های فاقد بحران مالی وجود داشت. برای انتخاب نمونه ی مورد نظر ابتدا شرایط زیر لحاظ شده است:

- ۱- شرکت‌ها تولیدی باشند.
- ۲- قبل از سال ۹۱ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده باشند.
- ۳- سال مالی آنها به ۱۲/۲۹ ختم شود.
- ۴- در مورد گروه شرکت های ناسالم: حداقل یک بار در دوره ی مورد بررسی مشمول ماده ۱۴۱ شده باشند.
- ۵- اطلاعات آنها در دسترس باشد.
- ۶- جزو شرکتهای سرمایه گذاری (هلدینگ) نباشد.

با رعایت شرایط فوق، نمونه گیری به صورت هدفمند و سیستماتیک شامل ۵۴ شرکت دارای بحران مالی و ۵۴ شرکت دارای عدم درماندگی مالی (در مجموع ۱۰۸ شرکت) گردیده است.

به منظور دسته بندی شرکت ها به دو گروه درمانده مالی و عدم درماندگی مالی از پیش فرض ماده ۱۴۱ قانون تجارت به عنوان ملاک طبقه بندی استفاده گردیده است. اگرچه در تحقیقات مرتبط قبلی در ایران مشمول ماده ۱۴۱ بودن به عنوان معیار ورشکستگی در نظر گرفته شده بود، اما با توجه به اینکه شرکت های مشمول این ماده لزوماً اعلام انحلال و ورشکستگی نمی کنند، در این تحقیق به چنین شرکت های درمانده مالی اطلاق می شود. مراحل اصلی اجرای این تحقیق به شرح زیر است.

برای انتخاب شرکت های درمانده، از بین شرکت‌های تولیدی، کلیه‌ی شرکت هایی که در فاصله ی زمانی سال ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۸ حداقل برای یک بار مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده اند (ملاک وقوع درماندگی مالی در این تحقیق) انتخاب گردیدند که تعداد آنها ۵۲ شرکت بود. سال وقوع درماندگی به عنوان سال مبنا (t) در نظر گرفته شده. پس از تعیین ۵۲ شرکت درمانده، برای هر یک از این شرکتهای، یک شرکت به عنوان زوج سالم انتخاب شد. برای انتخاب زوج سالم هر شرکت درمانده سه شرط در نظر گرفته شد: اول اینکه تولیدی باشد. دوم اینکه اطلاعات مالی آن در دوره مورد بررسی نمونه درمانده مربوط موجود باشد و سوم اینکه از نظر اندازه با نمونه درمانده مربوط (در سال وقوع درماندگی مالی) تطابق داشته باشد. ملاک و معیار نشان دهنده اندازه شرکت ها نیز جمع کل دارایی ها در نظر گرفته شد. با توجه به مقدور نبودن انتخاب شرکت های سالم و درمانده با جمع کل دارایی های تقریباً برابر از صنایع مشابه، تطابق شرکت های درمانده و سالم از نظر نوع صنعت صورت نگرفته است. به این ترتیب ۵۲ زوج سالم انتخاب گردید.

تجزیه و تحلیل نتایج مقایسه مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی

تحقیق را می توان تجزیه و تحلیل مشاهدات ثبت شده از یک، فرآیند سیستماتیک و کنترل شده که به پروراندن قوانین کلی، اصول، نظریه‌ها و همچنین به پیش‌بینی یا احتمالاً کنترل نهایی رویدادها منتج شود تعبیر کرد. تعیین تکنیک آماری مورد استفاده تا حد زیادی به اهداف تحقیق، مقیاس و سطوح سنجش مشاهدات، طبیعت داده‌ها و حجم نمونه مرتبط دانست. تحلیل آماری فرضیات پژوهشی هدف تهیه و تنظیم این قسمت می باشد. مطالب ارائه شده در این قسمت به تفکیک فرضیات پژوهشی ارائه می گردد و در هر یک استفاده از تکنیک رگرسیون لجستیک در دستور کار قرار می گیرد. در این بررسی متغیر پاسخ وضعیت شرکت (درمانده مالی، غیر درمانده مالی) یک متغیر

دو حالتی می‌باشد. به همین دلیل مدل رگرسیون لجستیک مبنای عمل قرار داده شده است. در این تحقیق مسئله مورد بحث، مقایسه موفقیت مدل‌های (۱) تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها، (۲) اسپرین گیت، (۳) آلتمن، (۴) اهلسون، (۵) زیمسکی (۶) شیراتا، (۷) اسپرین گیت با امتیاز کارایی، (۸) آلتمن با امتیاز کارایی، (۹) اهلسون با امتیاز کارایی، (۱۰) زیمسکی با امتیاز کارایی و (۱۱) شیراتا با امتیاز کارایی از نظر دقت برازش می‌باشد، با توجه به اینکه هر یک از مدل‌های مذکور در قالب یک مدل رگرسیون طرح شده اند لذا از نقطه نظر عملیاتی (آماری) این بررسی بدین گونه صورت می‌پذیرد که کدام مدل رگرسیون برازش داده شده توانا تر می‌باشد (مدل رگرسیون توانا تر دارای قابلیت تخمین، پیش بینی و برآورد دقیق تر می‌باشد) تشخیص مدل رگرسیون توانا بر اساس معیارهای نیکویی برازش (لگاریتم درست‌نمایی) و درصد پیش بینی صحیح مدل رگرسیون لجستیک در خصوص ورشکستگی در شرکت‌های مورد بررسی صورت می‌پذیرد. بدیهی است که مدل رگرسیون لجستیک نهایتاً منجر به ارائه دو پیش بینی می‌گردد ۱- درماندگی مالی ۲- عدم درماندگی. حال وضعیتی را فرض نمائید که ما مفروضات مدل‌های اهلسون یا زیمسکی و اسپرینگت (مقادیر متغیرهای مورد نیاز هر یک از این مدلها را در خصوص هر شرکت) را در هر یک از مدل‌های رگرسیون محاسبه شده قرار دهیم به خاطر داشته باشید که با وضعیت شرکت‌های مورد بحث (ورشکستگی یا عدم ورشکستگی) اطلاع داریم بنا براین ما دارای یک برآورد مدل از وضعیت شرکت هستیم در حالیکه از وضعیت حقیقی آن شرکت اطلاع داریم بنابراین مجموعه حالات مورد انتظار عبارتند از:

جدول شماره (۴): مجموعه حالات مورد انتظار بررسی الگوهای درماندگی مالی

درصد تشخیص صحیح	وضعیت حقیقی		وضعیت واقعی	
	عدم درماندگی مالی	درمانده مالی		
	حالت دوم	حالت اول	درمانده مالی	
	حالت سوم	حالت چهارم	عدم درماندگی مالی	

در حقیقت مدل توانا تر مدلی است که در حالت اول و سوم دارای درصد فراوانی بزرگتر باشد به عبارت ساده تر در ستون مقادیر درصد تشخیص صحیح موفقتر عمل نماید. در این قسمت تحلیل استنباطی فرضیات تحقیق ارائه می‌گردد موضوعات ارائه شده در این قسمت به تفکیک فرضیات و به صورت زیر ارائه می‌گردد:

جدول شماره (۵): معرفی کدینگ متغیر وابسته

جدول معرفی کدینگ متغیر وابسته		
<i>Internal Value</i>	<i>Original Value</i>	
0	درمانده مالی	<i>t-1</i>
1	عدم درماندگی مالی	
0	درمانده مالی	<i>t-2</i>
1	عدم درماندگی مالی	

پیش‌بینی درماندگی مالی با الگوی DEA

در این بخش این ادعا مورد آزمون قرار خواهد گرفت که: آیا وقوع درماندگی مالی شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را میتوان با الگوی مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها پیش‌بینی نمود؟

تعیین نقطه انقطاع در مدل تحلیل پوششی داده‌ها

در این قسمت به منظور بررسی تاثیر متغیر کارایی در پیش‌بینی ورشکستگی ابتدا به مقایسه میانگین کارایی شرکت‌های درمانده مالی و عدم درماندگی مالی پرداخته می‌شود و سپس نقطه انقطاع متغیر کارایی جهت تشخیص ورشکستگی معرفی می‌شود.

الف - بررسی مقایسه ای میانگین شاخص کارایی در میان شرکت‌های درمانده مالی و عدم درماندگی مالی
در جدول زیر آماره‌های توصیفی در خصوص متغیر کارایی به تفکیک شرکت‌های درمانده مالی و عدم درماندگی مالی ارائه شده است :

جدول شماره (۶): آماره‌های توصیفی در خصوص متغیر کارایی

Std. Error Mean	Std. Deviation	Mean	N		
۰/۰۲۸	۰/۲۹	۰/۴۶۸	۱۰۴	عدم درماندگی مالی	X5
۰/۰۲۹	۰/۳۰۵	۰/۲۸	۱۰۴	درمانده مالی	

در جدول Independent Samples Test آماره آزمون t برای مقایسه امتیازات هر یک از مولفه‌های مورد بررسی در میان دو گروه مورد بررسی، ارائه شده است همچنین فرض همسانی واریانس‌ها (پراکنش مشاهدات حول معیار گرایش به مرکز) مورد بحث قرار گرفته است.

جدول شماره (۷): بررسی مقایسه ای میانگین شاخص کارایی در دو گروه شرکت‌های سالم و درمانده

t-test for Equality of Means						Test for Equality			
95% Confidence		Std. Error	Mean	Sig.	Df	T	Sig.	F	
Upper	Lower								
۰/۲۶	۰/۱	۰/۰۴	۰/۱۸	۰/۰	۲۰۶	۴/۴۲	۰/۹۲	۰/۰۱	X5
۰/۲۶	۰/۱	۰/۴۱	۰/۱۸	۰/۰	۲۰۵	۴/۴۲			
									همسانی واریانس
									ناهمسانی واریانس

فرض آماری آزمون عبارت است از :

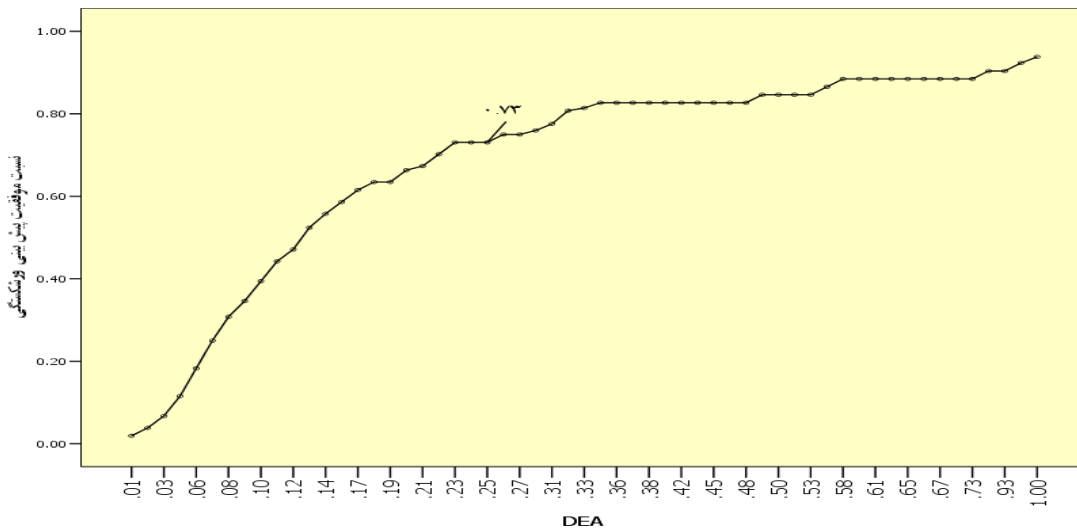
$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mu_1 = \mu_2 \\ H_1: \mu_1 \neq \mu_2 \end{array} \right.$$

- رد فرض H_0 در سطح معنادار 0.05. نشانگر آنست که میان میانگین امتیازات محاسبه شده در خصوص شاخص کارایی در شرکت‌های عدم درماندگی مالی به طور معنادار بزرگتر می‌باشد.

