Accounting and Auditing Review

Print ISSN: 2645-8020

Online ISSN: 2645-8039

The Role of Visual Financial Ratios in Predicting Corporate Bankruptcy Using Convolutional Neural Network Models and Comparing them with Traditional Models

Abbasali Haghparast

*Corresponding Author, Ph.D. Candidate, Department of Accounting, Chabahar International Branch, Islamic Azad University, Chabahar, Iran. E-mail: a.haghparast@iauzah.ac.ir

Alireza Momeni

Assistant Prof., Department of Accounting, Payam noor University, Tehran, Iran. E-mail: momeni50688@gmail.com

Aziz Gord

Assistant Prof., Department of Accounting, Payam noor University, Tehran, Iran. E-mail: afmgord@yahoo.com

Fardin Mansoori

Assistant Prof., Department of Accounting, Sistan and Balouchestan University, Zahedan, Iran. E-mail: fm_mansor@yahoo.com

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

Abstract

Objective: The purpose of this study is to test the use of visual financial ratios to predict the bankruptcy of companies using a convolutional neural network and compare it with traditional models.

Methods: The research period was 2009 to 2018. The sample companies have been selected from the ones which were listed on the Tehran Stock Exchange in two groups of bankrupt companies (66) and non-bankrupt companies (66). Since the work of convolution neural network is to recognize images from existing images, first the financial ratios were converted into images as research data through MATLAB 2019 software, then, the situation of the sample companies were predicted and diagnosed with the help of convolution neural network and under Google net architecture.

Results: Convolutional neural network models performed accurate images and predictions with 50% accuracy. On the one hand, in order to strengthen the results and determine the effectiveness of the first hypothesis, three other hypotheses were proposed

to be compared to Altman, Spring-gate and Zimski models. The results of all three indicated that the convolution model was not confirmed as accurate compared to these three models.

Conclusion: Advances in computers and the use of deep learning, which is a kind of improvement in artificial intelligence, affect the prediction of bankruptcy through visual financial ratios. However, to consolidate the test results of the first hypothesis, three practical models of bankruptcy prediction including Altman (1983), Springgate (1978) and Zimski (1984) were tested, the results of which did not confirm the accuracy of the convolution model compared to these three models.

Keywords: Visual financial ratios, corporate bankruptcy forecast, convolution neural network model

Citation: Haghparast, Abbasali, Momeni, Alireza, Gord, Aziz and Mansoori, Fardin (2021). The Role of Visual Financial Ratios in Predicting Corporate Bankruptcy Using Convolutional Neural Network Models and Comparing them with Traditional Models. *Accounting and Auditing Review*, 28(3), 553-573. https://doi.org/10.22059/ACCTGREV.2021.303960.1008384 (*in Persian*)

Accounting and Auditing Review, 2021, Vol. 28, No.3, pp. 553-573
DOI: 10.22059/ACCTGREV.2021.303960.1008384
Received: June 19, 2020; Accepted: January 31, 2021
Article Type: Research-based
© Faculty of Management, University of Tehran

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

بررسی‌های حسابداری و حسابرسی
شاپا چاپی: ۲۶۴۵-۸۰۲۰
شاپا الکترونیکی: ۲۶۴۵-۸۰۳۹

نقش نسبت‌های مالی تصویری در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن و مقایسه آن با مدل‌های سنتی

عباسعلی حق‌پرست
* نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، واحد بین‌المللی چابهار، دانشگاه آزاد اسلامی، چابهار، ایران. رایانامه: a.haghparast@iauzah.ac.ir

علیرضا مؤمنی
استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران. رایانامه: momeni50688@gmail.com

عزیز گرد
استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران. رایانامه: afmgord@yahoo.com

فردین منصوری
استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران. رایانامه: fm_mansor@yahoo.com

چکیده

هدف: هدف پژوهش حاضر، آزمون به‌کارگیری نسبت‌های مالی تصویری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن و مقایسهٔ آن با مدل‌های سنتی است.

روش: دوره زمانی پژوهش ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ بوده است. شرکت‌های نمونه از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و در قالب دو گروه شامل ۶۶ شرکت ورشکسته و ۶۶ شرکت غیر ورشکسته انتخاب شده‌اند. از آنجا که کار شبکه عصبی کانولوشن شناخت تصاویر از بین تصاویر موجود است، ابتدا نسبت‌های مالی به‌عنوان داده‌های پژوهش از طریق نرم‌افزار متلب ۲۰۱۹ به تصویر تبدیل شد، سپس به‌کمک شبکه عصبی کانولوشن و تحت معماری گوگل‌نت به تشخیص و پیش‌بینی وضعیت شرکت‌های نمونه اقدام شد.

یافته‌ها: مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن از روی تصاویر، با دقت ۵۰ درصد شناخت و پیش‌بینی درستی انجام دادند. از طرفی، برای تقویت نتایج و تعیین اثربخشی فرضیه نخست، سه فرضیه دیگر نیز برای مقایسه مدل‌های آلتمن، اسپرینگیت و زیمسکی مطرح شد که نتایج هر سه نشان‌دهندهٔ عدم تأیید دقت بیشتر مدل کانولوشن در مقایسه با این سه مدل بود.

نتیجه‌گیری: پیشرفت در رایانه و استفاده از یادگیری عمیق که به نوعی بهبود در هوش مصنوعی محسوب می‌شود، بر پیش‌بینی ورشکستگی از طریق نسبت‌های مالی تصویری تأثیرگذار است. با وجود این، برای تحکیم نتایج آزمون فرضیهٔ اول، سه مدل کاربردی پیش‌بینی ورشکستگی شامل مدل آلتمن (۱۹۸۳)، اسپرینگیت (۱۹۷۸) و زیمسکی (۱۹۸۴) آزمون شد که نتایج هر سه دقت بیشتر مدل کانولوشن را در مقایسه با این سه مدل تأیید نکرد.

کلیدواژه‌ها: نسبت‌های مالی تصویری، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن

استناد: حق‌پرست، عباسعلی؛ مؤمنی، علیرضا؛ گرد، عزیز؛ منصوری، فردین (۱۴۰۰). نقش نسبت‌های مالی تصویری در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن و مقایسه آن با مدل‌های سنتی. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۲۸(۳)، ۵۵۳ – ۵۷۳.

بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، ۱۴۰۰، دوره ۲۸، شماره ۳، صص. ۵۵۳– ۵۷۳
DOI: 10.22059/ACCTGREV.2021.303960.1008384
دریافت: ۱۳۹۹/۰۳/۳۰، پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۱۲
نوع مقاله: علمی پژوهشی
© دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

مقدمه

ترازنامه را «تصویری» از وضعیت شرکت نامیده‌اند (گوئهرینگ[1]، ۲۰۰۷) و با آن می‌توان آیندهٔ شرکت را پیش‌بینی کرد. «تصویر» رازهای نهفتهٔ زیادی در خود دارد. با تصویر شخص، حالات روحی او کشف می‌شود. از طریق تصویر، می‌توان به درمان بیماری پرداخت یا وضعیت آیندهٔ فرد را پیش‌بینی کرد. حال اگر همهٔ خواسته‌ها را از رایانه و ماشین انتظار داشته باشیم، چه نتیجه‌ای به‌دست خواهد داد. آیا رایانه و ماشین با دیدن تصاویر و پردازش آن، نتیجه‌ای همانند بشر خواهند گرفت؟

از دید سرمایه‌گذاران، پیش‌بینی وضعیت آیندهٔ واحد تجاری از اهمیت زیادی برخوردار است. یکی از این پیش‌بینی‌ها، پیش‌بینی احتمال ورشکستگی شرکت است؛ چرا که با افزایش احتمال ورشکستگی شرکت‌ها، احتمال حذف و اخراج آنها از بورس اوراق بهادار افزایش می‌یابد و این نگرانی سرمایه‌گذاران را تشدید می‌کند. با این توصیف، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها برای سرمایه‌گذاران منافع زیادی به همراه دارد (هوساکا[2]، ۲۰۱۸).

پیش‌فرض اکثر مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی در حوزهٔ مالی این است که شرکت زمانی که منابع کافی برای ایفای تعهدهای خود نداشته باشد، به‌سمت ورشکستگی پیش می‌رود (جردین[3]، ۲۰۱۸). از گذشته، این نگرانی سرمایه‌گذاران از وضعیت آیندهٔ شرکت‌ها، پژوهشگران را بر آن داشته است که به ارائهٔ مدل‌هایی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها اقدام کنند. برای مثال آلتمن[4] (۱۹۶۸) با کمک مدل تحلیل ممیزی خطی[5] و اولسون[6] (۱۹۸۰) از طریق ارائهٔ مدل غیرخطی رگرسیون لجستیک[7]، پیشگامان ارائهٔ مدل ورشکستگی به‌شمار می‌روند.

با این ویژگی‌هایی که از تصویر و اهمیت آن برشمرده شد و رشد تکنولوژی در حوزهٔ تصاویر و علم گرافیک، ذهن به این موضوع گرایش پیدا می‌کند که آیا می‌توان داده‌های مالی را به تصویر تبدیل کرد و از آن برای پیش‌بینی وضعیت ورشکستگی شرکت‌ها بهره برد؟ در این خصوص هاردیناتا، وارسیتو و سوپارتی[8] (۲۰۱۷) معتقدند پیچیدگی علل ورشکستگی، صحت مدل‌های ورشکستگی را در پیش‌بینی صحیح با مشکل مواجه می‌سازد.

در دنیای امروز، رایانه‌ها به‌کمک حل این مسئله آمده‌اند و به مفهوم تصویر، بُعدی تازه بخشیده‌اند. تصویر سه بُعدی و واقعیت مجازی، فضای تازه‌ای را خلق کرده‌اند که به فضای رایانه‌ای[9] مشهورند. اکنون، به‌کمک ابزار و وسایل گوناگون از جمله لیزر، اشیا و فضاهایی خلق می‌شود که از لحاظ تأثیرگذاری، نه تنها مشابه اشیا و فضاهای واقعی است، بلکه در بیشتر موارد به کاربر، قدرت دخالت و کنش متقابل در «دنیای مجازی» خلق شده را می‌دهد. به‌طور خلاصه با توجه به آنچه گفته شد، می‌توان دریافت که جنبهٔ بصری تصویر در تمام انواع کاربردها و مفهوم‌های متنوع آن، اصلی‌ترین خصیصهٔ مشترک آنهاست.

