



Semnan University

Journal of Econometric Modelling

Journal homepage: <https://jem.semnan.ac.ir/?lang=en>



Research Article

Calculating the stock crash probability using complex neural networks and investigating the relationship between the stock crash probability and the expected stock return in the Iranian capital market (2007-2022)

Najibeh Najafi Kangarloui

PhD Student, Faculty of Economics, Department of Economics
University of Tehran

najafi_n@ut.ac.ir

Farkhondeh Jebel Ameli (Corresponding Author)

Associate professor, Faculty of Economics,
University of Tehran, Corresponding Author,

fameli@ut.ac.ir

Mohsen Mehrara

Professor, Faculty of Economics, Department of Economics,
University of Tehran

mmehrara@ut.ac.ir

PAPER INFO ABSTRACT

Paper history:

Received: 14. 06. 2023

Revised: 27. 09. 2023

Accepted: 21. 11. 2023

JEL Classification:

E47, G17, G11

Keywords:

Crash risk,
Convolutional neural
network,
Expected return,
Portfolio

One of the most destructive fluctuations in the stock market is the crash in stock prices. The accurate calculation of the probability of the stock price crash can greatly help investors choose the right investment portfolio. In this article, the one-dimensional convolutional neural network technique is used to calculate the probability of the stock price crash, and the three-factor Fama and French model and Capital asset pricing model are used to calculate stock returns. The sample used in this paper includes 80 import- and export-oriented exchange companies in the period 2008-2021. According to the obtained results, convolutional neural networks predict the probability of the stock crash with high accuracy, and there is an inverse relationship between the probability of the stock price crash and its expected return, which means that by calculating the probability of a stock price crash, it is possible to predict the future demand for it and the direction of its future price. Calculating the probability of stock price crashes, using convolutional neural networks is a new method for calculating the risk of stock price crash and can help us measure portfolio risk.

© 2023 Published by Semnan University Press. All rights reserved.

محاسبه احتمال سقوط سهام با استفاده از شبکه های عصبی پیچیده و بررسی رابطه بین احتمال سقوط سهام و بازده انتظاری سهام در بازار سرمایه ایران (۱۳۸۶-۱۴۰۰)^۱

نجیبه نجفی کنگرلوئی

دانشجوی دکتری اقتصاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران

najafi_n@ut.ac.ir

فرخنده جبل عاملی (نویسنده مسئول)

دانشیار، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران

fameli@ut.ac.ir

محسن مهر آرا

استاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران

mmehrara@ut.ac.ir

نوع مقاله: علمی - پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۳۰

چکیده

یکی از مخرب ترین نوسانات بازار سهام، سقوط قیمت سهام می باشد، محاسبه دقیق احتمال سقوط قیمت سهام می تواند کمک شایانی به سرمایه گذاران بازار سهام جهت انتخاب پرتفوی مناسب سرمایه گذاری نماید. در این مقاله تکنیک شبکه های عصبی پیچیده یک بعدی جهت پیش بینی احتمال سقوط سهام و مدل فاما و فرنچ سه عاملی و قیمت گذاری دارایی سرمایه ای جهت محاسبه بازده سهام مورد استفاده قرار گرفته است. نمونه مورد استفاده در تحقیق شامل ۸۰ شرکت بورسی صادرات محور و واردات محور ایرانی در بازه زمانی ۱۳۸۶-۱۴۰۰ می باشد. طبق نتایج بدست آمده شبکه های عصبی پیچیده با دقت بالایی احتمال سقوط سهام را پیش بینی می نمایند و نیز طبق نتایج پژوهش بین احتمال سقوط سهام و بازده انتظاری آن رابطه معکوس وجود دارد که نتیجه مذکور بیانگر آن است که با محاسبه احتمال سقوط سهام می توان تقاضای آتی برای آن و لذا قیمت آتی آن را پیش بینی کرد. محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام با استفاده از شبکه های عصبی پیچیده روش جدیدی در بدست آوردن پرتفولیو های با احتمال سقوط کمتر می باشد.

طبقه بندی *JEL*: E47, G17, G11

کلید واژه ها: سقوط قیمت سهام، شبکه های عصبی پیچیده، بازده انتظاری، مدیریت پرتفولیو

^۱. مستخرج از پایان نامه دکتری نجیبه نجفی به راهنمایی خانم دکتر فرخنده جبل عاملی می باشد.

۱. مقدمه

در اقتصاد بسیاری از کشورها، بازار سرمایه یکی از مهمترین ارکان تجمیع و هدایت نقدینگی بسمت فعالیت های مولد می‌باشد و قیمت سهام به عنوان سیگنالی در هدایت حجم نقدینگی و تخصیص سرمایه مؤثر است (شمس الدین و هیلر^۱، ۲۰۰۴). تغییر قیمت سهام امری عادی تلقی می‌گردد، اما امری که همواره موجب نگرانی سرمایه‌گذاران است، موضوع تغییرات ناگهانی قیمت سهام می‌باشد. موضوع مذکور طی سال‌های اخیر و به ویژه بعد از بحران مالی سال ۲۰۰۸، توجه بسیاری از دانشگاهیان و افراد حرفه‌ای را بخود جلب کرده است. تغییرات ناگهانی قیمت سهام عمدتاً به دو صورت سقوط و جهش قیمت سهام رخ می‌دهد، با توجه به اهمیتی که سرمایه‌گذاران برای بازده سهام خود قائل هستند، پدیده سقوط قیمت سهام که منجر به کاهش شدید بازده می‌شود، در مقایسه با جهش بیشتر مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است (داریوش و امین^۲، ۲۰۱۹). توضیح غالب درباره علت سقوط قیمت سهام شرکت خاص، رفتار انباشت اخبار بد توسط مدیران شرکت‌ها می‌باشد، وقتی انباشت اطلاعات بد به حدی رسید که دیگر قابل نگهداری نیست اخبار مذکور به سرعت منتشر می‌شود و موجب سقوط قیمت سهام می‌شود (بای^۳ و همکاران، ۲۰۱۹، کالن و فنگ^۴، ۲۰۱۵؛ هاتن^۵ و همکاران، ۲۰۰۹، جین و میر^۶، ۲۰۰۶ و کیم^۷ و همکاران، ۲۰۱۱).

بر طبق مطالعات عوامل زیادی بر ریسک سقوط قیمت سهام تأثیر می‌گذارند، بطور مثال بین احتمال سقوط سهام و نسبت بدهی رابطه عکس وجود دارد، استدلال محققان این است که به دلیل نظارت وام‌دهنده، امکان انباشت اخبار بد کاهش یافته است و لذا احتمال سقوط سهام کمتر شده است (هاتن و همکاران، ۲۰۰۹) و ونگ^۸ و همکاران، نیز مطالعات حاکی از آن است که بین نقدینگی و میزان سقوط سهام رابطه عکس وجود دارد، از نظر محققان قدرت دخالت بیشتر سهام

1. Shamsuddin & Hillier

2. Dariosh & Amin

3. Bai

4. Callen & Fang

5. Jin & Myers

6. Hutton

7. Kim

8. Wang

دار عمده در سهم‌های با نقدینگی بالا، بعنوان مکانیزم بازدارنده مدیران در انباشت اخبار بد عمل می‌کند(چائوهن^۱ و همکاران(۲۰۱۷)).

