Journal of Advances in Finance and Investment
Volume 4, Issue 4, 2023
pp. 145-176.
Paper type: Research paper

Developing an LSTM neural network model for predicting blocktrade transaction valuation

Adeleh Bahreini[1], Maryam Akbaryan Fard[2], Mehdi Khoshnood[3]

Received: 16/07/2023 Accepted: 06/11/2023

Extended Abstract

Introduction

Since the prediction of future events plays a major role in the decision-making process, therefore, forecasting is important for many organizations and institutions, and it can be considered a useful tool for short-term and long-term planning. Thus, block transactions are important signs for active stock market investors These transactions are directly related to the valuation of a company's share capital Mehrani *et al*. (2014). Due to the fact that stock block transactions are directly related to capital valuation and revealing exchange prices, the prediction of block transaction valuation can help investors decide to keep or transfer block shares and control interests and capital gains and increase added values To be effective. Alaso, taking into account the past experimental studies that a wide range of applied studies and statistical and econometric models for block transactions have been carried out using regression, in this research, at first, some factors affecting block transactions have been investigated and then from the artificial neural network model LSTM is used to predict the valuation of block transactions, which in a way reflects the innovation of this research. In this regard, the main question of the research is that according to the multiplicity of forecasting models, “Is it a correct basis to predict the valuation of block transactions with the LSTM artificial neural network?

Literature Review

The structure and statistics of the financial market of Morocco declares the existence of the impact of block transactions on the indices of the Casablanca stock exchange, but an empirical analysis shows a slight and temporary effect on the central market and a neutral effect on the Moroccan stock index. The estimates do not confirm the existence of permanent effects on any of the indicators of the Moroccan stock market. In other words, the effect of liquidity on the stock market is insignificant and low,

۱ Department of Financial Engineering, Rasht Branch, Islamic Azad University, Rasht, Iran.
۲ Department of Accounting, Somehsara Branch, Islamic Azad University, Somehsara, Iran. (Corresponding Author). Maryam.akbaryan@iau.ac.ir
۳ Department of Accounting, Rudsar and Amlesh Branch, Islamic Azad University, Rudsar, Iran.

How to cite this paper: Bahreini, A., Akbaryan Fard, M., Khoshnood, M. (2023). Developing an LSTM Neural Network Model for Predicting BlockTrade Transaction Valuation. *Advances in Finance and Investment*, *4*(4), 145-176. [In Persian]

https://doi.org/10.30495/afi.2023.1991282.1242

while the effect of information is almost zero and unimportant. A higher price than the previous day's closing price is exchanged. A block transaction at a discount, which is exchanged at a price lower than the closing price of the previous day, and a block transaction with zero spending, which is exchanged equal to the closing price of the previous day (Mehrani *et al*., 2014). Prediction of three models of artificial neural networks, support vector machine and Random Forest, it can be concluded that the support vector machine and random forest were more accurate in predicting the purchase, sale and maintenance strategy than artificial neural networks, and the support vector machine model only had the ability to predict the information content of profit (Alizadeh *et al*., 2023).

Research Methodology

The data of block transactions has been collected by using the Kodal network and the study of financial statements and the new Rahavard software, and the data of the transaction board through the information site of the Tehran Stock Exchange Technology Management Company and the TSE Client software. After collecting data through existing software, the functions of this software are used to calculate research variables by entering the information into Excel software. The artificial neural network method has been chosen as a statistical method. In the artificial neural network method, the aim of the study is to check whether the research variables are effective factors on the valuation of block transactions in the capital market. Calculations, predictions and optimization in artificial neural network and backpropagation algorithm are done by Python software. Finally, the new data set is used as a benchmark data set for training and testing different machine algorithms. In the following, while introducing the deep learning method, we will describe the proposed algorithm. LSTM neural network architecture has been used to carry out this research. The aforementioned variables are entered into the artificial neural network model to obtain the optimal block transaction prediction model and the prediction error is calculated.

Results

To measure the performance and show the prediction effectiveness of each model, the root mean square error (RMSE) measure is used and it can reflect the accuracy of the prediction result well. .The valuation of block transactions was predicted in such a way that by removing the mentioned variables in the GRU recurrent neural network. The prediction of transaction day data plus 20 days before and 5 days after were designed as the data of each block transaction. Then, using MSE and RMSE criteria, the amount of network error was investigated. It was also tested by comparing the accuracy percentages of the created network. LSTM neural network needs a large amount of information for proper training. In the neural network training process, which includes a very sensitive part of the model, the presence of correct and appropriate information as well as general information is very vital in the model's efficiency. In this model, the more data there is, the more accurate the model is.

Discussion and Conclusion

The LSTM neural network has acceptable results for predicting the valuation of block Trade transactions due to its high ability in training data and assigning appropriate weights to these data and discovering their generating process with speed and accuracy. Based on the results of the neural network model presented in this research, it can be seen that the designed neural network has the ability to predict the valuation of block transactions using block size indicators, stock price fluctuations, industry efficiency, and this is another confirmation of the ability of the neural network in predicting the financial fields that also confirms the valuation of block transactions in Tehran Stock Exchange. In the presented model, the valuation of block transactions is considered as the motivation of the capital market. The duality in the observations and the unimportance of the valuation of block transactions on market fluctuations is considered to be the ability due to the passage of new markets and guidance in the direction of developed markets. These profits can grow when an active buyer can buy a significant share of a block of shares to gain sufficient control over a company and implement a more profitable strategy. These benefits are divided proportionally with the rest of the shareholders and usually based on the ownership percentage of each shareholder. In these transactions, in addition, the person who has the power to make decisions based on the number of voting rights obtained from the majority of shareholders of that controlling block, can have more benefits than others. By measuring the valuation of block transactions, we can control the price of these transactions, the effects of information and the liquidity of large transactions.

Keywords: BlockTrade transaction valuation, price fluctuations, deep learning neural networks, LSTM model.

JEL Classification: C45,G12, L16.

پیشرفت‌های مالی و سرمایه‌گذاری
سال چهارم، زمستان ۱۴۰۲- شماره ۴
صفحات ۱۷۶-۱۴۵
نوع مقاله: پژوهشی

ارائه مدلی برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با رویکرد شبکه عصبی مصنوعی LSTM

عادله بحرینی[۱] مریم اکبریان فرد[۲] مهدی خوشنود[۳]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۱۵

چکیده

هدف: در غالب پژوهش‌های پیشین در ایران و سایر کشورهای دیگر توانمندی سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی و مالی به‌ویژه قیمت سهام تأیید شده است، اما در ارزش‌گذاری معاملات بلوکی برای اولین‌بار محاسبه می‌گردد. هدف پژوهش حاضر بررسی نتایج رویدادها و اطلاعات از گزارش‌های مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در قالب ۱۵ شاخص مالی و یافتن میزان تأثیرگذاری این شاخص‌ها بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از آزمون Rmse بر روی داده‌های Test موردمطالعه قرار گرفته است.

روش‌شناسی پژوهش: بدین منظور از اطلاعات مالی ۶۴ شرکت ازمجموعه شرکت‌های پذیرفته شده درسازمان بورس اوراق بهادارتهران برای دوره زمانی ۱۳۹۰ تا۱۴۰۰ استفاده شده است. فرضیه‌ی تحقیق با بهره‌گیری از شبکه عصبی یادگیری عمیق مدل LSTM آزمون شده‌است.

یافته‌ها: شبکهٔ عصبی LSTM به جهت توانمندی بالا در آموزش داده‌ها و وزن‌های مناسب به این داده‌ها و خلق مسیری که با سرعت و دقت نتایج قابل‌قبولی جهت پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی دارد.

اصالت / ارزش‌افزوده علمی: در مدل ارائه شده با اندازه‌گیری ارزش‌گذاری معاملات بلوکی، قیمت این معاملات، اثرات اطلاعات و نقدینگی معاملات با اندازه‌بزرگ را واپایش خواهیم نمود.

کلیدواژه‌ها: ارزش‌گذاری معاملات بلوکی، شبکهٔ عصبی یادگیری عمیق، مدل LSTM، نوسانات قیمت.
طبقه‌بندی موضوعی: L16, G12, C45.

---

۱. گروه مهندسی مالی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران.
۲. گروه حسابداری، واحد صومعه سرا، دانشگاه آزاد اسلامی، صومعه سرا، ایران. (نویسنده مسئول). Maryam.akbaryan@iau.ac.ir
۳. گروه حسابداری، واحد رودسر و املش، دانشگاه آزاد اسلامی، رودسر، ایران.

استناد: بحرینی، عادله؛ اکبریان فرد، مریم؛ خوشنود، مهدی. (۱۴۰۲). ارائه مدلی برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با رویکرد شبکه عصبی مصنوعی LSTM. *پیشرفت‌های مالی و سرمایه‌گذاری*، ۴(۴). ۱۷۶-۱۴۵.

https://doi.org/10.30495/afi.2023.1991282.1242

۱- مقدمه

به جهت این‌که که در روند تصمیم‌گیری پیش بینی رخدادهای آینده نقش بسزایی ایفا می‌کند؛ از این‌رو پیش‌بینی برای بسیاری از سازمان‌ها و نهادها مورد توجه است و می‌توان پیش بینی را ابزاری سودمند برای برنامه‌ریزی‌های کوتاه مدت و بلندمدت برداشت نمود. بنابراین تراکنش‌های بلوکی برای سرمایه‌گذاران فعال بورس نشانه مهمی می‌باشد. این تراکنش‌ها به طور مستقیم با ارزش‌گذاری سرمایه سهام یک شرکت در ارتباط هستند (Mehrani *et al.*, 2014). تغییر در نماگرهای اصلی بازار سهام نظیر تراکنش‌های بلوکی مورد توجه سرمایه‌گذاران داخلی و خارجی و صنایع بوده است. انگیزه‌های زیادی برای معامله بلوکی وجود دارد؛ یکی از آن‌ها اطلاعات خصوصی است که به‌صورت محرمانه نگهداری می‌شوند و قبل از معاملات افشا می‌شود. علاوه براین، پلت فرم معاملات بلوکی می‌تواند اطلاعات خاص شرکت در قیمت سهام را به دلایل ذیل یکپارچه سازی نماید. نخست ارتباطات و مذاکرات مستقیم و مؤثر از طریق بستر تجاری مناسب بین خریداران و فروشندگان که هزینه کسب اطلاعات را کاهش دهد و روند افشای اطلاعات خاص شرکت را به بازار بهبود بخشد. دوم اینکه، قوانین پلت فرم معاملات بلوکی نیاز دارد که جزئیات معاملات مانند حجم و قیمت هر روز پس از پایان معاملات به بازار اعلام شود؛ بنابراین، همه فعالان بازار می‌توانند موقعیت‌ها و فعالیت‌های تجاری شرکت‌ها را بر اساس بهره‌برداری از اطلاعات پلت فرم معاملات بلوکی تنظیم کنند،که این امر باعث انتشار بیشتر اطلاعات به قیمت سهام می‌شود (Qingbin meng *et al.*, 2020). انگیزه دیگر این معاملات به صادرکننده سهام یا سهامدار اجازه می‌دهند تا بلوک قابل‌توجهی از اوراق بهادار را به‌طور سریع در بازاری که با کاهش قیمت فروش سهام مواجه است با حفظ قیمت به فروش برساند. به‌علاوه، این معاملات، ریسک مالی را به پذیره‌نویسان محول می‌کنند زیرا که پذیره‌نویسان مجبور هستند تا پیش از دست‌یابی به سرمایه‌گذاران بالقوه، با یک قیمت خرید موافقت کنند. زمانی که پیش از عرضه، قیمت تنظیم شود و توافق‌نامه پذیره‌نویسی به اجرا درآمد، پذیره‌نویسان متعهد به خرید این اوراق بهادار می شوند (David and Jonathan, 2019). از آن‌جایی که تعمیم معاملات بلوک به منظور حصول کنترل، رفاه اجتماعی را کاهش می‌دهد و موجب دور نگه داشتن سهام‌داران اقلیت از بازار سهام شده و در نتیجه کارایی قیمت را مخدوش می‌کند و همچنین انتظارات مالکیت رانت را برآورده می‌سازد. بنابراین، برآورد منافع خصوصی از معاملات بلوکی قابل توجیه است زیرا بسته به نتایج، این امکان را فراهم می‌کند که کارایی بازار سهام و پتانسیل آن در تأمین منابع مالی مورد ارزیابی قرار گیرد. معاملات بلوکی سهام با ارزش‌گذاری