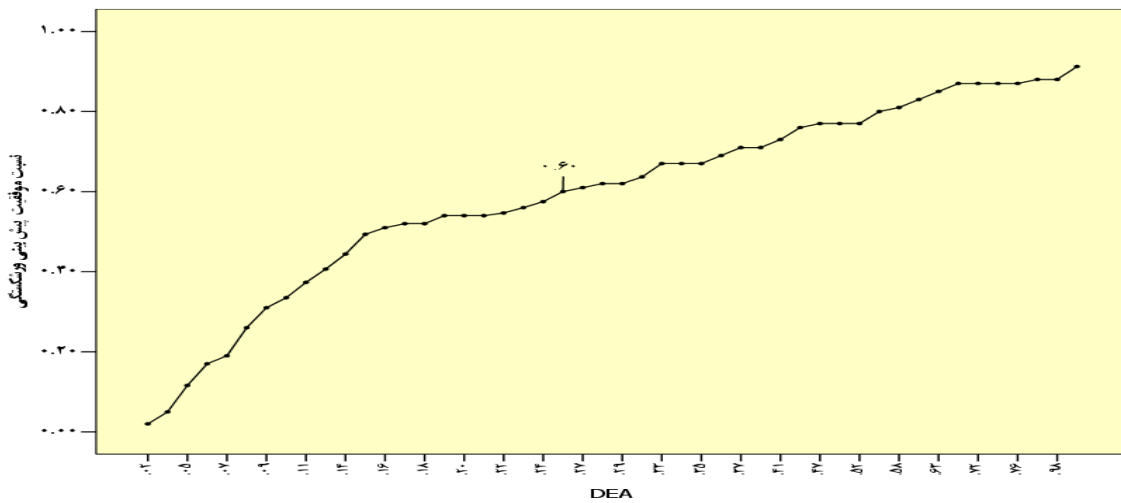
ب- معرفی نقطه انقطاع متغیر کارایی:

طبق بررسی‌های تجربی انجام شده در خصوص ۱۰۴ شرکت مورد بررسی طی دو سال (بررسی ۲۰۸ حالت متغیر کارایی و وضعیت شرکت) نقطه انقطاع زیر جهت این بررسی مناسب ارزیابی گردید:
 نقطه انقطاع ۰.۲۵. به عنوان نقطه انقطاع شاخص کارایی مشخص گردید بر این مبنا:
 "احتمال ورشکستگی شرکتی که دارای شاخص کارایی زیر ۰.۲۵ باشد، بالاست"

نمودار(۱): نسبت موفقیت پیش‌بینی ورشکستگی در سال t-1



نمودار(۲): نسبت موفقیت پیش‌بینی ورشکستگی در سال t-2



پیش‌بینی درماندگی مالی با مدل اسپرین گیت

الف- به تفکیک سالهای مورد بررسی

طی جدول شماره (۴-۵) و (۴-۶) آماره های نیکویی مدل مورد نقد و بررسی قرار گرفته است در جدول زیر رد فرض H_0 در خصوص آزمون خی دو (Chi-Square) در سطح معنادار ۰.۰۵ (Sig<.05) نشانگر آنست که در هر دو محدوده زمانی (t-1, t-2):

"متغیر های مستقل در تبیین تغییرات متغیر وابسته موفق عمل نموده اند و به عبارت ساده تر فرض صحیح بودن مدل پذیرفته می شود"

جدول شماره (۸): آزمون معنی دار بودن مدل های رگرسیونی مدل اسپرین گیت

Sig.	df	Chi-square	Step	Step 1	
۰/۰	۴	۹۳/۷۴	Step	Step 1	t-1
۰/۰	۴	۹۳/۷۴	Block		
۰/۰	۴	۹۳/۷۴	Model		
۰/۰	۴	۵۰/۲۸	Step	Step 1	t-2
۰/۰	۴	۵۰/۲۸	Block		
۰/۰	۴	۵۰/۲۸	Model		

در جدول زیر برخی آماره های بررسی درست‌نمایی مدل ارائه شده است. آماره لگاریتم درست‌نمایی، اندازه‌ی نیکویی مدل را برآورد می‌کند. بدین ترتیب که مقادیر کوچک آن دلالت بر موفق بودن مدل و مقادیر بزرگ آن دلالت بر ناموفق بودن مدل دارند. با توجه به مقدار کم این متغیر نیکویی مدل نتیجه می‌شود در بخش‌های آتی این مقدار را با سایر مدل‌های موجود مورد بررسی قرار می‌گیرد. در جدول (۹) آماره Cox & Snell R Square ارائه شده است این آماره در مدل رگرسیون لجستیک، اندازه ای از درصد تغییرات شناسایی شده به‌وسیله مدل را تبیین می‌نماید به عبارت دیگر معین می‌نماید متغیرهای مستقل در تبیین چند درصد از تغییرات متغیر وابسته توانا عمل نموده‌اند:

در سال t-1: میزان ضریب مذکور برابر با ۵۹.۴٪ می‌باشد به عبارت ساده تر یعنی مدل در تبیین ۵۹.۴٪ از موارد در پیش بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی (توانا می‌باشد).

در سال t-2: میزان ضریب مذکور برابر با ۳۸.۳٪ می‌باشد به عبارت ساده‌تر، مدل در تبیین ۳۸.۳٪ از موارد در پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی (توانا می‌باشد).

جدول (۹): نتایج آماره های نیکویی برازش مدل اسپرین گیت

Nagelkerke R Square	Cox & Snell R Square	-2 Log likelihood	TStep	
.792	.594	50.431(a)	1	t-1
.511	.383	93.888(b)	1	t-2

در جدول زیر میزان تطابق مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش بینی شده (درصد پیش بینی صحیح مدل) برای واحدهای مورد مطالعه ارائه شده است.