با استفاده از عوامل مؤثر بر احتمال سقوط قیمت سهام می‌توان احتمال سقوط قیمت سهام را پیش بینی کرد. در صورتی که سرمایه‌گذاران بتوانند با دقت بالایی احتمال سقوط سهام را پیش‌بینی نمایند، می‌توانند میزان ریسک سرمایه‌گذاری و پرتفولیوی خود را شناسائی کنند. در این مطالعه بر خلاف مطالعات رایج که از مدل سافت مکس یا همان لاجیت عمومی جهت پیش‌بینی احتمال سقوط سهام استفاده می‌کنند، از مدل شبکه‌های عصبی پیچیده جهت محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام استفاده خواهد شد. زیرا مدل‌های سافت مکس یک روش دسته‌بندی خطی است و احتمال بیش برآزش در آن بالاست، اما شبکه‌های عصبی پیچیده دارای خاصیت تصفیه ویژگی از داده‌های خام در حین آموزش می‌باشند و دارای لایه‌های متنوع جهت افزایش سرعت همگرایی و کاهش بیش برآزش مدل می‌باشند و نیز یک خاصیت دیگر شبکه‌های مذکور کارایی و کم هزینه بودن آن نسبت به سایر شبکه‌های عصبی می‌باشد. احتمال سقوط قیمت سهام با استفاده از ویژگی‌های بنیادی شرکت‌ها بدست می‌آید و بعنوان معیاری از بیش ارزشگذاری قیمت سهام شرکت‌ها می‌باشد. اگر قیمت سهام شرکت در حال حاضر بیش ارزشگذاری شده باشد طبیعتاً در دوره بعد با کاهش ارزش و بازده مواجه خواهد شد. در مرحله بعدی پژوهش با استفاده از احتمال سقوط پیش بینی شده توسط مدل شبکه‌های عصبی پیچیده، بازده انتظاری پرتفولیوهای با احتمال سقوط قیمت متفاوت مورد بررسی قرار خواهد گرفت، و بررسی خواهیم کرد که آیا با افزایش احتمال سقوط قیمت پرتفولیوها بازده انتظاری پرتفولیوها نیز کاهشی است یا نه؟ فرضیه اول پژوهش این است که مدل شبکه‌های عصبی پیچیده با دقت بالایی احتمال سقوط قیمت سهام را پیش‌بینی می‌کنند. طبق نظریات رایج ریسک و بازدهی بین ریسک و بازدهی رابطه مستقیم وجود دارد، ولی در صورتی که احتمال بالای سقوط قیمت سهام را معیار بیش برآزش قیمت سهم در نظر بگیریم، می‌توان انتظار داشت پرتفولیوهای با احتمال سقوط بیشتر در دوره بعد بازدهی کمتری داشته باشند، لذا فرضیه دوم تحقیق این است که بین احتمال سقوط قیمت سهام و بازده انتظاری آن رابطه منفی وجود دارد. اگر فرضیات پژوهش در بازار ایران اثبات شود، می‌توان با طبقه‌بندی پرتفوی‌ها بر اساس احتمال سقوط قیمت سهام،

1. Chauhan

پرتفوی‌های با ریسک‌های پایین‌تر و بازده بالاتر ایجاد کرد و از نتایج مطالعه مذکور در مباحث مدیریت پرتفولیو استفاده کرد.

پس از بخش اول که مقدمه می‌باشد، در بخش دوم مبانی نظری و پیشینه تحقیق ارائه شده است. بخش سوم پژوهش به روش تحقیق اختصاص داده شده است که در آن مدل‌های مورد بررسی تصریح شده‌اند و بخش چهارم تحقیق به برآورد مدل و آزمون فرضیه‌ها اختصاص داده شده است و در بخش ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادات پژوهش ارائه شده است.

۲. ادبیات تحقیق

۲-۱. مبانی نظری

عمدتاً دلیل سقوط قیمت سهام بر پایه تئوری جیم و میر^۱ ۲۰۰۶ توضیح داده می‌شود، بر طبق تئوری مذکور مدیران با اتکا به سیستم گزارش‌دهی مبهم از انتشار اخبار بد جلوگیری می‌کنند. ابهام در گزارش‌دهی به مدیران شرکت نسبت به زمانی که سرمایه‌گذاران به همه اطلاعات دسترسی دارند، اجازه نگهداری نقدینگی بیشتری می‌دهد، ولی که وقتی حجم اطلاعات به قدری است که دیگر قابل نگهداری نیست، مدیران داخلی شرکت اطلاعات را بطور ناگهانی منتشر می‌کنند که نتیجه آن بازده‌های بزرگ منفی برای قیمت سهام است.

در اینجا چند عامل که با توجه به تئوری جین و میر (۲۰۰۶) بر ریسک سقوط قیمت سهام تأثیر دارند، معرفی می‌شوند. بین نقدینگی و ریسک سقوط قیمت سهام رابطه عکس وجود دارد. مکانیزم‌هایی که در آن نقدینگی سهام ریسک سقوط قیمت را کاهش می‌دهد، عبارت‌اند از تهدید دخالت و آگاهی قیمتی. در مدل تهدید دخالت، نقدینگی بیشتر قدرت دخالت سهام‌داران عمده را افزایش می‌دهد و سهام‌داران عمده می‌توانند مدیر را تحت فشار قرار دهند که اخبار بد را نگهداری نکند، یافته‌های مطالعات تجربی از مدل تهدید دخالت حمایت می‌کند و نیز نقدینگی سهم آگاهی قیمتی را افزایش می‌دهد و آگاهی قیمتی باعث می‌شود مدیران از دستکاری قیمت-های سهام اجتناب کنند. (چائو^۲ و همکاران، ۲۰۱۷).

1. Jin and Myers

2. Chauhan

اندازه شرکت بر کیفیت گزارشگری مالی تأثیر منفی دارد و لذا احتمال سقوط قیمت سهم در شرکت‌های با اندازه بزرگ بالاست و دلایل آن فشار وارد شده بیشتر بر شرکت‌های بزرگ، قدرت چانه‌زنی بیشتر شرکت‌های بزرگ با حساب‌برسان و گسترده‌تر بودن دامنه استفاده از رویه‌های حسابداری می‌باشد (نیکو مرام و همکاران، ۱۳۸۸).

ابهام در جریان نقد عملیاتی باعث افزایش احتمال سقوط سهام می‌شود. ابهام در جریان نقد عملیاتی نگهداری اخبار بد را تسهیل می‌کند و باعث انحراف منابع مدیریتی می‌شود و این امر به نوبه خود منجر افزایش ریسک سقوط قیمت سهام می‌شود (چنگ^۱ و همکاران، ۲۰۲۰).

۲-۲. ادبیات تجربی

مرور ادبیات تجربی پژوهش شامل دو قسمت است:

در قسمت اول بخش مطالعات مربوط به عامل‌های اثر گذار بر سقوط قیمت سهام مورد بررسی قرار می‌گیرند و در نهایت در قسمت دوم مطالعات مربوط به روش‌های تخمین سقوط قیمت سهام ارائه خواهند شد.

۲-۲-۱. مطالعات مربوط به عوامل مؤثر بر سقوط قیمت سهام

طبق مطالعه خان و واتس^۲ (۲۰۰۹)، مدیران شرکت‌ها با توجه به نفوذ و قدرت خود می‌توانند تأثیر مهمی بر ویژگی‌های شرکتی از قبیل اهرم مالی، اندازه شرکت، نسبت ارزش بازاری به ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام و بازده حقوق صاحبان سهام داشته باشند که این ویژگی‌های شرکتی خود تأثیر مهمی بر سقوط قیمت سهام دارند زیرا دستکاری هر یک عامل‌های باعث افزایش انباشت اطلاعات و لذا افزایش احتمال سقوط قیمت سهم می‌شود.

مطالعه احمد و همکاران (۱۳۹۳) بر روی تأثیر ویژگی‌های شرکت‌ها بر ریسک سقوط قیمت سهام در بازه زمانی سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۸۶ حاکی از آن است که متغیرهای بازده دارایی، اندازه شرکت، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام و نسبت کیو توبین با ریسک سقوط قیمت سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس رابطه منفی دارد.

