



A hybrid model for predicting variable price behaviors in the stock market

Rahim Ghasemiyeh *, Associate Professor, Department of Management, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

Hasanali Sinaei, Professor, Department of Management, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

Zoher Saeedi, MA Graduted, Department of Management, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

ARTICLE INFO

Article History

Received: 24 January 2023

Revised: 30 May 2023

Accepted: 13 July 2023

Keywords

Stock,

Neural network,

Radial neural network,

Time Delay,

Harris Hawks Optimization algorithm,

Whale Optimization

Corresponding Author Email:

r.ghasemiyeh@scu.ac.ir

ABSTRACT

The research's aim is to evaluate meta-innovative methods to predict stock price behavior and introduce the most efficient method in the Iranian stock market. Due to the uncertainty in the field of investment and the multitude of variables, investors turn to forecasting methods, which make their estimates closer to reality and reduce their errors. In this research, the stock price forecast of 5 companies included in the basic metals index of Tehran Stock Exchange was discussed in a three-year time frame, with the condition of no continuous trading halt for a period of more than 3 months. For this purpose, the optimal variables are selected from among the 9 basic and widely used variables using feature selection methods, meta-heuristic algorithms of Shahin Harris and Wall, and then using neural networks after error propagation, radial basis neural network and neural network. Nervously, with time delay, stock price prediction was discussed. The results showed that WOATD, HHOTD, HHOTD, HHOTD and HHORBF are the best models in predicting the stock prices of Femli, Zangan, Faravar, Fasmin and Foulad respectively. Also, the results show that Shahin-Harris's evolutionary method has performed better than Wall's evolutionary method in finding features. According to the results, HHOTD model is more accurate and efficient than other models.

How to cite this article:

Ghasemiyeh, R., Sinaei, H., & Saeedi, Z. (2023). A hybrid model for predicting variable price behaviors in the stock market. *Journal of Strategic Management Studies*, 56(14), 61-82. (In Persian with English abstract). <https://doi.org/10.22034/SMSJ.2023.383003.1781>



©2023 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC), which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source.

Introduction

The research's aim is to evaluate meta-innovative methods to predict stock price behavior and introduce the most efficient method in the Iranian stock market. Due to the uncertainty in the field of investment and the multitude of variables, investors turn to the forecasting method, by which their estimates are close to reality and their errors are reduced. Forecasting the stock market has many complexities as it is affected by a number of economic and non-economic factors such as market news, political events, social chaos and so on (B. Labiad, 2016). Due to the volatility of the stock market, predicting stock price changes in daily trading is a challenging task and it is one of the most important issues in the financial world that has attracted the attention of most financial analysts and researchers. Financial markets are an attractive field for investment in order to achieve high profits but obtaining high profits in this market is not easy, because some data are dynamic, non-linear, and variable, and unstable in nature, and therefore there are many risks in this way (Lahmiri & Boukadoum, 2015). Recently, computational intelligence (CI) techniques such as artificial neural network (ANN), nature-inspired and fuzzy algorithms have been developed for stock price prediction due to their ability to handle noisy data in the financial market (Lahmiri & Boukadoum, 2015). In many cases, ANNs suffer from limitations such as local minima, slow convergence, long training time, and fitting difficulty due to the large number of parameters to adjust (Chandar, 2018). These problems have been neglected in much previous research. Therefore, the main goal of this research is to develop a forecasting model consisting of artificial neural networks and nature-inspired algorithms to investigate the above issues and improve forecasting accuracy. In this regard, this research seeks to answer this question: Can the hybrid models of neural networks and meta-heuristic algorithms provide accurate stock predictions?

Methodology

In this study, the stock prices of 5 listed companies in the base metals index of Tehran Stock Exchange in the period 1396 to 1398 were predicted. For this purpose, the optimal variables are selected from among 9 primary and widely used variables using feature selection methods, super-innovative algorithms of Harris and Wall's algorithms and then using Back propagation neural networks, radial base neural network and neural network with time delay Stock prices were predicted. Focusing on basic metal companies in Tehran Stock Exchange as a statistical population, 21 companies with the highest correlation coefficient were finally selected as a sample. To generalize the sample as much as possible to the society from among the companies, 5 companies that included small, medium, and large companies were selected as samples. The two symbols Zangan and Faravar were among the smallest companies and the two companies Femli and Foulad were among the largest companies, which were included in the sample as representatives of small and large companies, respectively, and the symbol of Fasmin was included in the sample as a representative of medium-sized companies. The required data: opening price, closing price, highest price, lowest price, closing price, volume of transactions, value of transactions, number of transactions and range of changes were collected from Tehran Stock Exchange Technology Management Company (www.tsetmc.com) and Codal website. MATLAB software was used to perform calculations and implement the proposed method.

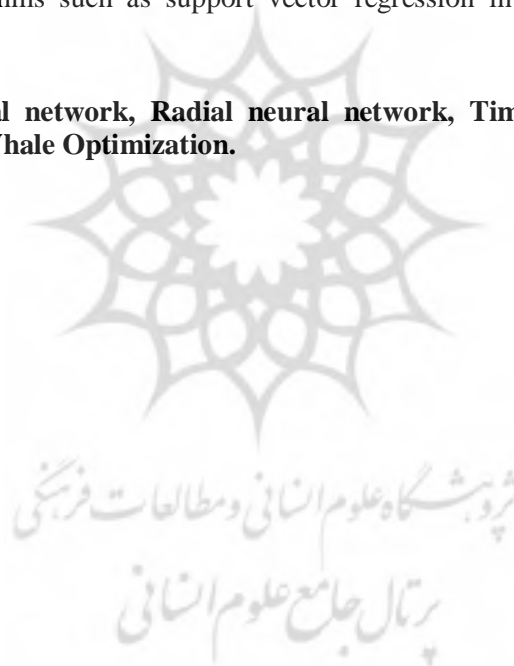
Results and Discussion

The results show that in the symbol of Zangan, the combined models HHO_{BP} , WOA_{RBF} and HHO_{TD} have the highest R2 coefficient, respectively. In terms of MSE and MAE criteria, the HHO_{TD} model has the lowest error rate and the lowest absolute average of the difference between the actual and predicted data, which shows that in this model, the predicted values are closer to the actual values. According to the Hitrate criterion, the HHO_{TD} model has the highest correct estimation (89%) compared to the rest of the models. With these results, it can be concluded that Harris Hawk algorithm has the highest accuracy and the neural network with time delay has high efficiency.

Conclusion

Since linear models do not have the ability to understand and extract non-linear patterns such as stock price time series, the goal in this research was to combine artificial neural networks and meta-heuristic algorithms to accurately predict stock price trends. In this research, first, the optimal variables were selected using feature selection methods, meta-heuristic algorithms of Harris hawk and Whale. Then, by using neural networks after propagation of error, radial basis neural network and neural network with time delay, the stock price was predicted. Considering the findings, it is suggested that the Harris's hawk evolutionary method is superior to the whale's evolutionary algorithm. Proper navigation of the problem space and finding features is the reason for the superiority of Harris's hawk results compared to whale's algorithm. It was also shown in this research that networks with time delay have higher efficiency. Findings indicate that the hybrid method of Harris hawk and neural network with time delay is the most effective. It is suggested to use a hybrid model of post-error propagation neural network, radial base neural network and time delay neural network with evolutionary algorithms such as genetics in future research. Also, it is suggested to use other predictive algorithms such as support vector regression in combination with neural network with time delay.

Keywords: Stock, Neural network, Radial neural network, Time Delay, Harris Hawks Optimization algorithm, Whale Optimization.





الگوی ترکیبی پیش‌بینی رفتارهای متغیر قیمت در بازار سهام

رحیم قاسمیه*، دانشیار، دانشکده اقتصاد و علوم اجتماعی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

حسن علی سینایی، استاد مدیریت، دانشکده اقتصاد و علوم اجتماعی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

زهر سعیدی، کارشناس ارشد، دانشکده اقتصاد و علوم اجتماعی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
سابقه مقاله تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۰۴ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۳/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۴/۲۲	هدف پژوهش حاضر، ارزیابی روش‌های فرا ابتکاری جهت پیش‌بینی رفتار قیمت سهام و معرفی کارآمدترین روش در بازار سهام ایران است. بدلیل نااطمینانی در زمینه سرمایه‌گذاری و کثرت متغیرها، سرمایه‌گذاران به روش پیش‌بینی روی می‌آورند که به‌واسطه آن‌ها، تخمین‌هایشان به واقعیت نزدیک و خطایشان کم شود. در این پژوهش، به پیش‌بینی قیمت سهام ۵ شرکت پذیرفته‌شده در شاخص فلزات اساسی بورس اوراق بهادار تهران در یک بازه زمانی سه ساله، با شرط فقدان توقف معاملاتی پیوسته برای مدت بیش از ۳ ماه پرداخته شد. بدین منظور، متغیرهای بهینه از بین ۹ متغیر اولیه و پرکاربرد با استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی، الگوریتم‌های فرا ابتکاری شاهین هریس و وال انتخاب و سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا، شبکه عصبی پایه شعاعی و شبکه عصبی با تأخیر زمان به پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته شد. نتایج نشان داد که در پیش‌بینی قیمت سهام فملی، زنگان، فرآور، فاسمین و فولاد به ترتیب $HHOTD$ ، $HHOTD$ ، $WOATD$ ، $HHOTD$ و $HHORBF$ مدل برتر هستند. همچنین نتایج نشان می‌دهد که روش تکاملی شاهین هریس در یافتن ویژگی‌ها نسبت به روش تکاملی وال بهتر عمل کرده است. با توجه به نتایج، مدل $HHOTD$ نسبت به بقیه مدل‌ها از دقت و کارایی بالاتری برخوردار است.
واژه‌های کلیدی سهام، شبکه عصبی، پایه شعاعی، تأخیر زمان، الگوریتم شاهین هریس، الگوریتم وال	
ایمیل نویسنده مسئول r.ghasemiyeh@scu.ac.ir	