جدول (۱۰): درصد تطابق مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده مدل اسپرین گیت

درصد پیش‌بینی صحیح	Predicted Y		درمانده مالی	درمانده مالی	Y	Step 1	t-1
	عدم درماندگی	درمانده مالی					
۱۰۰	۲	۵۰	درمانده مالی	درمانده مالی	Y	Step 1	t-1
۷۳	۳۵	۱۷	عدم درماندگی مالی	درمانده مالی	Y	Step 1	t-1
۸۱.۷			درصد کل پیش‌بینی صحیح				
۹۸/۱	۲	۵۰	درمانده مالی	درمانده مالی	Y	Step 1	t-2
۴۰/۴	۱۵	۳۷	عدم درماندگی مالی	درمانده مالی	Y	Step 1	t-2
۶۲.۵			درصد کل پیش‌بینی صحیح				

در سال t-1: مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل در ۸۱.۷٪ با وضعیت واقعی شرکت تطابق دارند به عبارت ساده‌تر مدل رگرسیون لجستیک پیشنهادی در برآورد وضعیت ۸۱.۷٪ از شرکت‌های مورد بررسی (از نظر درماندگی مالی و فعالیت) مناسب عمل نموده است. در سال t-2: مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل در ۶۲.۵٪ با وضعیت واقعی شرکت تطابق دارند به عبارت ساده‌تر مدل رگرسیون لجستیک پیشنهادی در برآورد وضعیت شرکت‌های مورد بررسی (از نظر ورشکستگی و فعالیت) به طور ۶۲.۵٪ مناسب عمل نموده است.

در جدول زیر مدل رگرسیون برازش داده شده مورد نقد و بررسی قرار گرفته است. در ستون B ضرایب رگرسیون و در ستون SE خطای معیار پارامتر برآورد شده است مدل رگرسیون پیشنهادی عبارت است از:

در حالت t-1:

$$Z = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \beta_4x_4 = 9.44x_1 - 7.53x_2 + 15.64x_3 + .64x_4$$

در حالت t-2:

$$Z = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \beta_4x_4 = 2.44x_1 + 11.052x_2 - 2.23x_3 + 1.35x_4$$

جدول (۱۱): نتایج بررسی ضرایب رگرسیونی مدل اسپرین گیت

Exp(B)	Sig.	df	Wald	S.E.	B			
12661.291	.000	1	12.236	2.701	9.446	X1	Step 1(a)	t-1
.001	.484	1	.490	10.760	-7.532	X2		
6240862.708	.061	1	3.503	8.360	15.647	X3		
1.898	.488	1	.482	.923	.641	X4		
.260	.186	1	1.750	1.019	-1.347	Constant		
11.524	.075	1	3.167	1.374	2.444	X1	Step 1(a)	t-2
63535.069	.028	1	4.819	5.038	11.059	X2		
.107	.417	1	.658	2.755	-2.235	X3		
3.724	.076	1	3.153	.740	1.315	X4		
.335	.083	1	3.013	.629	-1.092	Constant		

در جدول فوق با استفاده از آماره آزمون ولد فرض معنادار بودن تاثیر متغیرهای مورد بررسی، مورد مطالعه قرار گرفته است بر اساس نتایج در سال t-1: تاثیر معنادار متغیر x_1 بر متغیر وضعیت شرکت (درمانده مالی - عدم درماندگی مالی) در سطح معنادار ۰.۵ تایید می‌گردد. (sig>.05). همچنین تاثیر معنادار متغیرهای x_2 بر متغیر وضعیت شرکت (درمانده مالی - عدم درماندگی مالی) در سطح معنادار ۰.۵ تایید می‌گردد. (sig>.05).

بررسی تاثیر شدت تاثیر متغیرهای مستقل در سال t-1:

در سال t-1 متغیر x_1 (متغیر نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی) تنها متغیر با تاثیر معنادار در مدل رگرسیون لجستیک می‌باشد که دارای شدت تاثیر قابل ملاحظه (با ضریب رگرسیون برابر با ۹.۴ می‌باشد) در قیاس با سایر متغیرهای مورد بررسی می‌باشد (در مدل رگرسیون بزرگ تر بودن نسبی ضرایب متغیر مستقل به عنوان بزرگ تر بودن شدت تاثیر ارزیابی می‌گردد). متغیر مذکور دارای رابطه معکوس با متغیر وضعیت شرکت (ورشکستگی) می‌باشد.

بررسی تاثیر شدت تاثیر متغیرهای مستقل در سال t-2:

همانگونه که ذکر گردید متغیر x_2 (سود ویژه قبل از بهره و مالیات به کل دارایی) تنها متغیر با تاثیر معنادار (در سطح معنادار ۰.۰۵) در مدل رگرسیون لجستیک با ضریب رگرسیونی برابر با ۱۱.۰۵ می‌باشد. (در مدل رگرسیون بزرگتر بودن نسبی ضرایب متغیر مستقل به عنوان بزرگتر بودن شدت تاثیر ارزیابی می‌گردد) متغیر مذکور دارای رابطه معکوس با متغیر وضعیت شرکت (ورشکستگی) می‌باشد.

جدول (۱۲): درصد تطابق مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده مدل اسپرین گیت طی دو سال مورد بررسی:

Predicted			Y	
درصد پیش بینی صحیح	Y			
	درمانده مالی	عدم درماندگی		
۹۷/۱	۳	۱۰۱	عدم درماندگی مالی	Y
۴۷/۱	۴۹	۵۵	درمانده مالی	
۷۲.۱			درصد کل پیش بینی صحیح	

۴-۱-۳- پیش‌بینی درماندگی مالی با مدل آلتمن

الف - مدل آلتمن به تفکیک سال‌های مورد بررسی

طی دو جدول زیر آماره‌های نیکویی مدل مورد نقد و بررسی قرار گرفته است. در جدول زیر رد فرض H_0 در خصوص آزمون خی دو (Chi-Square) در سطح معنادار ۰.۰۵ (Sig<.05) نشانگر آنست که در هر دو محدوده زمانی (t-1, t-2): "متغیرهای مستقل در تبیین تغییرات متغیر وابسته موفق عمل نموده‌اند و به عبارت ساده‌تر فرض صحیح بودن مدل پذیرفته می‌شود"

جدول شماره (۱۲): آزمون معنی‌دار بودن مدل‌های رگرسیونی مدل آلتمن

Sig.	df	Chi-square		
۰/۰	۶	۱۱۷/۰۴	Step	t-1
۰/۰	۶	۱۱۷/۰۴	Block	
۰/۰	۶	۱۱۷/۰۴	Model	
۰/۰	۶	۱۱۷/۰۴	Step	t-2
۰/۰	۶	۱۱۷/۰۴	Block	
۰/۰	۶	۱۱۷/۰۴	Model	

در جدول زیر برخی آماره‌های بررسی درست‌نمایی مدل ارائه شده است. بر اساس نتایج، در سال t-1: میزان ضریب مذکور برابر با ۶۷٪ می‌باشد به عبارت ساده‌تر یعنی مدل در تبیین ۶۷٪ از موارد در پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی (توانا می‌باشد. ولی در سال t-2: میزان ضریب مذکور برابر با ۵۱٪ می‌باشد به عبارت ساده‌تر یعنی مدل در تبیین ۵۱٪ از موارد در پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی (توانا می‌باشد).