وَنگ^۳ و همکاران (۲۰۲۰) در مطالعه خود رابطه بین ریسک سقوط قیمت سهام و بدهی مالی را در شرکت‌های چین مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که بین ریسک سقوط سهام

1. Cheng

2. Khan & Watts

3. Wang

و سطح بدهی مالی شرکت‌های چینی رابطه منفی وجود دارد، بر طبق نتیجه‌گیری پژوهش، نظارت وام‌دهنده نگهداری اخبار بد در فضای اطلاعاتی ضعیف چین را کاهش می‌دهد. جنگ و کنگ (۲۰۱۹) در مقاله‌ای تحت عنوان "احتمال سقوط قیمت سهام، رونق‌های دارای سفته بازی منطقی و بازدهی های مقطعی سهام" با استفاده از مدل لاجیت عمومی یا همان سافت مکس احتمال سقوط قیمت سهام را تخمین زدند، به منظور تخمین احتمال مذکور محققان متغیرهای اندازه شرکت، رشد فروش، چولگی، نوسان کل و بازده بازار را بعنوان متغیر مستقل وارد مدل کردند، بر طبق نتایج پژوهش احتمال سقوط قیمت سهام با بازدهی بازار در دوره قبل، اندازه شرکت، رشد فروش چولگی و نوسان کل رابطه مستقیم دارد.

۲-۳. مطالعات مربوط به روش‌های محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام

محمد علی زاده و همکاران (۲۰۱۵) در تحقیق خود با عنوان "پیش بینی سقوط بازار سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی نگاشت خود سازمان ده"، با استفاده از شبکه‌های عصبی مذکور مدلی برای پیش‌بینی سقوط بازار سهام ارائه کردند. نتایج اجرای مدل پیش‌بینی مذکور حاکی از این است که مدل فوق الذکر عملکرد قابل قبولی را در پیش‌بینی دوره‌های پیش از سقوط در بازار سهام به دست آورده است.

جنگ و کنگ (۲۰۱۹) در مقاله‌ای تحت عنوان "احتمال سقوط سهام، رونق‌های دارای سفته‌بازی منطقی و بازده‌های مقطعی سهام" با استفاده از مدل لاجیت عمومی یا همان سافت مکس احتمال سقوط سهام را بدست آوردند.

فنگ^۱ و همکاران (۲۰۲۲) در مقاله‌ای تحت عنوان "احتمال سقوط غیر نرمال در بازار سهام چین، از مدل لاجیت تعمیم یافته جهت محاسبه احتمال سقوط سهام استفاده کردند.

با بررسی مطالعات انجام شده در حوزه محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام به این نتیجه می‌رسیم که مطالعات مذکور عموماً از مدل لاجیت عمومی شده یا همان سافت مکس جهت محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام شرکت‌ها استفاده کرده‌اند، مدل مذکور یک روش دسته‌بندی خطی است. احتمال بیش برآزش در آن بالاست، در این پژوهش ما از مدل شبکه‌های عصبی پیچیده (CNN^۲) به منظور محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام استفاده خواهیم کرد که مدل مذکور

^۱ . Fang

^۲ Convolutional Neural Network

ویژگی‌های سطح بالاتری به مدل اضافه می‌کند، می‌توان با استفاده از لایه‌های خاص در مدل فوق احتمال بیش برآزش را کم کرد و مدل مذکور به دلیل محاسبه پارامتر بسیار کم در مقایسه با مدل عادی شبکه‌های عصبی بسیار کارا و کم هزینه است و نیز نحوه محاسبه متغیر وابسته سقوط قیمت سهام در تحقیق حاضر یک نوع نوآوری محسوب می‌شود زیرا در مطالعات رایج عموماً متغیر فوق دو کلاسه در نظر گرفته می‌شود (هاتن و همکاران، ۲۰۰۹) یا مثل مدل دیبورتز و همکاران (۲۰۲۰) به گونه‌ای در نظر گرفته می‌شود که جمع احتمال رویدادها سه‌گانه صعود و سقوط و سایر بیش از یک می‌شود، ما در این مطالعه متغیر سه‌گانه صعود، سقوط و سایر را بنحوی نظر گرفته ایم که جمع احتمال رویدادها یک باشد.

۳. روش تحقیق

۳-۱. داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل داده‌های روزانه، ماهانه و سالانه ۸۰ شرکت بورسی موجود در صنایع خودرو، پالایشی، پتروشیمی، فلزات اساسی، کانه‌های فلزی و دارویی در بازه زمانی ۱۴۰۰-۱۳۸۶ بودند که بیش از ۷۰ درصد ارزش بازار سرمایه ایران را شامل می‌شوند، در صنایع مذکور شرکت‌های سرمایه‌گذاری به علت ماهیت کار متفاوت و نیز شرکت‌هایی که سال مالی متفاوت با انتهای اسفند داشتند، جهت افزایش قابلیت مقایسه حذف شدند. داده‌های تحقیق از طریق نرم افزار ره آورد نوین و سایت کدال جمع‌آوری گردیده است.

۳-۱. نرمال‌سازی داده‌ها

نرمال‌سازی به عنوان یک تکنیک پیش پردازش داده‌ها^۱ در یادگیری ماشین کاربرد دارد و با استفاده از آن مقیاس‌های مشخصه‌های^۲ عددی به مقیاس مشابه تبدیل می‌شوند. هدف از نرمال‌سازی افزایش سرعت همگرایی و دقت مدل می‌باشد.

۳-۲. روش تجزیه و تحلیل عوامل اساسی جهت حذف همبستگی بین داده‌ها

هدف تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اساسی حذف همبستگی بین متغیرها و ساخت ابعاد کوچکتری از داده‌ها با ننگ داشتن حداکثر ساختار پراکندگی داده‌ها است. با فرض اینکه ماتریس متغیرهای توضیحی مدل بصورت $X_{t,n}$ باشد، که در آن t تعداد مشاهدات است که مقادیر آن

^۱. preprocessing

^۲. features

بصورت $t = 1 \dots T$ می باشد و n تعداد متغیرهای توضیحی مدل می باشد، که مقادیر آن بصورت $n = 1 \dots N$ است. ابتدا ماتریس $X_{t,n}$ بصورت زیر نرمال استاندارد می کنیم:

$$Z_{t,n} = \sigma_n^{-1} (X_{t,n} - \mu_n) \quad (1)$$

در رابطه (۵)، σ_n انحراف معیار ماتریس $X_{t,n}$ و μ_n میانگین ماتریس $X_{t,n}$ است. سپس ماتریس مقادیر ویژه Λ و ماتریس بردارهای ویژه W را برای ماتریس $Z_{t,n}$ محاسبه می کنیم بطوریکه (۲) $Z'ZW = W\Lambda$ شود که در آن Λ یک ماتریس قطری می باشد که عناصر قطر اصلی آن که مقادیر ویژه ماتریس $Z_{t,n}$ است و مقادیر آن بصورت نزولی می باشند و ماتریس W ماتریس بردارهای ویژه ماتریس $Z_{t,n}$ و یک ماتریس متعامد می باشد. در مرحله آخر ماتریس مؤلفه‌های جدید را بصورت رابطه (۳) بدست می آوریم (۳) $P = ZW$ که در آن مشخصه‌ها دو به دو عمودند و همبستگی با هم ندارند.

۳-۳. تصریح مدل

۳-۳-۱. تعریف سقوط و صعودهای قیمتی جهت محاسبه متغیر وابسته تحقیق

در مطالعه حاضر احتمال وقوع بازده‌های شدید منفی بعنوان سقوط قیمت سهام و حالت برعکس آن بعنوان صعود قیمت سهام در نظر گرفته شده است.