۱. مقدمه

پیش‌بینی بازار سهام دارای پیچیدگی‌های زیادی است زیرا عوامل اقتصادی و غیراقتصادی متعددی مانند اخبار بازار، رویدادهای سیاسی، اقدامات معاملاتی نادرست بر آن تأثیر می‌گذارد. طبق یافته‌های لایباد و همکاران (۲۰۱۶) با توجه به بی‌ثباتی بازار سهام، پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام در معاملات روزانه یک کار چالش‌برانگیز است [۱۶]. به همین دلیل از مهم‌ترین مسائل در دنیای مالی است که مورد توجه بیشتر تحلیلگران و محققان مالی قرار گرفته است. تجزیه و تحلیل بنیادی شامل بررسی داده‌های مالی، مدیریت، سوابق تجاری، رقابت، درآمد، عوامل کلان اقتصادی و شرایط کلی اقتصادی است. بیسوی و همکاران در سال ۲۰۱۹ اعلام کردند که تجزیه و تحلیل فنی روشی برای اندازه‌گیری سهام براساس قیمت تاریخی است [۳]. این روش شامل تجزیه و تحلیل آماری مختلف داده‌های سهام که براساس قیمت سهام است مورد تایید کارا و همکاران (۲۰۱۱) نیز بوده است [۱۲]. طی سال‌های گذشته، پیش‌بینی سری‌های زمانی توجه محققان را به خود جلب کرده که دارای برنامه‌های کاربردی بسیار متنوعی از جمله بازار سهام، کنترل تردد، پیش‌بینی برق، آب‌وهوا و لکه خورشیدی است. برخی محققان مانند ریپون و راجون (۲۰۱۶) بازار سهام را یک بازار عمومی برای سرمایه‌گذاری افراد در سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس می‌دانند که بیشترین تأثیر را بر اقتصاد دارد زیرا راهی برای دستیابی به سود بالا برای سرمایه‌گذاران، تجارت و شرکت‌های یک کشور را فراهم می‌کند [۲۵]. تارون و همکاران (۲۰۲۰) مهم‌ترین نیاز هر سهامدار را آگاهی از نوسانات قیمت سهام در بازار مالی می‌دانند. این یک پیش‌بینی مهم است زیرا تصمیم‌گیری آن‌ها را برای سرمایه‌گذاری یا عدم سرمایه‌گذاری در بازار سهام تسهیل می‌کند [۲۸]. از سوی دیگر لاهمیری و بوکادوم (۲۰۱۵) بازارهای مالی را زمینه‌ای جذاب برای سرمایه‌گذاری به‌منظور کسب سود بالا می‌دانند. از دیدگاه آنان به دست آوردن سود بالا در بازار سهام کار ساده‌ای نیست و ریسک‌های متعددی به دلیل ماهیت داده‌های سهام مانند پویا، غیرخطی، غیرثابت، غیرپارامتری و ناپایدار در بازار مالی دخیل است [۱۷].

طبق نظر چاندار (۲۰۱۸) فنون هوش محاسباتی مانند شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN)، الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت و فازی برای پیش‌بینی قیمت سهام به دلیل توانایی آن‌ها در رسیدگی به داده‌های نویز در بازار مالی، اتخاذ شده است [۵]. اکثر تحقیقات بر استفاده از فنون هوش محاسباتی و شاخص‌های فنی برای پیش‌بینی گرایش بازار سهام متمرکز بوده است. در بسیاری از موارد شبکه‌های عصبی مصنوعی از محدودیت‌هایی مانند حداقل‌های محلی، همگرایی کند، زمان آموزشی طولانی و مشکل برازش به دلیل کثرت پارامترها برای تنظیم مشکل‌آفرین هستند. اکثر محققان به این مسائل توجه خاصی نداشته‌اند. بازارهای اوراق بهادار نه تنها از پارامترهای کلان بلکه از چندین عامل دیگر نیز تأثیر می‌گیرد که کثرت عوامل مؤثر بر بورس و ناشناخته بودن آن‌ها، موجب نااطمینانی در سرمایه‌گذاری شده است. به همین دلیل به روش پیش‌بینی روی می‌آورند که به واسطه آن‌ها تخمین‌هایشان به واقعیت نزدیک و خطایشان کم شود. فرآیند پیش‌بینی معمولاً شامل اطلاعات تاریخی و تعمیم آن‌ها به آینده به کمک مدل‌های ریاضی است. از آنجاکه پیش‌بینی وقایع آینده در فرآیند تصمیم‌گیری مؤثر است، می‌توان آن را ابزاری مفید برای برنامه‌ریزی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت بیان کرد؛ بنابراین، باید روشی مناسب، صحیح و پایبند به اصول علمی برای تعیین قیمت آتی سهام در دسترس افراد سرمایه‌گذار باشد. از آنجاکه مدل‌های خطی توانایی لازم برای درک و استخراج الگوهای غیرخطی مثل سری زمانی قیمت سهام را ندارند؛ بنابراین، هدف اصلی این پژوهش توسعه یک مدل پیش‌بینی متشکل از شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت برای بررسی مسائل مذکور و همچنین بهبود دقت پیش‌بینی است. توجه به شرایط خاص ایران و نیز استفاده از سه روش پیش‌پردازش داده‌ها و نیز ترکیب همزمان دو الگوریتم وال و شاهین هریس و سه روش تخمین به صورت همزمان از جمله نوآوری‌های این پژوهش محسوب می‌شود. در همین راستا این پژوهش به دنبال پاسخ به این پرسش است که آیا مدل‌های ترکیبی از شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌تواند پیش‌بینی دقیقی از سهام را ارائه نماید؟

^۱ Artificial Neural Network

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

پیش‌بینی عامل مهمی برای اتخاذ تصمیم‌های اقتصادی است و سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان، مدیریت و دیگر اشخاص در تصمیم‌گیری‌های اقتصادی خود به پیش‌بینی و انتظارات متکی هستند. از نظر حاتمی و ابراهیم پرو (۲۰۱۱) مهم‌ترین دلیل مردم برای سرمایه‌گذاری در بازار سهام، کسب سود است که لازمه آن داشتن اطلاعات صحیح از بازار بورس، تغییرات سهام و پیش‌بینی روند آتی آن است [۱۱]. بدلیل افزایش تبادلات مالی در بازار بورس، متخصصین این امر بر آن شدند که علاوه بر تجربیات فردی در بازار بورس، راهکارهایی علمی برای مدل‌سازی رفتار بازار بورس و سهام و در مرحله بعد برای پیش‌بینی روند بازار بورس ارائه دهند.

پیش‌بینی قیمت سهام موضوع قابل توجه و مهم برای تحقیق در دنیای مالی است که در سال‌های اخیر بیشترین توجه را به خود معطوف کرده است. مطابق فرضیه بازار کارآمد، قیمت دارایی‌های مالی مانند سهام، همه اطلاعات موجود در دسترس عموم را منعکس می‌کند. بنابراین اگر سرمایه‌گذاری براساس اطلاعات موجود در دسترس عموم باشد به‌طور نظام‌مند در طول زمان از بازار بهتر عمل نخواهد شد. نایک و موهان (۲۰۲۰) بیان کرده‌اند که سرمایه‌گذاران با استفاده از شانس یا سرمایه‌گذاری با ریسک بیشتر، در حال کسب درآمد هستند [۲۲]. بولن و همکاران (۲۰۱۱) از سوی دیگر معتقدند که اکثر مطالعات سهام غیر قابل پیش‌بینی بودن بازار سهام اذعان کرده‌اند [۴].

باباجانی و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از الگوریتم انتخاب ویژگی، زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها که باعث بیشترین تأثیر متغیر مستقل بر متغیر وابسته می‌شوند را انتخاب کردند. سپس روش دیگری برای توسعه و بهبود پیش‌بینی مدل اصلی با آن ترکیب کردند [۲]. روش این مطالعه از نوع ترکیبی بوده که متغیرهای ورودی مدل اصلی با استفاده از روش پوششی^۱ انتخاب ویژگی با شبکه‌های عصبی مصنوعی مشخص شد.

در ادامه ابتدا به الگوریتم‌های فرا ابتکاری و سپس به شبکه‌های عصبی مصنوعی بکار گرفته شده در این پژوهش اشاره می‌شود. الگوریتم بهینه‌سازی وال^۲ (WOA) یکی از الگوریتم‌های الهامی از طبیعت و مبتنی بر جمعیت است. وال‌ها موجوداتی هستند که به صورت گروهی زندگی می‌کنند و در تأمین نیازهای خود همکاری جالب توجهی از خود نشان می‌دهند. نظری و فخراحمد (۲۰۲۱) بیان کرده‌اند که جالب‌ترین نکته در مورد وال‌های گوژپشت روش خاص شکار آن‌ها است که این رفتار کاوش‌گرانه به نام روش تغذیه حباب تور^۳ شناخته می‌شود. شکار حباب تور به این صورت است که وال‌ها حدوداً ۱۲m به زیر آب می‌روند و سپس حباب‌ها را در الگویی حلزونی شکل، حول طعمه ایجاد می‌کنند و سرانجام به دنبال حباب‌ها به سمت بالا شنا می‌کنند [۲۴]. الگوریتم بهینه‌سازی وال یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فرا ابتکاری محسوب می‌شود که میر جلیلی (۲۰۱۶) ارائه نموده در حوزه هوش ازدحامی^۴ جای می‌گیرد [۲۰].

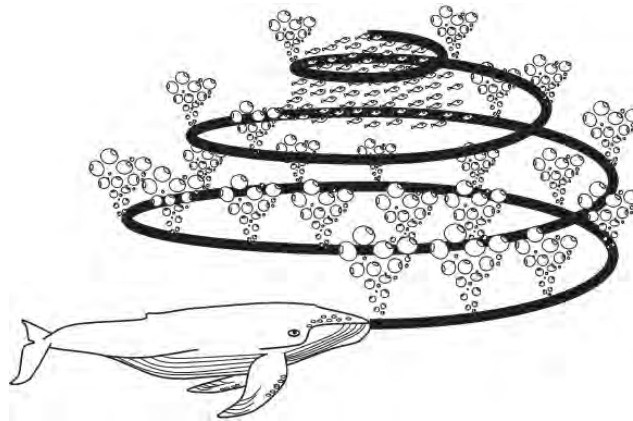
در این بخش مدل ریاضی محاصره طعمه، مانور تغذیه ماریچی شبکه حباب و جستجو، شکل ۱، که میر جلیلی و لویس در سال ۲۰۱۶ ارائه نموده‌اند، توضیح داده شده است.

^۱ Wrapper Method

^۲ Whale Optimization Algorithm

^۳ Bubble-net

^۴ Swarm Intelligence



شکل ۱. نحوه عملکرد نهنگ در شکار طعمه [۲۰]

نهنگ‌های کوهان‌دار می‌توانند محل طعمه را تشخیص داده و آن‌ها را محاصره کنند. الگوریتم فرض می‌کند که در حال حاضر طعمه هدف، بهترین راه‌حل موجود یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از شناسایی بهترین عامل جستجو، عوامل دیگر جستجو سعی می‌کنند که موقعیت خود را نسبت به بهترین عامل جستجو، به‌روزرسانی کنند. این رفتار با معادلات زیر نشان داده شده است:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X}(t) - \vec{X}(t) \right| \tag{۱}$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \tag{۲}$$

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \tag{۳}$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \tag{۴}$$

در این روابط، t تکرار فعلی را نشان می‌دهد، \vec{A}, \vec{C} بردار ضرایب هستند، \vec{X}^* بردار موقعیت بهترین راه‌حل به دست آمده تاکنون و \vec{X} بردار موقعیت جسم است. \vec{a} به صورت خطی از ۲ تا ۰ در طول تکرار کاهش می‌یابد و \vec{r} یک بردار تصادفی $[0,1]$ است.