جدول (۱۳): نتایج آماره‌های نیکویی برازش مدل آلتمن

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
t-1	۲۷/۱۳	۰/۶۷	۰/۹
t-2	۶۸/۸۴	۰/۵۱	۰/۶۸

در جدول زیر میزان تطابق مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده (درصد پیش‌بینی صحیح مدل) برای واحدهای مورد مطالعه ارائه شده است.

جدول (۱۴): درصد تطابق مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده مدل آلتمن

Predicted				
درصد پیش‌بینی صحیح	Y			
	درمانده مالی	عدم درماندگی		
۹۶/۲	۲	۵۰	عدم درماندگی مالی	Step 1 t-1
۸۶/۵	۴۵	۷	درمانده مالی	
۹۱/۴			درصد کل پیش‌بینی صحیح	
۹۸/۱	۱	۵۱	عدم درماندگی	Step 1 t-2
۶۱/۵	۳۲	۲۰	درمانده مالی	
۷۹/۸	۵۱		درصد کل پیش‌بینی صحیح	

نتایج نشان می‌دهد که در سال t-1، مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل در ۹۱/۴٪ با وضعیت واقعی شرکت تطابق دارند به عبارت ساده‌تر مدل رگرسیون لجستیک پیشنهادی در برآورد وضعیت ۹۱/۴٪ از شرکت‌های مورد بررسی (از نظر ورشکستگی و فعالیت) مناسب عمل نموده است. در سال t-2، مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل در ۷۹/۸٪ با وضعیت واقعی شرکت تطابق دارند به عبارت ساده‌تر مدل رگرسیون لجستیک پیشنهادی در برآورد وضعیت شرکت‌های مورد بررسی (از نظر ورشکستگی و فعالیت) به طور ۷۹/۸٪ مناسب عمل نموده است.

در جدول زیر مدل رگرسیون برازش داده شده مورد نقد و بررسی قرار گرفته است در ستون B ضرایب رگرسیون و در ستون SE خطای معیار پارامتر برآورد ارائه شده است مدل رگرسیون پیشنهادی عبارت است از:

در حالت t-1:

$$Z = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_6 + \beta_3 x_2 + \beta_4 x_7 + \beta_5 x_4 + \beta_6 x_{14} = .338x_1 + 20.569x_6 + 29.50x_2 + 5.735x_7 - .5x_4 - .972x_{14}$$

در حالت t-2:

$$Z = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_6 + \beta_3 x_2 + \beta_4 x_7 + \beta_5 x_4 + \beta_6 x_{14} = -1.692x_1 + 17.26x_6 + 7.48x_2 + .897x_7 - .667x_4 + 3.01x_{14}$$

جدول (۱۵): نتایج بررسی ضرایب رگرسیونی مدل آلتمن

Exp(B)	Sig.	df	Wald	S.E.	B			
۱/۴	۰/۹۳	۱	۰/۰۰۷	۴/۱	۰/۳۳	X1	Step 1(a)	t-1
۸۵۶/۶	۰/۰۲۴	۱	۵/۱۱	۹/۰۹	۲۰/۵۶	X6		
۶۵۱۶/۵	۰/۰۰۶	۱	۷/۵۶	۱۰/۷۲	۲۹/۵	X2		
۳۱۰/۵	۰/۱۲۴	۱	۲/۳۶	۳/۷۳	۵/۷۳	X7		
۰/۶	۰/۷۲	۱	۰/۱۲۲	۱/۴۳	-۰/۵	X4		
۰/۳۷	۰/۸۴	۱	۰/۰۳۹	۴/۹	-۰/۹۷	X14		
۰/۲۸	۰/۴۵	۱	۰/۵۶	۱/۶۷	-۱/۲۵	Constant		
۰/۱۸	۰/۴	۱	۰/۶۸	۲/۰۴	-۱/۶۹	X1	Step 1(a)	t-2
۳۱۶/۱	۰/۰۰۶	۱	۷/۴۵	۶/۳	۱۷/۲۶	X6		
۱۷۷۱/۵	۰/۰۰۷	۱	۷/۳۵	۲/۷۵	۷/۴۸	X2		
۲/۴۵	۰/۴۴	۱	۰/۵۷	۱/۱۸	۰/۸۹	X7		
۱/۹۴	۰/۴۲	۱	۰/۶۲	۰/۸۴	۰/۶۶	X4		
۲۰/۲۹	۰/۱۶	۱	۱/۹۴	۲/۱۵	۳/۰۱	X14		
۰/۲۲	۰/۰۹۷	۱	۲/۷۵	۰/۹۱	-۱/۵۱	Constant		

بر اساس نتایج، تاثیر معنادار متغیر X_6 و X_2 بر متغیر وضعیت شرکت (درمانده مالی - عدم درماندگی مالی) در سطح معنادار ۰.۰۵ تایید می‌گردد.

جدول (۱۶): درصد تطابق مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده مدل آلتمن طی دو سال مورد بحث

Predicted			Y	Step 1
درصد پیش بینی صحیح	Y			
	درمانده مالی	عدم درماندگی مالی		
۹۲/۳	۸	۹۶	عدم درماندگی مالی	
۸۵/۶	۸۹	۱۵	درمانده مالی	
۸۸/۹			درصد کل پیش بینی صحیح	

۴-۱-۴ پیش‌بینی درماندگی مالی با مدل اهلسون

طی دو جدول زیر آماره های نیکویی مدل مورد نقد و بررسی قرار گرفته است در جدول زیر رد فرض H_0 در خصوص آزمون خی دو (Chi-Square) در سطح معنادار ۰.۰۵ (Sig<.05) نشانگر آنست که در هر دو محدوده زمانی (t-1, t-2): "متغیرهای مستقل در تبیین تغییرات متغیر وابسته موفق عمل نموده اند و صحیح بودن مدل پذیرفته می شود.