بر طبق تحقیقات بکارگیری بازده‌های خاص شرکت اطمینان دهنده این است که معیارهای ریسک بکار رفته منعکس کننده عامل‌های خاص شرکت است تا حرکات بازار (هاتن و همکاران، ۲۰۰۹)

بازده خاص هر سهم جهت محاسبه سقوطها و صعودهای قیمتی با پیروی از تحقیق کیم^۱ و همکاران (۲۰۱۱) و با بکارگیری روابط زیر بدست آمد:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_{1,i}r_{m,t-2} + \beta_{2,i}r_{m,t-1} + \beta_{3,i}r_{m,t} + \beta_{4,i}r_{m,t+1} + \beta_{5,i}r_{m,t+2} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

که در آن $r_{i,t}$ بازده سهم i در ماه t و $r_{m,t}$ بازده شاخص هم وزن بازار در ماه t می باشد در رابطه (۴) تقدم و تأخر به دلیل در نظر گرفتن اثر معاملات غیر همزمان وارد شده است. بازده خاص سهم i در ماه t بصورت روبرو تعریف شد:

^۱. Kim

$$R_{i,t} = \ln(1 + \varepsilon_{i,t}) \quad (5)$$

که در آن $\varepsilon_{i,t}$ پسماند رابطه رگرسیونی شماره (۴) می‌باشد. با توجه به اینکه جمع احتمال رویدادها باید یک شود، با پیروی از مطالعه دیبورتز و همکاران (۲۰۲۰)، صعودها و سقوطهای قیمتی بصورت فاصله بیش از دو انحراف معیار بازده از متوسط بازده سالانه، مطابق فرمول زیر تعریف شدند.

$$\begin{cases} crash = -1 & \text{if } R_{it} - \bar{R}_{it} < -2\sigma_{it} \\ jump = 1 & \text{if } R_{it} - \bar{R}_{it} > 2\sigma_{it} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

که در آن R_{it} بازده خاص ماهانه سهام شرکت i در ماه t و \bar{R}_{it} میانگین بازده خاص ماهانه سهام شرکت i در ۱۲ ماه گذشته می‌باشد و نیز σ_{it} انحراف معیار بازده خاص ماهانه سهام شرکت i در ۱۲ ماهه قبل می‌باشد. بطور مثال اگر بازده خاص ماهانه سهمی منهای میانگین بازده ۱۲ ماه قبل کوچکتر از منفی ۲ انحراف معیار ۱۲ ماهه قبل شرکت مورد نظر باشد ما برای آن سهم در ماه مورد نظر سقوط در نظر می‌گیریم.

۳-۲-۳. مدل شبکه‌های عصبی پیچیده

در این تحقیق از شبکه‌های عصبی پیچیده جهت بررسی احتمال سقوط سهام استفاده شده است. یک مشخصه مهم مدل‌های اشاره شده این است که بواسطه طراحی ساده و متراکم مدل‌های مذکور، اجرای کارا و کم هزینه مدل‌ها در آن‌ها امکان پذیر است (جاوالی و امورتی^۱، ۲۰۲۱). شبکه‌های عصبی پیچیده حاوی تعدادی لایه کانولوشن است که آن را از سایر شبکه‌های عصبی متمایز می‌کند، لایه‌های مذکور ویژگی‌های مناسبی از داده‌ها را برای ما استخراج می‌کنند. هر لایه کانولوشن از چند نقشه فعالیت تشکیل شده است و هر نقشه فعالیت در لایه مذکور از انجام کانولوشن (حرکت دادن فیلتر کانولوشن) بر روی تمام نقاط داده بدست می‌آید. فیلتر در هر ناحیه از داده‌ها قرار گیرد، ضرب داخلی ضرایب فیلتر با داده‌های آن ناحیه و بعلاوه یک بانیاس، یک نقطه از نقشه فعالیت لایه کانولوشنی را ایجاد می‌کند. در واقع با فرض اینکه داده ورودی لایه کانولوشنال $X \in R^{A \times B}$ است که A و B ابعاد داده ورودی است در این صورت خروجی لایه کانولوشنال می‌تواند بصورت زیر محاسبه شود.

¹. Cavalli & Amoretti

$$C_{cn} = f(X * W_{cn} + b_{cn}) \quad (7)$$

که در رابطه مذکور ، * عملگر کانولوشن، C_{cn} ، cn ، امین نقشه فعالیت لایه کانولوشن و تعداد فیلترها CN است، X نمایانگر ماتریس داده‌های ورودی است، W_{cn} ماتریس وزن cn امین فیلتر از لایه جاری است ، تورش با b_{cn} نمایش داده شده است و سرانجام تابع فعالیت f بر روی نتایج اعمال شده است (گیمیره^۱ و همکاران، ۲۰۲۲). به منظور حذف برخی اطلاعات اضافه شبکه‌های عصبی پیچیده از لایه پولینگ استفاده می‌شود، لایه مذکور یک فیلتر عموماً 2×2 است که در هر ناحیه نقشه فعالیت قرار گیرد ماکزیمم عدد ناحیه مورد نظر را بعنوان نماینده آن ۴ عدد در نقشه فعالیت جدید اعمال می‌کند.

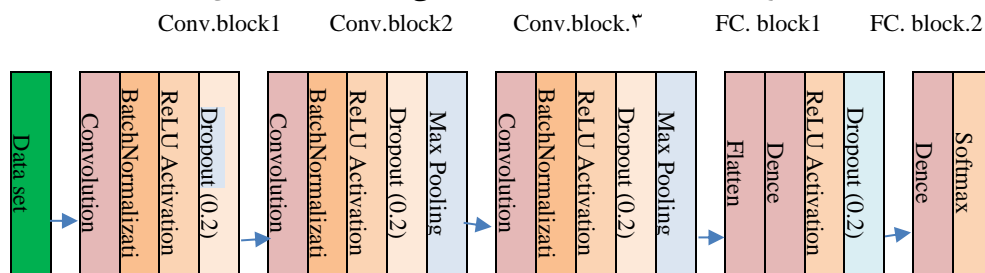
در نمودار شماره (۱) ساختار مدل شبکه عصبی پیچیده بکارگرفته شده در تحقیق نشان داده است ساختار مذکور شامل ۵ بلوک مختلف می‌باشد، سه بلوک اول، بلوکهای کانوشنال می‌باشند. هر بلوک کانوشنال شامل لایه‌های زیر است: لایه کانولوشن که لایه مذکور تعدادی فیلتر را بکار می‌گیرد که بروی تمام داده‌ها اعمال می‌شود تا نقشه‌های فعالیت فیلترها را ایجاد کند، لایه نرمال‌سازی دسته‌ای که کار نرمال‌سازی داده‌های خروجی لایه کانولوشن را انجام می‌دهد و نیز باعث افزایش سرعت هم‌گرایی می‌شود، لایه تابع فعالیت رلو که بروی داده‌های خروجی اعمال می‌شود، لایه Drop out که با صفر کردن خروجی برخی از نرون‌ها احتمال بیش برآزش را کاهش و سرعت هم‌گرایی مدل را افزایش می‌دهد و لایه Max Pooling به استخراج ویژگی مراتب بالاتر کمک می‌کند، معمولاً بعد از چند بلوک کانولوشن یک لایه Max Pooling قرار می‌گیرد. دو بلوک آخر بلوک‌های کاملاً متصل^۲ می‌باشند. بلوک شماره ۴ شامل سه لایه می‌باشد: لایه هموار سازی داده‌ها^۳ که داده‌ها را به دو بعد جهت استفاده در لایه کاملاً متصل تبدیل می‌کند، لایه کاملاً متصل که تابع فعالیت بر آن اعمال شده است و لایه Drop out که جهت کاهش بیش برآزش می‌باشد. بلوک شماره ۵. شامل یک لایه کاملاً متصل است در آن تابع فعالیت Soft Max جهت تبدیل امتیازات به احتمال کلاس‌ها (سقوط ، صعود یا سایر) بکار گرفته شده است.