روش حمله شبکه حباب (مرحله بهره‌برداری). دو روش برای مدل‌سازی ریاضی رفتار شبکه حباب نهنگ کوهان‌دار به شرح زیر طراحی شده است:

الف. کاهش سازوکار محاصره: این رفتار با کاهش مقدار \vec{a} در رابطه (۳) حاصل می‌شود. باید دقت کرد که محدوده نوسان \vec{A} نیز به a کاهش می‌یابد؛ یعنی \vec{A} یک مقدار تصادفی در بازه $[-a, a]$ است که در آن a از مقدار دو به صفر در طول دوره تکرار کاهش می‌یابد. با انتخاب مقادیر تصادفی \vec{a} در بازه $[-1, 1]$ موقعیت جدید عامل جستجو می‌تواند در هر جایی میان موقعیت اصلی عامل و موقعیت بهترین عامل فعلی تعریف شود.

ب. موقعیت به‌روزرسانی ماریپچ: معادله ماریپچی بین موقعیت نهنگ و موقعیت طعمه برای تقلید از حرکت ماریپچ شکل نهنگ کوهان‌دار به شرح زیر است:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}^r \cdot e^{bL} \cdot \text{COS}(2\pi L) + \vec{X}^*(t) \tag{۵}$$

که $\vec{D}^r = \left| \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t) \right|$ است و فاصله نهنگ i ام به طعمه (ترین راه‌حل به دست آمده تاکنون) را نشان می‌دهد، b یک عدد ثابت برای تعریف شکل ماریپچی لگاریتمی است و L یک عدد تصادفی در بازه $[-1, 1]$ است.

جستجو برای طعمه (مرحله اکتشاف). تقریباً تمامی الگوریتم‌های فرا ابتکاری، جواب بهینه را با انتخاب تصادفی جستجو می‌کنند. در روش حباب تور، موقعیت جواب بهینه نامعلوم است. بنابراین نهنگ‌های به صورت تصادفی به دنبال شکار می‌گردند. رویکرد مشابه طبق تنوع بردار \vec{A} می‌تواند برای جستجوی طعمه (اکتشاف) بکار گرفته شود. برخلاف مرحله استخراج که \vec{A} در بازه $[-1,1]$ بود، در این مرحله $|\vec{A}| < 1$ و با تأکید بر اکتشاف و اجازه دادن به الگوریتم WOA موجب انجام یک جستجوی کلی می‌شود. مدل ریاضی به شرح زیر است:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X} \right| \quad (۶)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (۷)$$

که در آن \vec{X}_{rand} یک بردار موقعیت تصادفی (یک نهنگ تصادفی) است که از جمعیت فعلی انتخاب می‌شود. قابل ذکر است که WOA فقط شامل دو پارامتر اصلی داخلی (A, C) است که باید تنظیم شود. الگوریتم بهینه‌سازی شاهین هریس^۱، یک الگوی بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت و الهام گرفته از طبیعت است که به آن بهینه‌ساز هریس هاوکس یا شاهین هریس گفته می‌شود.

الهام‌بخش اصلی این الگوریتم از رفتار مشارکتی و سبک تعقیب طعمه توسط گروه شاهین هریس در طبیعت با روش گشت‌وگذار غافل‌گیرانه استنباط شده است. در این استراتژی هوشمند چندین شاهین با همکاری و حمله از جهات مختلف تلاش برای غافلگیر کردن طعمه می‌کنند. فو (۲۰۱۹) نشان داد که شاهین هریس می‌تواند الگوهای مختلف تعقیب را طبق ماهیت سناریوهای پویا و الگوهای گریز طعمه ارائه دهد.

این الگوریتم در چندین مرحله مختلف، کار جستجوی تابع هدف در مسئله بهینه‌سازی را انجام می‌دهد. در این راستا ابتدا یک جمعیت اولیه از این شاهین‌ها با مشخصات مختلف تولید می‌شوند که براساس نحوه غافل‌گیری این شاهین‌ها در هنگام شکار نسبت به به‌روزرسانی موقعیت شاهین‌ها اقدام می‌شود. در ادامه نمونه‌های مختلف بر روی جواب‌های پیدا شده پیاده می‌شود به نحوی که با تکرار متوالی به جواب‌های بهتر دست پیدا می‌کنند [۹].

سعیدی مسینه و سعادت (۲۰۲۱) توضیح داده‌اند که الگوریتم شاهین هریس شامل سه مرحله است: (۱) مرحله اکتشاف، (۲) انتقال از اکتشاف به بهره‌برداری (استخراج)، (۳) مرحله بهره‌برداری (استخراج): محاصره نرم و محاصره سخت [۲۶]. مرحله اکتشاف: در الگوریتم شاهین هریس، شاهین‌ها، راه‌حل‌های کاندید در نظر گرفته می‌شوند و بهترین راه‌حل کاندید در هر مرحله، طعمه مورد نظر و یا جواب تقریباً بهینه در نظر گرفته می‌شود. در این الگوریتم، شاهین‌ها بصورت تصادفی در مناطق مختلفی قرار می‌گیرند و منتظرند تا طعمه‌ای را بر اساس دو استراتژی شناسایی کنند.

شاهین‌ها می‌توانند شکار را به وسیله چشمان تیز خود شناسایی کنند بدون آن که شکار دیده شود. آن‌ها برای شکار موفق، شکار خود را چندین ساعت در نظر می‌گیرند و بررسی می‌کنند و در لحظه مناسب حمله می‌کنند. در این الگوریتم، کاندیداهای جواب، شاهین‌ها هستند و بهترین شاهین (جواب)، نامزد شکار (لیدر) معرفی می‌شود و ممکن است جواب بهینه اصلی در همسایگی آن باشد. جای‌گیری شاهین‌ها در مرحله اکتشاف به دو روش انجام می‌شود:

استراتژی ۱: شاهین‌ها موقعیت خود را طبق موقعیت سایر اعضای خانواده و موقعیت طعمه، تعیین می‌کنند.
 استراتژی ۲: شاهین‌ها به صورت تصادفی در مکان‌های تصادفی در محدوده فضای جستجو پراکنده می‌شوند.

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \left\{ \mathbf{X}_{rand}(t) - r_1 \left| \mathbf{X}_{rand}(t) - 2r_2 \mathbf{X}(t) \right| \right\} q \geq 0.5 \\ \left\{ (\mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}_m(t)) - r_3(L_B + r_4(V_B - L_B)) \right\} q < 0.5 \end{cases} \quad (۸)$$

^۱ Harris Hawks Optimizer (HHO)

که در آن $X_{\text{rand}}(t)$ ، $X_{\text{rabbit}}(t)$ ، $X_m(t)$ ، $X(t)$ ، L_B و V_B به ترتیب بیانگر انتخاب تصادفی شاهین در جمعیت، موقعیت شکار (خرگوش)، میانگین موقعیت جمعیت کنونی شاهین‌ها، بردار موقعیت کنونی شاهین‌ها، حد پایین و حد بالا هستند. همچنین پارامترهای r_1, r_2, r_3, r_4 و q اعداد انتخابی به صورت تصادفی بین بازه (۰,۱) هستند که در هر مرحله به روزرسانی می‌شوند. در این فرمول، مقادیر میانگین موقعیت جمعیت کنونی شاهین‌ها از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (۹)$$

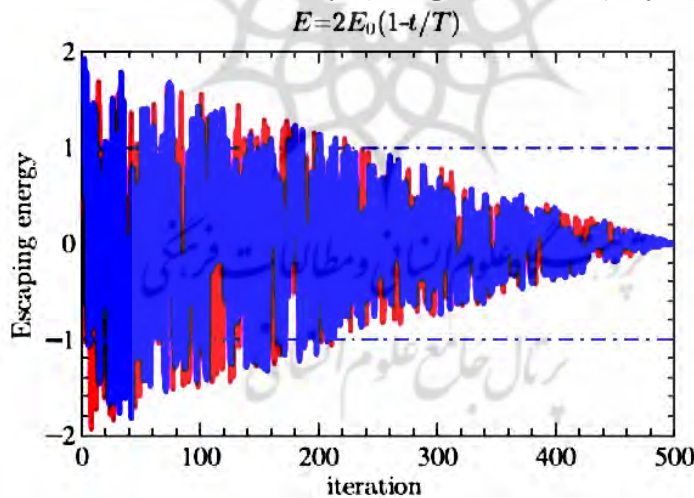
در این رابطه N و $X_i(t)$ بیانگر جمعیت شاهین‌ها و نمایش دهنده موقعیت هر شاهین در مرحله t هستند. انتقال از مرحله اکتشاف به استخراج: این الگوریتم می‌تواند از مرحله اکتشاف به استخراج برود و در آنجا رفتارهای خود را با توجه به انرژی باقیمانده از شکار تغییر دهد. انرژی شکار در حین فرار، کاهش می‌یابد (شکل ۲). فرمول انرژی شکار به صورت زیر است:

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (۱۰)$$

در این رابطه E_0 و T انرژی اولیه و بیشترین تعداد مراحل است که در اینجا ممکن است دو حالت $|E| \geq 1$ یا $|E| < 1$ رخ دهد:

۱- $|E| \geq 1$: در این اتفاق، شاهین‌ها به دنبال مناطق مختلفی هستند تا مکان شکار را بیابند؛ پس باید مرحله اکتشاف به روزرسانی و دوباره اجرا شود.

۲- $|E| < 1$: در این مرحله، الگوریتم سعی دارد بهترین جواب را برای بررسی در همسایگی خود پیدا کند؛ بنابراین الگوریتم به مرحله استخراج منتقل خواهد شد.



شکل ۲. رفتار انرژی شکار

مرحله استخراج: در این مرحله، شاهین‌ها رفتار یورش غافل‌گیرانه را با حمله به طعمه‌ای که در مرحله قبلی تشخیص داده شده بود انجام می‌دهند. اما معمولاً طعمه تلاش می‌کند تا از موقعیت‌های خطرناک فرار کند. در نتیجه، در موقعیت‌های واقعی، رفتارهای تعقیب مختلفی شکل می‌گیرد. براساس رفتارهای فرار طعمه و استراتژی‌های تعقیب شاهین، چهار استراتژی ممکن در این الگوریتم پیشنهاد شده است تا فرایند حمله را مدل کند.

این مرحله دارای دو حالت محاصره نرم و سخت است. برای تشخیص این که در کدام حالت قرار داریم از پارامتر یا انرژی فرار شکار استفاده می‌شود.