---

1. Goehring
2. Hasaka
3. Jardin
4. Altman
5. Linear discriminant analysis
6. Ohlson
7. Logistic regression
8. Hardinata Warsito and Suparti
9. Cyberspace

محققان عرصهٔ هوش مصنوعی و یادگیری عمیق[1]، در طول زمان الگوریتم‌هایی برای شناسایی و گروه‌بندی تصویر ابداع کرده‌اند که قدرت تشخیص آنها روزبه‌روز افزایش می‌یابد. این الگوریتم‌ها در نسخه‌های جدید خود آنقدر دقیق هستند که می‌توانند در تصویر واحدی، مجموعهٔ وسیعی از اندازه‌های مختلف اجسام را تشخیص دهند و مکان اشیا را در عکس پیدا کنند. این الگوریتم‌ها همچنین می‌توانند در عکس مشخص کنند که شیئی در درون شیء دیگر قرار دارد یا بالای آن است. امیدواری دانشمندان در آیندهٔ نزدیک آن است که بتوانند از این فناوری برای بهبود جست‌وجوهای تصویری خود استفاده کنند. این الگوریتم، همچنین می‌تواند ویدئوهای یوتیوب را برای اشیا یا اشکال خاص جست‌وجو کند. از جمله این الگوریتم‌ها، الگوریتم منتسب به جست‌وجوگر گوگل با عنوان گوگل‌نت[2] است که از آن در شبکهٔ عصبی پیشرفته‌ای با نام شبکهٔ عصبی کانولوشن[3] (پیچشی یا هم‌گشتی) استفاده می‌شود. همچنان که کریژوسکی، ساتسکور و هینتون[4] (۲۰۱۲)، لین، چن و یان[5] (۲۰۱۳)، زگدی و همکاران[6]، (۲۰۱۵) مطرح کرده‌اند، مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن، به‌مثابهٔ مدلی پیشرفته در عملکرد الگوریتم شناخت تصویر شمرده می‌شوند.

از مدل فوق، دینگ، ژانگ و دوآن[7] (۲۰۱۵) برای پیش‌بینی افزایش یا کاهش قیمت سهام استفاده کردند. با این توصیف، نظر به اینکه در حوزهٔ مالی، در پژوهش‌های ناچیزی از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن در شناخت تصاویر استفاده شده است، این سؤال در ذهن مطرح می‌شود که آیا به‌کمک پیشرفت‌های موجود در حوزهٔ شناخت و تفسیر تصاویر، می‌توان از شبکه‌های عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده کرد؟ به تعبیری دیگر، در راستای پیش‌بینی ورشکستگی، این پژوهش در پی یافتن پاسخ برای این سؤال است که آیا می‌توان از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن و استفاده از نسبت‌های مالی تصویری، برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بهره برد؟

از آنجا که تاکنون در ایران تحقیقی در رابطه با موضوع پژوهش انجام نشده است و همچنین، مدل پیشنهادی نسبت‌های مالی تصویری، تغییری نوآورانه در پژوهش‌های مالی و حسابداری محسوب می‌شود، در تحقیقات قبلی، سابقهٔ این شیوهٔ پژوهش دیده نمی‌شود، از این رو، پژوهش حاضر با هدف طبقه‌بندی ورشکستگی شرکت‌ها از طریق مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن و استفاده از نسبت‌های مالی تصویری و مقایسهٔ آن با چند مدل سنتی اجرا شده است. در ادامه به مرور پیشینهٔ پژوهش در این خصوص پرداخته می‌شود.

مبانی نظری پژوهش

مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن

استفاده از «تصویر»[8] برای پیش‌بینی و استفاده از آن در علوم مالی و حسابداری برای پیش‌بینی ورشکستگی، موضوعی جدید، بااهمیت و جذاب است. واژهٔ «تصویر» چنان کاربردهای گسترده و گوناگونی دارد که ارائهٔ تعریفی ساده و جامع

1. Deep learning
2. GoogleNet
3. Convolutional Neural Network
4. Krizhevsky, Sutskever and Hinton
5. Lin, Chen and Yan
6. Zegedy et al.
7. Ding, Zhang and Duan

۸. در زبان‌های انگلیسی و فرانسه image

برای آن را دشوار می‌کند. در فرهنگ لغت انگلیسی کمبریج[1]، تصویر به‌معنای چیزی است که در ذهن با استفاده از حافظه شکل می‌گیرد. کلمهٔ تصویر در لغت‌نامه دهخدا با معانی «تصویر و صورت‌کردن»، یعنی نقش‌کردن و رسم‌نمودن به‌کار برده شده است. فرهنگ فارسی معین نیز، آن را تصویرگری و صورت‌سازی معنا کرده است (عاشوری، ۱۳۹۷).

در حسابداری هرگاه بخواهند ترازنامه را تعریف کنند، آن را «تصویری» توصیف می‌کنند که نشان می‌دهد یک شرکت در زمانی خاص، چه دارایی‌هایی دارد و چه مقدار مقروض است. در جایی دیگر، ترازنامه را همواره «معادل عکس و تصویری» در یک نقطهٔ زمانی معین، از وضعیت مالی شرکت‌ها دانسته‌اند که اطلاع از آن برای مدیرعاملان شرکت‌ها ضروری است. در روان‌شناسی، «تصویر» به‌معنای بازنمایی دوبارهٔ چیزی است که قبلاً فرد دیده و در غیاب آن، ذهن دوباره آن را شبیه‌سازی می‌کند. در نظریه‌های شناخت، تصویر مبنایی است که باعث شکل‌گیری مفاهیم و امکان‌پذیر ساختن تفکر می‌شود و در فرایند شناخت، نقش بسیار مهمی دارد. طرح اولیهٔ هنرمندان، اغلب به‌صورت تصویری در ذهنشان مجسم می‌شود. به‌علاوه تصویر را نخستین وسیلهٔ ارتباطی میان انسان‌ها دانسته‌اند. این وسیلهٔ ارتباطی در شکل تکامل‌یافته‌تر خود، به خط تصویری یا تصویرنگاری انجامیده است که در تکامل جوامع بشری و انتقال تجربه و اندیشه بسیار حائز اهمیت است. در کل، تشخیص تصویر نوعی طبقه‌بندی است. برای مثال، شناخت اینکه آیا این تصویر متعلق به گربه یا سگ است، می‌تواند همان طبقه‌بندی تصویر به‌عنوان گربه یا سگ باشد. همین موضوع در خصوص شناخت واژه نیز صادق است (باقری و خدائی، ۱۳۹۶).

سال‌هاست که انسان‌ها تلاش کرده‌اند تا رایانه‌ها را به‌گونه‌ای برنامه‌ریزی کنند که چیزی شبیه تفکر بشر را تقلید کند. این امر تا حدی با بهره‌برداری از یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی محقق شده است. این روزها، یادگیری عمیق یکی از موضوعات بسیار داغ محسوب می‌شود. اگر داده از نوع تصویر باشد، موضوع جذاب‌تر و چه بسا مطمئن‌تر می‌شود. رقابت در عرصهٔ یافتن و شناخت تصاویر به ایجاد معماری‌های متعددی در عرصهٔ رایانه و به‌خصوص پردازش تصاویر منجر شده است. جست‌وجوی تصویر و فیلم از بین هزاران و میلیون‌ها تصویر و فیلم را می‌توان یکی از پیشرفت‌های مهم در زمینهٔ هوش مصنوعی مبتنی بر یادگیری عمیق دانست. شبکهٔ عصبی کانولوشن، یکی از مدل‌هایی است که در این پیشرفت‌ها خود را به‌خوبی اثبات کرده و کارکرد اصلی آن شناخت تصاویر است (هوساکا، ۲۰۱۸).

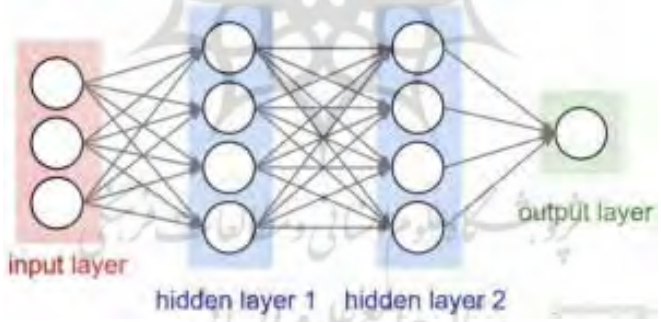
آموزش ناقص، علت عملکرد ضعیف شبکهٔ عصبی عمیق است و راه‌حل این مشکل، «یادگیری عمیق» است. اهمیت شبکهٔ عصبی عمیق در این واقعیت است که راهی به مدل غیرخطی پیچیده و رویکرد سیستماتیک برای پردازش سلسله‌مراتبی دانش باز می‌کند. یادگیری از تصاویر، به‌عنوان داده‌های کمابیش پیچیده، از جمله مباحث و مسائل یادگیری عمیق است (باقری و خدائی، ۱۳۹۶). یکی از شبکه‌های عصبی عمیق معرفی شده برای تشخیص تصویر، شبکهٔ عصبی کانولوشن است که در دهه‌های ۱۹۸۰ و ۱۹۹۰ توسعه را آغاز و از سال ۲۰۱۲، به‌طور چشمگیری بیشتر زمینه‌های تصاویر کامپیوتری را فتح کرد و همچنان با سرعت در حال رشد است. این تکنیک، نمونه‌ای از چگونگی بهبود لایه‌های عمیق برای پردازش اطلاعات (تصاویر) را نشان می‌دهد.