1. Ghimire

2. Fully connected

3. flatten

نمودار شماره (۱): ساختار شبکه عصبی بکار رفته در تحقیق



منبع: یافته‌های پژوهش

جهت بدست آوردن متغیر وابسته تحقیق $(Y_{i,t,t+12})$ ، با استفاده از رابطه (۱۱) وضعیت تمام ماه‌های سال را از جهت سقوط و صعود قیمتی یا سایر مشخص می‌شود، اگر تعداد موارد سقوط سهام در طی یک سال یعنی دوره t تا $t+12$ از تعداد موارد صعود قیمت سهام بیشتر یا برابر باشد برای سهم مورد نظر در آن سال عدد منفی یک که همان بیانگر سقوط سهم است در نظر می‌گیریم و اگر تعداد موارد صعود قیمت سهام در دوره ۱۲ ماهه بیش از تعداد موارد سقوط قیمت سهام باشد مقدار متغیر وابسته برابر یک است و در سایر موارد مقدار آن صفر خواهد بود. به این ترتیب متغیر وابسته در این پژوهش یک متغیر سه کلاسه می‌باشد که مقادیر آن منفی یک، مثبت یک یا صفر خواهد بود. این روش به پیروی از کار هاتن و همکاران (۲۰۰۹) انجام شد البته محققان مذکور از طریق بازده‌های هفتگی، معیار سقوط سالانه را تعریف کردند ولی ما به علت اینکه در بازار بورس ایران محدودیت دامنه نوسان داریم از طریق بازده ماهانه سعی کردیم، متغیر سقوط سالانه را تعریف کنیم.

$X_{i,t}$ یا متغیرهای توضیحی مدل با استفاده از مطالعات انجام شده در این حوزه طبق جدول زیر انتخاب شدند.

جدول (۱): معرفی متغیرهای مستقل پژوهش

متغیرها	نماد لاتین	منابع
نسبت بدهی	Debt ratio ¹	ونگ و همکاران (۲۰۲۰)، لیو و همکاران (۲۰۲۱)
ارزش دفتری به ارزش بازار	book to price	هاتن و همکاران (۲۰۰۹)
معیار عدم نقدینگی آمیهود	<i>Illiquidity</i>	سزن آلپ ^۱ و همکاران (۲۰۲۲)
اندازه	size	ونگ و همکاران (۲۰۲۰)، لیو و همکاران (۲۰۲۱)

چولگی منفی	NCSKEW	جین ^۱ و همکاران (۲۰۲۲)
عدم تجانس سرمایه گذاران	DTURN	دوآن و لین ^۲ (۲۰۲۲)
رشد مقدار تولید	production growth	جنگ و کنگ ^۳ (۲۰۱۹)
بازده بازار	market return	جنگ و کنگ ^۴ (۲۰۱۹)
بازده دارایی‌ها	ROA	هاتن و همکاران (۲۰۰۹)
رشد مقدار فروش	sales growth	محققان تحقیق

معیار عدم نقدینگی آمیهد که در جدول شماره یک معرفی شد دارای فرمول زیر می باشد.

$$Illiquidity_{i,q} = \frac{1}{D_{i,t}} \sum_{d=1}^D \frac{|ret_{i,d}|}{Volume_{i,d}} \quad (۸)$$

که در آن $ret_{i,d}$ و $Volume_{i,d}$ بازده روزانه سهم و ارزش ریالی حجم معاملات سهم i در روز d می باشد. و D نمایانگر تعداد روزهای معاملاتی در سال می باشد. مقدار بیشتر متغیر چولگی منفی (NCSKEW) منجر به بلندتر شدن دنباله ی سمت چپ بازده و لذا افزایش میزان ریسک سقوط سهام می شود، فرمول متغیر مذکور بصورت زیر است.

$$NCSKEW_{i,T} = -\frac{(n(n-1)^{\frac{3}{2}} \sum R_{i,t}^3)}{((n-1)(n-2)(\sum R_{i,t}^2)^{\frac{3}{2}})} \quad (۹)$$

در رابطه ۹ بازده خاص ($R_{i,t}$) محاسبه شده در رابطه (۵) و n تعداد بازده ماهانه مشاهده شده در طی سال می باشد.

از آنجا در ایران عمده افزایش سود شرکت‌ها از محل افزایش تورم می باشد متغیر رشد فروش محصول نیز وارد مدل گردید.

بطور خلاصه، ما در واقع در این بخش با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچیده احتمال سقوط سهام در بازه زمانی t تا $t+12$ را با استفاده از متغیرهای توضیحی بدست می آوریم، لازم به ذکر است که متغیرهای توضیحی آخر ماه t حساب شده اند،

1. Jin
2. Duan & Lin
3. Jang & Kang
4. Jang & Kang

۳-۳-۴. رابطه بین بازده انتظاری و احتمال سقوط سهام

با پیروی از کار جنگ و کنگ (۲۰۱۹)، شرکت‌ها براساس احتمال سقوط سهام پیش‌بینی شده در انتهای زمان t برای دوره زمانی t تا $t+12$ در سه گروه طبقه‌بندی شدند، بطوریکه گروه سوم بیشترین احتمال سقوط سهام را دارد. برای هر گروه بازده پرتفولیو شرکت‌ها در ماه $t+2$ محاسبه شد و روابط رگرسیونی شماره (۱۰) و (۱۱) تخمین زده شد.

مدل فاما و فرنچ سه عاملی^۱ رابطه (۱۰) و مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای (۱۱) طبق فرمول‌های زیر محاسبه گردید.

$$RET_{it} = a_i + B_i^{MKT} MKT_t + B_i^{SMB} SMB_t + B_i^{HML} HML_t \quad (10)$$

$$RET_{it} = a_i + B_i^{MKT} MKT_t \quad (11)$$

در روابط بالا RET_{it} بازده پرتفولیو گروه i در ماه t ، MKT بازده مازاد بازار، SMB عامل اندازه شرکت، HML عامل ارزش دفتری به بازار در در ماه t است، لازم به ذکر است که $i=1,2,3$ می‌باشد. برای مثال وقتی مدل ۱۰ را برای گروه i اعمال می‌کنیم متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته به شکل جدول زیر می‌باشند.

جدول (۲): لیست متغیرهای رابطه ۱۴ برای هر گروه

متغیر مستقل	MKT_t	SMB_t	HML_t
متغیر وابسته	RET_{it}		

منبع: فاما و فرنچ^۲

۴. برآورد مدل و آزمون فرضیه‌ها

۴-۱. آمار توصیفی

در جدول (۳) برخی از مفاهیم آمار توصیفی متغیرهای تحقیق ارائه شده است. بر طبق مشاهدات جدول مذکور انحراف معیار هیچ یک از متغیرهای مورد بررسی صفر نیست، بنابراین می‌توان همه متغیرها را وارد مدل کرد و اکثر متغیرهای تحقیق با توجه به نزدیک بودن مقادیر میانگین و میانه از توزیع مناسبی برخوردارند.