الف. محاصره نرم: زمانی که شکار، انرژی کافی برای فرار دارد، شاهین‌ها به صورت نرم آن را محاصره می‌کنند تا انرژی‌اش تحلیل رود $|E| \geq 0.5$. به‌روزرسانی موقعیت شاهین‌ها در این مرحله از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E|JX_{\text{rabbit}}(t) - X(t)| \quad (11)$$

که در آن:

$$\Delta X(t) = X_{\text{rabbit}}(t) - X(t) \quad (12)$$

$$J = 2(1 - r_5) \quad (13)$$

در اینجا $J, \Delta X(t)$ و r_5 به ترتیب نشانه تفاوت بردار موقعیت شکار و موقعیت کنونی، شبیه‌ساز حرکت شکار هستند که r_5 عددی رندوم بین ۰ و ۱ است. در حین محاصره نرم وقتی خرگوش انرژی کافی برای فرار را دارد، شاهین‌ها چندین شیرجه سریع تیمی را در اطراف شکار انجام می‌دهند. آن‌ها تلاش می‌کنند با توجه به حرکات فریبنده طعمه، مکان و مسیر خود را به تدریج اصلاح کنند. در اینجا به‌روزرسانی موقعیت شاهین‌ها از طریق فرمول ۱۴ به دست می‌آید:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (14)$$

که در آن:

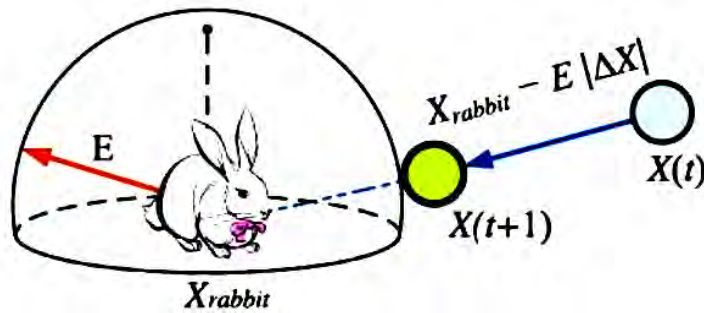
$$Z = Y + S * LF(D) \quad (15)$$

$$LF(D) = 0.01 \times \frac{u \times \sigma}{|\vartheta|^\beta} \quad (16)$$

$$\sigma = \left(\frac{\tau(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\tau\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (17)$$

در اینجا، u, s, D, ϑ و β به ترتیب بیانگر مقدار رندوم میان ۱ و ۱، بردار رندوم با سایز $1 \times D$ ، ابعاد مسئله، مقدار تصادفی میان ۱ و ۰ و پارامتر ثابت با مقدار 1/5 هستند. همچنین $LF(D)$ به‌منظور شبیه‌سازی حرکت‌های فریبنده شکار در طی مرحله فرار تعریف می‌شود. شاهین‌ها برای مقابله با انواع حرکت فریبنده شکار، موقعیت‌های خود را دائماً تعویض می‌نمایند؛ بنابراین با توجه به این رفتارها آن‌ها می‌توانند بهترین راه را برای رسیدن به شکار انتخاب کنند. ب. محاصره سخت: زمانی که طعمه انرژی‌اش را از دست بدهد شاهین‌ها حلقه محاصره را تنگ‌تر می‌کنند (شکل ۳). موقعیت جدید شاهین‌ها از رابطه ۱۸ به دست می‌آید:

$$X(t+1) = X_{\text{rabbit}}(t) - E|\Delta X(t)| \quad (18)$$



شکل ۳. رفتار محاصره سخت

زمانی که محاصره سخت است و شکار انرژی کافی برای فرار ندارد، شاهین‌ها سعی در کاهش فاصله خود با طعمه در حال فرار می‌کنند. به‌روزرسانی موقعیت جدید شاهین‌ها در این حالت از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (19)$$

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X_m(t)| \quad (20)$$

$$Z = Y + S * LF(D) \quad (21)$$

شبکه عصبی مصنوعی شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به‌صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه‌نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند که به این ساختار داده نورون گفته می‌شود. سپس با ایجاد شبکه‌ای بین این نورون‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. ناصر و ابوناصر (۲۰۱۹) نشان دادند که ایده اصلی این شبکه‌ها تا حدودی از شیوهی کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به‌منظور یادگیری و ایجاد دانش الهام گرفته شده است [۲۳]. شبکه‌های عصبی این پژوهش برای تخمین قیمت سهام، شبکه عصبی پس انتشار خطا، شبکه عصبی پایه شعاعی و شبکه عصبی با تأخیر زمان است که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌کنیم. شبکه عصبی پس انتشار خطا: ژانگ و مو (۲۰۲۱) بیان کرده‌اند که این نوع شبکه یک نوع شبکه عصبی مصنوعی است [۳۲]. پیشرو بودن به این معناست که نورون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و خروجی (سیگنال) خود را به جلو هدایت می‌کنند.

پس انتشار نیز به معنای این است که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح کنند و پس از آن، مجدداً ورودی مسیر پیشرو خود را تا خروجی تکرار کند. این روش جزء روش‌های با ناظر است که در آن نمونه‌های ورودی برچسب خورده‌اند و خروجی مورد انتظار هر یک از آن‌ها از پیش دانسته است [۳۲].

شبکه عصبی BP از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است که لایه پنهان می‌تواند شامل یک یا چند لایه باشد. محققان بسیاری از جمله مهرپرور (۲۰۱۹) و میرجلیلی و لویس (۲۰۱۶) توضیح داده‌اند که سیگنال ورودی از لایه ورودی از طریق لایه‌های پنهان مختلف به لایه خروجی منتقل می‌شود و سیگنال‌های خروجی در پایانه‌های خروجی تولید می‌شوند [۲۰ و ۱۹]. آموزش شبکه BP شامل ۷ گام است (جدول ۱).

جدول ۱. مراحل آموزش شبکه عصبی پس انتشار خطا

گام ۱: مقداردهی اولیه شبکه

۱. تعداد گره‌های لایه ورودی (n)، گره‌های لایه پنهان (i)، گره‌های لایه خروجی (m) را مقداردهی اولیه کنید.
۲. وزن‌های W_{jk} ، W_{ij} را مقداردهی اولیه کنید.
۳. آستانه‌های لایه مخفی و لایه خروجی a و b را مقداردهی کنید.
۴. نرخ یادگیری η و تابع انتشار نورون‌های f مشخص شوند.

گام ۲: در این گام می‌بایست خروجی لایه پنهان H را با توجه به متغیر ورودی X، لایه ورودی و وزن لایه ضمنی W_{ij} و آستانه لایه پنهان a حساب کرد.

$$H_j = f \left(\sum_{i=1}^n W_{ij} X_i - a_j \right), j = 1, 2, \dots, l \quad (22)$$

I تعداد گره‌های لایه مخفی و f تابع انتشار لایه مخفی است. این تابع انواع مختلفی مانند تابع لگسیگ (Logsig)، تابع تنسیگ (Tensig)، تابع پورلین (Purelin) دارد.

گام ۳: در این گام می‌بایست خروجی لایه خروجی حساب شود. خروجی پیش‌بینی شبکه عصبی BP (همان O) مبتنی بر خروجی لایه پنهان H، وزن ارتباطی W_{jk} و آستانه b محاسبه می‌شود.

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j W_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

گام ۴: محاسبه خطای پیش‌بینی شبکه (e) بر مبنای خروجی پیش‌بینی شبکه O و خروجی مورد انتظار Y است.

$$e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (24)$$

گام ۵: در این گام وزن ارتباطی شبکه (W_{jk} ، W_{ij}) با توجه به خطای پیش‌بینی شبکه e به‌روز می‌شوند.

$$W_{ij} = W_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) X(i) \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (25)$$

$$W_{jk} = W_{jk} + \eta H_j e_k, j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, m \quad (26)$$

η نرخ یادگیری است.

گام ۶: به‌روزرسانی آستانه‌ها است. آستانه‌های گره شبکه‌ای a و b با توجه به خطای پیش‌بینی شبکه‌ای e به‌روزرسانی می‌شوند.

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) X(i) \sum_{k=1}^m W_{jk} e_k, j = 1, 2, \dots, l \quad (27)$$

$$b_k = b_k + e_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (28)$$

گام ۷: در این گام مشخص می‌شود که تکرار الگوریتم به پایان برسد یا خیر. در غیر این صورت، به گام ۲ برگردید.

شبکه عصبی پایه شعاعی (RBFNN)^۱: این ایده از نظریه تقریب تابع نشأت می‌گیرد. شبکه عصبی پایه شعاعی یک شبکه پیش‌رو با ساختار سه لایه است که عمدتاً شامل یک لایه ورودی، یک لایه مخفی و یک لایه خروجی است که در میان آن‌ها لایه ورودی شامل تعدادی گره‌های ورودی است. لیو و همکاران (۲۰۲۱) نشان داده‌اند که تعداد گره‌ها در لایه مخفی با توجه به پیچیدگی مسئله تحقیق مشخص می‌شود. تابع انتقال گره‌های لایه، اساس شعاعی است و فاصله اقلیدسی بین نقاط مرکزی از نظر شعاعی متقارن است [۱۸].

^۱ Radial Basis Function Neural Network

لایه خروجی پاسخ شبکه را روی الگوهای فعال‌سازی به کار رفته در لایه ورودی نشان می‌دهد. از نظر مقایسه ساختار، تفاوت شبکه‌های عصبی شعاعی با شبکه‌های عصبی پرسپترون فقط در نوع پردازشی که نورون‌ها روی ورودی‌ها انجام می‌دهند است. با این حال شبکه‌های عصبی پایه شعاعی دارای فرایند یادگیری و آماده‌سازی سریع‌تری هستند؛ چون تمرکز نورون‌ها بر محدوده عملکردی خاص، کار تنظیم آن‌ها را راحت‌تر می‌کند.

شبکه‌های RBF معمولاً با یک الگوریتم در دو مرحله آموزش داده می‌شوند:

در مرحله اول بردارهای مرکز C_j برای توابع RBF در لایه مخفی انتخاب می‌شوند. این مرحله را با چندین روش می‌توان اجرا کرد:

- می‌توان مراکز را به صورت تصادفی از برخی مجموعه مثال‌ها نمونه‌برداری کرد.

- می‌توان از الگوریتم خوشه‌بندی چندین میانگین استفاده کرد.

در مرحله دوم یک مدل خطی با ضرایب W_j و خروجی‌های لایه مخفی با توجه به تابع هدف تشکیل می‌شود.

شبکه‌های عصبی RBF بر تعریف توابعی وابسته به فاصله از مرکز استوار هستند. در این شبکه‌ها $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$ ورودی یک بردار m بعدی است و $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ وزن لایه خروجی است که در آن‌ها تابع فعالیت، تابع گاوسی است.

خروجی شبکه از مجموع وزن‌دار خطی پاسخ‌های لایه پنهان در هر یک از گره‌های خروجی با رابطه (۲۹) به دست می‌آید.

$$y_k = \sum_{j=1}^N W_{kj} Z_j(X) \quad (29)$$

که در آن، N تعداد توابع پایه، Z_j تابع غیرخطی واحد W_{kj} نشان‌دهنده وزن متصل بین تابع پایه و لایه خروجی و \bar{X} بردار داده ورودی، که به طور معمول یک تابع گاوسی به صورت رابطه (۳۰) است.

$$Z_j(X) = \exp\left(-\frac{\|\bar{X} - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (30)$$

در رابطه (۳۰)، \bar{X} ماتریس ورودی، C_j مرکز تابع گاوسی در گره j ام، $\|\dots\|$ برابر نرم اقلیدسی بین \bar{X} و C_j ، و σ_j^2 عامل کنترل گستره RBF است که شاخص فاصله‌ی شعاعی از مرکز RBF بوده و مقدار تابع از صفر دارای اختلاف است.

