Emergency Management, Vol. 14, No. 1, pp: 1-36

Proposing a Model for Feasibility Assessment of Utilizing Artificial Neural Networks Optimized by Metaheuristic Algorithms for Predicting Stock Prices of Companies during Crises in the Tehran Stock Exchange

Masuod Darabi*[1], Mohsen Golsorkh Hagh[2], Asghar Asgharzadeh[3], Aidin Aboutalebi[4]

1. Assist. Prof. Faculty of Passive Defense, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran. (Corresponding Author) masuod.darabi@gmail.com
2. PhD. in Strategic Defense Management, Supreme National Defense University, Tehran, Iran.
3. Assist. Prof. Social Capital Research Institute, Commandery University and AJA Headquarters, Tehran, Iran.
4. PhD. Student, Monetary Economics, Faculty of Economic, Islamic Azad university, Science and Research Branch, Tehran, Iran.

https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23453915.1404.14.1.1.9

Original Paper

Currently, investing in the stock market constitutes a significant portion of the country's economy. Securities are considered a reliable tool for gaining the trust of investors and are associated with various levels of risk. This approach can gather small and dispersed investments that, on their own, cannot be effectively utilized and transform them into substantial financial resources for economic development. In stock markets, price fluctuations are highly sensitive, leading to regular analysis and monitoring of these changes. As a result, stock price prediction has gained significant importance for investors, enabling them to maximize their returns and assisting them in making informed investment decisions. In recent years, modern time-series prediction methods based on artificial intelligence and machine learning have advanced rapidly. Given the high value of this data for investment and stock price prediction, traditional data analysis methods face limitations in effectively learning from it. With technological advancements and the introduction of new techniques, such as neural networks and metaheuristic algorithms, the use of these methods for stock price prediction has seen significant growth. In this study, the capability of various models based on neural networks optimized by two algorithms, Harris Hawk Optimization (HHO) and Honey Badger Algorithm (HBA), in predicting the stock price trends of two companies, Iran Khodro and Isfahan Oil Refinery, in the Tehran Stock Exchange over the next 10 days, is examined. The results of these two algorithms are compared using metrics such as MSE, RMSE, MAE, RSE, and EVS. The findings of this research indicate that the HBA algorithm outperforms the HHO algorithm, with accuracies of 75% and 76% in predicting the stock prices of Iran Khodro and Isfahan Oil Refinery, respectively, compared to the HHO algorithm's accuracies of 73% and 67%.

Keywords:
Stock Price Prediction, Artificial Neural Network, Stock Market, Metaheuristic Optimization Algorithms, Crisis.

OPEN ACCESS

Received: Nov. 10, 2024
Revised: Dec. 6, 2024
Accepted: Jan. 25, 2025

To cite this article:
Darabi, M., Golsorkh Hagh, M., Asgharzadeh, A. and Aboutalebi, A. 2025. Proposing a Model for Feasibility Assessment of Utilizing Artificial Neural Networks Optimized by Metaheuristic Algorithms for Predicting Stock Prices of Companies during Crises in the Tehran Stock Exchange, *Emergency Management*, 14(1), 1-36.
https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23453915.1404.14.1.1.9.

Use your device to scan and read the article online

© The Author(s).
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

مدیریت بحران، دوره ۱۴، شماره ۱، صفحه: ۳۶-۱

ارائه مدلی برای امکان‌سنجی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در بحران‌های بورس اوراق بهادار تهران

مسعود دارابی[*۱]، محسن گل سرخ حق[۲]، اصغر اصغرزاده[۳]، آیدین ابوطالبی[۴]

۱- استادیار، مجتمع دانشگاهی پدافند غیرعامل، دانشگاه مالک اشتر، تهران، ایران (نویسنده مسئول) masuod.darabi@gmail.com
۲- دکترای مدیریت راهبردی دفاعی، دانشگاه عالی دفاع ملی، تهران، ایران
۳- استادیار، مدیریت مالی، پژوهشکده سرمایه اجتماعی، دانشگاه فرماندهی و ستاد آجا، تهران، ایران
۴- دانشجوی دکترای اقتصاد، بخش اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم تحقیقات، تهران، ایران

مقاله پژوهشی
https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23453915.1404.14.1.1.9

چکیده

در حال حاضر، سرمایه‌گذاری در بورس بخش قابل‌توجهی از اقتصاد کشور را شامل می‌شود. اوراق بهادار ابزاری مطمئن برای جذب اعتماد سرمایه‌گذاران به شمار می‌رود و با ریسک‌های متفاوتی همراه است. این بازار قادر است سرمایه‌های کوچک و پراکنده‌ای را که به‌تنهایی قابلیت بهره‌برداری ندارند، جمع‌آوری کرده و از آن‌ها منابع مالی قابل‌توجهی برای توسعه اقتصادی ایجاد کند. در بازارهای بورس، نوسانات قیمت از حساسیت بالایی برخوردار است و این موضوع موجب شده که تغییرات مربوط به این نوسانات به‌طور منظم مورد بررسی و تحلیل قرار گیرد. به همین دلیل، پیش‌بینی قیمت سهام در زمان بحران، برای سرمایه‌گذاران اهمیت زیادی پیداکرده تا بتوانند بیشترین سود ممکن را از سرمایه‌گذاری‌های خود به دست آورند. در سال‌های اخیر و بحران‌های اقتصادی مانند تحریم و سایر موارد، قیمت سهام با نوساناتی همراه بوده است و به دلیل پیش‌بینی دقیق توسط سرمایه‌گذاران در این زمان‌ها، عملکرد کم خطای الگوریتم‌های فرا ابتکاری جدید به‌عنوان روشی نوین مطرح می‌شود. امروزه روش‌های نوین پیش‌بینی سری‌های زمانی بر اساس هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌سرعت پیشرفت کرده‌اند، به‌طوری‌که این داده‌ها برای سرمایه‌گذاری و پیش‌بینی قیمت سهام ارزش زیادی دارند ولی شیوه‌های سنتی تحلیل داده در یادگیری مؤثر از آن‌ها محدودیت دارند. با توسعه فناوری و ورود تکنیک‌های جدید مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری، استفاده ازاین‌روش‌ها در پیش‌بینی قیمت سهام به شکل چشم‌گیری افزایش‌یافته است. در این تحقیق، امکان‌سنجی توانایی مدل‌های مختلف مبتنی بر شبکه‌های عصبی بهینه‌سازی شده توسط دو الگوریتم شاهین هریس (HHO) و الگوریتم گورکن عسل خوار (HBA) در پیش‌بینی روند قیمت سهام در دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان در بحران‌های بازار بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۰ روز آینده مورد بررسی قرارگرفته است و با معیارهای R^2، MSE، $RMSE$، MAE، RSE و EVS نتایج این دو الگوریتم مقایسه شده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که الگوریتم HBA در پیش‌بینی قیمت سهام ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان در طول زمان و بحران‌ها با دقت‌های به ترتیب ۷۵٪ و ۷۶٪ نسبت به الگوریتم HHO با دقت‌های ۷۳٪ و ۶۷٪ برتری دارد.