سرمایه و مشخص نمودن قیمت‌های مبادلاتی ارتباط مستقیم دارد، پیش‌بینی ارزش گذاری معاملات بلوکی می‌تواند در تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران جهت نگهداری و یا واگذاری سهام بلوکی و منافع کنترلی و سود سرمایه و افزایش ارزش افزوده مؤثر باشد. و با درنظرگرفتن مطالعات تجربی گذشته که طیف گسترده‌ای از مطالعات کاربردی و مدل‌های آماری و اقتصادسنجی برای معاملات بلوکی با استفاده از رگرسیون انجام شده است در این پژوهش ابتدا برخی از عوامل مؤثر بر معاملات بلوکی را بررسی نموده و سپس از مدل شبکه عصبی مصنوعی LSTM برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی استفاده می‌شود که به نوعی بازگو کننده نوآوری این پژوهش می‌باشد. در همین راستا پرسش اصلی پژوهش این است که باتوجه‌به تعدد مدل‌های پیشگو پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با شبکه عصبی مصنوعی LSTM مبنای صحیحی می‌باشد.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

معاملات بلوکی با ویژگی محدودیت‌های کمتر، تسهیلات بیشتر و مزیت تسویه موقتی، می‌تواند باعث انگیزه اشخاص حقوقی و حقیقی عمده شود و حجم معاملات سهام‌داران عمده را بالا برده و نقدشوندگی سهام را افزایش دهد. وجه تمایز بازارهای با نقدشوندگی بالا، بین قیمت‌های پیشنهادی خریدوفروش سهام اختلاف جایی وجود دارد که در نتیجه آن معاملات بلوک هم مزایای خصوصی واپایش و هم محدودیت‌های نقدینگی ناشی از اندازه (به‌علاوه محدودیت‌های نقدینگی ایجاد شده توسط محدودیت‌های تجاری) را به خریداران بالقوه ارائه می‌دهد که قیمت معاملات بلوکی باید منعکس‌کننده چنین معامله‌ای باشد (Breuker *et al*., 2016).

شالوده سیستم شبکه عصبی مصنوعی بر پایه هوش مصنوعی است که از راندمان مغز انسان در فرایند تصمیم‌گیری به‌عنوان شبکه‌ای از نرون‌های متصل، تبعیت می‌کند و کوچک‌ترین واحدهای محاسبه و تصمیم‌گیری در شبکه‌های عصبی این نرون هستند. هر کدام از نرون معرف یک معادله است. با ترکیب معادلات در هر یک از نرون‌ها یک مدل اقتصادسنجی یا هر مدل ریاضی دیگری می‌توان ابداع نمود، به‌طوری‌که تعیین ضرایب در هر یک از نرون‌ها به‌صورت آزمون‌وخطا رایج است. همچنین یادگیری عمیق سری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که تلاش می‌کند با جداسازی داده‌ها مدل‌سازی کند. شبکه باور عمیق مشابه شبکه عصبی مصنوعی از تعدادی لایه از متغیرهای پنهان و اتصالاتی بین لایه‌ها ایجاد شده است به‌طوری‌که بین واحدهای یک‌لایه اتصالی نیست. برای مدل‌سازی با شبکه عصبی، ابتدا پردازش و دسته‌بندی داده‌ها انجام می‌گیرد. از معیارهای مناسبی جهت ملاک گزینش دقت در ساختار شبکه عصبی می‌باشد. این معیارها ابزاری هستند که به‌وسیله آن‌ها

به‌دقت شبکه عصبی پی برده می‌شود. طراحی و آموزش مدل شبکه عصبی بر پایه کاهش خطای شبکه است. بر همین اساس مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه با مقادیر واقعی مورد سنجش قرار می‌گیرد. با بررسی نمودارهای نقطه‌به‌نقطه هر اندازه مقدار ضریب همبستگی به عدد یک نزدیک‌تر و میانگین مربعات خطا به عدد صفر نزدیک‌تر باشد، در مدل‌سازی عملکرد بهتری از شبکه عصبی می‌توان انتظار داشت؛ بنابراین ارزیابی دقت در شبکه عصبی باید از معیارهای مناسبی بکار برده شود. برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم پس انتشار استفاده می‌شود.

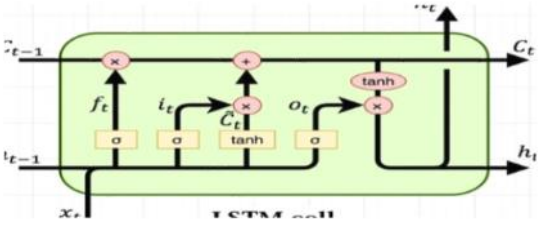
LSTM با ساختار دروازه توانمندی حذف یا افزودن اطلاعات به سلول حالت را میسر و ممکن می‌سازد. در بنا یک LSTM سه نوع دروازه وجود دارد؛ دروازه فراموشی، دروازه ورودی، دروازه خروجی. برای این منظور ساختار اولیه مبتنی بر حافظه پنهان شبکه عصبی عمیق LSTM و حافظه‌های سلولی c_t معرفی می‌شوند. در ساختار شبکه عصبی از سه ساختار مبتنی بر دروازه حذف (فراموشی) f_t دروازه ورودی i_t و دروازه خروجی o_t استفاده می‌شود. دروازه‌ها نیز به نوبه خود به ورودی فعلی x_t و اطلاعات موجود در حافظه قبلی (لایه پنهان قبلی) h_t بستگی دارند. معادله حاصله به‌صورت رابطه (۱) بر مبنای پارامترهای ورودی بیان می‌شود:

$$f_t = \sigma\left(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f\right) \quad \text{رابطه (۱)}$$

که رابطه (۱) تابع سیگموندی براساس رابطه (۲) محاسبه می‌شود و خروجی آن مقداری بین صفر و یک دارد و به ساختار سلول(حافظه) قبلی c_{t-1} بستگی دارد.

$$\sigma(x) = 1/1 + exp(-x) \quad \text{رابطه (۲)}$$

ساختار اولیه LSTM در شکل (۱) نمایش داده شده است:



شکل (۱) ساختار اولیه مدل LSTM (Vazan, 2020)

Figure (1) LSTM Basic structure model. (Vazan, 2020)

سلول‌های قبلی حاوی اطلاعات با یک کاندید سلول جدید حاوی اطلاعات $\tilde{c}_t$ به منظور پیش‌بینی اولیه داده‌های پژوهش ترکیب می‌شود. رابطه این داده احتمالی که به داده‌های ورودی x_t و لایه قبلی h_{t-1} بستگی دارد به‌صورت رابطه (۳) بیان می‌شود :

$$\tilde{c}_t = \tan h\ (W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c)$$ رابطه (۳)

که دراین‌رابطه $\tan h(x)$ به‌استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$tan\, h\,(x) = \{exp(x) - exp(-x)\}/\{exp(x) + exp(-x)\}$$ رابطه (۴)

میزان داده‌های ذخیره شده به‌منظور پیش‌بینی در حافظه c_t به مجموعه داده‌های ورودی بستگی دارد که به‌صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود:

$$i_t = \sigma\,(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i\,)$$ رابطه (۵)

به‌روزرسانی حافظه c_t بر مبنای داده‌های حافظه قبلی c_{t-1} و کاندیدای جدید $\tilde{c}_t$ به‌صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$c_t = f_t\, c_{t-1} + i_t \tilde{c}_t$$ رابطه (۶)

لایه بعدی به‌منظور پیش‌بینی مقدار c_t بر مبنای خروجی به‌صورت رابطه (۷) تعیین می‌شود :

$$h_t = o_t\, tanh\,(c_t)$$ رابطه (۷)

خروجی بر مبنای مدل شبکه عصبی پیشنهادی به‌صورت رابطه (۸) تعیین می‌شود (Vazan, 2020):

$$o_t = \sigma\,(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o)$$ رابطه (۸)

در این پژوهش عواملی را بررسی می‌نمایم که قدرت پیش‌بینی معاملات بلوکی را قبل از اعلان داشته باشد تا بتوان سرعت انتقال اطلاعات به بازار و جذب آن را افزایش دهد که عامل افزایش کارایی بازار خواهد شد.

توسعه مدل‌های پیشگو مبتنی بر یادگیری عمیق در سال‌های اخیر راه‌حل مفیدی جهت مسائل عملی است. برای این‌که داشتن داده‌ها بسیار آسان‌تر از فرضیه نظری خوب بر اساس قوانین غالب بر سیستمی است که داده‌ها از آن اخذ می‌گردد و قابلیت تعمیم‌دهی شبکه‌های عصبی بسیار بالا است. در پژوهش‌های انجام شده تابه‌حال، ابتدا به انتخاب متغیرهای مؤثر که متناظر انتخاب ویژگی و استخراج الگو است، پرداخته شده است؛ بنابراین متغیرهای کلیدی انتخاب شده برای هر پژوهش متمایز بوده است. روش انتخابی پژوهش‌ها رگرسیون است.

جدول (۱) پژوهش‌های پیشین انجام شده بر روی معاملات بلوکی با استفاده از مدل‌های رگرسیون به تفکیک داخلی و خارجی

Table (1) Previous researches conducted on block transactions using regression models to separate internal and external

مطالعات و مدل‌ها		ابعاد مورد بررسی روش پژوهش			
	شرایط علی	متغیرها	منطقه موردمطالعه و دوره زمانی	راهبردها روش	پیامدها
تأثیر معاملات بلوکی بر ارزش‌گذاری شرکت‌ها و ریسک نکول (Liu, 2020)	تأثیر معاملات بلوکی بر ارزش‌گذاری شرکت‌ها و ریسک نکول	معاملات بلوکی بازده مازاد بازده دارایی بازده صنعت	استرالیا ۲۰۰۵- ۲۰۱۵	رگرسیون پایه	شرکت‌هایی که در معاملات بلوکی مشارکت می‌کنند، ارزش بازار کمتر و ریسک بدهی بیشتری دارند.
تأثیر سود شخصی از معاملات بلوک کنترل در بورس اوراق بهادار (بازار اسپانیا)	تأثیر سود شخصی از معاملات بلوک کنترل در بورس اوراق بهادار (محاسبه مالکیت نهادی بازار اسپانیا برای کنترل جزئی)	معاملات بلوک کنترل جزئی ساختار مالکیت اندازه شرکت مالکیت نهادی	اسپانیا ۱۹۹۰- ۲۰۱۶	رگرسیون	تنوع ملکیت نهادی به روش قابل‌توجهی با تضمین‌های مربوط به ساختار کنترل شرکت، عملکرد، اندازه شرکت مرتبط است.
بررسی بین‌المللی اقتصاد و دارایی تأثیر معاملات بلوکی بر هم‌زمان قیمت سهام	تأثیر معاملات بلوکی بر هم‌زمان قیمت سهام	معاملات بلوکی هم‌زمان قیمت سهام محیط اطلاعاتی اهرم مالی اندازه بلوک حجم معاملات بلوک بازده دارایی	چین ۲۰۰۸- ۲۰۱۴	رگرسیون	معاملات بلوکی برتر به میزان قابل‌توجهی تأثیری بیشتری در کاهش هم‌زمانی نسبت به معاملات بلوکی عادی دارند و در بازار چین به انتشار اطلاعات خصوصی از ارزش سهام شرکت کمک می‌کند.
تجارت آگاهانه و تأثیر قیمت معاملات بلوکی (بورس اوراق بهادار لندن) سن و ایبکانلی Sun and Ibikunle,) (2015	تأثیر بین معاملات آگاهانه و قیمت معاملات بلوکی بررسی شده است.	اندازه بلوک بازده بازار حجم معاملات بلوک قیمت پیشنهادی	انگلستان ۲۰۱۲- ۲۰۱۳	رگرسیون	معامله‌گران آگاه از اطلاعات برتر در طول روزهای معاملاتی استفاده می‌کنند و سهام با شفافیت کمتر، هنگام انتشار در بلوک اثرات اطلاعات قوی‌تری را نشان می‌دهد.
معاملات بلوکی پس از ساعات اداری فروش کوتاه‌مدت و نشت اطلاعات را در بر دارد.	تأثیر معاملات افراد حقوقی در بازار بلوکی پس از ساعات اداری بر قیمت سهام و حجم معاملات کوتاه‌مدت بررسی می‌گردد.	معاملات بلوکی ساختار شرکت حجم معاملات بلوک نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری	کره ۲۰۱۰- ۲۰۱۵	رگرسیون	تأثیر طولانی معاملات بلوک بر قیمت سهام مربوط به ساختار مالکیت شرکتی است.
پیش‌بینی نوسانات می‌تنی بر معاملات بلوکی (بازار سهام تایوان)	تأثیر حجم معاملات بلوکی بر قیمت سهام	حجم معاملات بلوکی مدت معاملات بلوکی	تایوان ۲۰۰۸	رگرسیون و مدل‌های نوسانات	حجم معاملات بلوکی تأثیر زیادی بر قیمت سهام خواهد داشت.