شبکه عصبی با تأخیر زمانی (TDNN)^۱: از می‌توان برای تبدیل آوایی مداوم به یک جریان واج طبقه‌بندی شده جهت تشخیص گفتار استفاده کرد [۳۰]. شبکه عصبی با تأخیر زمانی یک معماری شبکه عصبی مصنوعی چندلایه است که از توانایی مقابله با طبیعت دینامیکی داده‌های نمونه‌ای و علائم ورودی برخوردار است. این شبکه شامل سه لایه‌ای است که وزن‌های آن با سلول‌های تأخیر زمانی جفت شده‌اند.

TDNN را می‌توان شبکه عصبی پس‌خور (FFNN^۲) نامید، با این تفاوت که وزن ورودی دارد و یک عنصر تأخیر مرتبط با آن است. این شبکه از تأخیرهای زمان برای انجام پردازش موقتی استفاده می‌کند. شبکه عصبی با تأخیر زمانی ویژگی‌های مستقل از تغییر زمان و اغلب بخشی بزرگ‌تر از سیستم الگوبرداری را تشخیص می‌دهد. لذا در این شبکه‌ها هیچ نیازی به تشخیص یک فرم از مدل خاصی نیست و مدل بر مبنای ویژگی‌های داده‌ها، ایجاد و انطباق داده می‌شود. خنسا (۲۰۱۱) توضیح می‌دهد که در شبکه‌های عصبی با تأخیر زمان علائم ورودی با نسخه تأخیر، همانند ورودی‌های دیگر تقویت و تکمیل می‌شود و شبکه عصبی به طور ثابت زمان را تغییر می‌دهد تا زمانی که هیچ حالت درونی باقی نماند و به شبکه این اجازه را می‌دهد تا جواب پویای محدودی به ورودی داده‌های سری زمانی ارائه دهد [۱۴].

در شبکه‌های عصبی با تأخیر زمانی سیگنال ورودی خالص را می‌توان به صورت زیر ارائه داد:

^۱ Time Delay Neural Network

^۲ Feedforward Neural Network

$$\text{net}_i = \sum_{p=0}^q W_{i,j} X(n-p) + b \quad (31)$$

خروجی TDNN را می‌توان به صورت زیر نشان داد:

$$y(n) = W_{j,k} f\left(\sum_{p=0}^q W_{i,j} X(n-p) + b\right) \quad (32)$$

که در آن f تابع فعال‌سازی است، b بایاس است، W_{ij} وزن بین لایه ورودی و پنهان را نشان می‌دهد، q نشان‌دهنده بهره‌برداری تأخیر هست، W_{jk} نشان‌دهنده وزن بین لایه پنهان و خروجی است.

با توجه به اهمیت این موضوع، پژوهش‌های بسیاری در این زمینه انجام شده‌اند که در ادامه برخی از آن‌ها بیان می‌شوند: برخی محققان مانند وانگ و ژاو (۲۰۱۹) یک مدل جدید برای پیش‌بینی دقیق نوسانات بلندمدت قیمت طلا پیشنهاد کردند که یک روش فرا ابتکاری به نام الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA) به صورت مربی برای یادگیری شبکه عصبی چندلایه پرسپترون (NN) ارائه دادند و نتایج مدل پیشنهادی را با سایر مدل‌ها از جمله؛ شبکه عصبی کلاسیک، شبکه عصبی و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO-NN)، شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک (GA-NN) و شبکه عصبی و گرگ خاکستری (GWO-NN) مقایسه کردند. نتایج تجربی نشان داد مدل هیبریدی WOA-NN نسبت به مدل‌های دیگر برتر است [۳۱].

کومار و همکارانش (۲۰۲۱)، سه مدل پیش‌بینی با استفاده از شبکه عصبی پس انتشار، شبکه عصبی پایه شعاعی و شبکه عصبی تأخیر زمانی برای پیش‌بینی قیمت سهام آتی با شاخص‌های فنی ارائه کردند. نتایج تجربی نشان داد که مدل BPNN با توپولوژی ۱۶ - ۲۰ - ۱ و مدل مبتنی بر الگوریتم، پیش‌بینی دقیقی از کل سهام نسبت به TDNN و RBFNN ارائه می‌دهد.

کومار^۲ (۲۰۲۱)، نه مدل یکپارچه جدید برای پیش‌بینی قیمت سهام روزانه بر مبنای پتانسیل سه شبکه عصبی ANN، شبکه عصبی پس انتشار (BPNN)، شبکه عصبی پایه شعاعی (RBFNN)، شبکه عصبی با تأخیر زمان (TDNN) و الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت از قبیل الگوریتم ژنتیک^۳ (GA)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۴ (PSO) و کلونی زنبور عسل مصنوعی^۵ (ABC) پیشنهاد کردند. نتایج ثابت کردند که مدل PSO - BPNN بالاترین دقت پیش‌بینی را در برآورد قیمت سهام روزانه به دست می‌دهد [۱۵].

موسوی و ستوده (۲۰۱۳) به حجم بالای مطالعات پیش‌بینی رفتار قیمت سهام اشاره کرده‌اند [۲۱]. اصغری اسکویی (۱۳۹۴) در پژوهشی برای توسعه کاربرد روش پنجره لغزان برای انتخاب ساختار شبکه عصبی با تأخیر زمانی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی نشان داد که با روش پیشنهادی می‌توان ساختاری انتخاب کرد که متوسط درصد خطا، متوسط مجذور مربعات خطا و معیار رگرسیون خطی خروجی شبکه در حد قابل توجهی کاهش یابد [۱].

در این پژوهش از بازده‌های سهام شرکت‌های موجود در شاخص ۵۰ شرکت فعال تر بورس اوراق بهادار تهران استفاده شد و این سید را ابتدا با الگوریتم نهنگ بهینه‌سازی و سپس با مقایسه آن با دو الگوریتم فرا ابتکاری رقابت استعماری و تجمعی ذرات، مزیت‌های آن را در بهینه‌سازی سید سهام بررسی کردند. فلاح پور و همکاران (۲۰۱۸) نتیجه‌گیری کرده‌اند که الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ در مقایسه با دو الگوریتم فرا ابتکاری دیگر عملکرد بهتری دارد. همچنین این الگوریتم نسبت به روش‌های آزموده شده در این پژوهش می‌تواند سریع‌تر به سمت جواب بهینه حرکت کند [۸].

از سوی دیگر شریفی و همکاران (۲۰۲۱) به مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و توابع پایه شعاعی در برآورد میزان محصول نیشکر پرداختند. با مقایسه پارامترهای خطای میانگین، درصد خطای مطلق و جذر میانگین مربعات خطا با توجه به شاخص‌های ضریب تبیین و بازده مدل، مدل توابع پایه شعاعی در مرحله اعتبارسنجی، مدل برتر انتخاب شد [۲۷].

خلیف و همکاران (۲۰۲۱) در تلاشی مشابه با محققان دیگر به ارزیابی کارایی الگوریتم شاهین هریس در تخمین پارامترهای بهینه مدل غیرخطی نوع پنجم ماسکینگام پرداختند. به منظور بررسی میزان مطلوبیت یافته‌های پژوهش، با نتایج دو الگوریتم ژنتیک (GA)

^۱ Gray Wolf Optimization

^۲ Kumar

^۳ Genetic Algorithm

^۴ Particle Swarm Optimization

^۵ Artificial Bee Colony

و جستجوی هارمونی^۱ (HS) مقایسه شد. نتایج نشان داد که الگوریتم شاهین هریس عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم GA و HS داشته است و همچنین این الگوریتم می‌تواند با اطمینان خوبی به منظور برآورد مقادیر بهینه پارامترهای مدل ماسکینگام غیرخطی مورد استفاده قرار گیرد [۱۳].

۳. روش شناسی پژوهش

جامعه آماری این پژوهش، کلیه شرکت‌های فلزات اساسی در بورس اوراق بهادار تهران است که ملاک انتخاب این صنعت، ضریب همبستگی شاخص صنعت فلزات با شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران بوده است. براساس محاسبات اندیکاتور CC، از تاریخ ۱۳۹۰/۰۳/۲۸ تا ۱۳۹۹/۱۱/۱۲ شاخص فلزات اساسی با ضریب همبستگی مثبت و بسیار بالای ۰,۹۶۲۶، در رتبه اول قرار می‌گیرد. در این پژوهش برای انتخاب نمونه روش حذفی را بکار گرفتیم و سعی شده تا با محدودسازی بیهوده از کیفیت محتوای پژوهش کاسته نشود. بنابراین برخی مفروضات به شرح زیر به کار برده شدند:

- ۱) با توجه به اطلاعات مورد نیاز از سال ۱۳۹۶، شرکت‌هایی از صنعت فلزات اساسی که حداکثر تا پایان اسفندماه ۱۳۹۵ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده‌اند و نام آن‌ها تا پایان سال ۱۳۹۸ از فهرست شرکت‌های یادشده، حذف نشده باشد.
- ۲) به منظور افزایش قابلیت مقایسه شرکت‌های مورد بررسی، دوره مالی آن‌ها باید منتهی به ۲۹ اسفندماه باشد.
- ۳) جزء شرکت‌های واسطه‌گری مالی (سرمایه‌گذاری، هلدینگ و...) به دلیل متفاوت بودن عملکرد آن‌ها، نباشند.
- ۴) اطلاعات مورد نیاز در دسترس باشد.
- ۵) با هدف سیال بودن سهام شرکت‌ها و قابل اتکا بودن قیمت سهام و بازده آن، فاقد توقف معاملاتی پیوسته برای مدت بیش از ۳ ماه باشند.