جدول شماره (۱۷): آزمون معنی دار بودن مدل‌های رگرسیونی مدل اهلسون

Sig.	df	Chi-square	Step	Step 1	t-1
۰/۰	۵	۹۰/۸۹	Block		
۰/۰	۵	۹۰/۸۹	Model		
۰/۰	۵	۹۰/۸۹	Step	Step 1	
۰/۰	۵	۶۰/۶۸	Block		t-2
۰/۰	۵	۶۰/۶۸	Model		
۰/۰	۵	۶۰/۶۸	Step	Step 1	

در جدول زیر برخی آماره‌های بررسی درست‌نمایی مدل ارائه شده است. بر اساس نتایج در سال t-1: میزان ضریب مذکور برابر با ۵۸.۳٪ می باشد به عبارت ساده‌تر یعنی مدل در تبیین ۵۸.۳٪ از موارد در پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی) توانا می‌باشد. در سال t-2: میزان ضریب مذکور برابر با ۴۴٪ می باشد. به عبارت ساده‌تر یعنی مدل در تبیین ۴۴٪ از موارد در پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی) توانا می‌باشد.

جدول (۱۸): نتایج آماره های نیکویی برازش مدل اهلسون

Nagelkerke R Square	Cox & Snell R Square	Log likelihood	Step
۰/۷۷	۰/۵۸	۲۸/۵۳	۱ t-1
۰/۵۸	۰/۴۴	۸۳/۴۸	۱ t-2

در جدول زیر میزان تطابق مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش بینی شده (درصد پیش بینی صحیح مدل) برای واحدهای مورد مطالعه ارائه شده است:

جدول (۱۹): درصد تطابق مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده مدل اهلسون

درصد پیش بینی صحیح	Predicted		Observed	T
	درمانده مالی	عدم درماندگی مالی		
۹۲/۳	۴	۴۸	عدم درماندگی مالی	Step 1 t-1
۸۸/۵	۴۶	۶	درمانده مالی	
۹۰/۴			درصد کل پیش بینی صحیح	
۴۸/۶	۸	۴۴	عدم درماندگی مالی	Step 1 t-2
۸۶/۵	۴۵	۷	درمانده مالی	
۸۵/۶			درصد کل پیش بینی صحیح	

نتایج نشان داد که در سال $t-1$ ، مقادیر پیش بینی شده توسط مدل در ۹۰.۴٪ با وضعیت واقعی شرکت تطابق دارند به عبارت ساده تر مدل رگرسیون لجستیک پیشنهادی در برآورد وضعیت ۹۰.۴٪ از شرکتها ی مورد بررسی (از نظرورشدکستگی و فعالیت) مناسب عمل نموده است. در سال $t-2$ مقادیر پیش بینی شده توسط مدل در ۸۵.۶٪ با وضعیت واقعی شرکت تطابق دارند به عبارت ساده تر مدل رگرسیون لجستیک پیشنهادی در برآورد وضعیت شرکت‌های مورد بررسی (از نظرورشدکستگی و فعالیت) به طور ۸۵.۶٪ مناسب عمل نموده است.

جدول (۲۰): نتایج بررسی ضرایب رگرسیونی مدل اهلسون

Exp(B)	Sig.	df	Wald	S.E.	B			
۱	۰/۹	۱	۰/۰۱۳	۰/۰	۱/۰۰۱	x_n	Step 1(a)	t-1
۰/۳۱۲	۰/۰۲۳	۱	۴/۹	۰/۵۲	-۱/۱۶	X15_2		
۳/۴	۰/۰	۱	۱۵/۰۲	۳/۸۸	۱۵/۰۶	X13		
۱۶۲۹	۰/۰۰۲	۱	۴/۴۹	۲/۴	۷/۳۹	X14		
۱/۷	۰/۱۲	۱	۲/۴	۰/۳۴	۰/۵۳	X15		
۱/۵۵	۰/۴۸	۱	۰/۴۹	۰/۶۳	۰/۴۴	Constant		
۱	۰/۸	۱	۰/۰۶۳	۰/۰	۰/۰۰۲	x_n	Step 1(a)	t-2
۰/۸۲	۰/۰۹	۱	۲/۷	۰/۱۱۳	-۱/۸	X15_2		
۰/۱۴۱	۰/۰	۱	۱۵/۱۶	۳/۰۴	۱۱/۸۴	X13		
۳۹/۰۶	۰/۱	۱	۲/۶۵	۲/۲۴	۳/۶	X14		
۱/۰۹	۰/۳۳	۱	۰/۹	۰/۰۹	۰/۰۹	X15		
۰/۴۳	۰/۰۲۴	۱	۵/۱۲	۰/۳۶	-۰/۸۲	Constant		

در جدول زیر مدل رگرسیون برازش داده شده مورد نقد و بررسی قرار گرفته است در ستون B ضرایب رگرسیون و در ستون SE خطای معیار پارامتر برآورد ارائه شده است مدل رگرسیون پیشنهادی عبارت است از:

در حالت $t-1$:

$$Z = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_1 x_{13} + \beta_2 x_{14} + \beta_3 x_{15} + \beta_4 x_{15_2} + \beta_5 x_n$$

$$= 15.06x_{13} + 7.39x_{14} + .535x_{15} - 1.163x_{15_2} + .00000017x_n$$

در حالت $t-2$:

$$Z = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_1 x_{13} + \beta_2 x_{14} + \beta_3 x_{15} + \beta_4 x_{15_2} + \beta_5 x_n$$

$$= 11.85x_{13} + 3.66x_{14} + .091x_{15} - .188x_{15_2} + .000000282x_n$$

در جدول فوق با استفاده از آماره آزمون والد فرض معنادار بودن تاثیر متغیرهای مورد بررسی مورد مطالعه قرار گرفته است. بر اساس نتایج تاثیر معنادار متغیر X_{13} و X_{14} بر متغیر وضعیت شرکت (درمانده مالی - عدم درماندگی مالی) در

سطح معنادار ۰۰۵. تایید می‌گردد. علامت منفی ضریب رگرسیون نشان‌دهنده تاثیر مستقیم بر ورشکستگی و علامت مثبت نشان‌دهنده تاثیر معکوس بر ورشکستگی می‌باشد.