		قیمت سهام بازده سهام نقدینگی سهام		سری زمانی مالی GARCH	
طراحی مدلی برای قیمت‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام	تأثیر قیمت‌گذاری بلوک بر کنترل سهام شرکت	اندازه بلوک اندازه شرکت اهرم مالی سودآوری	ایران ۱۳۸۵-۱۳۹۰	رگرسیون چندمتغیره	اندازه بلوک، اندازه شرکت، اهرم مالی، سودآوری و عملکرد قبلی شرکت، سهام‌دار قبلی بودن خریدار و مهلت پرداخت حصه نقدی در قیمت‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام و تعیین صرف کنترل معنادار هستند.
ارائه الگویی برای پیش‌بینی هدف‌گیری سهام توسط معاملات بلوکی (Mehraban *et al.*, 2017)	تأثیر پیش‌بینی سهام توسط معاملات بلوکی	اندازه شرکت اهرم مالی سهم بازار عملکرد شرکت متغیر باینری جریان نقدی آزاد تملک بزرگ‌ترین مالکیت تراز مالکیت تملک دولتی سودآوری سن شرکت رشد فروش	ایران ۱۳۸۸-۱۳۹۶	رگرسیون لجستیک	اهرم مالی و نسبت تغییر در دارایی‌ها به‌صورت منفی بر فراوانی بلوک تجاری‌شدن شرکت‌ها تأثیر می‌گذارند و همچنین نشان می‌دهند رویکرد شبکه عصبی فازی در پیش‌بینی هدف‌گیری سهام در قیاس با سایر روش‌ها از دقت بیشتری برخوردار است.
تحلیل نقش معاملات بلوکی در ایجاد بازده غیرعادی و تأثیر بر نوسانات غیرسیستماتیک در بورس اوراق بهادار تهران (Mehraban *et al.*, 2017)	تأثیر معاملات بلوکی بر نوسانات غیرسیستماتیک در بورس	بازده سهام بازده بازار حجم معاملات بلوک بازده غیرعادی نوسانات غیرسیستماتیک سهام دارد بلوکی	ایران ۱۳۸۷-۱۳۹۵	رگرسیون	تراکنش‌های معاملات بلوکی سهام ملاک سنجش برای سرمایه‌گذاری است که در بورس اوراق بهادار مشغول هستند. نوسانات غیرسیستماتیک بعد از انجام معاملات بلوکی کاهش‌یافته است.

معیارهای مؤثر معاملات بلوکی در بازار سرمایه به جهت آموزش شبکه عصبی مورداستفاده می‌شود و محققان زیادی در مطالعات پیشین به آن‌ها اشاره کرده‌اند و پیش‌بینی معاملات بلوکی را بهتر منعکس می‌کنند را می‌توان به‌صورت زیر دسته‌بندی کرد:

اندازه شرکت ملاک با اهمیتی در فرآیند قدرت و ارزیابی بین اهداف تملکی و شرکت‌های غیر هدف می‌باشد. برعکس، زمانی که شرکت‌های بزرگ‌تر، به افشا اطلاعات بیشتری می‌پردازند. سهام‌داران کنترلی به دشواری منافع حاصل از کنترل را به دست می‌آورند.که نشان می دهد میان اندازه شرکت و

منافع کنترلی ناسازگاری و بی‌ارزشی وجود دارد، ازجمله پژوهش‌های مهرانی و همکاران (Mehrani *et al*., 2014)، دانگ و همکاران (Dong *et al*., 2014) و دی و همکاران (De *et al*., 2012).

اهرم مالی متغیر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی باتوجه‌به نظر جنسن (Jensen, 1986) است که نشان دهنده میزان بدهی به ایجاد نقدینگی آزاد و درپی آن افزایش منافع خصوصی کنترلی را فراهم می‌سازد. مطابق با ایده آلبوکرک و شروت (Albuquerque and Schroth, 2010) و باسو و همکاران (Basu *et al*., 2017) پی بردند که با کاهش در بدهی به دارایی، منافع خصوصی کنترل نیز کاهش پیدا می‌کنند. همچنین باسو و همکاران (Basu *et al*., 2017) بیان می‌کنند: مدیریت با تامین مالی بدهی می‌تواند ساختارهای مالکیت متمرکز را حفظ نماید و به دنبال آن، کنترل مدیریت بر دارایی‌های شرکت افزایش پیدا می‌کند. هریس و همکاران (Harris *et al*., 1988) نیز این متغیر را مؤثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی می‌دانند.

جریان نقد عملیاتی (ocf) مطالعات قبلی حاکی از آن است جهت کسب منافع خصوصی کنترل مدیران از نقدینگی آزاد مشابه اجرای پروژه‌های ساختمانی بهره‌برداری می‌کنند. بعلاوه، در شرکت هدف با جریان آزاد و افزایش پول نقد می‌توانند سبب کاهش هزینه تصاحب و خرید شده و شرکت‌های پیشنهاددهنده را ترغیب نمایند، مهرانی و همکاران (Mehrani *et al*., 2014) نیز این متغیر را مؤثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی می‌دانند.

بازده دارایی عددی است که درصد سودآوری یک شرکت را با استفاده از دارایی‌های در دسترس آن شرکت نشان می‌دهد. در واقع این معیار به ما نشان می‌دهد که یک شرکت چه اندازه از دارایی‌های خود بهره‌برداری کرده و به کمک آن‌ها به سود رسیده است که از روش تقسیم سود سالیانه، به کل دارایی شرکت، ارزیابی می‌گردد (Dehghan nistsnki *et al*., 2016). با محاسبه بازده دارایی‌های مختلف یک پروژه، مدیران می‌توانند تصمیم‌های بهتری در مورد سرمایه‌گذاری و قرارداد بدهند.

بازده سهام سنجه مهمی جهت تصمیم‌گیری مالی است و هم‌معنای مبلغ سود و تغییرات قیمتی یک سهام است. در فرمول ارزیابی بازده سهام، تغییرات قیمتی از مرحله افزایش سرمایه و یا از سود سهمی، آورده نمی‌شوند. بازده سهام به‌صورت درصدی نشان داده می‌شود. درصد بازده سهام می‌تواند ملاک سنجش جهت تصمیم‌گیری مناسب و کسب سود یا جلوگیری از ضرر و زیان باشد. (Salehnejad and Ghayor, 2019) بازده سهام یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذاری است از این طریق می‌توانند دسترسی مشخصی به ریسک و بازده داشته باشند و تجزیه‌وتحلیل صورت‌های مالی منجر به افزایش سطح یادگیری سرمایه‌گذاران می‌شود که طبع آن تغییر میزان سوددهی می‌شود (Alikhani *a*nd Yar Afshana, 2022).

بازده صنعت میزان تغییرات ارزش پرتفولیو در یک بازه زمانی و تمامی پرداخت‌های پورتفوی در یک دوره بررسی می نماید و به‌صورت ریالی و یا درصدی از مبالغ سرمایه‌گذاری ابتدای دوره یا از اختلاف لگاریتم ابتدای دوره و انتهای دوره محاسبه می‌گردد (Osmani *et al*., 2023).

بازده بازار متغیری مهم و مؤثر در شکل‌گیری رفتار جمعی سرمایه‌گذاران در بورس را مؤثر است. این که سرمایه‌گذاران بر اساس اصول بنیادی برای سرمایه‌گذاری تصمیم‌گیری می‌کنند و یا این‌که بر اساس تصمیمات رفتاری خود عمل می‌کنند. نتیجه نشان می‌دهد که اکثر سرمایه‌گذاران بر اساس شرایط بازار تصمیم به سرمایه‌گذاری می‌گیرند تا اصول بنیادی (Gul Arzi *et al*., 2021).

حجم معاملات بلوکی متغیری بااهمیت در معاملات بلوکی است که در یک بازار جدا انجام می‌شود و دلیل آن هم بیشتر مربوط به این است که حجم معاملات صورت‌گرفته اثری در قیمت سهم در بازار به وجود نیاورد (Syedkhani *et al*., 2021).

میزان رشد فروش یک شرکت نیز از مهم‌ترین شاخص‌های ارزشیابی شرکت‌ها از سوی استفاده‌کنندگان صورت‌های مالی به‌منظور سرمایه‌گذاری است. خلاصه نتایج آماری از آزمون فرضیه پژوهش نشان می‌دهد که بین رشد فروش شرکت و پایداری سود رابطه مثبت و معناداری وجود دارد (Ahmadpor *et al*., 2016).

مالکیت نهادی معمولاً نگرش مثبتی از مالکیت نهادی در بین سرمایه‌گذاران وجود دارد، مؤسسات بزرگ معمولاً از تیمی از تحلیلگران جهت تحقیقات مالی دقیق و پرهزینه قبل از خرید بلوک بزرگی از سهام شرکت بهره‌برداری می‌کنند که این امر سبب می‌شود تصمیمات آنها در نظر سایر سرمایه‌گذاران بالقوه مؤثر باشد (Mehrani *et al*., 2014).

وجه نقد با مدیریت جریان وجه نقد شرکت‌ها می‌توانند عملکرد مالی بهتری داشته باشند که با کاهش هزینه‌ها و افزایش درآمدها تصمیمات مالی بهتری گرفته می‌شود. سازمان‌ها با بررسی وجوه نقد داخلی می‌توانند با شناسایی نقاط قوت و ضعف خود، تصمیم‌گیری‌های مالی بهتری را اتخاذ نمایند (Ghasemi Dodran *et al*., 2018).

بازده روزانه تجمعی سهام بازده تجمیعی، همان میانگین بازده روزانه در طول دوره زمانی است. این بازده، باتوجه‌به بازده روزانه سرمایه‌گذاری در هر روز، به‌صورت تجمعی محاسبه می‌شود. کاربرد این بازده، در بررسی عملکرد سرمایه‌گذاری در یک بازه زمانی مشخص است. به‌عنوان‌مثال، بازده روزانه تجمعی یک سهم در یک ماه، نشان‌دهنده بازده کل سهم در طی آن ماه است (Ghaemi *et al*., 2013).

نوسانات قیمت سهم متغیری مهم جهت سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی است، زیرا سرمایه‌گذاران می‌توانند با داشتن برخی اطلاعات مایع، سرمایه خود را در بازارهایی با نوسان قیمت بالا مانند بازار سهام و ارز مطمئن کنند و در عین حال، سود بیشتری را به دست بیاورند (Lakshmi and Gomini, 2003). این متغیر باعث ارائه فرصت‌های سرمایه‌گذاری، مشاهده تغییرات اقتصادی،پیش‌بینی تغییرات قیمت؛ تشخیص روند تغییرات بازار، پایش وضعیت شرکت‌ها، مقایسه کارایی سهام، پایش سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری می‌شود (Refk, 2018).

نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار به عنوان یکی دیگر از متغیرهای مستقل است که توسط فاما و فرنچ (Fama and French, 1933)، بیان شده است. سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌هایی با نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار بالا نسبت به سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌هایی با نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار پایین و از طرفی سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌هایی با اندازه‌ی کوچک، بازدهی بالاتری را برای سرمایه‌گذاران مسجل می‌نماید. منظور از اندازه‌ی شرکت‌ها، ارزش بازار هر سهم از شرکت در تعداد سهام منتشرشده‌ی شرکت در زمان دلخواه می‌باشد (Tehrani *et al*., 2007).

اندازه بلوک ارزش‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام و گزینش صرف کنترل جزئی از عوامل مؤثر در پژوهش چینگ بینمنگ (Qingbin meng *et al*., 2020) در تجزیه‌وتحلیل مدل رگرسیون اندازه بلوک را اصلی‌ترین متغیر کنترلی تعریف نمود. همان‌طور که بیان شد، تقریباً تمام پژوهش‌های انجام شده در حوزه معاملات بلوکی بررسی گردید. پژوهش حاضر در برابر با دیگر پژوهش‌های داخلی و خارجی صورت‌گرفته نوآوری‌های به خصوصی دارد. آن چیزی که این پژوهش را ازآنچه که تابه‌حال ذکر شد متمایز می‌سازد، تلاش بر حذف مرحله انتخاب متغیرهای کلیدی در فرایند پیش‌بینی معاملات بلوکی است. در این پژوهش، روش یادگیری عمیق به‌کاررفته که با استخراج ویژگی از میان متغیرهای داده شده به آن عملیات انتخاب متغیرهای مؤثر را به شکل خودکار انجام داده و در صورتی متغیری تأثیر مشخصی در پیش‌بینی معاملات بلوکی داشته باشد، آن را معرفی می‌کند. در مدل LSTM با حذف متغیری اگر شاهد افزایش خطا بودیم، نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر است و تأثیر آن در مدل چشمگیر است.

تأثیر معاملات بلوکی در محیط اطلاعاتی شرکت‌ها متفاوت است و معاملات بلوکی اطلاعات خاص را منتقل می‌کند که محتوای اطلاعات معاملات بلوکی به طور منفی و معنی‌داری با همزمانی ارتباط دارد و می‌توان نتیجه گرفت که سهم معاملات بلوکی حق بیمه در کاهش همزمانی به طور قابل‌توجهی بیشتر از معاملات بلوکی تخفیف دار است. علاوه بر این، باتوجه‌به شواهد مستند مبنی بر این که همزمانی قیمت سهام با نقدینگی سهام ارتباط منفی دارد، نتایج همچنین نشان می‌دهد که فعالیت‌های

معاملاتی بلوکی در اقتصادهای در حال ظهور می‌تواند نقدینگی را افزایش دهد، که عامل مهمی در رشد و توسعه بازارهای سرمایه است (Qingbin meng *et al*., 2020). همچنین کومرتون فورد و پوتنینش (Comerton-Forde and Putninš, 2016) شواهد کمّی مبنی بر تأثیر معاملات بلوکی بر کشف قیمت ارائه می‌دهند. برخلاف معاملات مخفی که مستقیماً در سرمایه‌گذاری‌های مشترک مخفی انجام می‌شود، دلال‌های (کارگزاران) بالادستی می‌توانند با استفاده از نقدینگی بیان نشده، معامله‌گران بزرگ نهادی و نیز نشان دادن انگیزه احتمالی معاملات، معاملات بلوکی را تسهیل کنند. ساختار و آمارهای بازار مالی مراکش وجود تأثیر معاملات بلوکی بر شاخص‌های بورس اوراق بهادار کازابلانکا را اعلام می‌کند، اما تحلیلی تجربی, تاثیری ناچیز و موقت بر بازار مرکزی و تاثیری خنثی بر شاخص سهام کل مراکش را نشان می‌دهد. برآوردها وجود تاثیرات دائمی بر روی هیچ یک از شاخص‌های بازار بورس مراکش را تایید نمی‌کنند. به عبارتی دیگر, تأثیر نقدینگی بر بازار بورس ناچیز و کم است درحالی‌که اثر اطلاعاتی تقریبا صفر و بی اهمیت است (Benaissa, 2023). تقسیم‌بندی معاملات بلوکی بر پایه قیمت معامله به‌صورت سه گروه ذیل است: معاملهٔ بلوکی صرف که به قیمتی بالاتر از قیمت پایانی روز قبل سهم مبادله می‌گردد. معاملهٔ بلوکی به تخفیف که به قیمتی پایین‌تر از قیمت پایانی روز قبل مبادله می‌گردد و معاملهٔ بلوکی با صرف صفر که برابر با قیمت پایانی روز قبل مبادله می‌گردد (Breuker *et al*., 2016). پیش‌بینی سه مدل از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی می‌توان نتیجه گرفت که ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی از دقت بالاتری، در پیش‌بینی استراتژی خرید، فروش و نگهداری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده اند و مدل ماشین بردارپشتیبان فقط توانایی پیش‌بینی محتوای اطلاعاتی سود را داشته است (Alizadeh *et al*., 2023).

نتایج بررسی امیری و بلگوریان (Ameri and Belgurian, 2016) نشان داد که نهادهایی با انتشار آگهی عرضه عمده و بلوکی به طور متوسط بازده قیمتی مثبتی بر روی سهم‌شان داشتند که با افزایش ارزش بازاری این نهادها مواجه شده اند. همچنین با مراجعه به پژوهش‌های متعددی که برای شبکه‌های عصبی بر روی داده‌های مالی انجام شده است. ذوالفقاری و همکاران (Zulfiqari *et al*., 2019) مدل ترکیبی از شبکه یادگیری عمیق Deep Learning[1]را ش شناسایی نمود و بابت پیشگویی بازدهی روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی کوتاه مدت از مدل‌های منتخب خانواده GARCH[2]استفاده نمود. حاتمی نیا (Hatami Nima, 2018) طراحی مدل ترکیبی از شبکه های عصبی با اجزای ساده جهت پیش‌بینی قیمت سهام نموده که داده‌های بازار بورس به‌صورت روزانه

1.Deep Neural Networks or DNNS
2.Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.

بکاربرده شده است.صادقی و سجاد نژاد (Sediqi and Sajdinejad, 2019)، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم یادگیری عمیق برای بهبود سیستم‌های تشخیص کلاهبرداری در بانک‌ها و موسسات مالی پیشنهاد داد و کارایی بالاتری بر روی مجموعه داده معیار دارد. زارع و همکاران (Zare and Nilchi, 2018) در این پژوهش مقایسه عملکرد روشی ترکیبی نوآورانه با عملکرد بهینه سازی سبد سهام به روش معمول مارکوییتز است. با استفاده از یک شبکه یادگیری عمیق و متغیرهای تکنیکی سهام به پیش‌بینی قیمت آتی سهام پرداخته است. اعتمادی و همکاران (Ebadati *et al*., 2013) جهت پیش‌بینی شاخص قیمت سهام الگوریتم ترکیبی GA-SVM جایگزین مناسب و چشم انداز منتخبی جهت پیش‌بینی بازار سهام ایجاد می‌کند.

۳- روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر ماهیتاً پس رویدادی و وابسته به اطلاعات گذشته است و بر مبنای هدف کاربردی است و به جهت این‌که طرح بعد از رویداد است، از لحاظ روش همبستگی و از نوع علی (پس از وقوع) است. تدوین اطلاعات در چهار مرحله صورت‌گرفته است: در مرحله اول مبانی نظری و پیشینه پژوهش به روش کتابخانه‌ای جمع‌آوری و در مرحله دوم، با درنظرگرفتن پیچیدگی حاضر درباره عوامل و متغیر های مؤثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی در شرکت‌های پذیرفته شده، در بورس اوراق بهادار تهران، از ی‌ک مطالعه اکتشافی برای شناخت عوامل اثرگذار بر پیش‌بینی معاملات بلوکی، در قالب مصاحبه و نظرسنجی از خبرگان مالی و سرمایه‌گذاری از پرسش‌نامه استفاده شده است. پرسش‌نامه با مقیاس لیکرت ۵تایی (با گزینه‌های خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد) در اختیار خبرگان قرار گرفت. این افراد با معاملات بلوک آشنایی داشته و مبادرت به خریدوفروش معاملات بلوک سهام کرده‌اند که همان کارگزاران و مدیران شرکت‌های سرمایه‌گذاری هستند. پرسش‌نامه در اختیار ۲۵ نفر قرار گرفت و ۲۰ پاسخ دریافت شد. تمامی شاخص‌های شناسایی شده میانگین وزنی ۲/۶ حصول شد و تمامی شاخص‌ها به‌عنوان معیارهای مؤثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوک انتخاب شده و ۱۵ شاخص طبقه‌بندی گردید. عوامل شناسایی شده در جدول (۱) بیان گردیده است. دستاورد مصاحبه و نی‌ز مطالعات محقق، شناسایی کلی عوامل مؤثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی در شرکت‌های ایرانی است. آن‌وقت در مرحله سوم جهت گردآوری اطلاعات مرتبط به صورت‌های مالی شرکت‌ها و داده‌های روزانه تابلوی معاملات بلوکی در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۰/۱/۱ تا ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ است. داده‌های معاملات بلوکی با استفاده از شبکه کدال و مطالعه صورت‌های مالی و نرم افزار ره آورد نوین و داده‌های تابلوی معاملات از طریق سایت اطلاع رسانی شرکت مدیریت فناوری بورس تهران و نرم افزار TSE Client جمع

آوری شده‌است. پس از جمع آوری داده‌ها از طریق نرم افزارهای موجود، با ورود اطلاعات به نرم افزار اکسل از نتایج بدست آمده جهت ارزیابی متغیرهای پژوهش استفاده می‌شود. روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی به عنوان روش آماری انتخاب گردیده است. در روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، هدف بررسی متغیرهای پژوهش عوامل موثری بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه می باشند یا خیر. محاسبات، پیش‌بینی‌ها و بهینه‌یابی در شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم پس‌انتشار توسط نرم‌افزار پایتون انجام می گیرد. درنهایت مجموعه داده جدید به‌عنوان مجموعه داده معیار برای آموزش و آزمون الگوریتم‌های ماشینی مختلف مورداستفاده قرار می گیرد. در ادامه ضمن معرفی روش یادگیری عمیق به تشریح الگوریتم پیشنهادی می‌پردازیم. برای انجام این پژوهش از معماری شبکه عصبی LSTM استفاده شده است. مرحله چهارم متغیرهای مذکور به مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای دستیابی به مدل بهینه پیش بینی معاملات بلوکی وارد می‌شود و خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود. مدل بهینه و نهایی از بین همه مدل‌های برازش شده، مدلی است که کمترین خطای پیش بینی را داشته باشد. پس از دستیابی به مدل نهایی، پیش بینی معاملات بلوکی بررسی می‌گردد.

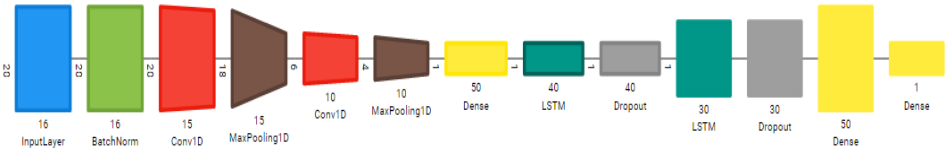
هدف اصلی این پژوهش ارائه مدلی جامع با استفاده از شبکه عصبی LSTM برای شناسایی و ارزیابی عوامل مؤثر جهت ارزش‌گذاری معاملات بلوکی است که با آگاهی مقامات ذی‌صلاح در بازار بورس و مدیران شرکت‌ها بتوان سیاست‌ها، درایت‌ها و برنامه‌های مناسبی برای معاملات بلوکی ایجاد نمایند تا ارزش‌گذاری معاملات بلوکی بر میزان سوددهی شرکت‌ها و صنایع، اثربخش بوده و قابلیت اعتباردهی داشته باشد.