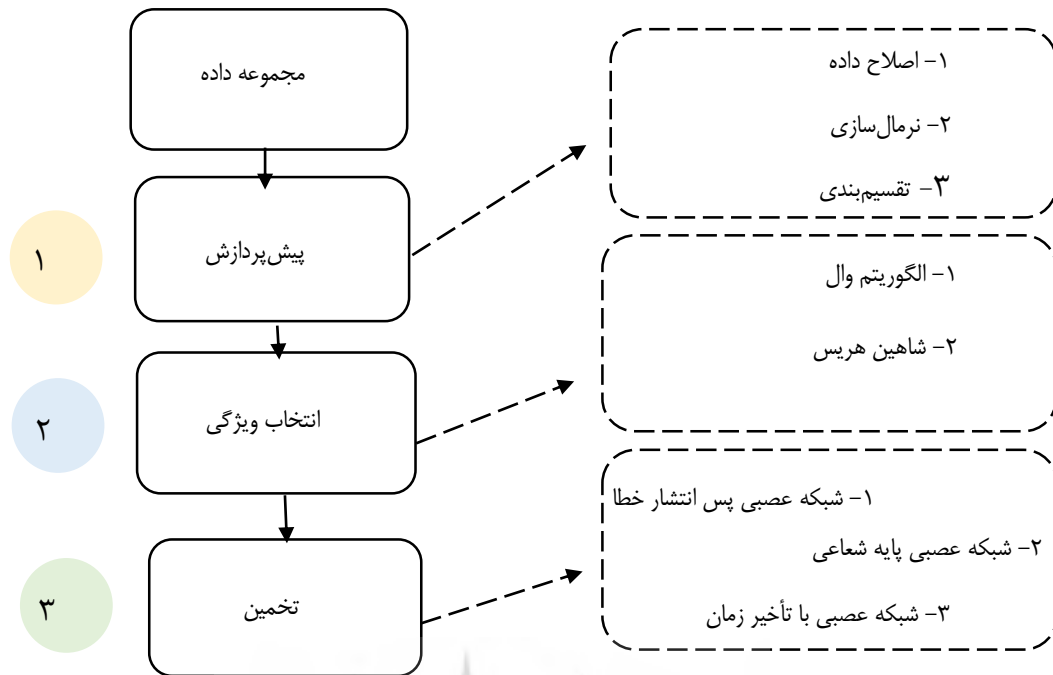
در نهایت، ۲۱ شرکت از صنعت فلزات اساسی انتخاب شدند. روش پیشنهادی شامل سه بخش پیش‌پردازش، انتخاب ویژگی و تخمین بود که در بخش اول کیفیت داده‌ها ارتقاء داده شد و داده‌ها به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم شدند. بعد از پیش‌پردازش، عملیات انتخاب ویژگی صورت گرفت که این عملیات جهت انتخاب پارامترهای تأثیرگذار در پیش‌بینی قیمت سهام بود. در این پژوهش از الگوریتم‌های تکاملی جهت عملیات انتخاب ویژگی‌های مورد مطالعه و در پایان جهت تخمین قیمت سهام از الگوریتم‌های تخمین از شبکه‌های عصبی استفاده شد.

روشی که در این تحقیق برای جمع‌آوری داده‌ها از آن بهره گرفته شده، مطالعات کتابخانه‌ای است. مطالب مورد نیاز این پژوهش از پایان‌نامه‌ها، منابع هم‌راستای موضوع، پژوهش‌های صورت گرفته و همچنین مقالات علمی در حیطه موضوع تهیه شد. داده‌های مورد نیاز این پژوهش شامل قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، بیش‌ترین قیمت، کم‌ترین قیمت، قیمت پایانی، حجم معاملات، ارزش معاملات، تعداد دفعات معاملات و دامنه تغییر است. این مجموعه داده‌ها از شرکت مدیریت فناوری بورس تهران (www.tsetmc.com) و سایت کدال گردآوری و برای اجرای روش پیشنهادی از نرم‌افزار Matlab استفاده شد. این داده‌ها جهت محاسبه و مقایسه روند قیمتی در بازه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گرفتند.

۴. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

پس از گردآوری داده‌ها جهت پیش‌بینی قیمت سهام از فرآیند شکل (۴) استفاده شد که در ادامه به شرح این فرآیند پرداخته می‌شود.

^۱ Harmony Search



شکل ۴. مراحل پیش‌بینی قیمت سهام

طبق شکل (۴) برای پیش‌بینی قیمت سهام از یک فرآیند سه مرحله‌ای استفاده شده است که در مرحله‌ی نخست عملیات پیش‌پردازش وجود دارد. در این مرحله عملیاتی نظیر اصلاح داده، بهنجارسازی و تقسیم‌بندی داده‌ها وجود دارد که این عملیات جهت ارتقاء کیفیت داده‌ها انجام می‌شود. هدف از بخش بهنجارسازی مطابق رابطه ۳۳، یکسان‌سازی مقادیر مجموعه داده است. هرچقدر مقادیر مجموعه داده نزدیک به هم باشند، الگوریتم‌های تخمین بهتر می‌توانند بین داده‌ها، الگوی موردنظر را پیدا کنند.

$$X_{\text{Norm}} = \frac{X - a}{b - a} * (d - c) + c \quad (33)$$

در رابطه ۳۳، X بیانگر مقدار پارامتر قبل از نرمال‌سازی، a بیانگر حداقل مقدار پارامتر قبل از نرمال‌سازی، b بیانگر حداکثر مقدار ویژگی قبل از نرمال‌سازی، c بیانگر حداقل مقدار ویژگی بعد از عملیات نرمال‌سازی و d بیانگر حداکثر مقدار ویژگی بعد از عملیات نرمال‌سازی است. بعد از عملیات نرمال‌سازی عملیات جایگذاری انجام می‌گیرد. هدف از عملیات جایگذاری قرار دادن مقدار ویژگی‌هایی است که صفر در داده‌ها نشان داده می‌شود. داده‌های صفر نشان‌دهنده روزهایی است که بازار تعطیل است. برای تکمیل این داده‌ها از داده‌های روز قبل آن استفاده می‌شود. در بخش تقسیم‌بندی داده‌ها، داده‌ها به صورت تصادفی و با درصد ۷۰ به ۳۰ به دو دسته‌ی آموزش و آزمایش تقسیم شدند.

در گام دوم عملیات انتخاب ویژگی وجود دارد که این عملیات جهت انتخاب پارامترهای مؤثر در افزایش دقت تخمین مورد استفاده قرار گرفته است. در این بخش جهت انتخاب ویژگی از الگوریتم‌های تکاملی بهره گرفته شده است. در هر الگوریتم تکاملی چهار فرآیند تأثیرگذار شامل جمعیت اولیه، برازندگی جمعیت اولیه، بهبود جمعیت و انتخاب نسل آینده نقش دارد. جمعیت اولیه نشان‌دهنده‌ی راه‌حل‌های مسئله است که راه‌حل‌های مسئله متناسب با مسئله بهینه‌سازی است. برازندگی جمعیت نشان‌دهنده‌ی برتری یک جمعیت نسبت به جمعیت دیگر است. برازندگی جمعیت در دو حالت تک هدفه و چندهدفه مورد استفاده قرار می‌گیرد. در حالت تک هدفه فقط یک هدف برای بهینه‌سازی وجود دارد که این هدف می‌تواند به صورت حداکثر یا حداقل باشد. در روش چندهدفه بجای یک هدف از چندین هدف برای بهینه‌سازی استفاده می‌شود که این اهداف می‌توانند در یک راستا یا در حالت‌های مختلف مورد استفاده قرار گیرند. بهبود جمعیت در هر الگوریتم تکاملی منحصربه‌فرد است زیرا براساس قواعد موجود در الگوریتم تکاملی انتخابی تنظیم می‌شود. بهبود

جمعیت از دو دیدگاه مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد که در دیدگاه اول مسئله اکتشاف وجود دارد. در این حالت الگوریتم فضاهای مسئله را پوشش می‌دهد تا موقعیت‌های جدیدتری حاصل شود. در دیدگاه دوم که روش استخراج وجود دارد، الگوریتم به سمت موقعیت‌های برتر حرکت می‌کند.

همان‌طور که از اهداف هر بخش مشخص می‌شود در مراحل ابتدایی الگوریتم‌های تکاملی از روش اکتشاف استفاده می‌شود ولی هر چه به سمت پایان الگوریتم نزدیک‌تر می‌شویم الگوریتم به سمت استخراج می‌رود. در الگوریتم‌های تکاملی برای انتخاب نسل آینده از روش نخبه‌گرایی استفاده می‌شود، به عبارتی در این حالت جمعیتی به نسل بعد منتقل می‌شود که از نظر برازندگی برتری از نسل قبل باشد.

در این پژوهش جهت تخمین قیمت سهام از سه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، شبکه‌ی شعاعی و شبکه با تأخیر زمان بهره گرفته خواهد شد. براساس دو مرحله‌ی انتخاب ویژگی و سه الگوریتم تخمین، شش مدل ایجاد می‌شود که از بین آن‌ها مدلی برتر شناخته می‌شود که از نظر نتیجه، کارایی بهتری نسبت به مدل‌های دیگر داشته باشد. در این پژوهش برای ارزیابی روش پیشنهادی از معیارهای جدول ۲، بهره گرفته شد.

در جدول (۳) نتایج آزمایش‌ها براساس معیارهای ارزیابی عملکرد محاسبه شده برای هر ۵ سهام آورده شده است و می‌توان با مقایسه معیارها مدل برتر را انتخاب نمود و ارزیابی دقیقی داشت. نتایج نشان می‌دهد که در نماد فملی براساس معیار R^2 مدل‌های HHO_{RBF} ، WOA_{TD} بیشترین مقدار را دارند که هر چه ضریب R^2 به مقدار یک نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده این است که این مدل عملکرد خوبی در تقریب دارد. درنهایت در بخش تخمین از شبکه‌های عصبی بهره گرفته شده است. هدف از این بخش پیش‌بینی قیمت سهام است. برای پیش‌بینی قیمت مدل از دو روش تکی و گروهی استفاده می‌شود. در حالت تکی از یک الگوریتم تخمین ولی در روش گروهی از چندین الگوریتم تخمین بهره گرفته می‌شود.

جدول ۲. معیارهای ارزیابی

شماره رابطه	معیار	رابطه
۳۴	MSE^1	$\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (R^i - P^i)^2$
۳۵	$RMSE^1$	$\sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (R^i - P^i)^2}$
۳۶	Hit Rate	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R^i = P^i$
۳۷	Error Rate	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R^i \neq P^i$
۳۸	MAE^2	$\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N f_i - y_i $
۳۹	R^2	$\frac{N * (\sum f y) - (\sum f) * (\sum y)}{\sqrt{[N * \sum f^2 - (\sum f)^2][N * \sum y^2 - (\sum y)^2]}}$

روش‌های تکی به دو دسته‌ی ساخت مدل و عدم‌ساخت مدل دسته‌بندی می‌شوند. در روش عدم‌ساخت مدل برای پیش‌بینی قیمت، مدلی ایجاد نمی‌شود بلکه از فاصله‌ی داده‌های آموزش و آزمایش برای شناسایی قیمت سهام استفاده می‌شود.

در روش ساخت مدل، الگوریتم تخمین ابتدا براساس داده‌های آموزش یک مدل ایجاد می‌کند که این مدل الگوهای موجود در داده‌های آموزش را فرا می‌گیرد و براساس این الگوها سعی در شناسایی داده‌ها می‌نماید. الگوریتم‌های شبکه عصبی جزء این دسته

¹ Mean Squared Error² Mean Absolute Error³ Root-Mean-Square Error

قرار دارند. براساس تعداد تخمین‌های صحیح (Hitrate) مدل WOA_{TD} تعداد تخمین‌های صحیح بیش‌تری نسبت به بقیه مدل‌ها دارد که گویای این است که الگوریتم وال مقادیر پیش‌بینی را نزدیک به مقادیر واقعی نشان می‌دهد.

از نظر میزان مجموع مربع خطا (MSE) مدل WOA_{TD} با مقدار $0/003$ کمترین خطا را دارد اما براساس این معیار مدل HHO_{RBF} خطایی با مقدار $0/68$ دارد که هر چه میزان خطا به صفر نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده دقت بالا است. براساس میانگین مطلق اختلاف بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده مدل WOA_{TD} با $0/03$ کم‌ترین مقدار را نسبت به بقیه مدل‌ها دارد. براساس نتایج ذکر شده می‌توان نتیجه گرفت که در این نماد مدل WOA_{TD} بیشترین کارایی را دارد.