جدول (۲۱): درصد تطابق مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده مدل اهلسون طی دو سال مورد بحث

Classification Table(a)				
درصد پیش‌بینی صحیح	Predicted		Observed	
	درمانده مالی	عدم درماندگی مالی		
۸۹/۴	۱۱	۹۳	عدم درماندگی مالی	Step 1
۸۳/۷	۸۷	۱۷	درمانده مالی	
۸۶/۵			درصد کل پیش‌بینی صحیح	

۵- بحث و نتیجه‌گیری

مسئله درماندگی مالی و شکست شرکت‌ها همواره مشکلی بغرنج و درخور تأمل بوده است. به دلیل اهمیت این موضوع اندیشمندان حسابداری و مالی در سراسر دنیا به فکر یافتن روش‌هایی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها هستند؛ همچنین وضع نامطلوب مالی شرکت باعث زیان اقشار مختلف جامعه و به خصوص سرمایه‌گذاران می‌شود. استفاده از مدل‌های جدید به همراه متغیرهای تأثیرگذار با توجه به فضای اقتصادی کشور می‌تواند به برآورد بهتری نسبت به درماندگی مالی شرکت‌ها منجر شود. استفاده از شاخص‌های دانش محور علاوه بر شاخص‌های عملکردی همواره مورد توجه تحلیلگران و کارشناسان بوده است؛ از سوی دیگر توجه به معیارهای عملکردی و سود اقتصادی علاوه بر سود حسابداری به تخمین بهتر مدلی منجر خواهد شد تا بتواند درماندگی مالی را پیش‌بینی کند. ارائه تعریفی دقیق از گروه‌های درگیر درماندگی مالی بسیار مشکل است؛ اما می‌توان مدعی شد که مدیریت شرکت، سرمایه‌گذاران، بستانکاران و نهادهای قانونی بیش از سایرین تحت تأثیر پدیده درماندگی مالی قرار می‌گیرند؛ از این‌رو امروزه پیش‌بینی درماندگی مالی از اهمیتی بسیار زیاد برخوردار است. سرمایه‌گذاران با پیش‌بینی درماندگی مالی نه تنها مانع از بین رفتن سرمایه خود می‌شوند، بلکه از آن به عنوان ابزاری برای کاهش خطر سبد سرمایه‌گذاری خود استفاده می‌کنند. مدیران واحدهای تجاری نیز در صورت اطلاع به موقع از خطر درماندگی مالی می‌توانند اقدامات پیشگیرانه‌ای برای جلوگیری از ورشکستگی اتخاذ کنند. از آنجاکه درماندگی مالی هزینه‌های اقتصادی و اجتماعی سنگینی را بر جامعه تحمیل می‌کند، از دیدگاه کلان نیز مورد توجه و اهمیت قرار می‌گیرد؛ زیرا منابع اتلاف‌شده در یک واحد اقتصادی بحران زده می‌توانست به فرصت‌های سودآور دیگری اختصاص یابد؛ از این‌رو پژوهشگران به فکر پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها افتادند. جامعه آماری این پژوهش شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. نمونه آماری شامل ۵۴ شرکت درمانده مالی و ۵۴ شرکت سالم طی سال‌های ۹۰ تا ۱۴۰۰ می‌باشد که به منظور دسته‌بندی شرکت‌ها به دو گروه مذکور، از پیش فرض ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که الگوی طراحی شده مبتنی بر قابلیت پیش‌بینی وقوع بحران مالی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار را تا دو سال قبل از وقوع آن دارد. همچنین نتایج به

دست آمده بهبود پیش‌بینی شرکت‌های درمانده را با ورود امتیاز کارایی به مدلها تأیید می‌کند. بر اساس نتایج و یافته‌های پژوهش پیشنهاد مطرح می‌شود:

الف) برای اطمینان نسبی از وضعیت مناسب مالی آتی «سازمان بورس و اوراق بهادار تهران» شرکت‌های می‌تواند از مدل‌های این پژوهش در پذیرش شرکت جدید استفاده کند؛

ب) طبق استانداردهای حسابرسی، حسابرس موظف است تداوم فعالیت واحد مورد رسیدگی را ارزیابی کرده و در صورت ابهام، آن را گزارش کند؛ بنابراین استفاده از مدل مربوطه، می‌تواند حسابرس را در رسیدگی به صورت‌های مالی مؤسسه مورد رسیدگی یاری کند؛

ج) بانک‌ها و مؤسسه‌های مالی اعتباری از مدل‌های این پژوهش در اعطای وام‌هایی با مبالغ -بالا به متقاضیان صنایع استفاده کنند؛

د) کارگزاران بورس، تحلیلگران و مشاوران مالی که وظیفه آنها تجزیه و تحلیل وضعیت مالی شرکت‌های داخل بورس و تشریح وضعیت مالی آینده شرکت‌ها برای متقاضیان خرید سهام و همچنین تأمین‌کنندگان مالی شرکت‌ها است، می‌توانند از نتایج فرضیه‌های پژوهش برای تحلیل مناسب‌تر استفاده کنند.