آیا با شناسایی عوامل مؤثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه می‌توان مدلی جامع بر اساس شبکه عصبی مصنوعی LSTM تدوین کرد؟

مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی LSTM می‌تواند مبنای صحیحی جهت پیشگویی می‌باشد و از خطای کمتر برخوردار است.

معماری مدل LSTM به این صورت است: معماری پیشنهادی برای این مدل متشکل از دو لایه Conv1D با تعداد فیلترهای ۱۵ و ۱۰ و سایز هسته ۳ است. تابع فعال‌ساز برای این لایه‌های کانولوشن Relu است. پس از هر لایه کانولوشن نیز لایه Max Pooling ID با سایز ۳ قرار دارد. خروجی این قسمت وارد یک‌لایه متراکم (Dense) با تعداد واحد ۵۰ می‌شود. سپس وارد دو لایه LSTM با تعداد واحد ۴۰ و ۳۰ می‌شود. توابع فعال‌ساز برای این لایه‌ها ،tanh است. از نرخ حذف تصادفی (DropOut) ۰/۴ و ۰/۱ نیز استفاده شده است. سپس خروجی این قسمت وارد یک‌لایه متراکم با تعداد واحد ۵۰

می‌شود. آخرین لایه که یک‌لایه متراکم با تعداد واحد ۱ است، خروجی مدل است. مدل به‌صورت شکل(۲) است:



شکل (۲) معماری مدل LSTM

Figure (2) LSTM model architecture

در پایان برآیندی از دو مرحله با x_t ارائه می‌شود. سپس بر پایه داده‌های ازمون، خروجی مدل بازبینی شده و شاخص‌ها محاسبه و درج می‌گردد. در مرحله چهارم کوچک‌ترین مقدار جهت معیارهای خطای پیشگویی، شاخص‌های ارزیابی برای مدل به شیوه جداجدا سنجیده و ثبت می‌شود. مقایسه نتایج با هم صورت‌گرفته و بهترین مدل معین می‌گردد. بازبینی مطالعات گذشته حاکی از آن است در پیشگویی سری زمانی داده‌های مالی، مدل شبکه عصبی یادگیری عمیق در مقایسه با مدل‌های فردی عملکرد بهتری داشته است.

در این پژوهش برای ارزش‌گذاری معاملات بلوکی، از ۱۵ شاخص مختلف به عنوان متغیرهای مستقل استفاده می‌شود. اولین شاخص که در بسیاری از پژوهش‌های حوزه معاملات بلوکی مورداستفاده قرار گرفته است، نوسانات قیمت سهم است. شاخص نوسانات قیمت سهم از مناسب‌ترین معیارهای ارزیابی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی است که مقصود از نوسانات، انحراف استاندارد قیمت‌های معاملات در روزهای معاملاتی قبل از معامله بلوک است.

برای محاسبه جریان نقدی عملیاتی که نشان‌دهنده سودآوری شرکت است، زمانی که شرکت تولیدکننده جریان نقدی بیشتری باشد از لحاظ انجام تعهد در موقعیت برتری قرار دارد که برای ازمیان‌بردن اثر مقیاس، بر دارایی‌های شرکت تقسیم گردیده است. به شرح رابطه (۹) به دست می‌آید:

رابطه (۹)

$$\text{جریان نقدی}(OCF) = \frac{(\text{وجوه نقد پرداختی بابت خرید کالا و خدمات و هزینه ها}) - (\text{وجوه نقد دریافتی بابت فروش کالا و خدمات و سایر درآمدها})}{\text{جمع کل دارایی ها}}$$

در این پژوهش رشد فروش شرکت از حاصل تقسیم تغییر در فروش سال جاری و سال قبل بر فروش سال جاری محاسبه می‌گردد.

برای محاسبه اهرم مالی از نسبت کل بدهی به کل دارایی شرکت. (ارزش دفتری بدهی‌ها به ارزش دفتری دارایی‌ها) استفاده می‌شود.

نسبت ارزش بازار حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری درمورد نحوه استفاده از تقسیم ارزش بازار یک سهم به ارزش دفتری هر سهم حاصل می‌گردد.

متغیر بازده دارایی با نسبت سود قبل از کسر مالیات به کل دارایی شرکت، تقسیم سود سالیانه به کل دارایی شرکت محاسبه می‌شود (سود خالص / کل دارایی‌ها).

متغیر اندازه شرکت، به‌وسیله لگاریتم طبیعی مجموع دارایی شرکت (لگاریتم طبیعی کل ارزش بازار شرکت) محاسبه می‌شود.

برای محاسبه مالکیت نهادی که درصدی از سهام در اختیار سرمایه‌گذاران نهادی است، اگر درصد سهام تحت تملک سهام‌داران نهادی شرکت بیشتر از میانگین نمونه مورد بررسی باشد، برابر ۱ و در غیر این صورت برابرخواهد بود. برای محاسبه میزان مالکیت نهادی مجموع سهام در اختیار بانک‌ها و بیمه‌ها، هلدینگ، شرکت‌های سرمایه‌گذاری، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، سازمان‌ها و نهادهای دولتی و شرکت‌های دولتی بر کل سهام منتشره شرکت، تقسیم شده و درصد یا میزان مالکیت نهادی به‌دست‌آمده است.

متغیر حجم معاملات بلوک، به‌وسیله لگاریتم طبیعی تعداد سهام معامله شده و همچنین لگاریتم طبیعی ارزش پولی کل سهام مبادله شده تقسیم بر ارزش سهام موجود در روز معاملاتی قبل از معامله بلوک است، محاسبه می‌شود.

برای محاسبه اندازه بلوک از تعداد سهام خریداری شده در بلوک تقسیم بر کل سهام شرکت (درصد) استفاده می‌کنیم.

برای اندازه‌گیری بازده بازار از معامله بلوک همان روز که تمام شرکت‌های فهرست شده در بازار را پوشش داده شده استفاده می‌کنیم.

متغیر وجه نقد و دارایی‌های قابل‌معامله از وجه نقد و اوراق بهادار قابل‌معامله نسبت به ارزش دفتری دارایی‌ها به‌دست‌آمده است.

متغیر بازده روزانه تجمعی سهام به شرح رابطه (۱۰) به دست می‌آید:

$$\text{مومنتوم قیمت سهام (MSP)} = \frac{\text{قیمت سهم یک ماه پیش}}{\text{قیمت سهم یک سال پیش در همان ماه}} \qquad \text{رابطه (۱۰)}$$

برای اندازه‌گیری بازده سهام از سود سالانه و تغییرات در قیمت سهام بکار گرفته می‌شود که تغییرات (قیمت) ناشی از افزایش سرمایه و سود سهمی از آن حذف شده است. به‌عبارت‌دیگر سود سالیانه هر سهم تقسیم بر قیمت خرید سهم (ارزش بازار) است که از رابطه (۱۱) به دست می‌آید:

$$(R)=\frac{\text{قیمت سهام پایان سال}-\text{قیمت سهام اول سال}+\text{سود تقسیمی هر سهم}}{\text{قیمت سهام اول سال}} \qquad \text{رابطه (۱۱)}$$

متغیر بازده صنعت از نسبت شاخص صنعت انتهای سال منهای ابتدای سال تقسیم بر ابتدای سال منهای یک حاصل می‌گردد که از رابطه (۱۲) به دست می‌آید:

$$\text{بازده صنعت} = \frac{\text{ابتدای سال بازده سالانه صنعت} - \text{انتهای بازده سالانه صنعت}}{\text{ابتدای بازده سالانه صنعت}}$$ رابطه (۱۲)

برای اندازه‌گیری بازده سهام از سود سالانه و تغییرات در قیمت سهام بکار گرفته می‌شود که تغییرات (قیمت) ناشی از افزایش سرمایه و سود سهمی از آن حذف شده است. به‌عبارت‌دیگر سود سالیانه هر سهم تقسیم بر قیمت خرید سهم (ارزش بازار) است که از رابطه (۱۳) به دست می‌آید:

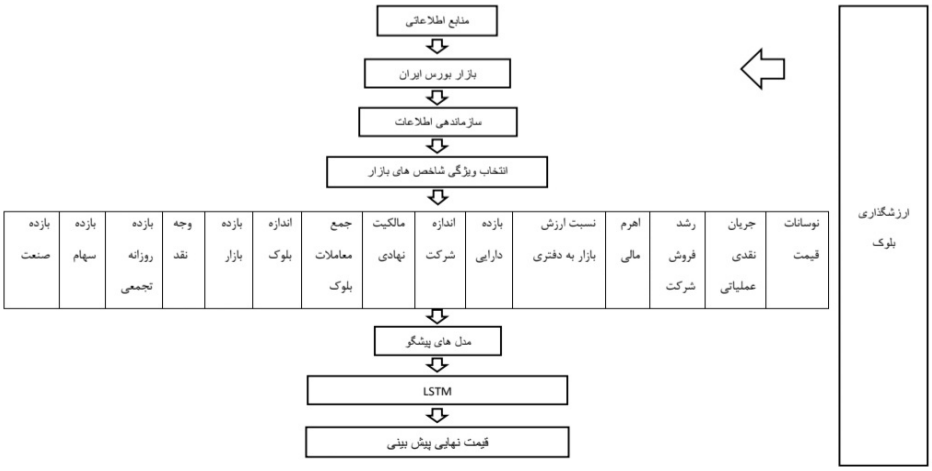
$$(R) = \frac{\text{قیمت سهام پایان سال} - \text{قیمت سهام اول سال} + \text{سود تقسیمی هر سهم}}{\text{قیمت سهام اول سال}}$$ رابطه (۱۳)

بررسی توانایی مدل در پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از شبکه عصبی lSTM پیشگویی مقدار آینده درداده‌های موجود تابعی از مقدار گذشته است، از مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی BlockTrade استفاده شده است. در مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی BlockTrade از مقادیر گذشته داده‌های موجود جهت پیش‌بینی مقادیر آینده، استفاده شده است. این مدل دارای ۱۵ متغیر است که تأثیر تک تک متغیرها بر قیمت دائمی معاملات بلوکی بررسی می‌گردد. همان‌گونه که ژانگ (Zhang, 2003) بازگو می‌کند، داده‌های سری زمانی از بخش‌های خطی و غیرخطی ساخته شده‌اند. بر این اساس، عناصر داده‌های سری زمانی از رابطه (۱۴) استخراج می‌گردد:

$$x_t = L_t + N_t + \varepsilon_t$$ رابطه (۱۴)

در رابطه (۱۴) L_t داده‌ها خطی و N_t داده‌های خطی و غیرخطی در زمان t است و ε میزان خطای احتمالی را نمایان می‌سازد. باتوجه‌به این فرضیه، مدل پیشنهادی حاوی چهار مرحله است. مرحله اول شامل جمع‌آوری داده‌ها و پیش پردازش و نرمال‌سازی می‌شود.کاربرد مرحله دوم از مدل BlockTrade روابط خطی را شناسایی کنند.برحسب رابطه (۱۴)، t میزان پیشگویی توسط مدل BlockTrade در زمان t مشخص می‌گردد و مابقی نتایج، رابطه‌های غیرخطی است.خروجی مرحله دوم بازدهی از روابط غیرخطی موجود در داده‌هاست و در مرحله سوم، مقدار باقی مانده به طور مجزا، ورودی شبکه عصبی LSTM می‌شود و نتیجه بدست آمده توسط N_t برای رابطهای غیرخطی نمایش داده می‌شود. که این مقدار برای شبکه‌ی عصبی محاسبه و در رابطه مورد نظر درج می‌شود. (لازم به ذکر است همان‌طور که بالاتر توضیح داده شد LSTM نسخه توسعه‌یافته مدل RNN است لذا هدف از بکارگیری مدل LSTM در این پژوهش، نشان دادن تاثیر اصلاح ساختار برای مقایسه عملکرد آن در مدل پیش‌بینی

است. مدل با بهینه‌ساز adam[2] تابع هزینه mse[3] آموزش دیده‌اند. شکل (۳) چارچوب مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل (۳) ساختار مدل پیشنهادی (شمای کلی ایجاد مدل)

Figure (3) The structure of the proposed model (overview of model creation).