شبکهٔ عصبی کانولوشن فقط یک شبکهٔ عصبی عمیق با لایه‌های پنهان بسیار نیست، بلکه شبکهٔ عمیقی است که

1. Cambridge

از چگونگی پردازش قشر بصری توسط مغز و تشخیص تصاویر تقلید می‌کند. بنابراین، حتی کارشناسان شبکه‌های عصبی، در اولین مواجهه با آن، اغلب زمان زیادی را برای درک این مفهوم صرف می‌کنند. این نشان می‌دهد که چه میزان تفاوت در مفهوم و عمل بین شبکهٔ عصبی کانولوشن و شبکه‌های عصبی قبلی وجود دارد. گوگل‌نت، ایمیج‌نت، وی‌جی‌جی، رزنت و... نمونه‌هایی از معماری‌های معرفی‌شده در شناخت تصاویر است. در پژوهش حاضر، از معماری معرفی شده در گوگل‌نت استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی کانولوشن، با استفاده تصاویر به‌عنوان ورودی، معماری شبکه را به روش معقولی محدود کردند. به‌طور خاص، برخلاف شبکهٔ عصبی معمولی، لایه‌های شبکهٔ عصبی کانولوشن شامل نورون‌هایی است که در سه بُعد عرض، ارتفاع و عمق قرار گرفته و مرتب شده‌اند. کلمهٔ عمق در اینجا به بُعد سوم یک تودهٔ فعال‌سازی[1] اشاره می‌کند و به عمق شبکهٔ عصبی کامل که به‌معنای تعداد لایه‌های موجود در آن است، مربوط نمی‌شود. هر نورون در هر لایه، به‌جای اتصال به تمام نورون‌های لایهٔ قبل، فقط به ناحیهٔ کوچکی از لایهٔ قبل خود متصل است. علاوه بر آن، لایهٔ خروجی نهایی برای تصاویر، ابعاد چندگانه‌ای دارد؛ زیرا هم‌گام با رسیدن به انتهای معماری شبکه، اندازهٔ تصویر کاهش می‌یابد؛ به‌گونه‌ای که در انتها، تصویر کامل ورودی به یک بردار حاوی امتیاز دسته‌ها (کلاس‌ها) کاهش پیدا می‌کند و برداری به‌دست می‌آید که حاوی امتیاز هر دسته است. این امتیازها در امتداد بُعد عمق[2] مرتب می‌شوند. نمایشی از این عمل در شکل‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است.

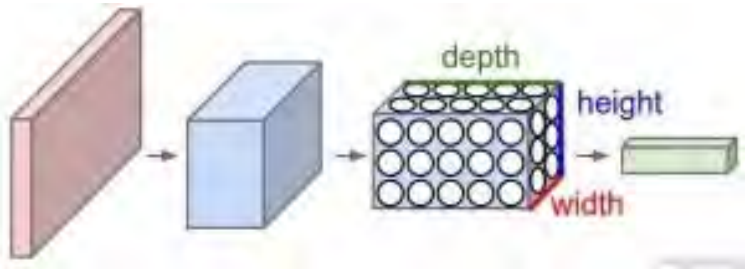


شکل ۱. شبکه عصبی معمولی با ۳ لایه

منبع: حسن‌پور (۱۳۹۵)

همان طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، در هر لایه، یک شبکهٔ عصبی کانولوشن نورون‌های خود را در سه بُعد مرتب می‌کند (عرض، ارتفاع و عمق). هر لایه، یک شبکهٔ ورودی را در قالب یک تودهٔ سه بُعدی به یک توده سه بُعدی از مقادیر نورون‌ها تبدیل می‌کند. در این مثال، لایهٔ ورودی حاوی تصویر است (مقادیر پیکسل‌های تصویر) بنابراین عرض و ارتفاع آن ابعاد تصویر خواهند بود و عمق آن هم برابر با ۳ خواهد بود.

1. Activation volume
2. Depth dimension



شکل ۲. معماری شبکه عصبی کانولوشن

حسن‌پور (۱۳۹۵)

یک شبکهٔ کانولوشنی از چند لایه تشکیل می‌شود و هر لایه شیوهٔ کار ساده‌ای دارد. این شبکه، یک تودهٔ سه بُعدی ورودی را دریافت می‌کند و آن را با استفاده از توابع مشتق‌پذیر[1] که ممکن است با پارامتر یا بدون پارامتر باشند، به یک تودهٔ سه بُعدی خروجی تبدیل می‌کند. معماری‌های متعددی در طول زمان در شبکهٔ عصبی کانولوشن برای تشخیص تصاویر استفاده شده است.

پیشینهٔ تجربی پژوهش

آگاروال و پتنی[2] (۲۰۱۹) پژوهشی با عنوان «مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی: مقایسه تحلیلی»، در محیط اقتصادی هند و در دورهٔ ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۹ انجام دادند. هدف پژوهش آنها، انتخاب بهترین مدل از بین مدل‌های اسپرینگیت، اوهلسون، ژیموسکی، گروور و آلتمن[3] بوده است. یافته‌های آنان نشان می‌دهد که مدل اسپرینگیت و بعد از آن ژیموسکی، عملکرد برتری دارند.

جدهاو، دانژ و شیکالگر[4] (۲۰۱۸) شاخص‌های بازار سهام را با الگوریتم‌های پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی کردند. الگوریتم ارائه شده قادر است که در خصوص خرید، فروش و نگهداری سهام به سرمایه‌گذار پاسخ دهد. الگوریتم پیشنهادی در بازار سهام بمبئی آزمایش شد و عملکرد آن نتایج خوبی داشت.

هو، تانگ، ژانگ، شوهوآ، و وانگ[5] (۲۰۱۸) (۲۰۱۸) در پژوهشی با عنوان «پیش‌بینی بازار سهام با استفاده از شبکهٔ عصبی بهینه شده و گوگل ترند[6]»، ضمن به‌کارگیری داده‌های گوگل ترند، به این نتیجه رسیدند که داده‌های گوگل ترند در شبکهٔ عصبی، پیش‌بینیِ جهت حرکت قیمت سهام را بهینه می‌کند.

تان، وانگ و وانگ[7] (۲۰۱۷) در مطالعات خود یک سیستم استنتاج فازی جدید مبتنی بر شبکهٔ سازگار ارائه دادند که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه[8]، اقتباس قوانین استنتاج فازی را تنظیم می‌کند. این تجزیه‌وتحلیل تجربی

1. Differentiable function
2. Agarval and Patni
3. Springate, Ohlson, Zmijewski, Grover and Altman
4. Jadhav, Dange, & Shikalgar
5. Hu, Tang, Zhang, Shuhua and Wang
6. Google Trend
7. Tan, Wang, and Wang
8. Fruit Fly

روی سهام بورس شانگهای انجام گرفت، نتایج تجربی نشان داد که این مدل جدید می‌تواند با دقت پیش‌بینی بسیار خوب، نوسان‌های بازار سهام شانگهای را ارزیابی کند.

محمدی، راعی و رحیمی (۱۳۹۷) به ارائهٔ یک مدل ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته پرداختند و کارایی مدل را در پیش‌بینی تغییرات قیمت طلا بررسی کردند. بر اساس یافته‌ها مشخص شد که نتایج مدل ترکیبی ارائه‌شده از نتایج مدل‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی و خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته به‌صورت مجزا، بهتر است.

واعظ قاسمی و رمضان‌پور (۱۳۹۷) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار استفاده کردند. آنها از نسبت‌های مالی زیمنسکی و متغیرهای کلان اقتصادی برای این پیش‌بینی بهره بردند. نتایج آنها نشان داد که الگوریتم ارائه شده می‌تواند با دقت بالایی شرکت‌های ورشکسته را پیش‌بینی کند.

سرافراز، صفتی و غیاثوند (۱۳۹۵) در پژوهش خود با عنوان «پیش‌بینی قیمت سهام با شاخص‌های بازاری هیبریدی (ترکیبی) با استفاده از ترکیب شبکهٔ عصبی مصنوعی و منطق فازی» به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های صنعت فولاد پرداختند و با مدل ترکیبی خود به نتایج خوبی دست یافتند.

فرضیه‌های پژوهش

فرضیهٔ اول: مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن به‌کمک نسبت‌های مالی تصویری، می‌تواند با دقت معقولی ورشکستگی شرکت‌ها را به‌درستی تشخیص داده و طبقه‌بندی صحیحی انجام دهد.

فرضیهٔ دوم: مدل کانولوشن در مقایسه با مدل آلتمن، در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از قدرت بیشتری برخوردار است.

فرضیهٔ سوم: مدل کانولوشن در مقایسه با مدل اسپرینگیت، در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از قدرت بیشتری برخوردار است.

فرضیهٔ چهارم: مدل کانولوشن در مقایسه با مدل زیمسکی، در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از قدرت بیشتری برخوردار است.

روش‌شناسی پژوهش

اطلاعات و داده‌های مورد نیاز برای آزمون فرضیه‌های پژوهش، از صورت‌های مالی و گزارش‌های مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و همچنین، نرم‌افزار ره‌آورد نوین استخراج شد. داده‌های به‌کار رفته در این پژوهش بر پایهٔ اطلاعات تاریخی شرکت‌ها به‌دست آمده‌اند و از سامانهٔ بورس اوراق بهادار تهران و با استفاده از نرم‌افزار ره‌آورد نوین و صورت‌های مالی شرکت‌های نمونه گردآوری شده‌اند. محاسبهٔ متغیرهای پژوهش در صفحهٔ گسترده اکسل و تحلیل داده‌ها با استفاده از دو نرم‌افزار متلب و پایتون انجام شد.

جامعهٔ آماری این پژوهش، تمامی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بود. نمونهٔ انتخابی به دو گروه شرکت‌های «ورشکسته» و «فعال» دسته‌بندی شدند. در هر دو دسته، تاریخ پذیرفته‌شدن شرکت‌ها در بورس باید

قبل از سال ۱۳۸۸ باشد. شرکت‌های «ورشکسته» شرکت‌هایی بودند که مشمول مادهٔ ۱۴۱ قانون تجارت قرار گرفتند یا از فهرست بورس حذف شدند. در این رابطه، تعداد شرکت‌های غیرفعالی که این شرایط را داشتند، انتخاب شدند و همان تعداد شرکت‌های «فعال» به‌کمک نمونه‌گیری تصادفی منظم مشخص و انتخاب شد. سایر شرایط انتخاب نمونه این بود که جزء شرکت‌های واسطه‌ای، سرمایه‌گذاری، بیمه و بانک‌ها نباشند؛ صورت‌های مالی آنها موجود و منتشر شده باشد و پایان دورهٔ مالی شرکت‌ها ۲۹ اسفند باشد. دورهٔ تحقیق نیز از ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ در نظر گرفته شد. با در نظر گرفتن این شرایط تعداد ۱۳۲ شرکت، شامل ۶۶ شرکت ورشکسته و به همان نسبت ۶۶ شرکت فعال، نمونهٔ پژوهش را شکل دادند.