منابع

- احدی سرکانی، سید یوسف، هاجر سنگ پهنی و مهدی دسینه، (۱۳۹۲)، بررسی رابطه عوامل درون شرکتی و برون شرکتی با نگهداشت وجه نقد در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه بورس اوراق بهادار، ۲۳، ۱۰۲-۹.
- پورذاکر عربانی، سودابه. و ابراهیم پور کومله، حسین. (۱۳۹۸). بهینه‌سازی پیش‌بینی تقاضای وجه نقد دستگاه‌های خودپرداز شبکه بانکی کشور با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی عمیق LSTM. تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۱۶(۳)، ۸۸-۶۹.
- دامی، سینا. و خدابخش جویفانی، فاطمه. (۱۳۹۶). پیش‌بینی بازار سهام با استفاده از یادگیری عمیق بازنمایی‌های عددی و متنی. کنفرانس ملی دانش و فناوری نوین در علوم مهندسی در عصر تکنولوژی. تهران.
- شوشتریان، بیژن، زاهدی، اسماعیل، یزدی نژاد، محسن. و هرمزان، ساره. (۱۳۹۷). پیش‌بینی قیمت فلزات گران‌بها با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق. کنفرانس بین‌المللی نوآوری و تحقیق در علوم مهندسی. گرجستان - تفلیس.
- کردستانی، غلامرضا، تاتلی، رشید، و کوثری فر، حمید. (۱۳۹۳). ارزیابی توان پیش‌بینی مدل تعدیل شده آلتمن از مراحل درماندگی مالی نیوتن و ورشکستگی شرکت‌ها. دانش سرمایه‌گذاری، ۳(۹)، ۸۳-۹۹.
- مرادزاده فرد، مهدی، عدل زاده، مرتضی، فرج زاده، مریم، و عظیمی، صدیقه. (۱۳۹۱). عدم اطمینان اطلاعاتی، عدم تقارن اطلاعاتی و فرصت‌های رشد. مطالعات تجربی حسابداری مالی، ۱۰(۳۹)، ۱۲۵-۱۴۵.

References:

- Cao, J., Li, Z., & Li, J. (2019). Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 519, 127-139. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.11.061>
- Chen, K., Zhou, Y., & Dai, F. (2015). A LSTM-based method for stock returns prediction: A case study of china stock market. In *2015 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 2823-2824. <https://doi.org/10.1109/BigData.2015.7364089>
- Chong, E., Han, C., & Park, F. C. (2017). Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. *Expert Systems with Applications*, 83, 187-205. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.030>
- Das, S. R., Mokashi, K., & Culkin, R. (2018). Are markets truly efficient? Experiments using deep learning algorithms for market movement prediction. *Algorithms*, 11(9), 138-157. <https://doi.org/10.3390/a11090138>
- Deng, L., & Yu, D. (2014). Deep learning: Methods and applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*, 7(3-4), 197-387. <http://dx.doi.org/10.1561/20000000039>
- Dezsi, E., & Nistor, I. A. (2016). Can deep machine learning outsmart the market? A comparison between econometric modelling and long- short term memory. *Romanian Economic Business Review*, 11(4.1), 54-73.
- Gao, P., Zhang, R., & Yang, X. (2020). The application of stock index price prediction with neural network. *Mathematical and Computational Applications*, 25(3), 53-69. <https://doi.org/10.3390/mca25030053>
- Gordon, J. A., & Francis, J. C. (1986). *Portfolio Analysis*, (3th. Ed.). California: Prentice-Hall.
- Gudelek, M. U., Boluk, S. A., & Ozbayoglu, A. M. (2017). A deep learning-based stock trading model with 2-D CNN trend detection. In *2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, 1-8.

- Gunduz, H., Yaslan, Y., & Cataltepe, Z. (2017). Intraday prediction of Borsa Istanbul using convolutional neural networks and feature correlations. *Knowledge-Based Systems*, 137, 138-148. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.09.023>
- Hiransha, M., Gopalakrishnan, E. A., Menon, V. K., & Soman, K. P. (2018). Nse stock market prediction using deep-learning models. *Procedia Computer Science*, 132, 1351-1362. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.050>
- Hoseinzade, E., & Haratizadeh, S. (2019). CNNpred: CNN-based stock market prediction using a diverse set of variables. *Expert Systems with Applications*, 129, 273-285. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.029>
- Ji, L., Zou, Y., He, K., & Zhu, B. (2019). Carbon futures price forecasting based with ARIMA-CNN-LSTM model. *Procedia Computer Science*, 162, 33-38. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.254>
- Kara, Y., Boyacioglu, M. A., & Baykan, Ö. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange. *Expert systems with Application*, 38 (5), 5311-5319. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.027>
- Khare, K., Darekar, O., Gupta, P., & Attar, V. Z. (2017). Short term stock price prediction using deep learning. In *2017 2nd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT)*, 482-486. <https://www.doi.org/10.1109/RTEICT.2017.8256643>
- Lee, S. I., & Yoo, S. J. (2020). Threshold-based portfolio: The role of the threshold and its applications. *The Journal of Supercomputing*, 76(10), 8040-8057. <https://doi.org/10.1007/s11227-018-2577-1>
- Li, Y., & Dai, W. (2020). Bitcoin price forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model. *The Journal of Engineering*, 2020(13), 344-347. <https://doi.org/10.1049/joe.2019.1203>
- Liu, S., Zhang, C., & Ma, J. (2017). CNN-LSTM neural network model for quantitative strategy analysis in stock markets. *International Conference on Neural Information Processing*, Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70096-0_21
- Livieris, I. E., Kiriakidou, N., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2021). An advanced CNN-LSTM model for cryptocurrency forecasting. *Electronics*, 10(3), 287. <https://doi.org/10.3390/electronics10030287>
- Livieris, I. E., Pintelas, E., & Pintelas, P. (2020). A CNN-LSTM model for gold price time-series forecasting. *Neural Computing & Applications*, 32(23), 17351-17360. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-04867-x>
- Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. New York: McGraw Hill.
- Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 42(4), 2162-2172. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.10.031>
- Persio, L. D., & Honchar, O. (2016). Artificial neural networks architectures for stock price prediction: Comparisons and applications. *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, 10, 403-413. <https://doi.org/10.1007/s40745-020-00305-w>
- Sezer, O. B., Gudelek, M. U., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Financial time series forecasting with deep learning: A systematic literature review: 2005-2019. *Applied Soft Computing Journal*, 90, 106181. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106181>

- Sezer, O. B., & Ozbayoglu, A. M. (2018). Algorithmic financial trading with deep convolutional neural networks: Time series to image conversion approach. *Applied Soft Computing Journal*, 70, 525-538. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.04.024>
- Zhou, F., Zhou, H. M., Yang, Z., & Yang, L. (2019). EMD2FNN: A strategy combining empirical mode decomposition and factorization machine based neural network for stock market trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 115, 136-151. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.07.065>
- Zhou, X., Pan, Z., Hu, G., Tang, S., & Zhao, C. (2018). Stock market prediction on high frequency data using generative adversarial nets. *Mathematical Problems in Engineering*, 2, 1-11.