واژه‌های کلیدی:
پیش‌بینی قیمت سهام، شبکه عصبی مصنوعی، بورس، الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری، بحران

دریافت: ۱۴۰۳/۸/۲۰
اصلاح: ۱۴۰۳/۹/۱۶
پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۶

برای ارجاع به این مقاله به صورت زیر اقدام بفرمایید:
دارابی، م.، گل سرخ حق، م.، اصغرزاده، ا.، ابوطالبی، ا.، ۱۴۰۴، ارائه مدلی برای امکان‌سنجی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در بحران‌های بورس اوراق بهادار تهران. مدیریت بحران، ۱۴(۱)، ۳۶-۱
https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23453915.1404.14.1.1.9

از دستگاه خود برای اسکن و خواندن مقاله به صورت آنلاین استفاده کنید

© The Author(s).
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

۱- مقدمه

در این پژوهش امکان‌سنجی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در بحران‌های بورس اوراق بهادار تهران مورد مطالعه قرارگرفته است و با مقایسه کارایی الگوریتم‌ها در نوسانات قیمتی سالیان اخیر و بحران‌های بورس در تلاش برای معرفی کاراترین الگوریتم برای پیش‌بینی قیمت است. پیش‌بینی قیمت سهام در بورس یکی از فعالیت‌های کلیدی در بازارهای مالی است که برای سرمایه‌گذاران، تحلیل‌گران و کارگزاران اهمیت زیادی دارد. با پیش‌بینی قیمت سهام، سرمایه‌گذاران می‌توانند تصمیم‌های خود را بهتر مدیریت کنند و از ضررهای احتمالی جلوگیری نمایند [۱]. با تحلیل اطلاعات و داده‌های گذشته، پیش‌بینی‌ها به سرمایه‌گذار کمک می‌کنند تا ریسک‌های سرمایه‌گذاری خود را کاهش دهد [۱]. اگر یک سرمایه‌گذار یا معامله‌گر بتواند روند قیمت‌ها را پیش‌بینی کند، می‌تواند در زمان مناسب وارد بازار شود و با خرید سهام در قیمت‌های پایین‌تر و فروش آن در قیمت‌های بالاتر، سود کسب کند [۱]. این پیش‌بینی‌ها می‌توانند در بهره‌برداری از فرصت‌های سودآور بازار بسیار مؤثر باشند. پیش‌بینی قیمت سهام به تحلیل‌گران و مدیران صندوق‌ها کمک می‌کند تا تصمیمات بهتری در تخصیص منابع مالی بگیرند. این امر باعث می‌شود که منابع مالی به شرکت‌ها یا صنایعی اختصاص یابند که بیشترین بازدهی را داشته باشند [۲]. پیش‌بینی قیمت سهام اغلب شامل تحلیل وضعیت مالی و عملکرد شرکت‌ها نیز می‌شود. این امر به تحلیل‌گران و سرمایه‌گذاران امکان می‌دهد تا وضعیت مالی شرکت‌ها را بهتر درک کنند و بر اساس آن تصمیم‌گیری کنند [۲]. با دسترسی به پیش‌بینی‌های قوی‌تر و شفاف‌تر، سرمایه‌گذاران به اطلاعات بیشتری دسترسی پیدا می‌کنند. این امر باعث می‌شود که بازارها شفاف‌تر و منصفانه‌تر باشند و احتمال تقلب و نوسانات ناشی از اطلاعات ناقص کاهش یابد [۳]. درمجموع، پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی (AI) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) یکی از روش‌های پیشرفته و پرکاربرد در تحلیل بازارهای مالی است و این روش‌ها به دلیل توانایی در تحلیل الگوهای پیچیده، استخراج روابط پنهان و پردازش حجم بالای داده‌ها بسیار محبوب شده‌اند، نقش این روش‌ها در دانش‌افزایی و بهبود روش‌های تحلیل، باعث افزایش دقت پیش‌بینی‌ها نسبت به روش‌های سنتی مانند تحلیل تکنیکال و تحلیل بنیادی می‌شود. شرکت‌های مالی از ابزارهای هوشمند برای ارائه پیشنهادهای سرمایه‌گذاری دقیق‌تر به مشتریان استفاده می‌کنند. در رابطه با آموزش و تحقیق توسعه‌دهندگان و پژوهشگران می‌توانند از این روش‌ها برای طراحی مدل‌های جدیدتر و دقیق‌تر استفاده کنند. پیش‌بینی قیمت سهام می‌تواند به افزایش اعتماد و کارایی بازار کمک کند و باعث تصمیم‌گیری بهتر و هوشمندانه‌تر سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران شود. پیش‌بینی قیمت سهام به‌عنوان یک فعالیت پیچیده در زمینه تحلیل سری‌های زمانی مالی شناخته می‌شود [۳]. پیش‌بینی دقیق قیمت سهام می‌تواند منافع قابل‌توجهی را برای سرمایه‌گذاران به ارمغان آورد. با اینکه تلاش‌های زیادی در این راستا صورت گرفته، هنوز موفقیت‌های قابل‌توجهی حاصل نشده است [۴]. به دلیل پیچیدگی داده‌های بازار بورس، ایجاد مدل‌های مؤثر برای این نوع پیش‌بینی کار آسانی نیست [۴]. روش‌های سنتی در شناسایی الگوهای پیچیده و غیرخطی بازار با محدودیت‌هایی مواجه‌اند [۴]. شبکه‌های عصبی به همراه الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری می‌توانند این محدودیت‌ها را رفع کنند و خطای

پیش‌بینی‌ها را کاهش دهند، چراکه این سیستم‌ها توانایی یادگیری و به‌روزرسانی بر اساس تغییرات جدید در داده‌ها را دارند. با توجه به موارد ذکرشده، در این تحقیق به امکان‌سنجی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت دو سهام ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان در بحران‌های بازار بورس تهران، در بازه زمانی ۱۰ روز آینده توسط دو الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری شاهین هریس (HHO) و گورکن عسل خوار (HBA) پرداخته‌شده و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه شده است.