یافته‌ها نشان می‌دهد که در نماد زنگان مدل‌های ترکیبی HHO_{BP} ، WOA_{RBF} و HHO_{TD} به ترتیب دارای بالاترین ضریب R^2 هستند. از نظر معیارهای MSE و MAE مدل HHO_{TD} کمترین میزان خطا و کم‌ترین میانگین مطلق اختلاف بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده را دارد که نشان می‌دهد در این مدل مقادیر پیش‌بینی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر هستند.

براساس معیار Hitrate مدل HHO_{TD} بیشترین تخمین صحیح (۸۹ درصد) را نسبت به بقیه مدل‌ها دارد. با این نتایج الگوریتم شاهین هریس دارای بیشترین دقت بوده و همچنین شبکه عصبی با تأخیر زمان از کارایی بالایی برخوردار است.

در نماد فرآور دو مدل HHO_{TD} و WOA_{BP} به ترتیب دارای بیشترین R^2 هستند. مدل HHO_{TD} دارای بیشترین تخمین صحیح، کمترین خطا و کمترین میانگین مطلق اختلاف بین داده‌ها است. با توجه به ارزیابی‌های مدل HHO_{TD} اختلاف بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده خیلی کم بوده و نشان‌دهنده برتری این مدل نسبت به مدل‌های دیگر است.

در نماد فاسمین مدل HHO_{TD} با مقدار $97/35$ دارای بیشترین ضریب R^2 است. این مدل نیز از نظر تعداد تخمین‌های صحیح با مقدار 88 درصد دارای بیشترین مقدار نسبت به بقیه مدل‌ها است. همچنین براساس معیارهای MAE و MSE مدل HHO_{TD} دارای کمترین مقدار است.

نتایج نشان می‌دهد الگوریتم شاهین هریس نسبت به الگوریتم وال از دقت بالایی برخوردار بوده که این افزایش دقت نشان‌دهنده این است که مقادیر پیش‌بینی به مقادیر واقعی نزدیک است.

جدول ۳. نتایج آزمایش‌ها

	MSE	RMSE	Hit Rate	Error Rate	MAE	R2	
فملی	WOA_{BP}	0/04	0/22	26/14	73/86	0/17	95
	WOA_{RBF}	2/16	1/4	4/12	95/88	9/6	93
	WOA_{TD}	0/003	0/05	71/55	28/45	0/03	95/10
	HHO_{BP}	0/09	0/3	30/73	69/27	0/2	95
	HHO_{RBF}	0/68	0/82	1/8	98/2	0/71	98
	HHO_{TD}	0/04	0/06	55/96	44/04	0/05	93
زنگان	WOA_{BP}	0/13	0/36	5/53	94/47	0/27	89/30
	WOA_{RBF}	23/45	1/53	0/45	99/55	78	95
	WOA_{TD}	0/05	0/23	85	15	0/16	92/35
	HHO_{BP}	0/04	0/22	88	12	0/16	97/57
	HHO_{RBF}	67/47	8/21	6/45	93/55	6/19	87/5
	HHO_{TD}	0/05	0/07	89	11	0/05	93/47
فرآور	WOA_{BP}	0/04	0/2	53	47	0/19	95/19
	WOA_{RBF}	25/32	50	5	95	82	58
	WOA_{TD}	0/01	0/11	89	11	0/08	89
	HHO_{BP}	0/02	0/15	55	45	0/11	88/84
	HHO_{RBF}	21/43	46	10	90	79	60
	HHO_{TD}	0/01	0/10	91	9	0/07	96
فاسمین	WOA_{BP}	0/04	0/21	35	65	0/15	96/55
	WOA_{RBF}	19/29	43	5	95	21	94/93
	WOA_{TD}	0/07	0/08	85	15	0/07	97

	HHO _{BP}	-/۰۹	-/۳	۳۲	۶۸	-/۲۴	۹۶/۳۰
	HHO _{RBF}	۱۹/۴۵	۴۴	۵	۹۵	۳۱/۲۴	۸۹/۵
	HHO _{TD}	-/۰۰۷	-/۰۸	۸۸	۱۲	-/۰۰۷	۹۷/۳۵
	WOA _{BP}	-/۰۰۳	-/۰۵	۹۷/۵۰	۲/۵	-/۰۵	۹۸/۹۹
۶.۲.۲	WOA _{RBF}	۴/۰۱	۲/۰۰	۴۱	۵۹	۷/۴	۴۲
	WOA _{TD}	-/۰۰۲	-/۰۵	۹۶/۵۰	۳/۵	-/۰۲۱	۹۶
	HHO _{BP}	-/۰۰۴	-/۰۲	۶۸	۳۲	-/۰۱	۹۶/۲۲
	HHO _{RBF}	-/۰۰۴	-/۰۰۶	۹۸	۲	-/۰۰۴	۹۹/۴۳
	HHO _{TD}	-/۰۰۳	-/۰۶	۹۴	۶	-/۰۰۳	۸۹/۲۵

در نماد فاسمین مدل HHO_{TD} با مقدار ۹۷/۳۵ دارای بیشترین ضریب R^2 است. این مدل نیز از نظر تعداد تخمین‌های صحیح دارای بیشترین مقدار و براساس معیارهای MAE و MSE دارای کمترین مقدار نسبت به بقیه مدل‌ها است. در این نماد نتایج نشان می‌دهد الگوریتم شاهین هریس نسبت به الگوریتم وال از دقت بالایی برخوردار بوده که این افزایش دقت بیانگر این است که مقادیر پیش‌بینی‌شده به مقادیر واقعی نزدیک است.

در نماد فولاد مدل HHO_{RBF} بیشترین ضریب تعیین، بیشترین تخمین صحیح و کمترین خطا را نسبت به بقیه مدل‌ها دارد. این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم شاهین هریس در انتخاب ویژگی‌های مؤثر نسبت به الگوریتم وال بهتر عمل کرده است و در این نماد، الگوریتم شاهین هریس با شبکه عصبی پایه شعاعی کارایی بالایی در تخمین قیمت سهام دارد.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهاد

دولو و حمیدی‌زاده (۲۰۱۴) اظهار داشته‌اند که فرآیند پیش‌بینی معمولاً شامل اطلاعات تاریخی و تعمیم آن‌ها به آینده به کمک مدل‌های ریاضی است. از آنجا که پیش‌بینی وقایع آینده در فرآیند تصمیم‌گیری در شرایط ریسک و ابهام مؤثر است و در بسیاری از سازمان‌ها و نهادها حائز اهمیت است، می‌توان آن را ابزاری مفید برای برنامه‌ریزی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت بیان کرد [۷]. بنابراین می‌بایست روشی مناسب، صحیح و پایبند به اصول علمی برای تعیین قیمت آتی سهام در دسترس افراد سرمایه‌گذار باشد. از آنجا که مدل‌های خطی توانایی لازم برای درک و استخراج الگوهای غیرخطی مثل سری زمانی قیمت سهام را ندارند، هدف این پژوهش ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری جهت پیش‌بینی دقیق از روند قیمتی سهام بود.

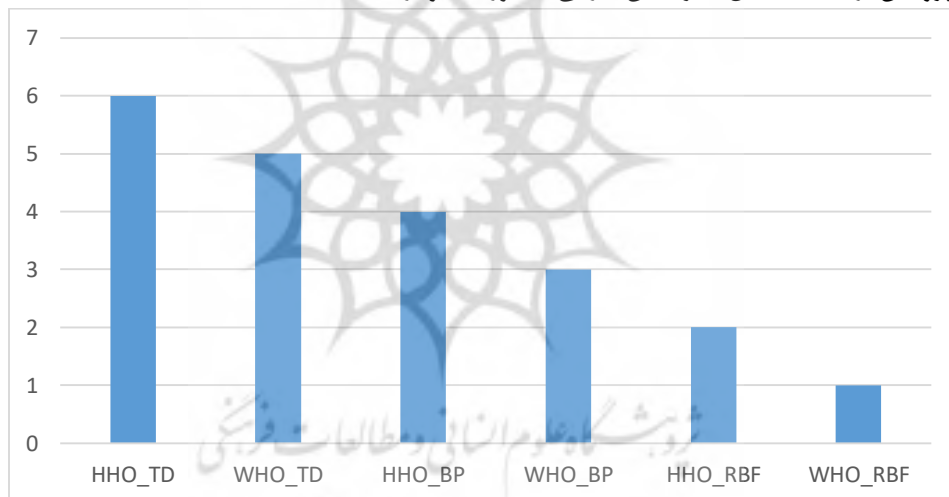
در این راستا به پیش‌بینی قیمت سهام ۵ شرکت پذیرفته شده در شاخص فلزات اساسی بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی سه ساله پرداخته شد. بدین منظور متغیرهای بهینه با استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی، الگوریتم‌های فرا ابتکاری شاهین هریس و وال انتخاب و با استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا، شبکه عصبی پایه شعاعی و شبکه عصبی با تأخیر زمان به پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته شد.

در نماد فملی، مدل‌های ترکیبی براساس معیار R^2 با بیشترین مقدار به ترتیب مدل‌های HHO_{RBF}، WOA_{TD}، HHO_{BP}، WOA_{BP}، HHO_{TD}، HHO_{RBF} هستند که ضریب R^2 مدل HHO_{RBF} به مقدار یک نزدیک‌تر است و نشان‌دهنده این است که این مدل عملکرد خوبی در تقریب دارد.

در نماد زنگان مدل‌های ترکیبی HHO_{BP}، WOA_{RBF} و HHO_{TD} به ترتیب با ۹۵، ۹۷/۵۷ و ۹۳/۴۷ دارای بالاترین ضریب R^2 نسبت به بقیه مدل‌ها هستند. از نظر معیارهای MAE و MSE مدل HHO_{TD} کمترین میزان خطا (۰/۰۰۵) و کمترین میانگین مطلق اختلاف بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی‌شده (۰/۰۵) را دارد که کاهش خطا نشان می‌دهد که مقادیر پیش‌بینی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر هستند. براساس معیار Hitrate مدل HHO_{TD} بیشترین تخمین صحیح (۸۹ درصد) را نسبت به بقیه مدل‌ها دارد. براساس این نتایج می‌توان بیان نمود که الگوریتم شاهین هریس دارای بیشترین دقت بوده و همچنین شبکه عصبی با تأخیر زمان از کارایی بالایی برخوردار است.