٤- تجزیه‌وتحلیل داده‌ها

در این پژوهش داده‌های روزانه معاملات بلوکی مورداستفاده قرار گرفته است. این داده‌های خام در فاصله زمانی سال ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰، جمع‌آوری و به کارگرفته می‌شود. داده‌ها دارای ویژگی‌های اندازه بلوک، حجم معاملات بلوک، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری، بازده دارایی، اندازه شرکت، اهرم مالی، ماکیت نهادی، نوسانات قیمت، جریان نقدی عملیاتی، رشد فروش شرکت، بازده بازار، وجه نقد، بازده روزانه تجمعی، بازده سهام، بازده صنعت است.

شیوه تقسیم‌بندی داده‌ها و تشکیل مجموعه داده آموزش، آزمون و ارزیابی در جدول (۲) است. دو دسته داده در مدل شبکه عصبی بکار برده می‌شود که جهت یادگیری از داده‌های آموزش و جهت آزمون مدل داده‌های آزمایش استفاده شده است. میزان کارایی شبکه جهت پیش‌بینی آینده از طریق داده‌های آزمون به شبکه مشخص می‌گردد. در پژوهش حاضر داده‌ها به دو مجموعه آموزش و آزمون تقسیم می‌شود.

جدول (۲) نتایج حاصل از مدل BEKK برای بازار ارز و بازار آتی سکه

Table (4) Results of the BEKK model for the foreign exchange market and the future gold coin market

2.Adem optimization Algrithm.
3.Cost functin.

	ضریب	Prob
α_1	۰/۰۰۲۲۸	۰/۰۰۱۰
a_{11}	۰/۳۹۸۶۰	۰/۰۰۱۰
a_{12}	۰/۰۱۵۸۱	۰/۰۰۴۵
α_2	۰/۰۰۰۵۳	۰/۰۴۳۷
a_{22}	۰/۰۶۷۴۰	۰/۰۹۷۰
a_{21}	۰/۰۰۱۸۲	۰/۰۰۷۵
c_{11}	۰/۳۱۲۵۴	۰/۰۰۱۸
c_{12}	۰/۰۲۶۴۰	۰/۰۰۲۳
c_{22}	-۰/۲۳۷۷۳	۰/۰۰۰۱
c_{21}	۰/۰۰۱۳۸	۰/۲۳۴۷
g_{11}	۰/۹۵۰۰۷	۰/۰۰۰۱
g_{12}	۰/۰۱۴۸۰	۰/۰۲۷۵
g_{22}	۰/۹۶۷۴۴	۰/۰۰۰۱
g_{21}	۰/۰۰۷۱۲	۰/۳۷۸۴

در این پژوهش از سه صنعت که در بورس تعداد جامعه آماری بالاتری داشته‌اند از جمله (صنایع فلزات اساسی: فولاد، خودرو و ساخت قطعات: خساپا، مواد و محصولات دارویی دالبر) استفاده شده است. در دوره زمانی ۱۳۹۰–۱۴۰۰ در سطح سه صنعت، تعداد کل داده‌های جمع‌آوری‌شده ۱۲۶۵ می‌باشد که هر سهم به‌صورت مجزا محاسبه شده است.

تعداد کل داده‌های دالبر: ۲۳۱ داده می‌باشد، از آن‌جا که می‌خواهیم قیمت ۲۰ روز قبل را بررسی کرده و قیمت ۵ روز بعد را تخمین بزنیم بایستی حداقل ۲۵ داده داشته باشیم. پس بایستی ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کم کنیم. ازاین‌رو تعداد کل داده‌های دالبر ۲۰۶ عدد خواهد بود، که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای تست است و۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که۱۷۲ عدد است و ۱۰ درصد باقیمانده که ۱۹ عدد است برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شده است.

همچنین تعداد کل داده‌های فولاد ۷۸۹ عدد است از آن‌جا که می‌خواهیم قیمت ۲۰ روز قبل را بررسی کرده و قیمت ۵ روز بعد را تخمین بزنیم بایستی حداقل ۲۵ داده داشته باشیم. پس بایستی ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کم کنیم. ازاین‌رو تعداد کل داده‌های فولاد ۷۶۴ عدد است که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای تست می باشد ۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که ۶۸۸ عدد است و ۱۰ درصد هم برای اعتبارسنجی که۷۶ عدد حاصل می‌گردد.

و در نهایت تعداد کل داده‌های خساپا ۲۴۵ عدد است. از آنجا که می‌خواهیم قیمت ۲۰ روز قبل را بررسی کرده و قیمت ۵ روز بعد را تخمین بزنیم بایستی حداقل ۲۵ داده داشته باشیم. پس بایستی ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کم کنیم. ازاین‌رو تعداد کل داده‌های خساپا ۲۲۰ عدد است که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای تست است.۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که ۱۹۸ عدد است و ۱۰ درصد هم برای اعتبارسنجی که ۲۲ عدد به دست می‌آید.

از معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) جهت اندازه‌گیری کارکرد و ارائه میزان اثرگذاری پیشگویی هر مدل بکار برده می‌شود. RMSE به انحراف بزرگ میان اندازه پیشگویی شده و انداز واقعی حساسیت نشان دهد که همین قضیه بازتاب صحت نتیجه پیشگویی می‌باشد. باتوجه‌به این‌که N را تعداد نمونه و x_t را تعداد و $\hat{x}_t$ را پیش‌بینی شده فرض شود، معادلات مربوط به رابطه (۱۴) است:

$$\mathrm{RMSE}(\mathrm{Y\ و\ Yh}) = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{t=1}}^{\mathrm{n}}(\mathrm{x_t} - \hat{\mathrm{x}}_\mathrm{t})^2} \qquad \text{رابطه (۱۴)}$$

نرمال‌سازی یکی از شیوه‌های مقیاس‌بندی، نگاشت، در مرحله پیش‌پردازش در فرایند داده‌کاوی است. شیوه نرمال‌سازی قابلیت تحریر داده‌ها در بازه فعلی آن به یک بازه دیگر را دارد که کمک فراوانی در آنالیز و پیش‌بینی داشته و تنوع مدل‌های پیش‌بینی در داده‌کاوی و نگهداری این تنوع شیوه‌های نرمال‌سازی به ما کمک می‌کند تا این پیش‌بینی‌ها را در کنار هم قرار دهیم. از جمله این شیوه‌های نرمال‌سازی می‌توان به تکنیک نمره زد و روش نرمال‌سازی مین – ماکس و مقیاس‌گذاری اعشاری اشاره کرد که در این رساله از روش نرمال‌سازی مین – ماکس استفاده شده است. در این روند علاوه بر یکسان‌سازی مقیاس داده‌ها، محدوده تغییرات آن‌ها در بازه [۰ ,۱] خواهد بود. فرمول کلی نرمال‌سازی مین – ماکس به‌صورت رابطه (۱۵) است:

$$X = \frac{X - min(x)}{max(x) - min(x)} \qquad \text{رابطه (۱۵)}$$

در رابطه (۱۵) Xmin حداقل مقدار و Xmax نیز حداکثر مقدار را نشان می‌دهد. معمولاً زمانی که میزان شباهت بین نقاط را مشخص کنیم از این شیوه محاسبه استفاده می‌شود.

در این پژوهش به‌عنوان نمونه پیش‌بینی زمان‌بندی معاملات سهام ۶۴ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران انجام شد. بدین صورت که ابتدا داده‌های اولیه که شامل۱۵ متغیر است و شامل نوسانات قیمت سهم، جریان نقدی عملیاتی، رشد فروش شرکت، اهرم مالی، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری، بازده دارایی، اندازه شرکت، مالکیت نهادی، حجم معاملات، بازده بازار، وجه نقد، بازده روزانه تجمعی سهام، حجم معاملات بلوک، اندازه بلوک، اندازه شرکت، بازده سهام و بازده صنعت، طی دوره زمانی ۱۳۹۰ تا پایان ۱۴۰۰ به‌صورت روزانه در نظر گرفته شده است، داده‌های معاملات بلوکی با

استفاده از شبکه کدال و مطالعه صورت‌های مالی و نرم افزار ره آورد نوین و داده‌های تابلوی معاملات از طریق سایت اطلاع رسانی شرکت مدیریت فناوری بورس تهران و نرم افزار TSE Client جمع آوری شده است. درمرحله بعدی متغیرهای هر سهم در سه صنعت شناسایی شده است و از منابع ذکر شده جمع آوری و دسته‌بندی می‌گردند و در شبکه LSTM به‌صورت متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این ورودی‌ها در نرم افزار پایتون و در کتابخانه تنسورفلو پیاده سازی، اجرا و نتایج عملکرد هر شبکه عصبی به‌صورت مجزا و ترکیبی آموزش داده می‌شوند. برای ارزشیابی عملکرد و مؤثر بودن پیش‌بینی هر مدل، از معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) جهت اندازه‌گیری کارکرد و ارائه میزان اثرگذاری پیشگویی هر مدل استفاده می‌شود و می‌تواند صحت نتیجه پیش‌بینی را به خوبی منعکس کند. به گونه‌ای که با حذف متغیرهای مذکور در شبکه عصبی بازگشتیLSTM پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی انجام شد. پیش‌بینی داده‌های روز معامله به اضافه ۲۰ روز قبل و ۵ روزبعد به عنوان داده‌های هر معامله بلوکی طراحی شدند. و از معیار MSE و RMSE جهت میزان خطای شبکه طراحی شده استفاده گردید. شبکه ایجاد شده با استفاده از مقایسه درصدهای پیش‌بینی شده مورد آزمون قرار گرفت.

شبکه عصبی LSTM برای آموزش درست و مناسب به حجم فراوانی از اطلاعات نیاز دارد. آموزش شبکه عصبی بخش مهمی از مدل را در بر می‌گیرد، وجود اطلاعات درست و مناسب و همچنین اطلاعات کلی در کارایی مدل بسیار حیاتی است. در این مدل هر چه تعداد داده‌ها بیشتر باشد موجب افزایش دقت مدل می‌شود.

در پژوهش حاضر، با بررسی مدل LSTM و مقایسه خطای RMSE بر روی داده‌های آموزش که در جدول (۳) آمده است، نتایج حاصل از پیش‌بینی بر اساس مقدار خطای RMSE نشان می‌دهد. که مدل دارای میزان خطای پایین تری جهت پیش‌بینی است، چرا که معیار محساباتی خطا در این مدل کوچکتر از عدد یک است در نمایش نقاط پیش‌بینی و واقعی اختلاف کمی داشته و روی یکدیگر دیده می شوند که این موضوع نشان دهنده دقت مناسب این شبکه است.

۶۴ شرکت نمونه معاملات بلوکی در بازار سهام ایران طی دوره سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰، نشان می‌دهد به طور قابل‌توجهی شاخص‌های مالی انتخاب شده تأثیر بسزایی بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی داشته است که از لحاظ آماری قابل توجه است.