۲- مطالعات پیشین

به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در بورس اوراق بهادار با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، مطالعات داخلی و خارجی زیادی انجام‌شده است که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره‌شده است.

عادل آذر و همکاران (۱۳۸۵) با بهره‌گیری از سه رویکرد، شامل روش‌های کلاسیک، هوش مصنوعی و مدل ترکیبی، شاخص قیمت سهام را پیش‌بینی کردند. در ابتدا، عملکرد روش‌های کلاسیک مانند هموارسازی نمایی، تحلیل روند و مدل ARIMA و همچنین تکنیک‌های هوش مصنوعی ازجمله شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی ارزیابی شد. سپس، در مرحله سوم، مدل ترکیبی از ARIMA و شبکه‌های عصبی فازی طراحی و بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی دارد [۵].

مرادزاده فرد و همکاران(۱۳۹۳) با استفاده از ترکیب روش‌های هوش مصنوعی شامل شبکه‌های عصبی – فازی و الگوریتم ژنتیک و مدل خطی ARIMAبه پیش‌بینی قیمت سهام (بورس اوراق بهادار تهران – شرکت ایران‌خودرو) پرداختند. هدف آن‌ها رسیدن به این پاسخ است که آیا می‌توان با استفاده از ترکیب روش‌های هوش مصنوعی مدلی ایجاد نمود که نسبت به سایر روش‌های خطی و غیرخطی پیش‌بینی قیمت سهام را با میزان خطای کمتری انجام دهد. نتایج تحقیق آن‌ها با توجه به معیارهای MSE, MAPE, MAE, R نشان از برتری مدل ترکیبی نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی دارد [۶].

صالحی و همکاران(۱۳۹۵) تغییرات شاخص قیمت سهام صنعت بانک‌ها و مؤسسات مالی بورس تهران را برای سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۲ با بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوش مصنوعی بررسی کردند. در این پژوهش، با استفاده از مطالعات پیشین، ۴۸ متغیر مؤثر بر قیمت سهام شناسایی و به‌عنوان ورودی الگوریتم PSO انتخاب شد. الگوریتم PSO ترکیب بهینه‌ای از متغیرهای مؤثر را تعیین کرد و درنهایت ۱۰ متغیر به‌عنوان مهم‌ترین عوامل گزینش شدند. این متغیرها شامل نسبت‌های حسابداری به‌عنوان متغیر مستقل و قیمت سهام به‌عنوان متغیر وابسته بودند. نتایج تحقیق نشان داد که الگوریتم‌های مورد استفاده، توان بالایی در پیش‌بینی شاخص سهام بورس تهران دارند و الگوریتم ANFIS عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها از خود نشان داد [۷].

سارنج و همکاران(۱۳۹۷) به بررسی رفتار قیمت سهام پرداختند و یک مدل ترکیبی از شبکه عصبی و تبدیل موجک را پیشنهاد کردند. در این مدل، الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی تابع پایه تبدیل موجک و افزایش کارایی آن به کار گرفته‌شده است. داده‌های استفاده‌شده در این پژوهش شامل داده‌های روزانه از تاریخ ۱۳۹۱/۰۲/۰۲ تا ۱۳۹۶/۰۱/۳۰ است. نتایج نشان داد که این روش با یافتن تابع پایه‌ای هماهنگ با ویژگی‌های ذاتی سری زمانی، دقت پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد و خطای پیش‌بینی را در مقایسه با مدل شبکه عصبی و مدل ترکیبی شبکه عصبی

و تبدیل موجک کاهش می‌دهد [۸].

وقفی(۱۳۹۸) به بررسی نقش الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس تهران با بهره‌گیری از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری پرداخت. این پژوهش با تحلیل داده‌های ۱۴۸۸ شرکت از سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۵، به بومی‌سازی روشی برای شناسایی شرکت‌های دارای بحران مالی در سه سطح پرداخته است. درنهایت، با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مانند ماشین بردار پشتیبان با کرنل گوسی و الگوریتم چاید، ورشکستگی مالی در سال‌های آتی و دو سال آینده با استفاده از متغیرهای کلان و حسابداری پیش‌بینی شد. از جنبه‌های نوآورانه این تحقیق، بومی‌سازی مدل‌های ورشکستگی برای ایران با استفاده از ترکیبی از مدل‌های بین‌المللی و ایرانی و کاربرد هم‌زمان متغیرهای اقتصادی و حسابداری است. نتایج نشان می‌دهد که تورم و ریسک مالی تأثیر مستقیم و نسبت مدیران غیرموظف، بازده سالانه سهام و نسبت وجه نقد عملیاتی تأثیر معکوس بر ورشکستگی دارند. همچنین، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با کرنل گوسی دقت بیشتری نسبت به الگوریتم چاید در پیش‌بینی ورشکستگی نشان داده است [۹].

پاشایی و همکاران(۱۳۹۹) در تحقیق خود بازار سهام تهران را به‌عنوان یک بازار واقعی بررسی کردند. برای پیش‌بینی شاخص کل سهام تهران، از مدل‌های هوشمند غیرخطی مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه عصبی فازی (ANFIS)بهره بردند و عملکرد آن‌ها را با مدل‌های خطی کلاسیک ARIMA) و (SARIMAمقایسه کردند. علاوه بر شاخص کل، داده‌های تأثیرگذاری مانند قیمت دلار، طلا، نفت، شاخص صنعت، شاخص ارز شناور و شاخص بازار اول و دوم طی پنج سال اخیر نیز مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های انتخابی به‌عنوان ورودی به مدل‌های ANN و ANFIS وارد شدند، به‌طوری‌که با استفاده از معیارهای تابع اطلاعات مشترک (MI)و ضریب همبستگی خطی(CC) ، ویژگی‌های مؤثر بر شاخص کل شناسایی و داده‌های نامرتبط حذف شدند. مقایسه این مدل‌ها بر اساس معیارهای برازش نشان داد که انتخاب ویژگی‌ها با روش‌های MI و CC دقت پیش‌بینی شاخص را در هر دو مدل ANFIS و ANN تا ۵۵٪ بر اساس معیار ارزیابی Nash-Sutcliffe افزایش می‌دهد. همچنین، ANFISدر هر پنج معیار ارزیابی عملکرد بهتری نسبت به ANN دارد [۱۰].