^۱. FAMA & FRENCH

^۲. FAMA & FRENCH

جدول (۳): نتایج آمار توصیفی

متغیر ها	میانگین	انحراف معیار	کمینه	25%	50%	75%	بیشینه
بازده دارایی ها	۱۲/۵۳	۲۰/۷۰	-۲۸۵/۵۶	۳/۰۷	۱۱/۲۷	۲۱/۹۶	۱۶۲/۵۲
اندازه	۲۸/۴۷	۱۸۲/۷۴	۰/۰۳	۰/۴۴	۱/۴۵	۹/۸۱	۳۴۹۲/۶۸
ارزش دفتری به ارزش بازار	۰/۴۳	۰/۹۸	-۱۴/۲۸	۰/۲۴	۰/۴۱	۰/۶۹	۳/۰۳
نسبت بدهی	۰/۶۲	۰/۳۵	۰/۰۰	۰/۴۵	۰/۶۰	۰/۷۳	۴/۳۴
معیار عدم نقدینگی آمپهود	۰/۵۹	۴/۹۳	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۱	۹۷/۹۳
چولگی منفی در دوره قبل	-۰/۲۹	۰/۹۶	-۳/۴۵	-۰/۸۶	-۰/۳	۰/۳	۳/۰۶
عدم تجانس سرمایه گذاران	۰/۰۰	۰/۰۳	-۰/۱۹	-۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۲
رشد تولید	۸/۸۲	۹۳/۸۱	-۱/۲۲	-۰/۱۱	۰/۰۳	۰/۱۷	۱۲۷۷/۷
رشد فروش	۰/۳۰	۰/۵۸	-۰/۹	۰/۰۱	۰/۲۱	۰/۴۸	۷/۵
بازده بازار	۰/۵۳	۰/۶۲	-۰/۲۱	۰/۰۳	۰/۲۸	۰/۸۶	۱/۹۱
متغیر سقوط	۰/۶۱	۰/۷۵	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۱/۰۰	۲/۰۰

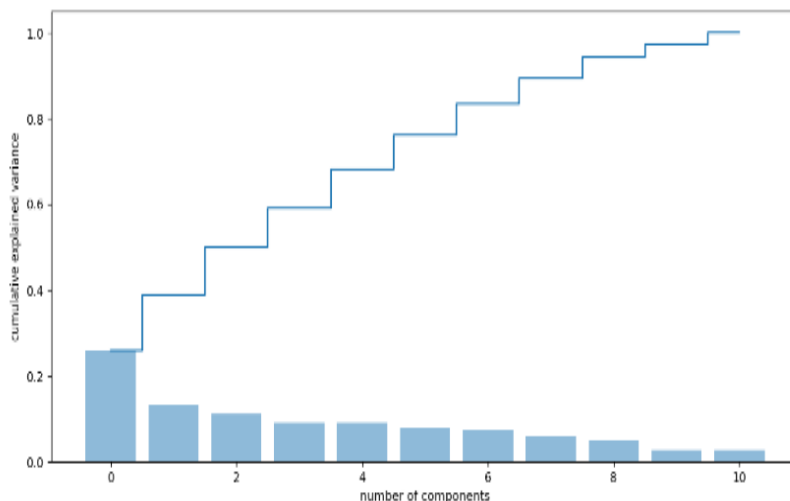
منبع: یافته‌های پژوهش

۴-۲. اعمال روش تجزیه تحلیل عوامل اساسی^۱

جهت حذف رابطه همبستگی بین متغیرها از روش تجزیه و تحلیل عوامل اساسی استفاده شده است. در نمودار شماره‌ی دو نتایج اعمال روش مذکور بروی متغیرهای تحقیق ارائه شده است.

^۱. PCA

نمودار (۲) نتایج اعمال PCA بر روی متغیرهای مستقل تحقیق



*منبع یافته‌های پژوهش

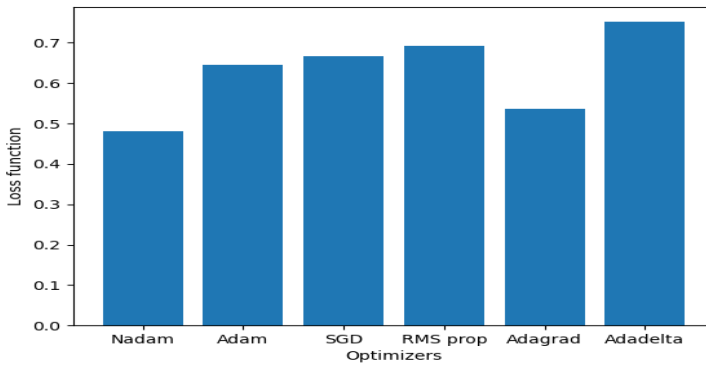
بر طبق نمودار (۲) ۹۰ درصد پراکندگی متغیرها توسط ۸ عامل PCA توضیح داده شده است و همبستگی بین متغیرها نیز با بدست آوردن عامل‌ها جدید حذف گردیده است.

۳-۴. بدست آوردن احتمال سقوط سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچیده ۱-۳-۴. انتخاب بهترین بهینه‌ساز

به منظور بدست آوردن پارامترهای بهینه جهت پیش‌بینی احتمال سقوط سهام با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی پیچیده معرفی شده در نمودار شماره‌ی (۱)، ابتدا با مقایسه بهینه‌سازهای^۱ مختلف، بهینه‌سازی که کمترین هزینه را به مدل تحمیل می‌کند انتخاب گردید. نتایج مقایسه بهینه‌سازهای مختلف در نمودار شماره (۳) ارائه شده است.

^۱. Optimizers

نمودار (۳): انتخاب بهترین بهینه ساز

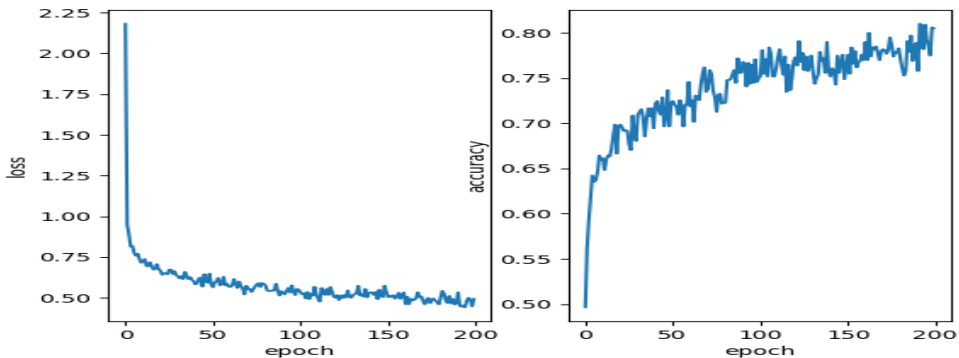


منبع: یافته‌های تحقیق

بر طبق نتایج نمودار شماره (۳) با نرخ یادگیری ۰/۰۲۷، بهینه‌ساز Nadam که دارای کمترین مقدار تابع هزینه است، بعنوان بهینه‌ساز برای مدل انتخاب گردید.

۲-۳-۴. میزان دقت و همگرایی تابع هزینه مدل شبکه‌های عصبی پیچیده
میزان دقت و همگرایی تابع هزینه مدل شبکه‌های عصبی ارائه شده جهت پیش‌بینی سقوط و صعود قیمت سهام در نمودار شماره (۴) نشان داده شده است.

نمودار (۴): تابع هزینه و میزان دقت مدل شبکه‌های عصبی پیچیده وارده شده در مدل



منبع: یافته‌های تحقیق

همانگونه که در سمت چپ نمودار ۴ مشخص است تابع هزینه مدل تخمین زده شده، بصورت خوبی همگرا شده است، در هر بار اجرای مدل تابع هزینه کاهش یافته و به میزان مینیمم قابل قبولی رسیده است، همگرایی مذکور با قراردادن وزن‌ها و پارامترهای تخمین زده شده توسط الگوریتم بهینه‌ساز نادام^۱ بدست آمده است، الگوریتم مذکور بطور مداوم پارامترها را جهت کاهش میزان تابع هزینه بروز رسانی می‌کند. گفتنی است اساس همه الگوریتم‌های بهینه‌سازی، الگوریتم بازگشتی است.

در سمت راست نمودار ۴ میزان دقت مدل تخمین زده شده ارائه شده است، همانطور که مشخص است دقت مدل تا ۸۰ درصد رسیده است، یعنی مدل مذکور با استفاده از ویژگی‌های داده‌ها از هر ۱۰۰ داده ۸۰ تای آن را درست طبقه‌بندی می‌کند.