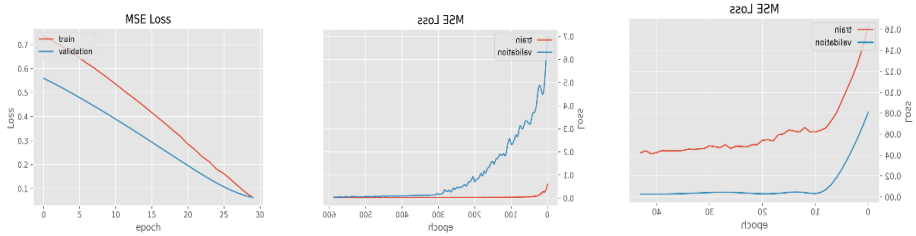
جدول (۳) میزان خطای RMSE LSTM

Table (2) Error rate RMSE LSTM

سهام	RMSE LSTM

Delabor	۰/۲۹۷۷
Foolad	۰/۲۴۱۶
Khesapa	۰/۰۱۶۹

در این بخش نمودارهای خطای یادگیری زیر را به همراه توضیحات قرار می‌گیرد. این نمودارها تأثیر الگوریتم پس انتشار خطا روی مدل‌ها در حین آموزش را نشان می‌دهند. محور x ها شماره تکرار (Epoch) و محور y ها میزان خطای RMSE را نشان می‌دهد. کاهش تدریجی این شکل (۴) نمایانگر عملکرد درست در فرآیند آموزش است.



شکل (۴) نمودارهای تأثیر الگوریتم پس انتشار خطا روی مدل در حین آموزش

Figure (4) Diagrams of the effect of the algorithm after the error propagation on the model during training

نتایج شبکه عصبی LSTM باتوجه‌به روند یادگیری سهام دالبر در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند مورد بررسی قرار می‌گیرند. تعداد کل تکرارها برای آموزش ۲۳۱ می‌باشد که مدل در اپوک متوقف می‌شود و دارای هزینه اعتبارسنجی۰/۰۵۸۹ است و پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای تست برابر ۰/۸۸۶۰ می‌باشد. شکل (۴) روند یادگیری شبکه را نشان می‌دهد. همچنین نتایج شبکه عصبی LSTM باتوجه‌به روند یادگیری در سهام فولاد، زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند. تعداد کل تکرارها برای آموزش ۷۸۹ می‌باشد و مدل در اپوک ۵۸۸ متوقف می‌شود و دارای هزینه اعتبارسنجی ۰/۰۰۲۸ است که پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای تست برابر ۰/۰۵۸۴ حاصل می‌شود. که در شکل (۴) روند یادگیری شبکه نشان داده شده است. و در نهایت باتوجه‌به روند یادگیری سهام خساپا در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند و تعداد کل تکرارها برای آموزش ۲۴۵ است که مدل در اپوک ۴۴ متوقف می‌شود و دارای هزینه اعتبارسنجی ۰/۰۰۲۷ می‌باشد که پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای تست برابر ۰/۰۰۰۳ است و در شکل (۴) روند یادگیری شبکه قابل ملاحظه می‌باشد که نتایج خطا نشان می‌دهد که مدل اورفیت (بیش‌برازش) ندارد.

نتایج ارزیابی داده‌های تست در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند در حالتی که داده‌ها به‌صورت min-max نرمال‌سازی می‌باشند به‌صورت زیر است:

RMSE:۰/۲۹۷۷

و همچنین در حالتی که داده‌ها نرمال نباشند به‌صورت زیر است.

RMSE:۲۵۴۱/۵۱۸۶

نتایج ارزیابی داده‌های تست در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند در حالتی که داده‌ها به‌صورت min-max نرمال‌سازی شده‌اند به‌صورت زیر است:

RMSE: ۰/۲۴۱۶

و در حالتی که داده‌ها نرمال نمی‌باشند. میزان خطای RMSE به‌صورت زیر به دست می‌آید.

RMSE: ۵۵۰۰/۳۰۱۴

نتایج ارزیابی داده‌های تست در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند در حالتی که داده‌ها به‌صورت min-max نرمال‌سازی شده‌اند به‌صورت زیر است:

RMSE:۰/۰۱۶۹

در حالتی هم که داده‌ها نرمال نمی‌باشند. میزان خطای RMSE به‌صورت زیر به دست می‌آید.

RMSE:۵۷/۸۵۸۲

در راستای بررسی پاسخ پرسش پژوهش (آیا بر اساس شناسایی عوامل مؤثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه می‌توان مدلی جامع بر اساس شبکه عصبی مصنوعی تدوین کرد؟) در این بخش به بررسی ویژگی‌های آماری سری‌های زمانی مالی بررسی شده و همچنین عملکرد مدل پیشنهادی در آن می‌پردازیم. اطلاعات موجود در جدول (۴) نشان می‌دهد که کدام ویژگی تأثیر بیشتر در مدل داشته است.

جدول (۴) تحلیل ویژگی‌های مؤثر بر یادگیری مدل

Table (4) Analysis of features affecting model learning

تمام فیچرها	Asset return	B D	B V	Cash	Cumulative return	Financial leverage	Flow	Fluctuation	IAR	mn	Mr	Return	Sell growth	Size	volume
فولاد	۰/۲۷۵۲	۰/۲۷۰۶	۰/۲۵۹۸	۰/۲۶۶۵	۰/۲۶۷۱	۰/۲۴۸۱	۰/۲۶۳۴	۰/۲۶۲۹	۰/۲۷۸۹	۰/۲۷۵۲	۰/۲۶۰۹	۰/۲۶۸	۰/۲۶۸۳	۰/۲۷۱۵	۰/۲۶۶۱
دالبر	۰/۲۹۹۶	۰/۳۰۱۳	۰/۳۰۲۶	۰/۲۹۷۴	۰/۲۹۸۷	۰/۲۹۷۸	۰/۲۹۷۵	۰/۲۹۹۹	۰/۲۹۸۸	۰/۲۹۷۳	۰/۲۹۸۷	۰/۲۹۶۸	۰/۳۰۰۲	۰/۳۰۱۵	۰/۲۹۹۶
خساپا	۰/۰۱۴۹	۰/۰۱۵۳	۰/۰۱۳	۰/۰۱۵۴	۰/۰۱۴۶	۰/۰۱۷۱	۰/۰۱۶۴	۰/۰۱۷۵	۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۶۲	۰/۰۱۷۲	۰/۰۱۵۷	۰/۰۱۶۶	۰/۰۱۶	۰/۰۱۷۲

برای رده‌بندی تأثیرگذاری متغیرهای ورودی در شبکهٔ یادگیری عمیق در مدل LSTM، با حذف نمودن یک متغیر به بررسی مقدار خطا می‌پردازیم.

در مدل LSTM: با حذف فیچر BV شاهد افزایش خطا بودیم که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر است و تأثیر آن در مدل چشمگیر است.

در مدل LSTM: با حذف فیچر iar شاهد افزایش خطا بودیم که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر است و تأثیر آن در مدل چشمگیر است.

در مدل LSTM: با حذف فیچر FLUCTUATION شاهد افزایش خطا بودیم که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تأثیر آن در مدل چشمگیر است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت مدل LSTM توان بالایی را نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی دارد.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

یک شبکه عصبی برای آموزش درست و مناسب به حجم فراوانی از اطلاعات نیاز دارد، آموزش شبکه عصبی بخش مهمی از مدل را در بر می‌گیرد، وجود اطلاعات درست و مناسب و همچنین اطلاعات کلی در کارایی مدل بسیار حیاتی است. شبکه‌ی عصبی LSTM توانمندی بالایی در آموزش داده‌ها و وزن‌های مناسب ویژه به این داده‌ها با سرعت و دقت بالا به خروجی به نتایج قابل قبولی جهت پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی دست پیدا می‌کند. هدف اصلی این پژوهش ارائه مدلی جامع با استفاده از شبکه عصبی LSTM برای شناسایی و ارزیابی عوامل مؤثر جهت ارزش‌گذاری معاملات بلوکی است و مقایسه دقت آن با روش‌های رگرسیونی بوده است. نتایج شبیه سازی نشان می‌دهد پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی در قیاس با مدل رگرسیونی بهتر است و می‌توان گفت که مدل شبکه عصبی مصنوعی به جهت سازگاری در مدل سازی نتایج اصلی و متقابل متغیرهای همراه، پیش‌بینی بهتری نسبت به مدل رگرسیونی میسر نموده است و همسو با کار پژوهش‌گرانی نظیر اسدی و همکاران (Asadi *et al*., 2022)، که بیان می دارند شبکه عصبی طراحی شده توانایی پیش‌بینی روند قیمت سهام با استفاده ازشاخص‌های کل و صنعت را دارا است و این امرعلاوه بر تأیید دیگری بر توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی حوزه‌های مالی، سود آوری استراتژی پیش‌بینی قیمت در بورس تهران را نیز تأیید می‌کند.همچنین با نتایج پژوهش امینی مهر و همکاران (Aminimehr and Hekmat, 2023) که نشان می‌دهد شبکه عصبی پیچشی به شکل معنی داری در سطح اطمینان ۹۵ درصد مدل‌های پیش‌بینی درماندگی سابق از جمله رگرسیون لجستیک و ماشین بردار پشتیبان را در دقت پیش‌بینی شکست می دهد، هم راستا می‌باشد. نتایج این پژوهش بر اساس مقدار خطای RMSE نشان می‌دهد، میزان خطای مدل پایین است، زیرا محسابات بدست آمده، حاکی از خطای کوچکتر از عدد یک در مدل است و در نمودارها نمایش نقاط پیش‌بینی و واقعی اختلاف کمی داشته و روی یکدیگر

دیده می‌شوند که این موضوع نشان دهنده دقت مناسب این شبکه است. همان‌گونه که بیان شد مطالعه‌ی مشابه‌ی در داخل و خارج از کشور در زمینه ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی LSTM انجام نشده است. همچنین در برخی از مطالعات نزدیک به موضوع در بورس اوراق بهادار تهران نیز نگاه پارادایمی یا سیستمی درمطالعات وجود ندارد. علاوه بر تفاوت‌هایی که از لحاظ متدولوژی بین این پژوهش و پژوهش‌های مشابه وجود دارد.

بر مبنای نتایج حاصله از مدل شبکه عصبی ارائه شده در این پژوهش می‌توان دریافت که شبکه عصبی طراحی شده توانایی پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از شاخص‌های اندازه بلوک، نوسانات قیمت سهام، بازده صنعت را دارا می‌باشد و این امر علاوه بر تایید دیگری بر توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی حوزه‌های مالی، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بورس تهران را نیز تایید می کند. همچنین برخی از عوامل موثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی که در ای‌ن پژوهش شناسایی‌شده است با عوامل که توسط سای‌ر پژوهش‌ها مانند لیویانگ پنگ (Liu, 2020)، تاثیرمعاملات بلوکی بر ارزش‌گذاری شرکت‌ها و ریسک نکول را با استفاده از رگرسیون پایه برای شاخص معاملات بلوکی از سال ۲۰۰۵–۲۰۱۵ مورد بررسی قرار دادند. شرکت‌هایی که در معاملات بلوکی مشارکت می کنند، ارزش بازار کمتر و ریسک بدهی بیشتری دارند که در خصوص بازده صنعت با پژوهش حاضر سازگاری دارد.همچنین چینگبین مینگ (Qingbin Meng *et al*., 2020)، تأثیر معاملات بلوکی بر همزمانی قیمت سهام درسال‌های ۲۰۰۸–۲۰۱۴ با استفاده از رگرسیون برای شاخص معاملات بلوکی ارزیابی نمودند که نتایج به‌دست‌آمده از شاخص اندازه بلوک میزان قابل‌توجهی تاثیری بیشتری در معاملات بلوکی داشته و در بازار چین به انتشار اطلاعات خصوصی از ارزش سهام شرکت کمک می کند و سن و ایبکانلی (Sun and Ibikunle, 2015)، تأثیر بین معاملات آگاهانه و قیمت معاملات بلوکی را درسال‌های۲۰۱۲ –۲۰۱۳ با استفاده از رگرسیون درانگلستان مورد مطالعه قرار دادند. معامله‌گران با آگاه از اطلاعات اندازه بلوک در طول روز معاملات بلوکی را انجام می دهند. در پژوهش داخلی اعتمادی و همکاران (Etemadi *et al*., 2013)، به طراحی مدلی جهت قیمت‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام با بکارگیری رگرسیون چند متغیره پرداختند و ماحصل این پژوهش نشان داد که اندازه بلوک در قیمت گذاری بلوک‌های کنترلی سهام و تعیین صرف کنترل با معنی است.که در این پژوهش نیز اندازه بلوک درسهام دالبر جز عوامل مؤثر شناسایی شده است.