رجب‌زاده و همکاران(۱۴۰۰) با استفاده از رویکرد هوش مصنوعی به تحلیل عوامل مؤثر بر نقدینگی و پیش‌بینی نقدینگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس تهران پرداختند. برای این منظور، اطلاعات مالی ۱۳۸ شرکت از سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ برای آزمون فرضیات پژوهش گردآوری شد. در این تحقیق، نسبت وجه نقد عملیاتی به‌عنوان متغیر وابسته (نقدینگی) و شاخص‌های مالی به‌عنوان متغیرهای مستقل اولیه انتخاب شدند. نتایج نشان داد که معیارهایی مانند بازده دارایی‌ها، کیو توبین، نسبت سرمایه در گردش، حاشیه سود عملیاتی و سود تقسیمی تأثیر بیشتری بر نقدینگی دارند و رویکرد هوش مصنوعی لاسو توانایی بالایی در پیش‌بینی نقدینگی شرکت‌های بورس تهران دارد [۱۱].

حیدری و همکاران(۱۴۰۱) با بهره‌گیری از مدل‌های گوناگون یادگیری ماشین به پیش‌بینی روند قیمت سهام در بورس تهران پرداختند. داده‌های مربوط به ۱۵۰ شرکت بزرگ از سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۹ گردآوری شد و با تنظیم دقیق مدل‌های یادگیری ماشین برای هر سهم، پیش‌بینی قیمت‌ها و ارزیابی دقت مدل‌ها انجام و مقایسه‌ای بین آن‌ها صورت گرفت. در این

روش‌ها، داده‌ها بـه دو بخـش یـادگیری و آزمـون تقسیم شـدند. مـدل‌هـای مـورد اسـتفاده شـامل مدل‌های خطی، مدل‌های خود همبسـته، جنگـل تصادفی و شبکه‌های عصبی بودنـد. نتـایج نشـان می‌دهد که مدل‌های یادگیری عمیق، دقت بهتری در پیش‌بینی روند کوتاه‌مدت قیمت‌ها دارنـد (۷۰ تا ۸۰ درصد) و مدل‌هـای یـادگیری کـم‌عمـق از دقت بالایی برخوردارند. همچنین، اکثر مدل‌ها در پیش‌بینی روندهای منفی عملکـرد بهتـری نشـان دادند [۱۲].

مصری، جعفر؛ محمدرضا شهرکی (۱۴۰۱) در شناسـایی و گـروه‌بنـدی ریسـک‌هـای احـداث واحدهای صنعتی به‌وسـیله روش دلفـی و شـبکه عصبی مصنوعی خود سازمانده، با استفاده از روش دلفی با کمـک خبرگـان و اسـاتید دانشـگاه در ۳ سطح از ۴۰ ریسک مـورد بررسـی ۲۱ ریسـک را انتخاب کردند. سپس با توجـه بـه نظـر خبرگـان، اسـاتید و مصـاحبه‌هـای عوامـل اجرایـی سـاخت کارخانه تراورس تمامی عوامـل ریسـک در مـورد احتمال وقوع و شدت تأثیر ریسک از صفر تـا ۱۰ امتیازدهی کردند. سپس با بهـره‌گیـری از شـبکه عصبی خود سازمانده کوهونن در برنامه نرم‌افزاری MATLAB، ریسک‌ها گروه‌بندی و نتایج خروجی شبکه عصبی مشخص شد و با توجـه بـه ۵ گـروه طبقه‌بندی کـه مشـخص‌شـده بـود، ریسـک‌هـای قرارگرفته در گروه ۴ ازلحاظ میزان اهمیـت بـین ۶۰ تا ۸۰ درصد اهمیت را به خود اختصاص داده بودند که می‌توان با طرح و بررسی این موضوع در احداث واحدهای صـنعتی تـازه در کشـور میـزان ریسک احداث این‌گونـه واحـدهای صـنعتی را در کشور به میزان زیادی کاهش داد [۱۳].

خضـرلو، آرام؛ (۱۴۰۲) در تحلیـل فضـایی آسیب‌پذیری محلات شهر سلماس در برابر زلزلـه مبتنی بر روش Fuzzy WASPASS در نـرم‌افـزار متلـب، در تحقیقـی بـا هـدف تحلیـل فضـایی آسیب‌پذیری محلات شهر سلماس در برابر زلزلـه با رویکرد پدافند غیرعامـل، بـرای نیـل بـه هـدف تحقیق تعداد ۱۲ شاخص انتخاب و بر اساس توابع فازی در نرم‌افزار GIS استانداردسازی انجام‌شده و برای نمایش آسـیب‌پـذیری در محـلات ۱۳ گانـه شـهر سـلماس نیـز از روش WASPAS بهـره گرفته‌شده و داده‌های آن در نرم‌افزار MATLAB تحلیل‌شده است. نتـایج بیـانگر آن بـوده کـه ۱۶ درصـد از محـدوده شـهر سـلماس در پهنـه آسـیب‌پـذیری خیلـی کـم، ۳۳ درصـد در پهنـه آسیب‌پذیری کم، ۲۹ درصد در پهنه آسیب‌پذیری متوسط، ۱۹ درصد در پهنه آسیب‌پذیری زیاد و ۳ درصد در پهنه آسیب‌پذیری خیلی زیاد قرارگرفته بود. هم‌چنین کم‌ترین میزان آسیب‌پذیری مربوط به محله ۱۰ و بیش‌ترین میزان آسیب‌پـذیری بـه محله ۱۳ مربوط بوده است [۱۴].

مزرعه، مسعود؛ محمد حقیقی و لـیلا آنـدرواژ (۱۴۰۳) در پژوهشی برای جذب سـرمایه‌گـذاری ترکیبـی در راسـتای رونـق کسـب‌وکـار و رشـد اقتصادی در مناطق آزاد تجـاری بـرای مقابلـه بـا بحران اقتصادی ناشی از شـرایط تحـریم و جنـگ اقتصـادی انجـام‌شـده اسـت. پـس از جمـع‌آوری داده‌ها اقدام به آزمون مدل در نرم‌افزار لیزرل شده است. مدل پارادایمی جذب سرمایه‌گذاری ترکیبی دارای چند بعد اصلی اسـت کـه هرکـدام، ابعـاد و مقولات خردتری را شامل می‌شوند. به‌عبارت‌دیگر نتایج حاکی از این بوده است کـه مقولـه مرکـزی «سـرمایه‌گـذاری ترکیبـی بـه‌مثابـه پدیـده‌ای چندبعدی» بوده و در سطح اطمینـان ۹۵ درصـد بین مقوله مرکزی جذب سرمایه‌گذاری ترکیبـی و ابعاد آن با پیامدهای احصاءشده به‌صورت فرایندی رابطه معنـادار و مثبـت وجـود دارد، نتـایج مـدل احصا شده پژوهش در سطح اطمینان ۹۵ درصـد مورد تائید قرار می‌گیرد [۱۵].