روش‌ها و ابزار تجزیه‌وتحلیل داده‌ها

در این تحقیق از مدل پیشنهادی هوساکا (۲۰۱۸) برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده شده است. در این رابطه، ابتدا داده‌ها از طریق نرم‌افزار اکسل مرتب و با به‌کارگیری نرم‌افزار متلب، اعداد به تصاویر برگردانده شد. در ادامه، به‌کمک مدل کانولوشن، وضعیت ورشکستگی شرکت از طریق تصاویر شناسایی گردید. در این رابطه با بهره‌گیری از نرم‌افزار پایتون، به پیش‌بینی وضعیت شرکت اقدام شد.

مدل و متغیرهای پژوهش

این پژوهش برای آزمون فرضیه‌ها دو مرحلهٔ مجزا و مرتبط به هم را طی کرده است. ابتدا در مرحلهٔ تعیین ورشکستگی، از طریق مدل شبکهٔ عصبی کونولوشن، متغیرها یا همان نسبت‌های موجود در پژوهش‌های پیشین شناسایی شدند و نسبت‌های پرتکرار و مهم با پشتوانهٔ مبانی نظری تعیین شد. با مطالعهٔ مبانی نظری و پیشینه‌های تجربی و با در نظر گرفتن نسبت‌های پیش‌بینی‌کنندهٔ ورشکستگی شرکت‌ها، تعدادی از بین آنها به‌گونه‌ای تعیین شد که حداقل یک متغیر از هریک از صورت‌های مالی به نمایندگی حضور داشته باشد. سپس با توجه به فرضیه‌های پژوهش، ابتدا از طریق مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن، وضعیت ورشکستگی شرکت‌ها پیش‌بینی شد، سپس با وضعیت واقعی آن شرکت مقایسه گردید. به‌ترتیب در فرضیه‌های بعدی، نتیجهٔ حاصل از مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن، به‌عنوان یکی از روش‌های تعیین ورشکستگی با خروجی حاصل از روش‌های سنتی ورشکستگی مقایسه شد و درصد دقت روش‌ها به‌دست آمد.

تبدیل داده‌ها به تصویر

از آنجا که مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن تنها برای تحلیل تصاویر به‌کار می‌رود، باید ابتدا داده‌های عددی، قبل از ساخت یک شبکهٔ عصبی کانولوشن به‌صورت تصاویر برگردانده شوند. بنابراین در این پژوهش، شیوه‌ای برای تبدیل مجموعه نسبت‌های مالی به‌دست‌آمده از ترازنامه، صورت سود و زیان و صورت جریان وجوه نقد به تصویر ارائه شده است.

به‌طور مشخص هر نسبت مالی با یک پیکسل خاص مطابقت می‌کند و میزان روشنی هر پیکسل، از طریق ارزش مطابقت پیکسل با آن نسبت مالی تعیین می‌شود. تصاویر خلق‌شده در این روش، نشان‌دهندهٔ یک شرکت خاص برای سال مالی خاص است و از آن به‌عنوان داده‌های آموزشی برای مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن استفاده می‌شود. همچنین میزان داده‌ها، به‌واسطهٔ میانگین موزون صورت‌های مالی وسعت‌یافته در سال‌های مالی افزایش می‌یابد.

مدل پیشنهادی بر مبنای مدل گوگل‌نت[1] و مشابه کار زگدی و همکارانش (۲۰۱۵) است که بر اساس طبقه‌بندی و شناسایی دو طبقه‌ای آموزش داده می‌شود؛ بدین معنا که تعیین می‌کند شرکت هدف، متعلق به طبقهٔ شرکت‌های ورشکسته است یا متعلق به شرکت‌های دارای تداوم فعالیت.

مدل پژوهش

برای آزمون فرضیهٔ اول پژوهش، از مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن، به‌عنوان مدل اصلی پژوهش استفاده شده است. برای آزمون فرضیه‌های بعدی، مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن با هر یک از مدل‌های آلتمن، اسپرینگیت و زیمسکی که برای پیش‌بینی به‌کار می‌روند، مقایسه می‌شود. از این رو، ابتدا مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن معرفی می‌شود. طبق پژوهشی که کردستانی و تاتلی (۱۳۹۳) انجام داده‌اند، مدل‌های تعدیل‌یافته آلتمن (۱۹۹۳)، اسپرینگیت[2] (۱۹۷۸) و زیمسکی[3] (۱۹۸۴) برای پیش‌بینی ورشکستگی در ایران، از کارایی بیشتری برخوردارند، از این رو، در پژوهش حاضر این سه مدل برای مقایسه با مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن در نظر گرفته شده است.

متغیرهای پژوهش مورد استفاده در مدل کانولوشن

معیارهای مورد استفاده در پژوهش حاضر، نسبت‌های مالی است که از بین متغیرهای متداول و پُرتکرار در پژوهش‌های مربوط به تشخیص ورشکستگی انتخاب شده است. نکتهٔ مهم در انتخاب متغیرها این است که به‌نوعی صورت‌های مالی را پوشش دهند و از هر یک از صورت‌های مالی اساسی، شامل صورت وضعیت مالی، صورت سود و زیان و صورت جریان‌های نقدی، حداقل یک متغیر به نمایندگی حضور داشته باشد. در این خصوص نسبت‌های مالی زیر در اجرای پژوهش استفاده شده است.

نسبت پوشش بهره: از تقسیم سود قبل از بهره و مالیات (سود عملیاتی) بر هزینهٔ بهره به‌دست می‌آید. این نسبت نشان‌دهندهٔ میزان سود عملیاتی است که از محل آن می‌توان بهرهٔ وام‌های شرکت را پوشش داد یا به بیان دیگر، چه میزان از سود شرکت را می‌توان صرف پرداخت بهرهٔ وام‌ها کرد، از این رو، هر چه این نسبت کمتر شود، احتمال ورشکستگی بیشتر است.

گردش مجموع دارایی‌ها: اگر فروش شرکت را بر کل دارایی آن تقسیم کنیم، این نسبت به‌دست می‌آید. بالا بودن این نسبت، گویای تداوم فعالیت شرکت است و کاهش آن از سالی به سال دیگر، احتمال ورشکستگی شرکت را افزایش می‌دهد.

نسبت بدهی بلندمدت به ارزش ویژه: از تقسیم بدهی‌های بلندمدت شرکت بر حقوق صاحبان سهام به‌دست می‌آید. این نسبت وام‌های بلندمدت به‌میزان سرمایهٔ دارندگان سرمایهٔ اصلی شرکت (صاحبان سهام) را نشان می‌دهد. هر چه این نسبت بزرگ‌تر باشد، ریسک شرکت افزایش می‌یابد و احتمال ورشکستگی آن بیشتر می‌شود.

1. GoogleNet
2. Springate
3. Zmijewski

بازده دارایی ثابت: از تقسیم سود شرکت بر کل دارایی ثابت (مثل ماشین‌آلات و تجهیزات) این نسبت به دست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود، احتمال ورشکستگی بیشتر می‌شود.

بازده سرمایه در گردش: از طریق تقسیم سود شرکت بر دارایی‌های جاری شرکت به‌دست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود، احتمال ورشکستگی بیشتر می‌شود.

گردش دارایی ثابت: از طریق تقسیم فروش شرکت بر دارایی ثابت محاسبه می‌شود. بالا بودن این نسبت تداوم فعالیت شرکت را افزایش می‌دهد.

نسبت کفایت نقد: از تقسیم وجه نقد عملیاتی شرکت بر دارایی‌های شرکت به‌دست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود، ورشکستگی بیشتر می‌شود.

نسبت گردش نقد: از تقسیم جریان‌های نقد عملیاتی بر بدهی‌های جاری به‌دست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود، ورشکستگی بیشتر می‌شود.

نسبت بدهی: این نسبت از تقسیم کل بدهی بر کل دارایی‌ها به‌دست می‌آید. با افزایش این نسبت از سالی به سال بعد احتمال ورشکستگی بیشتر می‌شود.

بازده سرمایه‌گذاری: از تقسیم سود بر کل دارایی‌ها به‌دست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود ورشکستگی بیشتر می‌شود.

تبدیل داده‌ها به تصاویر و پردازش تصاویر

در این پژوهش، از نسبت‌های مالی حاصل از صورت‌های مالی هر شرکت، در هر سال مالی استفاده شده است و مجموعهٔ نسبت‌های مالی، به‌عنوان یک تصویر خاکستری معین بیان می‌شود. مطابق روش هوساکا (۲۰۱۸) و زگدی و همکاران (۲۰۱۵)، برای این تبدیل، هر نسبت مالی، به‌گونه‌ای متناظر با موقعیت یک پیکسل خاص در تصویر ایجاد شده، مطابقت می‌کند. میزان روشنایی پیکسل، بر اساس ارزش آن نسبت مالی تعیین می‌شود. برای مثال، نسبت بازده دارایی‌ها هرچه بیشتر باشد، بهتر است، از این رو با بالاتر رفتن این نسبت (که جهت آن برای نرم‌افزار تعریف می‌شود) میزان روشنایی پیکسل تبدیل یافتهٔ آن بیشتر می‌شود. عمل تبدیل داده به تصاویر با استفاده از نرم‌افزار متلب نسخه ۲۰۱۹ انجام شده است.