۴-۳-۳. مدل شبکه عصبی پیچیده ارائه شده

خلاصه مدل شبکه عصبی پیچیده یک بعدی تخمین زده شده جهت پیش‌بینی صعود و سقوط-های قیمتی، در جدول شماره (۴) نشان داده شده است.

جدول (۴): تخمین سقوط و صعود قیمت سهام با مدل CNN یک بعدی

model:"sequential"		
layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d (Conv1D)	(None, ۱۰, 32)	128
module_wrapper (ModuleWrappe)	(None, ۱۰, 32)	128
activation (Activation)	(None, ۱۰, 32)	0
dropout (Dropout)	(None, 10, 32)	0
conv1d_1 (Conv1D)	(None, ۱۰, 62)	6014
module_wrapper_1 (ModuleWrappe)	(None, ۱۰, 62)	248
activation_1 (Activation)	(None, ۱۰, 62)	0
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, ۵, 62)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, ۵, 62)	0
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 5, 128)	23936
activation_2 (Activation)	(None, 5, 128)	0
max_pooling1d_1 (MaxPooling1D)	(None, 2, 128)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 2, 128)	0

1. nadam

flatten (Flatten)	(None, 256)	0
dense (Dense)	(None, 128)	32896
dropout_3 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 3)	387
Total params: 63737		
Trainable params: 63,549		
Non-trainable params: 188		

* منبع یافته‌های پژوهش

به منظور تخمین نتایج جدول (۴) اندازه فیلترها در شبکه‌های عصبی پیچیده عدد ۳ در نظر گرفته شده است، لذا در هر نقشه فعالیت سه ضریب یا پارامتر بعلاوه یک بایناس تخمین زده شده است. در نتایج جدول فوق None اندازه هر دسته می‌باشد که در تحقیق حاضر مقدار آن ۱۲۸ می‌باشد. در لایه اول بلوک کانولوشنی ما ۳۲ فیلتر با اندازه ۳ داریم، در نتیجه طبق رابطه (۱۱) به تعداد ۱۲۸ $(۳۲ * ۳ + ۳۲)$ پارامتر در لایه اول بلوک کانولوشنی شماره یک تخمین زده شده است، همانطور که ملاحظه می‌شود هر بلوک کانولوشنی شامل لایه نرمال سازی دسته‌ای جهت همگرایی سریع‌تر داده‌ها، تابع فعالیت رلو به منظور غیرخطی سازی طبقه‌بندی داده‌ها و نیز لایه دراپ آوت جهت کاهش بیش برآزش مدل می‌باشد و نیز بعد از چند بلوک کانولوشنی یک لایه پولینگ جهت استخراج داده‌های مهمتر بکار رفته است. پس از اجرای بلوک‌های کانولوشنی خروجی یک ماتریس سه بعدی می‌باشد. به منظور وارد کردن داده‌ها در لایه کاملاً متصل، بایستی داده‌ها مسطح‌سازی و به دو بعد تبدیل شوند، لذا از لایه مسطح سازی جهت دو بعدی‌سازی ماتریس فوق استفاده شده است، داده‌های حاصل از لایه مذکور در یک لایه کاملاً متصله دارای ۱۲۸ نرون قرار داده شده است، لذا به تعداد ۳۲۸۹۶ $(۱۲۸ * ۲۵۶ + ۱۲۸)$ پارامتر تخمین زده شده است که تقریباً نصف پارامترهای تخمینی کل مدل می‌باشد مدل‌های شبکه‌های عصبی معمولی فقط از لایه‌های کاملاً متصل تشکیل شده است و به اندازه تعداد داده‌ها ورودی در تعداد نرون‌ها بعلاوه بایناس‌ها پارامتر در هر لایه تخمین زده می‌شود، لذا شبکه‌های عصبی پیچیده با بدست آوردن ویژگی‌های سطح بالاتر با تعداد پارامتر تخمینی کمتر بسیار کارا تر و کم هزینه‌تر از شبکه‌های عصبی معمولی عمل می‌کنند. در نهایت با استفاده از تابع مکس امتیازات محاسبه

شده در لایه کاملاً متصل به احتمال تبدیل شده است، که خروجی مدل، پیش‌بینی احتمال سقوط، احتمال صعود و سایر برای قیمت سهام شرکت‌ها در زمان t تا $t+12$ می‌باشد.

۴.۴. تخمین رابطه بین احتمال سقوط سهام و بازده انتظاری سهام

به منظور بدست آوردن جدول شماره (۵) و (۶) ما ابتدا شرکت‌ها را بر اساس پیش‌بینی سقوط قیمت سهام آنها در زمان t برای دوره t تا $t+12$ به سه گروه تقسیم بندی کردیم. بطوریکه گروه اول کمترین احتمال سقوط و گروه سوم بیشترین احتمال سقوط را دارند. سپس برای ماه $t+2$ بازده پرتفولیو هم وزن شرکت‌های موجود در گروه را حساب کردیم، و سپس روابط رگرسیونی ۱۰ و ۱۱ را برای هر گروه تخمین زدیم این روش طبق تحقیق جنگ و کنگ (۲۰۱۹) اجرا شده است و داده‌ها برای سال بازه زمانی اسفند ۱۳۸۶ تا خرداد ۱۴۰۰ می‌باشد.

جدول (۵): محاسبه رابطه فاما و فرنچ سه عاملی برای هر گروه سقوط

گروه		B^{MKT}	B^{SMB}	B^{HLM}	α
۱	ضریب	۰/۱۳	۰/۰۶	-۰/۰۱	۰/۰۵۱
	pvalue	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۷	۰/۰۰
۲	ضریب	۰/۱۵	۰/۰۷	۰/۰۲	۰/۰۳۲
	pvalue	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۲۷	۰/۰۱
۳	ضریب	۰/۱۴	۰/۰۶	-۰/۰۱	۰/۰۳۱
	pvalue	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۷۳	۰/۰۲

*منبع یافته‌های پژوهش

جدول (۶): محاسبه مدل قیمت‌گذاری دارئی سرمایه ای برای هر گروه سقوط

گروه		B^{MKT}	α
۱	ضریب	۰/۰۸	۰/۰۶
	pvalue	۰/۰۰	۰/۰۰
۲	ضریب	۰/۰۷	۰/۰۵
	pvalue	۰/۰۰	۰/۰۰
۳	ضریب	۰/۰۸	۰/۰۳
	pvalue	۰/۰۰	۰/۰۱