مینتاریا و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش خـود به پیش‌بینـی بـازار سـهام بـه مـدت طـولانی بـا استفاده از روش‌های سنتی با تحلیـل جنبـه‌هـای

بنیـادی و تکنیکـی پرداختنـد. بـا اسـتفاده از یـادگیری ماشـین، پـیش‌بینـی‌هـای بـازار سـهام آسان‌تر و دقیق‌تر شـده‌انـد. در ایـن مطالعـه، بـه بررسی آثار مرتبط با رویکردهای یادگیری ماشین در پیش‌بینی بازار سهام پرداخته‌شده است. بـرای این منظور، یک مرور سیستماتیک ادبیـات انجـام شد و ۳۰ مطالعه در زمینه رویکردها و مـدل‌هـای یـادگیری ماشـین در پـیش‌بینـی بـازار سـهام بررسی‌شده است. رویکردهای مورد استفاده شامل شبکه‌های عصبی و ماشـین‌هـای بـردار پشـتیبان بـود. نتیجـه ایـن مطالعـه نشـان مـی‌دهـد کـه شبکه‌های عصبی بیشترین کاربرد را دارند [۲].

مقبول و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیـق خـود، مدلی مبتنی بر یادگیری ماشین ارائه کردنـد کـه در آن از اخبار مالی به همـراه داده‌هـای تـاریخی قیمت سهام بـرای پـیش‌بینـی قیمـت‌هـای آتـی استفاده مـی‌شـود. سـه الگـوریتم بـرای محاسـبه نمرات احساسی مختلف به‌کاررفته و ترکیـب‌هـای متفاوتی از آن‌ها برای درک تأثیر اخبـار مـالی بـر قیمت سهام بررسی‌شده است. آزمـایش‌هـایی بـر روی داده‌های تاریخی قیمت سـهام بـه مـدت ده سال و اخبار مـالی چهـار شـرکت از بخـش‌هـای مختلف انجام‌شده تـا رونـدهای روز بعـد و هفتـه آینده پیش‌بینـی شـود و معیارهـای دقـت بـرای دوره‌های ۱۰، ۳۰ و ۱۰۰ روز بررسی‌شـده اسـت. مدل پیشنهادی توانسته دقت ۰,۹۰ را برای هر دو روند و روندهای آینده در دوره ۱۰ روزه بـه‌دسـت آورد. همچنـین، آزمـایش‌هـایی بـرای بررسـی دشواری پیش‌بینی برخـی سـهام انجـام‌شـده کـه نشان می‌دهد پیش‌بینی سهام شرکت تاتا موتـورز بالاترین MAPE را دارد و لذا بیشتر از پیش‌بینـی واقعی انحراف دارد [۱۶].

سریواسـتاوا و همکـاران (۲۰۲۳) در پـژوهش خود به ارائه مدلی برای پیش‌بینـی بـرای حرکـت بازار سهام هند در آینده نزدیک پیشنهاد کرده‌اند که از داده‌های تـاریخی شـرکت‌هـای موجـود در شاخص nifty 50 و برخـی شـاخص‌هـای مـالی و اجتماعی مانند اخبار مالی و توییت‌های مرتبط بـا سهام استفاده مـی‌کنـد. پـس از پـیش‌پـردازش و نرمـال‌سـازی، الگـوریتم‌هـای مختلـف یـادگیری ماشین مانندLSTM ، ماشین‌های بردار پشـتیبان، نزدیـک‌تـرین همسـایگی، جنگـل تصـادفی و رگرسیون تقویت گرادیان بـر روی ایـن داده‌هـای زمانی اعمال‌شده‌اند تا دقت بهتری کسـب شـود و خطای RMSE کاهش یابد. ایـن مـدل مـی‌توانـد خسارات عمده را برای سرمایه‌گذارانی که در بازار سـهام سـرمایه‌گـذاری مـی‌کننـد، کـاهش دهـد. همچنین، شاخص‌های اجتماعی بیـنش مناسـبی برای پیش‌بینی برای بازار سـهام ارائـه مـی‌دهنـد. شـبکه LSTM از قیمـت‌هـای پایـانی تـاریخی، توییت‌ها و حجم معاملات استفاده می‌کند [۱۷].

سونکاوده و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیق خود الگوریتم‌هایی مانند الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظـارت‌شـده و غیـر نظـارت‌شـده، الگـوریتم‌هـای تجمیـع، الگـوریتم‌هـای تحلیـل سـری زمـانی و الگوریتم‌های یادگیری عمیق را بـرای پـیش‌بینـی قیمت سهام و حـل مسـائل طبقـه‌بنـدی بررسـی می‌کنند. سهم‌های این مقاله مروری به شرح زیـر است: (الف) توصیف مدل‌های یادگیری ماشـین و یادگیری عمیق مورد استفاده در بخش مالی؛ (ب) ارائه یک چارچوب عمومی برای پیش‌بینی قیمـت سهام و طبقه‌بندی؛ و (ج) پیاده‌سـازی یـک مـدل تجمیـع—"جنگـل تصـادفی + XG-Boost + LSTM"—بـرای پـیش‌بینـی قیمـت سـهام TAINIWALCHمو AGROPHOS و انجـام یـک تحلیـل مقایسـه‌ای بـا مـدل‌هـای محبـوب یادگیری ماشین و یادگیری عمیق. در پایـان ایـن مقاله، تأکید مـی‌شـود کـه پژوهشـگران بایـد بـه کاوش در زمینه‌های جدیـد بـرای حـل مشـکلات حرکتی قیمت با استفاده از تکنیک‌هـای تجمیـع ادامه دهند. مدل‌های پـیش‌بینـی سـهام بایـد بـا تنظیمات مناسب هایپر پارامترها بهبـود یابنـد تـا

به‌عنوان مدل‌های دقیق پیش‌بینی قیمت سهام عمل کنند. بازرگانان و مشاوران سرمایه‌گذاری می‌توانند از مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به‌عنوان شاخص‌های تأییدی اضافی برای حمایت از تصمیمات خود استفاده کنند و نباید تصمیمات فقط به روش‌های پیش‌بینی قیمت مبتنی بر هوش مصنوعی وابسته باشند. علاوه بر تکنیک‌های پیش‌بینی سهام، پژوهشگران در آینده می‌توانند مطالعات خود را به مدیریت سبد سرمایه‌گذاری، طراحی استراتژی‌های معاملاتی و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری گسترش دهند [۱۸].