تطابق و تناظر بین نسبت‌های مالی و پیکسل‌ها

کار شبکه‌های عصبی کانولوشن به‌طور خاص «شناخت تصویر» است (کریژوسکی و همکاران، ۲۰۱۲) . نکتهٔ مهم در تبدیل نسبت‌ها به تصاویر این است که نسبت‌های مالی که هر یک تشکیل‌دهندهٔ بخشی از تصویر (موسوم به پیکسل) هستند، تصادفی کنار هم قرار می‌گیرند یا غیرتصادفی. دو روش در این باره در نظر گرفته می‌شود. روش اول، روش تصادفی است. این روش به‌طور تصادفی تطابق بین نسبت‌های مالی و وضعیت پیکسل را تعیین می‌کند. روش تصادفی می‌تواند رابطهٔ بین پیکسل‌های دور را با ایجاد شبکه‌های عصبی کانولوشن چند لایه در نظر بگیرد.

روش دوم، هم‌بستگی نام دارد. این روش تطابق بین نسبت‌های مالی و وضعیت پیکسل را به‌گونه‌ای تعیین می‌کند که نسبت‌های مالی هم‌بسته تا جای ممکن نزدیک یکدیگر قرار گیرند. ایدهٔ پشتوانهٔ روش هم‌بستگی این است که تصاویر طبیعی برای شناخت هر شیء، هم‌بستگی کمابیش زیادی بین پیکسل‌های مجاور دارند (هوساکا، ۲۰۱۸).

بر حسب انتخاب و همانند پژوهش هوساکا (۲۰۱۸)، در پژوهش حاضر از روش تصادفی برای کنار هم قرار دادن نسبت‌ها در تشکیل پیکسل‌ها استفاده شده است.

پیش‌بینی مدل کانولوشن

تصاویر ایجاد شده از طریق این فرایند، به‌عنوان ورودی برای آموزش شبکه‌های عصبی کانولوشن مبتنی بر معماری گوگل‌نت مورد در نظر گرفته می‌شوند. در نهایت با استفاده از نرم‌افزار پایتون، مدل شبکهٔ عصبی پیاده‌سازی می‌شود. تصاویر، داده‌های نرم‌افزار محسوب می‌شوند. نرم‌افزار به تشخیص تحلیلگر، درصدی از داده‌ها را برای آموزش و یادگیری، درصدی را برای اعتبارسنجی و درصدی را به‌عنوان داده‌های آزمون استفاده خواهد کرد. در نهایت، ماتریسی معروف به ماتریس درهم‌ریختگی مشخص خواهد کرد که شبکهٔ کانولوشن با چه میزان از دقت توانسته است که عمل پیش‌بینی را انجام دهد.

مدل آلتمن

ادوارد آلتمن پُرطرفدارترین مطالعهٔ مربوط به ورشکستگی را انجام داده است (کردستانی و تاتلی، ۱۳۹۳). از مقالهٔ آلتمن (۱۹۷۸) اغلب به‌عنوان رویکرد نوین در پیش‌بینی ورشکستگی یاد می‌شود. وی با به‌کارگیری روش تحلیل ممیزی چندمتغیره و نسبت‌های مالی، معروف‌ترین مدل پیش‌بینی درماندگی مالی را به نام Z1-Score برای شرکت‌های بورسی ارائه کرد. سال‌ها بعد، دو مدل دیگر ارائه داد که یکی در سال ۱۹۸۳ برای شرکت‌های تولیدی و دیگری در سال ۱۹۹۳ برای شرکت‌های غیرتولیدی و خدماتی بود. در پژوهش حاضر، از مدل ۱۹۸۳ که به Z2-Score معروف است، استفاده شده که مطابق با رابطهٔ ۱ است.

$$Z2 = 0.717x1 + 0.847x2 + 3.1x3 + 0.42x4 + 0.99x5$$ رابطه ۱)

در این رابطه، X1 کل دارایی‌ها/ سرمایه در گردش؛ X2 کل دارایی/ سود انباشته؛ X3 کل دارایی/ سود قبل از بهره و مالیات؛ X4 کل دارایی/ ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام و X5 کل دارایی/کل فروش است. در صورتی که مقدار Z2 از ۱/۸۱ کمتر باشد (Z2 < ۱/۸۱)، شرکت ورشکسته محسوب می‌شود.

مدل اسپرینگیت

اسپرینگیت (۱۹۷۸) همانند آلتمن، از تحلیل ممیزی چندمتغیره استفاده کرد و با چهار نسبت مالی از داده‌های ۴۰ شرکت تولیدی مدلی طراحی کرد و به‌دقت کلی ۹۲/۵درصد دست یافت (سلیمانی امیری، ۱۳۸۹ و ابراهیمی کردلر و اعرابی، ۱۳۹۰). رابطهٔ ۲ مدل اسپرینگت را نشان می‌دهد.

$$sp = 1.03x1 + 3.07x2 + 0.66x3 + 0.4x4$$ رابطه ۲)

در این رابطه، X1کل دارایی‌ها/ سرمایه در گردش؛ X2 کل دارایی/ سود قبل از بهره و مالیات؛ X3 بدهی‌های جاری/ سود قبل از مالیات؛ X4 کل دارایی/کل فروش است. طبق قاعدهٔ اسپرینگیت، اگر sp کوچک‌تر از ۰/۸۶۲ ($sp <$۰/۸۶۲) باشد، شرکت ورشکسته محسوب می‌شود.

مدل زیمسکی

زیمسکی (۱۹۸۴) در تحقیقی با عنوان «روش‌شناسی برآورد مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی»، بیش از ۴۰شرکت ورشکسته و ۸۰۰ شرکت غیرورشکسته را با استفاده از تحلیل پروبیت، طی سال‌های ۱۹۷۲ تا ۱۹۷۸ بررسی کرد. به‌کمک سه نسبت، توانست به‌دقت ۹۲ درصد در پیش‌بینی صحیح ورشکستگی دست یابد. رابطه ۳ مدل زیمسکی را نشان می‌دهد.

$$zm = -4.513x1 + 5.679x2 + 0.004x3 - 4.336$$ رابطه ۳)

در این رابطه؛ X1 کل دارایی/ سود خالص؛ X2 کل دارایی/ کل بدهی؛ X3 بدهی جاری/ دارایی جاری است. طبق قاعده زیمسکی، اگر zm کوچکتر از ۰/۵($zm <$ ۰/۵) باشد، شرکت ورشکسته محسوب می‌شود.

تعیین دقت مدل‌ها و مقایسه با مدل شبکهٔ کانولوشن

برای تعیین میزان دقت هر یک از روش‌ها، ابتدا مقادیر z2، sp و zm برای هر شرکت در هر سال با کمک نرم‌افزار اکسل به‌دست می‌آید. به‌منظور توانایی پیش‌بینی مدل، داده‌ها در نرم‌افزار اکسل مرتب شده و ورشکستگی هر شرکت محاسبه می‌شود. شرکت‌هایی که طبق مدل‌های ارائه شده به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند، شمرده می‌شوند. با محاسبهٔ نسبت شرکت‌هایی که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند به کل شرکت‌ها، دقت پیش‌بینی مدل‌ها برای یک، دو و سه سال قبل از ورشکستگی اندازه‌گیری می‌شود. در نهایت، درصد دقت کلی مدل‌ها با مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن ارزیابی خواهد شد.

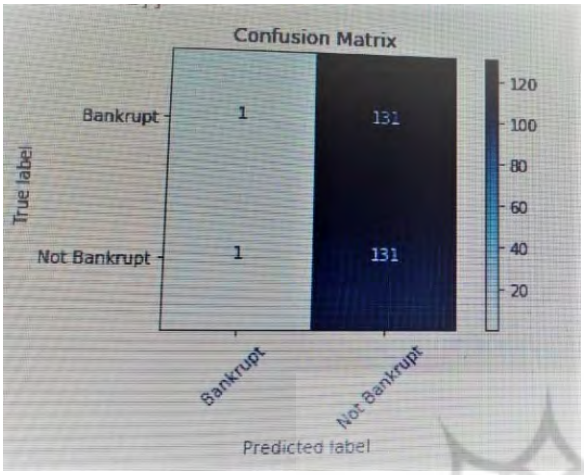
نحوهٔ آزمون فرضیه‌های دوم، سوم و چهارم

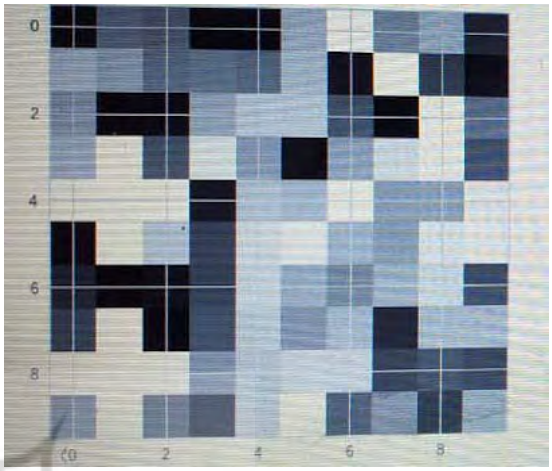
چنانچه درصد دقت مدل کانولوشن بیشتر باشد، فرضیه‌های مقایسهٔ مدل‌ها با مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن تأیید و در غیر این صورت رد می‌شود.

طبق فرضیه اول پژوهش، مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن به‌کمک نسبت‌های مالی تصویری، می‌تواند با دقت معقولی ورشکستگی شرکت‌ها را به‌درستی تشخیص داده و طبقه‌بندی صحیحی انجام دهد.

برای آزمون فرضیه اول، ابتدا داده‌ها از طریق نرم‌افزار متلب نسخهٔ ۲۰۱۹ به تصویر تبدیل شده است. از آنجا که داده‌های پژوهش ترکیبی از سال و شرکت است، در ترکیب ۱۰ نسبت در طول ۱۰ سال، یک پنل ۱۰ × ۱۰ تشکیل می‌شود. با تبدیل این پنل به تصویر، یک تصویر با ابعاد ۱۰ در ۱۰ به‌دست می‌آید. نمونهٔ تبدیل شده یک شرکت، در شکل ۳ نمایش داده شده است. در مرحلهٔ بعد، از طریق شبکهٔ عصبی کانولوشن، شرکت‌ها در دو طبقهٔ ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی می‌شوند. در این خصوص، ابتدا باید تعیین شود که چه تعداد از داده‌ها برای آموزش شبکه، چه تعداد برای اعتبارسنجی و چه تعداد برای آزمون استفاده شود. از آنجا که آموزش شبکه، مهم‌ترین مرحله در کانولوشن

یادگیری از تصاویر است، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه، ۱۰درصد برای آزمون و ۲۰درصد بـرای اعتبارسـنجی در نظر گرفته شده است. نتیجهٔ طبقه‌بندی تصاویر اعتبارسنجی انجام شده در ماتریس موسوم به ماتریس در هـم‌ریختگـی[1]، مطابق شکل ۴ به نمایش گذاشته شده است.