در نماد فرآور دو مدل HHO_{TD} و WOA_{BP} به ترتیب با داشتن مقادیر ۹۶ درصد و ۹۵/۱۹ دارای بیشترین R^2 هستند. مدل HHO_{TD} بیشترین تخمین صحیح را با مقدار ۹۱ درصد دارد و این مدل نیز با توجه به معیارهای MAE و MSE دارای کمترین خطا و کمترین میانگین مطلق اختلاف بین داده‌ها است. با توجه به ارزیابی‌های انجام شده در مدل HHO_{TD} اختلاف بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده خیلی کم بوده و نشان‌دهنده برتری آن نسبت به مدل‌های دیگر است. بیشترین ضریب تأثیر به نماد فاسمین مدل HHO_{TD} با مقدار ۹۷/۳۵ تعلق دارد. همچنین بر مبنای دو معیار MAE و MSE دارای کمترین مقدار است. نتایج نشان می‌دهد الگوریتم شاهین هریس نسبت به الگوریتم وال از دقت بالایی برخوردار بوده که این افزایش دقت نشان‌دهنده این است که مقادیر پیش‌بینی به مقادیر واقعی نزدیک است. در نماد فولاد مدل HHO_{RBF} بیشترین ضریب تعیین، بیشترین تخمین صحیح و کمترین خطا را نسبت به بقیه مدل‌ها دارد که این نتایج نشان می‌دهد الگوریتم شاهین هریس در انتخاب ویژگی‌های مؤثر نسبت به الگوریتم وال بهتر عمل کرده است و در این نماد الگوریتم شاهین هریس با شبکه عصبی پایه شعاعی کارایی بالایی در تخمین قیمت سهام دارد. با در نظر گرفتن کلیه نتایج، روش تکاملی شاهین هریس نسبت به الگوریتم تکاملی نهنگ برتر است. دلیل برتری نتایج شاهین هریس نسبت به الگوریتم نهنگ، در یافتن ویژگی‌ها (قبلاً اشاره شده بود) است، زیرا در الگوریتم شاهین هریس فضای مسئله به صورت مناسب پیمایش می‌شود. نتیجه این پژوهش در مورد عملکرد الگوریتم‌ها با نتایج پژوهش خلیفه و همکاران (۲۰۲۱) هم‌خوانی دارد. همچنین در این پژوهش نشان داده شد که شبکه‌های با تأخیر زمان از کارایی بالاتری برخوردار هستند. این یافته هم‌راستی نتیجه پژوهش اصغری اسکویی (۱۳۹۴) است.

براساس نتایج پژوهش، رتبه‌بندی مدل‌ها براساس کارایی به صورت نمودار ۱، است:



نمودار ۱. رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی (منبع: یافته‌های تحقیق)

بنابراین، روش ترکیبی شاهین هریس و شبکه‌ی عصبی با تأخیر زمان بیشترین کارایی را دارد. با توجه به نتایج و با هدف کمک به محققان در انجام تحقیقات مشابه پیشنهادهاى زیر ارائه می‌شود:

۱. شبکه عصبی پس انتشار خطا، شبکه عصبی پایه شعاعی و شبکه عصبی تأخیر زمانی با الگوریتم‌های تکاملی نظیر ژنتیک ترکیب شود.
۲. به استفاده از مدل‌های ترکیبی متشکل از الگوریتم‌های پیش‌بینی کننده دیگر نظیر رگرسیون بردار پشتیبان در ترکیب با شبکه‌ی عصبی با تأخیر زمان پرداخته شود.
۳. از مدل‌های ترکیبی این پژوهش در پیش‌بینی قیمت سهام صنایع دیگر استفاده شود و با نتایج این پژوهش مقایسه شود.
۴. استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق در الگوبایی سهام می‌تواند به غنای تحقیق بیافزاید و ممکن است به بهبود نتایج کمک کند.



پروژه نگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

1. Asghari Oskoei, M. (2015). Application of Sliding Window for Financial Time Series Prediction using Time-Delay Neural Networks. *Economics Research*, 15(57), 75-108. <https://sid.ir/paper/2475>. [in Persian]
2. Babajani, J. T., M. Blue, G. Abdollahi, M. (2020). Forecasting Stock Prices In Tehran Stock Exchange Using Recurrent Neural Network Optimized by Artificial Bee Colony Algorithm. *Financial Management*, 7, 195-238. <https://doi.org/10.22051/JFM.2019.21049.1714> [in Persian]
3. Bisoi, R., Dash, P. K., & Parida, A. K. (2019). Hybrid variational mode decomposition and evolutionary robust kernel extreme learning machine for stock price and movement prediction on daily basis. *Applied Soft Computing*, 74, 652-678. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.11.008>
4. Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of computational science*, 2(1), 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
5. Chandar, K. S. (2018). Soft computing and bio-inspired computing techniques for stock market prediction-a comprehensive survey. *Int. J. Eng. Technol.*, 7(3), 1836-1845. <http://dx.doi.org/10.14419/ijet.v7i3.14716>
6. Chandar, S. K. (2021). Hybrid models for intraday stock price forecasting based on artificial neural networks and metaheuristic algorithms. *Pattern Recognition Letters*, 147, 124-133. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2021.03.030>
7. Davallou, M., & Hamidizadeh, M. R. (2014). Investment Strategy Based on Idiosyncratic Risk & Ownership Structure. *Journal of Strategic Management Studies*, 4(16), 109-129. 20.1001.1.22286853.1392.4.16.5.5. [in Persian]
8. Fallahpour, S., asefi, S., fallahrafti, S., & Bagherikazemabad, M. (2018). Portfolio Optimization Using the Whale Algorithm with Expected Shortfall as the Measure of Risk. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 9(37), 110-132. [in Persian] <https://dori.net/dor/20.1001.1.22519165.1397.9.37.6.3>
9. Fu, Z. (2019). *GeoSparkSim: A Scalable Microscopic Road Network Traffic Simulator Based on Apache Spark* (Doctoral dissertation, Arizona State University). p. 186-9. <https://doi.org/10.1109/MDM.2019.00-42>
10. Ghahremani far, J. (2020). Improvement of the efficiency and efficiency of the closed loop supply chain: Whale optimization algorithm and novel priority-based encoding approach. *Journal of Decisions and Operations Research*, 4(4), 299-315. (In Persian). doi: 10.22105/dmor.2020.206930.1132.
11. Hatami, N. M., H. Ebrahimpour, R. (2011). Combining neural networks for stock price prediction. *Macroeconomics Research Letter*, 10.1, 61-80 [in Persian] <https://sid.ir/paper/150908>.
12. Kara, Y., Boyacioglu, M. A., & Baykan, Ö. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange. *Expert systems with Applications*, 38(5), 5311-5319. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.027>
13. Khalifeh, S., Khodashenas, S. R., Esmaili, Kazem, & Khalifeh, V. (2021). Estimation of the type 5 Muskingum nonlinear model parameters in the flood routing with The Harris Hawks Optimization Algorithm (HHO). *Irrigation and Water Engineering*, 11, 128-141. (In Persian). <https://doi.org/10.22125/IWE.2021.128119>
14. Khansa, L., & Liginlal, D. (2011). Predicting stock market returns from malicious attacks: A comparative analysis of vector autoregression and time-delayed neural networks. *Decision Support Systems*, 51(4), 745-759. 10.1016/j.dss.2011.01.010
15. Kumar Chandar S. Stock Price Prediction Based on Technical Indicators with Soft Computing Models. In 2021. p. 685-99. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-51859-2_62
16. Labiad, B., Berrado, A., & Benabbou, L. (2016, October). Machine learning techniques for short term stock movements classification for moroccan stock exchange. In 2016 11th International Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (SITA) (pp. 1-6). *IEEE*. <https://doi.org/10.1109/SITA.2016.7772259>
17. Lahmiri, S., & Boukadoum, M. (2015). Intelligent ensemble forecasting system of stock market fluctuations based on symmetric and asymmetric wavelet functions. *Fluctuation and Noise Letters*, 14(04), 1550033. <https://doi.org/10.1142/S0219477515500339>
18. Liu, H., Li, K., Fu, Q., & Yuan, L. (2021, July). Research on Integrated Navigation Algorithm Based on Radial Basis Function Neural Network. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1961, No. 1, p. 012031). IOP Publishing. doi 10.1088/1742-6596/1961/1/012031
19. Mehrparvar, M. (2019). Analytical review of advantages and disadvantages of using artificial neural network and its application in mathematics and electricity. *Fifth National Conference on Electrical and Mechatronics Engineering*, [in Persian] <https://civilica.com/doc/988640>.
20. Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. *Advances in engineering software*, 95, 51-67. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
21. Moosavi Haghghi, M. H., & Setoudeh, F. (2013). Simulating the Stock Dynamic Behavior in Tehran Stock Exchange. *Journal of Strategic Management Studies*, 4(14), 35-52. (In Persian). <https://sid.ir/paper/181612>
22. Naik, N., & Mohan, B. R. (2020). Intraday stock prediction based on deep neural network. *National Academy Science Letters*, 43(3), 241-246. <http://dx.doi.org/10.1007/s40009-019-00859-1>

23. Nasser, I. M., & Abu-Naser, S. S. (2019). Predicting Tumor Category Using Artificial Neural Networks; 3(2):1-7. <https://www.researchgate.net/publication/331397909>
24. Nazari, R., & Fakhrahmad, M. (2021). Developing an Intrusion Detection System Based on Fuzzy Clustering and Whale Optimization Algorithm. *Journal of Advanced Defense Science and Technology*, 12, 143-158. magiran.com/p2347453[in Persian]
25. Ripon, K. S. N., & Rajon, S. A. (2016, April). Stock market forecast using bio-inspired computing. In 2016 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT) (pp. 523-529). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CoDIT.2016.7593617>
26. Saeedi Masine, H., & Saadat, M. (2021). Path Planning of Mobile Robots using the Artificial Potential Field Method and the Harris Hawks Metaheuristic Algorithm. *Journal of Intelligent Procedures in Electrical Technology*, 12(46), 1-13. [in Persian] <https://sid.ir/paper/394639>.
27. Sina Sharifi, Nasim Monjezi, Negar Hafezi, (2021). Performance of Multilayer Perceptron Neural Network Models and Radial-Based Functions in Estimation of Sugar-cane Crop Yield, *Journal of Agricultural Science and Sustainable Production*, 30(4), 213-228. (In Persian). magiran.com/p2229509.
28. Taroon, G., Tomar, A., Manjunath, C., Balamurugan, M., Ghosh, B., & Krishna, A. V. (2020, November). Employing Deep Learning In Intraday Stock Trading. In 2020 Fifth International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN) (pp. 209-214). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICRCICN50933.2020.9296174>
29. Vatanparast, M., asadi, M., Mohammadi, S., & babaei, A. (2019). Stock price prediction based on LM-BP neural network and over-point estimation by counting time intervals: Evidence from the Stock Exchange. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 10(39), 193-218. [in Persian] <https://www.noormags.ir/view/fa/articlepage/1490127>.
30. Waibel, A., Hanazawa, T., Hinton, G., Shikano, K., & Lang, K. (1989). Phoneme Recognition using Time-Delay Neural Network, *IEEE Trans.* Vol. ASSP-37, (8). <https://doi.org/10.1109/29.21701>
31. Wang, H., Lu, S., & Zhao, J. (2019). Aggregating multiple types of complex data in stock market prediction: A model-independent framework. *Knowledge-Based Systems*, 164, 193-204. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.10.035>
32. Zhang, H., & Mu, J. H. (2021). A Back Propagation Neural Network-Based Method for Intelligent Decision-Making. *Complexity*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/6610797>