آییلدیز و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهش خود به مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف در پیش‌بینی برای حرکت شاخص‌های بازار سهام کشورهای توسعه‌یافته و تعیین بهترین الگوریتم پرداختند. شاخص‌هایی همچون) NYSE 100 آمریکا(،) NIKKEI 225 ژاپن(،) FTSE 100 انگلستان(،) CAC 40 فرانسه(،) DAX 30 آلمان(،) FTSE MIBایتالیا) و) TSX کانادا) با الگوریتم‌هایی مانند درخت تصمیم، جنگل تصادفی، نزدیک‌ترین همسایه، بیز ساده، رگرسیون لجستیک، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شدند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی برای شاخص‌های100 NYSE ، FTSE 100، DAX 30 و FTSE MIB و رگرسیون لجستیک برای شاخص‌های225 NIKKEI ، CAC 40و TSX بهترین عملکرد را داشتند. همچنین، شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان بهترین الگوریتم با دقت پیش‌بینی بالاتر از ۷۰ درصد برای تمامی شاخص‌ها شناخته شد [۱].

آجیگا و همکاران (۲۰۲۴) به‌مرور تکنیک‌های یادگیری ماشین (ML) برای پیش‌بینی بازار سهام پرداختند. این مقاله مروری جامع بر مدل‌های مختلف ML در پیش‌بینی بازار سهام ارائه می‌دهد و به بررسی روش‌ها و دقت آن‌ها در پیش‌بینی روندهای بازار می‌پردازد. ابتدا مدل‌های سنتی سری زمانی مانند ARIMA و MACD و محدودیت‌های آن‌ها در شناسایی الگوهای پیچیده مالی بررسی می‌شوند. سپس، مدل‌های پیشرفته‌تری چون ماشین بردار پشتیبان(SVM) ، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و روش‌های ترکیبی مثل جنگل تصادفی و تقویت گرادیانی مورد بحث قرار می‌گیرند. مقاله به اهمیت انتخاب ویژگی و مهندسی آن در بهبود دقت پیش‌بینی MLپرداخته و تأثیر مجموعه ویژگی‌هایی مانند شاخص‌های مالی، متغیرهای اقتصادی کلان، تحلیل احساسات، اخبار و داده‌های شبکه‌های اجتماعی را تحلیل می‌کند. همچنین، به بررسی استفاده از شاخص‌های فنی و منابع داده جایگزین به‌منظور تقویت مدل پرداخته‌شده و دقت مدل‌ها با معیارهایی چون خطای مطلق میانگین (MAE)، خطای میانگین مربعات (MSE) و نرخ دقت مقایسه می‌شود. این مقاله مروری، چالش‌ها و فرصت‌های پیش‌رو برای بهبود دقت در پیش‌بینی‌های بازار را به‌طور جامع بررسی کرده و بینش‌های ارزشمندی برای محققان، فعالان و سرمایه‌گذاران ارائه می‌دهد [۱۹].

فوک و همکاران(۲۰۲۴) در پژوهش خود به پیش‌بینی روند قیمت سهام در ویتنام با استفاده از الگوریتم حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM) و شاخص‌های تحلیل تکنیکال شامل میانگین متحرک ساده(SMA) ، میانگین متحرک همگرایی-واگرایی (MACD) و شاخص قدرت نسبی (RSI) بر اساس داده‌های VN-Index و VN-30پرداختند. نتایج نشان داد مدل پیش‌بینی برای بیشتر داده‌های سهام با دقت بالای ۹۳٪ عمل می‌کند. این یافته‌ها مناسب بودن مدل LSTMرا در تحلیل و پیش‌بینی حرکات قیمت سهام نشان می‌دهد [۲۰].

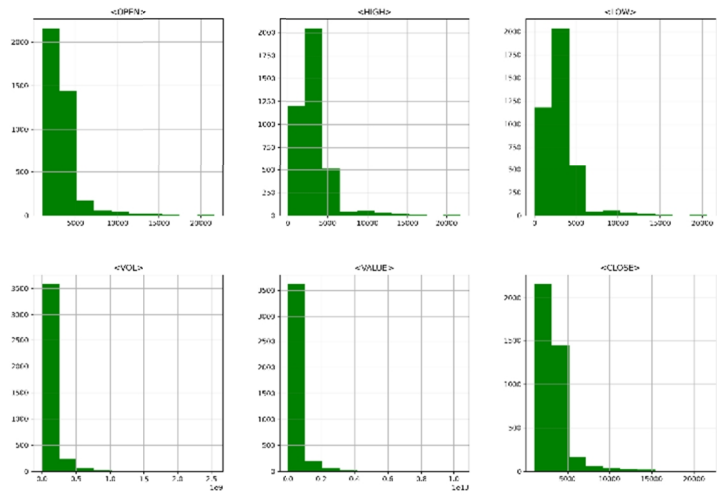
جین و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهش خود یک تحلیل جامع از روندها و جهت‌گیری‌های آینده

نشان می‌دهند که یادگیری ماشین چگونه پیش‌بینی بازار سهام را متحول کرده است. این مقاله پژوهش‌های ۲۰ سال اخیر در مورد کاربردهای یادگیری ماشین در پیش‌بینی بازار سهام را به‌طور منظم مرور کرده و مقالات را به چهار دسته شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان، الگوریتم‌های ژنتیک به همراه سایر روش‌ها و روش‌های ترکیبی یا جایگزین تقسیم‌بندی کرده است. هر دسته برای شناسایی روندها، دیدگاه‌های مختلف، محدودیت‌ها و نیازهای تحقیقاتی بیشتر بررسی‌شده است. نتایج این بررسی تحلیل‌های ارزشمندی ارائه داده و پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده در این حوزه رو به رشد مطرح می‌کند [۴].

سوی و همکاران (۲۰۲۴) در مطالعه خود بر بهبود پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران خُرد با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین بر اساس داده‌های بازار بورس پرداختند. آن‌ها از یک روش جامع شامل پیش‌پردازش داده‌ها برای مدیریت مقادیر گمشده و داده‌های پرت، مهندسی ویژگی، اعتبارسنجی متقابل و تنظیم پارامترها استفاده کردند. تکنیک‌های به‌کاررفته شامل شبکه‌های عصبی عمیق Keras، LightGBM، LSTM، GRU و رگرسیون خطی بوده است. مدل ترکیبی پیشنهادی آن‌ها که مدل‌های سری زمانی و یادگیری عمیق را ترکیب می‌کند، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های فردی نشان می‌دهد. این ادغام روش‌ها منجر به بهبود قابل‌توجهی در دقت پیش‌بینی می‌شود و راه‌حلی قوی برای سرمایه‌گذاران خُرد فراهم می‌کند [۲۱].