شکل ۳. تبدیل داده به تصویر در نرم‌افزار متلب **شکل ٤. ماتریس درهم‌ریختگی تشخیص شبکه**

با توجه به اینکه در مجموع، تعداد نمونه ۱۳۲ شرکت در دوره ۱۰ ساله (در کل ۱۳۲۰) بود، ۲۰ درصـد ایـن داده‌هـا برای مرحلهٔ اعتبارسنجی به‌کار گرفته شد (تعداد ۲۶۴). قطر اصلی ماتریس در واقع پیش‌بینی صحیح را نشـان مـی‌دهـد. همان طور که در شکل ۴ دیده می‌شود، مدل از مجموع ۲۶۴ داده، معادل ۱۳۲ (۱۳۱+۱) یا ۵۰ درصد پیش‌بینـی صـحیح را نمایش می‌دهد. به بیان دیگر، فرضیه اول پژوهش تأیید می‌شود و مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن مبتنی بر شـناخت تصاویر، قادر است ورشکستگی یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها را با کسب دقت ۵۰ درصد به‌عنوان آسـتانه تصـمیم‌گیـری، درست پیش‌بینی کند.

آزمون فرضیه‌های دوم، سوم و چهارم

نحوه به‌دست‌آمدن نتایج با استفاده از نرم‌افزار اکسل بدین صورت بوده است که با توجه به متغیرها، داده‌ها از صورت‌های مالی به‌دست آمد و در قالب یک معادله در صفحهٔ گسترده اکسل فرمول‌نویسی شده و ایـن معادلـه بـه تمـام شـرکت‌هـا گسترش داده شد. با توجه به عدد تصمیم‌گیری هر مدل (برای مثال مدل آلتمن ۱/۸۲) اعداد بزرگ‌تر برای شـرکت‌هـای غیرورشکسته و عدد کوچک‌تر به شرکت‌های ورشکسته اختصاص داده شد. سپس برای اعـداد متعلـق بـه شـرکت‌هـای غیرورشکسته ۱ و برای اعداد شرکت‌های ورشکسته صفر لحاظ شد. چون در مجمـوع ۱۳۲ شـرکت طـی دورهٔ ۱۰ سـاله مدنظر بود، داده‌های ۶۶ شرکت ورشکسته و ۶۶ شرکت غیرورشکسته پس از مرتب‌سازی وارد نرم‌افزار اکسل شد. اکنـون

1. Confusion matrix

می‌توان اطلاعات واقعی و پیش‌بینی مدل آلتمن را مقایسه کرد. نتایج این مقایسه‌ها در جدول‌های ۱ تا ۳ مشاهده می‌شود.

جدول ۱. نتایج تعیین درصد دقت پیش‌بینی مدل آلتمن (۱۹۸۳)

متغیرها	لاتین	ضریب در معادله		
کل دارایی / سرمایه در گردش	wctoassets	۰/۷۱۷		
کل دارایی/ سود انباشته	retaintoasset	۰/۸۷۴		
کل دارایی/ سود قبل از بهره و مالیات	ebittoassets	۳/۱		
کل دارایی/ کل فروش	salestoassets	۰/۴۲		
کل دارایی / سرمایه در گردش	wctoassets	۰/۹۹		
تعداد تخمین درست		۹۰۸	درصد	۰/۶۹
تعداد تخمین نادرست		۴۱۲	درصد	۰/۳۱
جمع		۱۳۲۰	جمع	٪۱۰۰

همان طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، در مدل آلتمن (۱۹۸۳) پنج متغیر وجود دارد که با توجه به ضرایب آنها ورشکستگی یا غیرورشکستگی شرکت‌ها پیش‌بینی شده است. در این مقایسه، مدل آلتمن توانست از بین ۱۳۲۰ داده (سال ـ شرکت) تعداد ۹۰۸ شرکت ـ سال (۶۹ درصد) را درست و ۴۱۲ سال ـ شرکت (۳۱ درصد) را نادرست پیش‌بینی کند. از این رو، بر مبنای درصد پیش‌بینی درست مدل، می‌توان در خصوص آن قضاوت کرد. همان طور که نتایج تحلیل فرضیه یک نشان داد، مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن توانست ۵۰ درصد درست پیش‌بینی کند. این درحالی است که نتایج نشان داد تخمین درست مدل آلتمن ۶۹ درصد است. از این رو، فرضیه دوم، مبنی بر اینکه مدل کانولوشن در مقایسه با مدل آلتمن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها قدرت بیشتری دارد، تأیید نمی‌شود. این نتیجه با مبانی نظری هم‌خوانی ندارد.

جدول ۲. نتایج تعیین درصد دقت پیش‌بینی مدل اسپرینگیت (۱۹۷۸)

متغیرها	لاتین	ضریب در معادله		
کل دارایی / سرمایه در گردش	wctoassets	۱/۰۳		
کل دارایی/ سود قبل از بهره و مالیات	ebittoassets	۳/۰۷		
بدهی جاری/ سود قبل از کسرمالیات	ebttocurrentliab	۰/۶۶		
کل دارایی/کل فروش	salestoassets	۰/۴۰		
تعداد تخمین درست		۷۷۶	درصد	۰/۵۸
تعداد تخمین نادرست		۵۴۴	درصد	۰/۴۲
جمع		۱۳۲۰	جمع	٪۱۰۰

نتایج آزمون فرضیهٔ سوم، در جدول ۲ درج شده است. همان طور که مشاهده می‌شود، مدل اسپرینگیت (۱۹۷۸) چهار متغیر دارد که با توجه به ضرایب این متغیرها، ورشکستگی یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها را پیش‌بینی می‌کند.

در این مقایسه مدل اسپرینگیت توانست از بین ۱۳۲۰ داده (سال ـ شرکت) تعداد ۷۷۶ شرکت ـ سال (۵۸ درصد) را درست و ۵۴۴ مورد (۴۲ درصد) را نادرست پیش‌بینی کند. از این رو، بر مبنای درصد پیش‌بینی درست مدل، می‌توان در خصوص آن قضاوت کرد.

همان طور که طبق نتایج تحلیل فرضیه یک مشخص شد، مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن توانست ۵۰ درصد درست پیش‌بینی کند. این در حالی است که مدل اسپرینگیت ۵۸ درصد پیش‌بینی درستی انجام داد، از این رو فرضیهٔ سوم تأیید نمی‌شود و به بیان دیگر، مدل کانولوشن در مقایسه با مدل اسپرینگیت، برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها قدرت بیشتری ندارد. این نتیجه نیز با مبانی نظری هم‌خوانی ندارد.

بر اساس خروجی نرم‌افزار اکسل، نتایج آزمون فرضیهٔ چهارم برای تعیین درصد دقت پیش‌بینی مدل زیمسکی در جدول ۳ آمده است.

جدول ۳. نتایج تعیین درصد دقت پیش‌بینی مدل زیمسکی (۱۹۸٤)

متغیرها	لاتین	ضریب در معادله		
کل دارایی / سودخالص	netincometoassets	−۴/۵۱۳		
کل دارایی/ بدهی	debttoassets	۵/۶۷۹		
بدهی جاری/ دارایی جاری	Currentassettocurrentliab	۰/۰۰۴		
مقدار ثابت		−۴/۳۳۶		
تعداد تخمین درست		۶۹۲	درصد	۰/۵۲
تعداد تخمین نادرست		۶۲۸	درصد	۰/۴۸
جمع		۱۳۲۰	جمع	٪۱۰۰

همان طور که در جدول ۳ آمده است، مدل زیمسکی (۱۹۸۴) سه متغیر دارد و با توجه به ضرایب این سه متغیر، پیش‌بینی شرکت‌ها را انجام می‌دهد.

در این مقایسه مدل زیمسکی توانست از بین ۱۳۲۰ داده (سال ـ شرکت) تعداد ۶۹۲ شرکت ـ سال (۵۲ درصد) را درست و ۶۲۸ مورد (۴۸ درصد) را نادرست برآورد کند. از این رو، بر مبنای درصد پیش‌بینی درست مدل، می‌توان در خصوص آن قضاوت کرد.

در اینجا نیز این فرضیه که مدل کانولوشن در مقایسه با مدل زیمسکی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها قدرت بیشتری دارد، تأیید نمی‌شود. از سوی دیگر، این نتیجه با مبانی نظری هم‌خوانی ندارد و آن را تأیید نمی‌کند؛ زیرا ادعای پژوهش در این باب این بود که مدل کانولوشن نسبت به مدل زیمسکی از توان پیش‌بینی‌کنندگی بیشتری برخوردار است. خلاصه آزمون فرضیه‌ها در جدول ۴ آمده است.