تأثیر حجم معاملات بلوکی بر قیمت سهام با درنظرگرفتن متغیرهای حجم معاملات بلوکی، مدت معاملات بلوکی، نوسانات قیمت سهام، بازده سهام، نقدینگی سهام با استفاده از رگرسیون و مدل‌های نوسانات سری زمانی مالی GARCH بازبینی نمودند که نتایج ارزیابی از اهمیت و اثربخشی نوسانات

قیمت سهام بر معاملات بلوکی می‌باشد. سن و ایبکانلی (Sun and Ibikunle, 2015)، تأثیر بین معاملات آگاهانه و قیمت معاملات بلوکی را با استفاده از رگرسیون در فاصله زمانی ۲۰۱۲-۲۰۱۳ مورد بررسی قرار دادند. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش نشان می‌دهد معامله‌گران با اطلاعات از نوسانات قیمت سهام در طول روز می‌توانند هنگام انتشار در بلوک اثرات اطلاعات قوی‌تری را داشته باشند که با شاخص نوسانات قیمت سهام در این پژوهش هم راستا است. در مدل ارائه شده، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی انگیزه بازار سرمایه به شمار می‌آید. دوگانگی در مشاهدات و بی‌اهمیتی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی بر نوسانات بازار را قابلیت ناشی از وضعیت عبور بازارهای تازه و هدایت در مسیر بازارهای توسعه‌یافته دانست با ارزش‌گذاری معاملات بلوکی می‌توان انتظارات کسب سودهای مالی را تشریح کرد. این سودها زمانی می‌توانند رشد کنند که یک خریدار فعال بتواند سهم قابل‌توجهی از بلوک سهم‌ها را خریداری کرده تا کنترل کافی بر روی یک شرکت را به دست آورده و استراتژی سودآورتری را در آن اجرایی سازد. این منافع حاصله به طور نسبی با بقیه سهام‌داران و معمولاً بر اساس درصد مالکیت هر سهام‌دار تقسیم می‌شود. در این معاملات به‌علاوه شخصی که قدرت تصمیم‌گیری بر اساس تعداد حق رأی اخذ شده از اکثر سهام‌داران آن بلوک کنترلی را دارد، می‌تواند از منافع بیشتری نسبت به سایرین برخوردار باشد. در راستای افزایش کارایی بازار به مسئولان بورس اوراق بهادار پیشنهاد می‌شود که بسترسازی برای توسعه هر چه بیشتر معاملات، پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی را در بین سرمایه‌گذاران میسر نماید. چرا که ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با توانمندی عکس‌العمل هوشمند به رفتار بازار و انجام مبادله خودکار بر پایه الگوریتم‌های برگزیده به بازار سرمایه می‌تواند انگیزه سرعت عمل بالا در انجام معاملات شود، در پی آن افزایش حجم معاملات و در نتیجه افزایش عمق و اثربخشی بازار را به همراه داشته باشد که از جمله مزایای به‌کارگیری از این ابزار خواهد بود.

٦- تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع در این پژوهش وجود ندارد.

۷- منابع

Ahmadpour, A., & Nasiri, M. (2016). Surveying Price impact of block trades in the Iran stock market. *Financial Research Journal, 18*(1), 23-38. [In Persian]

Albuquerque, R. & Schroth, E. (2010). Quantifying private benefits of control from a structural model of block trades. *Journal of Financial Economics, 96*(1), 33-55.

Alikhani, A., & Yar Afshana, S. (2022). comparison of different types of profits and their effect on excess stock return, quarterly journal of judgment and

decision making in accounting and auditing*; types of profit and their effect on stock returns2*(5), 39-58. [In Persian]

Alizadeh, H., Zanjirdar, M., & Haji, G. A. (2023). Ability of Machine Learning Algorithms and Artificial Neural Networks in Predicting Accounting Profit Information Content Before Announcing. *Advances in Finance and Investment, 4*(2), 1-30. [In Persian]

Ameri, M., & Belgurian., M. (2016), Thesis on Damrani's investigation of large and block transactions in the Tehran Stock Exchange market, p. 5.

Amini Mehr, A., & Hekmat, H. (2023). the power of convolutional neural network in predicting financial helplessness, Financial Management Strategy Quarterly, Year 11, Number 41. 77-96. [In Persian]

Asadi, M., Mirbarg, M., & Chirani, E. (2022). presenting a neural network model for predicting the profits of companies listed on the Tehran Stock Exchange and comparing its accuracy with HDZ and ARIMA models, *Scientific Journal of Management Accounting, 3(54),* 163-180. [In Persian]

Basu, N., Paeglis, I., & Toffanin, M. (2017). Reading between the blocks. Journal of Corporate Finance, 8(45), 294-317.

Benaissa, N. (2023). Effect of Block Trading on the Moroccan Stock Exchange,*VOL 5 NO, 33*-52.

Breuker, D., Delfmann, P.,Matzner, M., & Becker, J. (2016). Comprehensible Predictive Models for Business Processes. *MIS Quarterly, 40*(4),1009-1034.

Comerton-Forde, C., & Putninš, T. J. (2016). Dark trading and price discovery. *Journal of Financial Economics 118,* 70-92.

David, A., & Jonathan, P. (2019). Market Trends Block Trades, *Lexis Practice Advisor.2-5.*

De, S. and J. Jindra, (2012). *Why newly listed firms become acquisition targets. Journal of Banking & Finance, 36*(9). 2616-2631.

Dehghan Nistanki, M., Izdi, H., & Alidousti, F. (2016). Investigating the impact of corporate governance indicators on the rate of return on assets of Tehran Stock Exchange banks, *International Conference on New Researches in Management, Economics and Accounting*, Period: 4.

Dong, L., Uchida, M., & Hou, X. (2014). Block trade targets in China. *Journal of Corporate Finance,* (*25*), 188-201.

Etamadi, H., Dehghani, T., Azar, A., Anwari, R., & Asghari A. (2013). Designing a model for pricing control blocks of stocks. *Scientific Research Quarterly Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis, 6*(18), 71-84. [In Persian]

Fama, E ., & French, K. (1993). Common Risk Factors In The Returns On Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics, Vol. 33*. 3-56.

Ghasemi, D. S., Asgari, H., & Pakmaram, A. (2018). Experimental test of the information content of Ayers and Olson's adjusted cash flow model in

companies listed on the Tehran Stock Exchange, National Conference on Management, *Accounting and Economics with an emphasis on marketing Regional and global 4*, number of pages 15. [In Persian]

Gul Arzi, Gh. H., & Badi Dast, I. (2021). Investors perception of market returns and its effect on the formation of collective behavior with an approach based on collective adherence to beta, *Research Paper on Development and Capital, Volume 7, Number 1 - Serial Number 12*. 87-100. [In Persian]

Harris, M., & Raviv, A. (1988). Corporate control contests and capital structure. *Journal of financial Economics,. 20*: 55-86. [In Persian]

Hatami, N. (2018), combining neural networks for stock forecasting. *Journal of Economic Sciences, 10*. 61-80.

Hosani, M., & Moradi, S. (2019). The mediator role of asymmetric information in the imperfect competition market on the relationship between profit forecast bias and specific risk resulting from the capital asset pricing model, *Journal of Financial and Investment Developments,1*(1), 81-100. [In Persian]

Ibadi, A. M., Jaghari, M. A ., & Davoudi Far, N. (2021). Stock price forecasting in the financial market using combined GA-SVM algorithms, *Journal of Advances in Finance and Investmen,2*(5), 1-22. [In Persian]

Jensen, M.C. (1986). Agency costs of free cash flow, corporate finance, and takeovers. *The American economic review*,*76*(2), 323-329.

Lakshmi, B., & Gomini, P. (2003). Stock Market Volatility. A Survey of North America, Europe and Asia, National University of Singapore, *Department of Economics, 21*.

Mehrani, S., Moradi, M., Iskandar, H., & Hashemi Mir Mohammad, J. (2014). Institutional Ownership and Financial Flexibility, *Scientific Research, 7*(28), 43-56.

Mehraban, M. R., Tehrani, R., & Jamshidi, H. (2017). Analysis of the role of block transactions in creating abnormal returns and the effect on unsystematic fluctuations in the Tehran Stock Exchange, *Scientific Quarterly of Asset Management and Financing*, *1* (28), 2. [In Persian]

Nielsen., & Michael, A. (2015). NeuralNetworks and Deep learnin. *Determination Press.*

Osmani, F., Cheshmi, A., Salehnia, N., & Ahmadi, Shadmehr, M. (2023). The response of stock returns of various Iranian industries to inflation and interest rates with the Panel-ARDL approach, *Planning and Budget Research Quarterly*, 28(1), 75 -53. [In Persian]

Qingbin, M., Xuan, S., Chunlin, L., Qun, W., & Hongchao, Z. (2020). The Impact Of Block Trades On Stock Price Synchronicity From China, *Sciencedirect, 68*(2), 239-253.

Refk, S. (2018). Walid Mensi, Shawkat Hammoudeh, Jamal Bouoiyour Energy Economics bay shears a hedge, *a safe haven or a diversifier for price movements*.

Salehnejad, H., & Ghayor, V. (2019) the effect of the rate of return on assets and the rate of return on equity and the financial leverage of the shares of companies admitted to the Tehran Stock Exchange, *Publication Researcher, 7(*18), 17- 27. [In Persian]

Sediqi, A. H., & Sajdinejad, A. (2018). presenting an approach based on deep learning to detect fraud in financial payment systems, *Information Management Scientific Quarterly, 5*(1). 458-458. [In Persian]

Syedkhani, R., Mohammadi, M. A., & Amini P. (2021). Investigating the ability of operational cash flows in assessing the performance of companies with an emphasis on the quality of disclosure during periods of financial crisis, *Journal Researches in Financial Accounting and Auditing, 13*(49), 147-176. [In Persian]

Shamsi, R., Gholami., & Jamkarani, R. (2022). Disclosure of information in the capital market, challenges and harms, *Journal of Financial and Investment Developments, Spring* 1-28. [In Persian]

Tehrani, R., Flowerjani., & Ruholah, G. (2007). Examining the ratio of book value to market value as a risk substitute variable using the leverage approach, *Journal of Accounting and Auditing, 15*(52), 37-54. [In Persian]

Vazan, M. (2020). the book Principles, Concepts and Approaches of Deep Learning, *Miyad Andisheh Publications*, 29-33. [In Persian]

Liu, Y. (2020). The Impacts of Dark Trading and Block Trading on Firm Valuation and Default Risk, *Opal.latrobe.edu.au*.

Sun, Y., & Ibikunle, G. (2015). Informed Trading and the Price Impact of Block Trades. *SSRN Electronic Journal*.Nikoomaram, H., Pourzamani, Z., & Dehghan, A. Spillover Effect On The On Contest Markets For Capital Market. *Journal of Investment Knowledge, 3*(11), 179-200.

Zhangkai, H., & Xingzhong, X. (2002). The Pricing Of Block Shares: Trading Off Liquidity Against Control,*National Science Fund, 5*(27) 1-19.

Zhang, G. P. (2003). Time Series Foricasting Using A Hybrid Arima And Neural Network Model, *Neurocomputing*, 3(50), 159-175.

Zare, M. H., & Nilchi, M. (2018). Comparative evaluation of Markowitz approach with a hybrid method to form an optimal portfolio using DNN deep learning and gravity search algorithm, Shahid Beheshti University, *Financial Management Perspective Journal*, *7*(28), 165-188. [In Persian]

Zulfiqari, M., Sahabi, B., & Bakhtiaran M. (2019). Designing a model to predict the returns of the total index of the stock market (with an emphasis on the hybrid models of deep learning network and family models) GARCH,

Quarterly, *Journal of Financial Engineering and Securities Management, 9* (42), 138-169. [In Persian]

COPYRIGHTS
© 2023 by the authors. Published by Islamic Azad University, Esfarayen Branch. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).