* منبع یافته‌های پژوهش

بر اساس جدول شماره (۵) مشخص است که با در نظر گرفتن عامل‌های سه گانه فاما و فرنچ بعنوان متغیرهای کنترل، آلفای گرو ههای با احتمال سقوط بالاتر کمتر است و نیز در نظر گرفتن عامل بازار در مدل قیمت‌گذاری دارایی سرمایه بعنوان متغیر کنترل، طبق جدول (۶) آلفای گروه‌های با احتمال سقوط بالاتر پایین‌تر است. لذا در گروه‌های با احتمال سقوط بالاتر بازدهی پایین‌تری را شاهد هستیم، احتمال سقوط قیمت سهام بنوعی احتمال بیش برآزش بودن قیمت سهام را بررسی می‌کند که هرچه میزان احتمال سقوط سهام بالاتر باشد، احتمال بیش برآزش بودن قیمت آن بیشتر است و لذا در آینده اصلاح قیمتی داریم و بازده آن کمتر خواهد بود، مطالعه فوق برای همه صنایع مورد اشاره در تحقیق حاصل شده است.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در مطالعه حاضر، احتمال سقوط قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی پیچیده برای ۸۰ شرکت حاضر در بورس تهران در طی سال‌های ۱۴۰۰-۱۳۸۶ محاسبه شده است و سپس رابطه بین احتمال سقوط سهام و بازده انتظاری سهام آن بررسی شده است. شبکه عصبی پیچیده بکار گرفته شده در این تحقیق دارای لایه‌های کانولوشنی و نیز لایه‌های pooling می‌باشد که لایه‌های مذکور ویژگی‌های مرتبه بالاتر در مدل را استخراج می‌کنند، و نیز شبکه عصبی مذکور دارای لایه‌های drop out جهت کاهش بیش برآزش مدل و نرمال سازی دسته‌ای جهت افزایش سرعت هم‌گرایی مدل می‌باشد. دقت محاسبه احتمال سقوط قیمت سهام در مدل ارائه شده بیش از ۸۰ درصد می‌باشد. لذا با استفاده از مدل فوق می‌توان با دقت بالایی احتمال سقوط قیمت سهم را پیدا کرد. طبق مطالعات صورت گرفته رابطه بین احتمال سقوط قیمت سهام و بازده انتظاری آن منفی می‌باشد (جنگ و کنگ (۲۰۱۹))، مطابق نتایج این پژوهش نیز رابطه بین احتمال سقوط سهام و بازده انتظاری سهام برای بازار بورس ایران منفی می‌باشد. لذا در بازار ایران نیز با وجود مشکلات ساختاری و عمق کم بازار، سرمایه‌گذاران ویژگی‌های بنیادی شرکت‌ها را به منظور انتخاب سهم مناسب سرمایه‌گذاری به دقت بررسی می‌کنند و سهم‌هایی که احتمال سقوط بالاتری دارند یا به عبارت بهتر دارای بیش ارزشگذاری هستند را در سبد سرمایه‌گذاری خود وارد نمی‌کنند. می‌توان بیان کرد که هر چه عمق بازار سرمایه در کشوری بالاتر باشد و شفافیت اطلاعات و نیز قدرت تحلیل سرمایه‌گذاران بالاتر باشد، رابطه عکس بین احتمال سقوط

قیمت سهام و بازده انتظاری سهم قوی‌تر خواهد بود. محاسبه احتمال سقوط سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچیده گام جدیدی در جهت مدیریت پرتفولیو و بدست آوردن سود بالاتر در ازای ریسک کمتر است، جمله فوق با ادبیات رایج ریسک که افراد برای بدست آوردن بازدهی بیشتر باید ریسک بیشتری بپذیرند در تناقض است. پیشنهاد پژوهش این است که از روش‌های جدید انتخاب ویژگی نظیر میانگین کاهش ناخالصی^۱ یا میانگین کاهش دقت^۲ که روش‌های یادگیری ماشین برای انتخاب ویژگی هستند جهت یافتن متغیرهای تأثیرگذار بر احتمال سقوط و نیز ایجاد مدل با دقت بالاتر استفاده کنیم.

منابع و ماخذ:

- Agnes Cheng, C. S., Li, S., & Zhang, E. X. (2020). Operating cash flow opacity and stock price crash risk. *Journal of Accounting and Public Policy*, 39(3), 106717.
- Ahmad Pour, A., Heydari Rostami, K., & Zare Bahnamiri, M. J. (2015). Investigating the Effect of Companies' Characteristics on Share Price Crash Risk (Companies listed in Tehran Stock Exchange). *Journal of Securities Exchange*, 7(28), 29-45.
- Alexander, B., & Xuewen, L. (2007). Market Transparency and the Accounting Regime. *Journal of Accounting Research*, 45(2), 229-256.
- Bai, M., Wang, R., Yu, C.-F., & Zheng, J. (2019). Limits on executive pay and stock price crash risk: Evidence from a quasi-natural experiment. *Pacific-Basin Finance Journal*, 55, 206-221.
- Benmelech, E., Kandel, E., & Veronesi, P. (2010). Stock-Based Compensation and CEO (Dis)Incentives*. *The Quarterly Journal of Economics*, 125(4), 1769-1820.
- Callen, J. L., & Fang, X. (2015). Short interest and stock price crash risk. *Journal of Banking & Finance*, 60, 181-194.
- Canbaloglu, B., Alp, O. S., & Gurgun, G. (2022). Debt Maturity Structure and Stock Price Crash Risk: The Case of Turkey. *Borsa Istanbul*
- Cavalli, S., & Amoretti, M. (2021). CNN-based multivariate data analysis for bitcoin trend prediction. *Applied Soft Computing*, 101, 107065.
- Chauhan, Y., Kumar, S., & Pathak, R. (2017). Stock liquidity and stock prices crash-risk: Evidence from India. *The North American Journal of Economics and Finance*,

¹. Mean Decrease Impurity

². Mean Decrease Accuracy

41, 70-81.

Dariosh, F., & Amin, S. (2019). The Effect Of Managerial Ability On Stock Price Crash Risk. *THE FINANCIAL ACCOUNTING AND AUDITING RESEARCHES*, 10, 68-47.

Drobetz, W., Mussbach, E., & Westheide, C. (2020). Corporate insider trading and return skewness. *Journal of Corporate Finance*, 60, 101485

Duan, J., & Lin, J. (2022). Information disclosure of COVID-19 specific medicine and stock price crash risk in China. *Finance Research Letters*, 48, 102890.

FAMA, E. F., & FRENCH, K. R. (1996). Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies. *Journal of Finance* 51(1), 55-84.

Fang, Y., Niu, H., & Tong, X. (2022). Crash probability anomaly in the Chinese stock market. *Finance Research Letters*, 44, 102062.

Ghimire, S., Bhandari, B., Casillas-Pérez, D., Deo, R. C., & Salcedo-Sanz, S. (2022). Hybrid deep CNN-SVR algorithm for solar radiation prediction problems in Queensland, Australia. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 112, 104860.

Hutton, A. P., Marcus, A. J., & Tehranian, H. (2009). Opaque financial reports, R2, and crash risk. *Journal of Financial Economics*, 94(1), 67-86.

Jang, J., & Kang, J. (2019). Probability of price crashes, rational speculative bubbles, and the cross-section of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 132(1), 222-247.

Jin, J., Liu, Y., Zhang, Z., & Zhao, R. (2022). Voluntary disclosure of pandemic exposure and stock price crash risk. *Finance Research Letters*, 47, 102799.

Jin, L., & Myers, S. C. (2006). R2 around the world: New theory and new tests. *Journal of Financial Economics*, 79(2), 257-292.

Khan, M., & Watts, R. L. (2009). Estimation and empirical properties of a firm-year measure of accounting conservatism. *Journal of Accounting and Economics*, 48(2), 132-150.

Kim, J.-B., Li, Y., & Zhang, L. (2011). CFOs versus CEOs: Equity incentives and crashes. *Journal of Financial Economics*, 101(3), 713-730.

Liu, Z., Huynh, T. L. D., & Dai, P.-F. (2021). The impact of COVID-19 on the stock market crash risk in China. *Research in International Business and Finance*, 57, 101419.

- Mohamad Alizadeh, A., Raei, R., & Mohammadi, S. (2015). Prediction of stock market crash using self-organizing maps. *Financial Research Journal*, 17(1), 159-178.
- Nikoumaram, H., & Badavar Nahandi, Y. (2009). Explaining and developing a model for determination and evaluation of factors that affect financial reporting quality choice in Iran. *The Journal of Productivity Management*, 1(3), 141-187.
- Sezgin Alp, O., Canbaloglu, B., & Gurgun, G. (2022). Stock liquidity, stock price crash risk, and foreign ownership. *Borsa Istanbul Review*, 22(3), 477-486.
- Shamsuddin, A. F. M., & Hillier, J. R. (2004). Fundamental determinants of the Australian price-earnings multiple. *Pacific-Basin Finance Journal*, 12(5), 565-576.
- Wang, M., Han, M., & Huang, W. (2020). Debt and stock price crash risk in weak information environment. *Finance Research Letters*, 33, 101186.