جدول ٤. خلاصهٔ نتایج آزمون فرضیه‌ها

شماره فرضیه	عنوان فرضیه	نتیجه
فرضیه اول	مدل شبکه عصبی کانولوشن با کمک نسبت‌های مالی تصویری می‌تواند بادقت معقولی ورشکستگی شرکت‌ها را به‌درستی تشخیص داده و طبقه‌بندی صحیحی انجام دهد.	تأیید
فرضیه دوم	مدل کانولوشن نسبت به مدل آلتمن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، از قدرت بیشتری برخوردار است.	عدم تأیید
فرضیه سوم	مدل کانولوشن نسبت به مدل اسپرینگیت برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، از قدرت بیشتری برخوردار است.	عدم تأیید
فرضیه چهارم	مدل کانولوشن نسبت به مدل زیمسکی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، از قدرت بیشتری برخوردار است.	عدم تأیید

نتیجه‌گیری

مهم‌ترین هدف سرمایه‌گذار، مشخص‌کردن محلی با ثبات برای سرمایه‌گذاری است. این هدف به‌منظور به حداکثررساندن ثروت سهام‌داران است. این امر به عوامل متعددی بستگی دارد؛ اما آگاهی از آیندهٔ شرکت برای سرمایه‌گذاران و پیش‌بینی وضعیت آن، به‌قطع کاهش عدم اطمینان سرمایه‌گذار را به همراه دارد. از گذشته مدل‌های پیش‌بینی، این خدمت مهم را به سرمایه‌گذار عرضه می‌کنند. یکی از جدیدترین مدل‌ها که در این پژوهش به آن پرداخته شد، مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن است. به این منظور، در پژوهش حاضر تلاش شد تا به این سؤال پاسخ داده شود که میزان تأثیرگذاری مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن بر پیش‌بینی ورشکستگی در مقایسه با برخی از مدل‌های دیگر چقدر است؟

پژوهش حاضر با هدف بررسی مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با کمک نسبت‌های مالی تصویری انجام شد.

برای بررسی فرضیه اول، همان طور که ملاحظه شد، مدل شبکهٔ عصبی کانولوشن توانست ۵۰ درصد پیش‌بینی صحیحی انجام دهد. به بیان دیگر، فرضیهٔ نخست پژوهش تأیید شد. یافته‌های عسگری آلوج، نیک‌بخت، کرمی و مؤمنی (۱۳۹۸) در زمینهٔ توسعهٔ مدل بنیش با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات برای پیش‌بینی دستکاری سود با یافته‌های پژوهش حاضر مقایسهٔ مناسبی است. آنها نیز نشان دادند که مدل بنیش، خطای آموزش شبکهٔ عصبی با الگوریتم حرکت تجمعی ذرات را کاهش می‌دهد. سطح دقت مدل آنها ۰/۵۵۳۸ بود که با نتایج تحقیق حاضر با دقت پیش‌بینی ۵۰ درصد فاصلهٔ چندانی ندارد، هرچند این سطح دقت در مدل توسعه‌یافته بنیش به ۰/ ۶۳۳۵ افزایش یافت.

یافته‌ها نشان‌دهندهٔ این است که پیشرفت در رایانه و استفاده از یادگیری عمیق که به‌نوعی بهبود در هوش مصنوعی محسوب می‌شود، بر پیش‌بینی ورشکستگی تأثیرگذار است. این موضوع با مبانی نظری هم‌راستاست و مؤید نتایج پژوهش‌های متعددی همچون جدهاو و همکاران (۲۰۱۸)، مارکجاس، یونیژوسکی و ورون[1] (۲۰۱۸)، هو و همکاران (۲۰۱۸)، غضنفری، رحیمی کیا و عسکری (۱۳۹۷)، واعظ قاسمی و رمضان‌پور (۱۳۹۷) و محمدی و همکاران (۱۳۹۷) در این حوزه است.

1. Marcjasz, Uniejewski & Weron

با توجه به نتایج به‌دست آمده، فرضیهٔ دوم رد شد و این ادعا که مدل کانولوشن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از مدل آلتمن قدرت بیشتری دارد، به تأیید نرسید. نتیجهٔ این فرضیه، نتایج تحقیقاتی همچون هوساکا (۲۰۱۸)، زگدی و همکاران (۲۰۱۲) را تأیید نمی‌کند.

در فرضیهٔ سوم مطرح شد که مدل کانولوشن نسبت به مدل اسپرینگیت، برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها قدرت بیشتری دارد. با توجه به نتایج به‌دست آمده، این فرضیه تأیید نشد؛ زیرا مدل اسپرینگیت توانست ۵۸درصد از ورشکستگی شرکت‌ها را درست پیش‌بینی کند. نتیجهٔ این فرضیه، نتایج تحقیقاتی همچون هوساکا (۲۰۱۸)، زگدی و همکاران (۲۰۱۲) را تأیید نمی‌کند.

در فرضیهٔ چهارم مطرح شد که مدل کانولوشن نسبت به مدل زیمسکی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها قدرت بیشتری دارد. با توجه به نتایج به‌دست آمده این فرضیه نیز تأیید نشد. نتیجه این فرضیه با نتایج تحقیقاتی همچون هوساکا (۲۰۱۸)، زگدی و همکاران (۲۰۱۲) هم‌خوانی ندارد.

آگاهی و پیش‌بینی ورشکستگی از خواسته‌های مهم سرمایه‌گذاران در بازار سرمایه است. همان طور که احمدی امین و تحریری (۱۳۹۸) با بررسی تأثیر انتقال ورشکستگی در صنعت بر محتوای اطلاعاتی سود شرکت‌ها نیز دریافتند که ورشکستگی در صنعت، سبب کاهش محتوای اطلاعاتی سودهای حاوی اخبار خوب می‌شود و بر کاهش ضریب واکنش سودهای حاوی اخبار بد بی‌تأثیر است. علاوه‌بر آن، در صنایعی که فقط یک شرکت ورشکسته داشته‌اند، نسبت به صنایعی با بیش از یک شرکت ورشکسته، میزان کاهش محتوای اطلاعاتی سودهای دارای اخبار خوب، قوی‌تر است.

پیش‌بینی از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی که روزبه‌روز ایرادهای آن در حال کاهش است، خواسته و رفتار مبتکرانه‌ای برای کسانی است که سرمایهٔ خود را تا حد زیادی با محافظه‌کاری سرمایه‌گذاری می‌کنند. شبکهٔ عصبی کانولوشن مدعی است که نقص موجود در شبکه‌های عصبی، یعنی یادگیری عمیق در بخش داده‌های آموزش را برطرف کرده و چنانچه این داده‌ها تصویر باشد، با دقت خوبی می‌تواند تشخیص دهد که این تصویر یادگرفته شده از نوع کدام تصویر است. کما اینکه این موضوع در این پژوهش و از طریق فرضیهٔ اول تأیید شد.

مسئله‌ای که این پژوهش به‌دنبال حل آن بود، به‌طور مشخص توان‌سنجی نسبت‌های مالی قابل تبدیل به تصویر در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن و مقایسه آن با مدل‌های سنتی بود که طبق نتایج، فرضیه اول تأیید شد. با وجود این، در قالب آزمون‌های تکمیلی، سه مدل کاربردی پیش‌بینی ورشکستگی طبق نظر کردستانی و تاتلی (۱۳۹۳) نیز آزمون و نتایج هر یک با نتایج مدل کانولوشن مقایسه شد. این سه مدل منتخب، مدل‌های آلتمن (۱۹۸۳)، اسپرینگیت (۱۹۷۸) و زیمسکی (۱۹۸۴) بودند که نتایج هر سه، دقت بیشتر مدل کانولوشن را تأیید نکردند.

به این نتایج باید از چند جنبه نگاه شود. نخست اینکه شاید نتایج، به نایکسانی متغیرهای مورد استفاده در این سه مقایسه مربوط شود و متغیرهای متفاوت روی نتایج تأثیر گذاشته باشند. موضوع دوم به عدم شباهت مدل‌ها از لحاظ روش سنجش و تحلیل داده‌ها برمی‌گردد؛ زیرا مدل کانولوشن با پیچیدگی زیادی همراه است؛ ولی سه مدل دیگر این پیچیدگی را ندارند. این عامل نیز می‌تواند روی نتایج تأثیرگذار باشد. با توجه به این موارد، شاید این مقایسه، به‌عنوان آزمون‌های تعیین اثربخشی مدل کانولوشن، در کل چندان صحیح نباشد.

پیشنهادها

با توجه به دغدغه مهم سرمایه‌گذاران، یعنی پیش‌بینی حیات آیندهٔ شرکت‌ها و همچنین نتیجهٔ به‌دست‌آمده از پژوهش، پیشنهاد می‌شود سرمایه‌گذاران از طریق این مدل جدید که به‌نوعی پیشرفت با اهمیتی در عرصهٔ هوش مصنوعی محسوب می‌شود، به پیش‌بینی وضعیت شرکت‌ها اقدام کنند. با توجه به اینکه مدل شبکه عصبی کانولوشن، برای تشخیص تصاویر از بین انبوه تصاویر است، می‌توان انتظار داشت که با برطرف شدن محدودیت‌های این پژوهش، دقت پیش‌بینی آن بهتر و بیشتر شود.

از سویی با هدف جهت‌بخشیدن به سرمایه‌گذاری‌ها، به‌سمت سرمایه‌گذاری‌های مدرن رایانه‌ای، سازمان بورس و اوراق بهادار به‌عنوان نهاد ناظر که همواره در تلاش برای جلب اطمینان سرمایه‌گذاران است، می‌تواند این مدل را به‌عنوان مدلی پویا و بهبوددهنده برای تصمیم سرمایه‌گذاران گسترش دهد و از آن در آموزش‌های خود استفاده کند.

محدودیت‌های پژوهش

این پژوهش نیز مانند اغلب پژوهش‌ها با محدودیت‌هایی مواجه بود که استفاده‌کنندگان و پژوهشگران باید به آن توجه کنند. محققان با بیان محدودیت‌های پژوهش، تلاش می‌کنند به خوانندگان پیام دهند که در تعمیم نتایج پژوهش با آگاهی بیشتری عمل کنند و در خصوص فرایند پژوهش، قضاوت عادلانه‌تری داشته باشد. از جمله محدودیت‌های پژوهش می‌توان به مسائل زیر اشاره کرد:

- دوره پژوهش از ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ بود، در حالی که شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس از سال ۱۳۸۸ تاکنون بسیار رشد کرده‌اند، از این رو، شرکت‌هایی که اخیرا به بورس وارد شده یا کمتر از دوره پژوهش به بورس وارد شده‌اند، جزء نمونهٔ پژوهش نبودند که این عامل باعث کاهش تعداد شرکت‌های نمونه شد. چنانچه تعداد نمونه‌ها بیشتر باشد، به احتمال زیاد نتایج تغییر خواهد کرد.
- اثر تورم از طریق تأثیر بر متغیرهای پژوهش، نتایج پژوهش را تغییر می‌دهد، این نیز محدودیت دیگری در اجرای پژوهش محسوب می‌شود.
- متغیر کنترلی صنعت نیز ممکن است بر نتایج تأثیر بگذارد، از این رو پیشنهاد می‌شود به‌عنوان موضوعی برای تحقیقات بعدی، به آن پرداخته شود.
- از طرفی، برای نحوه کنار هم قرار دادن نسبت‌ها برای هر شرکت، دو روش تصادفی و هم‌بستگی وجود دارد که در این پژوهش از روش تصادفی استفاده شد. تغییر این انتخاب می‌تواند بر نتایج اثرگذار باشد.
- به‌جز معماری گوگل‌نت که در مدل کانولوشن انتخاب شد و در تشخیص این پیش‌بینی‌ها یاری‌دهنده بود، انواع معماری‌های دیگری همچون ایمیج‌نت، وی‌جی‌جی، رزنت و... غیره وجود دارد که ممکن است درصورت انتخاب هر یک از آنها، نتایج تحقیق تغییر و تحت تأثیر قرار گیرد.

نتایج پژوهش حاضر، به مطرح شدن سؤال‌های دیگری منجر می‌شود، از این رو، برای روشن شدن ابعاد دیگری از موضوع، بررسی‌های دیگری نیاز است که بررسی آنها به پژوهشگران آتی پیشنهاد می‌شود. پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها بر اساس متغیرهای بیشتری مبتنی بر مدل شبکه عصبی کانولوشن نیز می‌تواند موضوع دیگری برای

پژوهش‌های بعدی باشد. در پژوهش دیگری می‌توان معماری شبکه مبتنی بر ایمیج‌نت، وی‌جی‌جی، رزنت و... را انتخاب کرد و نتایج آن را با مدل کانولوشن با سایر مدل‌های شبکه عصبی مقایسه کرد.

منابع

ابراهیمی کردلر، علی؛ اعرابی، مهران (۱۳۹۰). بررسی کاربرد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی در پیش‌بینی نکول تسهیلات اعطایی به شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (مطالعه موردی بانک سپه). *تحقیقات حسابداری و حسابرسی*, ۳(۱۲)، ۵۲-۶۳. doi: 10.22034/iaar.2011.104712

احمدی امین، الهه؛ تحریری، آرش (۱۳۹۸). تأثیر انتقال ورشکستگی در صنعت بر محتوای اطلاعاتی سود شرکت‌ها. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۲۶(۱)، ۱- ۱۸.

باقری، حسین علی؛ خدائی، عاطفه (۱۳۹۶). *یادگیری عمیق در MATLAB (یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی و هوش مصنوعی)*. نشر نیاز دانش.

حسن‌پور، سید حسین (۱۳۹۵). *آموزش شبکه کانولوشن*، بخش اول. آدرس دسترسی: www.forum.ustmb.ir

دهخدا، علی اکبر (۱۳۷۷). *لغت‌نامه دهخدا*. جلد اول. (چاپ ۱). انتشارات مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران.

سرافراز، ساناز؛ صفتی، فرید؛ غیاثوند، علیرضا (۱۳۹۵). پیش‌بینی قیمت سهام با شاخص های بازاری هیبریدی (ترکیبی) با استفاده از مدل عصبی فازی. *کنفرانس بین‌المللی پژوهش‌های نوین در مدیریت، اقتصاد و حسابداری*.

سلیمانی، غلامرضا (۱۳۸۹). ارزیابی کارایی الگوهای پیش‌بینی بحران مالی برای شرکت‌های ایرانی. *مجله دانش حسابداری*، ۱(۲)، ۱۳۹- ۱۵۸.

عاشوری، محمدرضا (۱۳۹۷). *تصویر، ویکی (دایره المعارف رایگان و آنلاین) طراحی و تبلیغات*. آدرس دسترسی: www.agerin.ir

عسگری آلوج، حسین؛ نیک‌بخت، محمدرضا؛ کرمی، غلامرضا؛ مؤمنی، منصور (۱۳۹۸). توسعه مدل بنیش با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات برای پیش‌بینی دستکاری سود. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۲۶ (۴)، ۶۱۵-۶۳۸.

غضنفری، مهدی؛ رحیمی کیا، اقبال؛ عسکری، علی (۱۳۹۷). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مبتنی بر سیستم‌های هوشمند ترکیبی. *فصلنامه پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۱۰(۳۷)، ۱۵۹-۱۹۴.

کردستانی، غلامرضا؛ تاتلی، رشـــید (۱۳۹۳). ارزیابی توان پیش‌بینی مدل‌های ورشکستگی (مقایسه مدل‌های اولیه و تعدیل شده). *مجله دانش حسابرسی*، ۱۴ (۵۵)، ۵۱- ۷۰.

محمدی، شاپور؛ راعی، رضا؛ رحیمی، محمدرضا (۱۳۹۷). پیش‌بینی دامنه تغییرات طلا با استفاده از مدل ترکیبی ARIMA و شبکه عصبی. *مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۳۴، ۳۳۵- ۳۵۷.

واعظ قاسمی، محسن؛ رمضان‌پور، سعید، (۱۳۹۷). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در سازمان بورس و اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. *فصلنامه دانش سرمایه‌گذاری*، ۲۶، ۲۷۷- ۲۹۶.

References

Agarwal, A. and Patni, I. (2019) Bankruptcy Prediction Models: An Empirical Comparison. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)* 8(6S2), 131- 139.

Ahmadi Amin, E., & Tahriri, A. (2019). The Effect of Bankruptcy Contagion on Earnings Informativeness. *Journal of Accounting and Auditing Review*, 26(1), 1-18. (*in Persian*)

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of Finance* 23 (4), 589-609.

Asgari Alouj, H., Nikbakht, M.R., Karami, GH., & Momeni, M. (2019). Development of the Beneish Model by Combining Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization Algorithm for Earnings Management Prediction. *Accounting and Auditing Review*, 26(4), 615-638. (*in Persian*)

Ashoori, M. R. (2019). *Picture, Viki (free and online dictionary), design and Advertising*. Available in: www.agerin.ir. (*in Persian*)

Bagheri, H. A. and Khodaee, A. (2018) *Deep learning in MATLAB with machine learning, neural networks and Artificial Intelligence*. (*in Persian*)

Dehkhoda, A.A. (2019). *Persian Dictionary*, Vol. 1, (1th ed). University of Tehran Publishing. (*in Persian*)

Ding, X., Zhang, Y., Liu, T., Duan, J. (2015). Deep learning for event-driven stock prediction. *Proceedings of the 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2327–2333.*

Ebrahimi Kordlor, A., Arabi, M. (2011). Application of Bankruptcy Predictive Models (Altman, Falmer, Springit, Zimski & Shirata) to Predicting Failure to Grant Companies to the Tehran Stock Exchange (Case Study: Bank Sepah). *Accounting and Auditing Research*, 3(12), 52-63. doi: 10.22034/iaar.2011.104712

Ghazanfari, M., Rahimikia, E. and Askari, A. (2018). Bankruptcy prediction of companies based on hybrid intectual systems. *Quarterly journal of financial accounting and auditing*, 10(37), 159-194. (*in Persian*)

Goehring, M. (2007). *Balance sheets: Getting the picture of your Co-ops financial position.* www.columinate.coop

Hardinata, L., Warsito, B. and Suparti, S. (2017). Bankruptcy prediction based on financial ratios using Jordan Recurrent Neural Networks: a case study in Polish companies. *Journal of Physics: Conference Series*, 1025(1), 012098.

Hasanpoor, S. H. (2016). *Convolutional Networks*. Section one. www.forum.ustmb.ir

Hosaka, T. (2018). *Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks*. Available in: https://www.rs.tus.ac.jp/hosaka-t/img/file3.pdf

Hu, H., Tang, L., Zhang, Sh. and Wang, H. (2018). Predicting the direction of stock markets using optimized neural networks with Google Trends, *Neuro computing*, 285, 188-195, ISSN 0925-2312, https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.01.038.

Jadhav, S., Dange, B. & Shikalgar, S. (2018). Prediction of Stock Market Indices by Artificial Neural Networks Using Forecasting Algorithms. In Internat*ional Conference on Intelligent Computing and Applications (pp. 455-464). Springer, Singapore.*

Jordin, D.P. (2018). Failure pattern – based ensembles applied to bankruptcy forecasting. *Journal of Decision Support Systems*, 107, 64-77.

Kordestani, Gh. and Tatli, R. (2014). The Evaluation of prediction ability of Bankruptcy models: primary versus adjusted models. *Auditing Knowledge Journal*, 55, 51-70.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Proceedings of Neural Information Processing Systems.*

Lin, M., Chen, Q., Yan, S. (2013). *Network in network.* arXiv:1312.4400

Marcjasz, G., Uniejewski, B. & Weron, R. (2018). On the importance of the long-term seasonal component in day-ahead electricity price forecasting with NARX neural networks. *International Journal of Forecasting*, 35(4), 1520-1532.

Mohammadi, Sh., Raeie, R. & Rahimi, R. (2018). Interval Forcasting for Gold Price with hybrib model of ARIMA and Artificial Neural Network. *The Journal of Portfolio Management and Financial Engineering*, (34), 335-357. (*in Persian*)

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109–131.

Sarafraz, S., Sefati, F. and Ghiasvand, A. (2016). Predicting stock prices with hybrid market indices using a fuzzy neural model. *International Conference on Modern Research in Management, Economics and Accounting*. (*in Persian*)

Soleimany, G. (2012). Investigating of the Efficiency of Financial Distress Prediction Models in Iranian companies. *Accounting Knowledge*, 1(2), 139- 160. (*in Persian*)

Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.*

Tan, L., Wang, S. & Wang, K. (2017). A new adaptive network-based fuzzy inference system with adaptive adjustment rules for stock market volatility forecasting. *Information Processing Letters*, 127, 32-36.

Vaez-Ghasemi, M. & Ramezanpour Chardeh, S. (2018). Predicting bankruptcy of companies listed on the Stock Exchange using the artificial neural network. *The Journal of Investment Knowledge*, (26), 277-296. (*in Persian*)