جدول ۱- مقادیر آمار توصیفی ویژگی‌های مجموعه داده قیمت سهام ایران‌خودرو

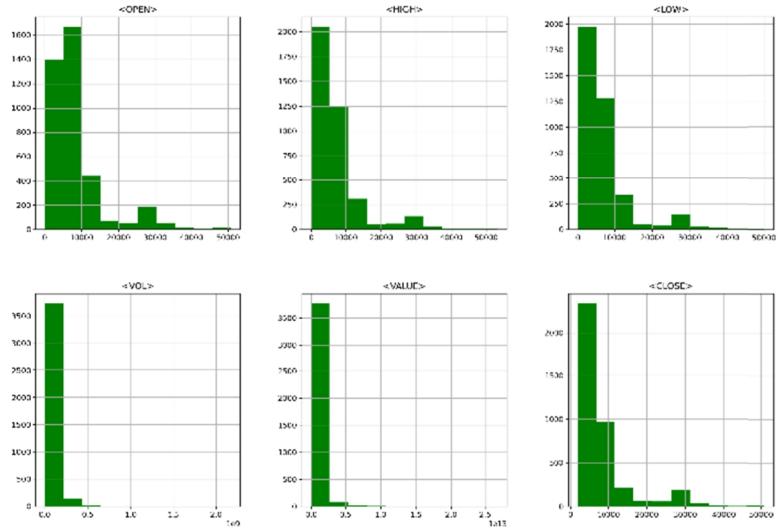
variables	Open	High	Low	Volume	Value	Close
count	3938	3938	3938	3938	3938	3938
mean	3327.37	3106.36	2981.56	67455584.07	281272841104.41	3333.11
std	2185.17	2364.09	2249.55	162416451.78	741677191465.65	2204.04
min	1040.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1040.00
25%	2064.00	1798.25	1750.00	436748.50	847586400.25	2064.00
50%	2914.00	2819.50	2720.00	2571860.00	7620094484.50	2914.00
75%	3975.00	3996.50	3833.00	30536023.50	186750000000.00	3976.50
max	21582.00	21750.00	20600.00	2540260831.00	10400000000000.00	21582.00



شکل ۱- هیستوگرام متغیرهای موجود در مجموعه داده قیمت سهام ایران‌خودرو

جدول ۲- مقادیر آمار توصیفی ویژگی‌های مجموعه داده قیمت سهام پالایش نفت اصفهان

variables	Open	High	Low	Volume	Value	Close
count	3899	3899	3899	3899	3899	3899
mean	8433.80	6644.67	6421.02	40651581.41	448725371147.83	8443.92
std	7304.50	7498.25	7196.23	88911415.82	14546191390 61.31	7307.13
min	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1911.00
25%	4517.00	2621.50	2530.50	121064.00	567397383.00	4518.50
50%	5790.00	5073.00	4942.00	4199784.00	21912883652.00	5800.00
75%	9751.00	7844.00	7590.00	43253519.00	315719500000.00	9751.00
max	50680.00	53210.00	49990.00	2171454496.00	26760400000000.00	50680.00



شکل ۲- هیستوگرام متغیرهای موجود در مجموعه داده قیمت سهام پالایش نفت اصفهان

۳- مواد و روش‌ها

در این بخش ابتدا به معرفی مجموعه داده‌های مورد استفاده در این پژوهش پرداخته می‌شود، سپس روش یادگیری ماشین شبکه عصبی مصنوعی و دو الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری شاهین هریس (HHO) و گورکن عسل خوار (HBA)به‌منظور بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده در این مطالعه شرح داده می‌شود.

۳-۱- مجموعه داده‌های مورد استفاده و آماده‌سازی داده‌ها

در این تحقیق از دو مجموعه داده مربوط به شرکت‌های ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان که در بورس ارائه‌شده استفاده‌شده است. مجموعه داده‌ی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو مورد استفاده در این تحقیق مربوط به یک دوره‌ی ۱۷ ساله از ۲۳ دسامبر ۲۰۰۶ تا ۳۰ اکتبر ۲۰۲۴ جمع‌آوری و مورد استفاده قرارگرفته است. این مجموعه داده شامل ۳۹۳۸ نمونه و ۶ متغیر است. متغیرهای قیمت سهام ایران‌خودرو در هنگام باز شدن[1]، قیمت بالایی[2]، قیمت پایینی[3]، حجم معاملات[4] و ارزش بازار[5] به‌عنوان متغیرهای ورودی و متغیر قیمت نهایی سهام ایران‌خودرو[6] به‌عنوان متغیر خروجی در نظر گرفته‌شده است.

مقادیر آمار توصیفی متغیرهای مجموعه داده‌های قیمت سهام ایران‌خودرو در جدول ۱ نمایش داده‌شده است. همچنین شکل ۱ هیستوگرام نحوه پراکندگی متغیرهای موجود در این مجموعه داده را نمایش می‌دهد.

[1] Open
[2] High
[3] Low
[4] Volume
[5] Value
[6] Close

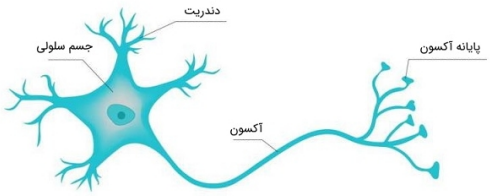
مجموعه داده‌ی قیمت سهام پالایش نفت اصفهان مورد استفاده در این تحقیق مربوط به یک دوره‌ی ۱۶ ساله از ۲۹ ژوئن ۲۰۰۸ تا ۳۰ اکتبر ۲۰۲۴ جمع‌آوری و مورد استفاده قرارگرفته است. این مجموعه داده شامل ۳۸۹۹ نمونه و ۶ متغیر می‌باشند. متغیرهای قیمت سهام پالایش نفت اصفهان در هنگام باز شدن، قیمت بالایی سهام، قیمت پایینی سهام، حجم معاملات و ارزش بازار به‌عنوان متغیرهای ورودی و متغیر قیمت نهایی سهام پالایش نفت اصفهان به‌عنوان متغیر خروجی در نظر گرفته‌شده است.

مقادیر آمار توصیفی متغیرهای مجموعه داده‌های قیمت سهام پالایش نفت اصفهان در جدول ۲ نمایش داده‌شده است. همچنین شکل ۲ هیستوگرام نحوه پراکندگی متغیرهای موجود در این مجموعه داده را نمایش می‌دهد.

مقادیر آمار توصیفی متغیرهای مجموعه داده‌های قیمت سهام پالایش نفت اصفهان در جدول ۲ نمایش داده‌شده است. همچنین شکل ۲ هیستوگرام نحوه پراکندگی متغیرهای موجود در این مجموعه داده را نمایش می‌دهد.

۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از تعداد زیادی واحد پردازشی متصل‌به‌هم تشکیل‌شده‌اند که به آنها نورون می‌گویند و همانند نورون‌های مغز انسان به‌صورت هماهنگ برای حل مسائل عمل می‌کنند. این نورون‌ها با هم ارتباط دارند و این ارتباط، عملکرد شبکه را تعیین می‌کند. در شبکه‌های عصبی با بهره‌گیری از دانش برنامه‌نویسی، ساختاری ایجاد می‌شود که می‌تواند نقش نورون را ایفا کند و سپس با اتصال گره‌ها به یکدیگر و اعمال الگوریتم‌های یادگیری، آموزش داده می‌شود. این شبکه‌ها با استفاده از مثال‌ها به‌طور مشابه با انسان آموزش می‌بینند [۲۲]. به‌طورکلی، شبکه‌های عصبی سه لایه دارند: [۲۳]. لایه ورودی که داده‌های اولیه را دریافت می‌کند، لایه‌های پنهان که با ورودی‌ها و وزن‌های ارتباطی کار می‌کنند و مشخص می‌کنند کدام واحد فعال شود و لایه خروجی که عملکرد آن به فعالیت واحدهای پنهان و وزن‌های ارتباطی وابسته است.[۲۳].



شکل ۳- ویژگی‌های اصلی یک نورون زیستی [۲۴]

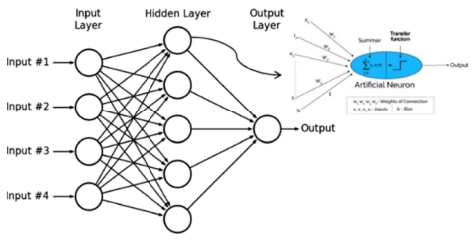
در یک شبکه عصبی مصنوعی، نورون m اطلاعات ورودی خود را از طریق گره‌های ورودی Ii دریافت می‌کند. پیش از اینکه این اطلاعات به هسته اصلی نورون برسند، به هر ورودی وزنی اعمال می‌شود، به این معنا که مقدار هر ورودی در Wim ضرب می‌شود. سپس این مقادیر با هم جمع شده و به‌عنوان ورودی کل به نورون انتقال داده می‌شود. در برخی موارد، مقدار ثابتی به نام بایاس نیز به این ورودی‌ها افزوده می‌شود که میزان آن برابر با b است. با در نظر گرفتن وزن بایاس، مقدار نهایی ورودی به نورون طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود [۲۵].

$$U_m = \sum_{i=1}^{n} I_i W_{i,m} + b_m \quad (۱)$$

در گام بعدی، یک تابع به نام تابع فعال‌سازی که اغلب غیرخطی است، بر روی مقدار حاصل از مجموع در مرحله قبل اعمال می‌شود و مقدار خروجی نورون با استفاده از این تابع به‌دست می‌آید [۲۵].

$$O_m = f(\sum_{i=1}^{n} I_i W_{i,m} + b_m) \quad (۳)$$

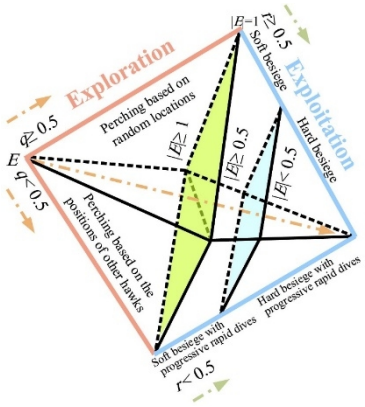
هـدف از اسـتفاده از ایـن تـابع، محـدود کـردن خروجی به یک دامنه مشخص است. به‌بیان‌دیگـر، بـاوجوداین تـابع، خروجـی نـورون در برابـر ورودی‌های با مقادیر بسیار کوچک یا بسیار بزرگ از محدوده تعیین‌شده فراتر نمی‌رود [۲۵]. شـکل ۴ سـاختار و نحـوه عملکـرد یـک شـبکه عصـبی مصنوعی را نشان می‌دهد.



شکل ۴- ساختار کلی یک شبکه عصبی سه لایه و شیوه پردازش اطلاعات در نورون [۲۴]

۳-۳- الگوریتم شاهین هریس

الگـوریتم شـاهین هـریس[1] (HHO) یکـی از الگوریتم‌های بهینه‌سـازی مبتنـی بـر جمعیـت و الهام گرفته از طبیعت اسـت کـه در سـال ۲۰۱۹ توسط حیدری و همکاران معرفی شـد [۲۶]. ایـن الگوریتم رفتار گروهی و شیوه شکار شـاهین‌هـای هـریس کـه بـه نام یورش غافلگیرانـه شناختـه می‌شود را شبیه‌سازی می‌کند، جایی که شاهین‌ها بـا همـاهنگی، طعمـه خـود را از جهـات مختلـف غافلگیر می‌کنند. HHO با توجه بـه رفتـار پویـا و متنوع شاهین‌هـا در شـکار، الگوهـای متنـوعی از تعقیب و حمله را ارائه می‌دهد که به آن‌ها امکـان می‌دهد در شرایط مختلف، راه‌حـل‌هـای بهینـه را پیـدا کننـد. در ایـن بخـش، مراحـل اکتشـاف و بهـره‌بـرداری در الگـوریتم HHO بـا اسـتفاده از روش‌های گوناگون برای شناسایی طعمـه، حملـه ناگهانی و استراتژی‌های شکار مدل‌سازی می‌شـود [۲۶]. شـکل ۵، تمـامی گـام‌هـای موجـود در الگوریتم HHO را به تصویر می‌کشد.



شکل ۵- فازهای مختلف الگوریتم HHO [۲۶]

۳-۳-۱- فاز اکتشاف

شاهین‌های هریس با تکیـه بـر دیـد قـوی خـود طعمه را جستجو می‌کنند، اما گاهی نیاز به انتظار و نظـارت بـر محـیط دارنـد. در الگـوریتم HHO، شـاهین‌هـا بـه‌عنـوان راه‌حـل‌هـای کاندیـد قـرار می‌گیرند و بهترین راه‌حل در هر مرحله به‌عنـوان طعمه یا جواب تقریبی بهینـه انتخـاب مـی‌شـود. شاهین‌ها به‌صـورت تصـادفی در منـاطق مختلـف پراکنده‌شده و با دو استراتژی طعمـه را شناسـایی می‌کننـد: در اسـتراتژی اول موقعیـت خـود را بـر اسـاس موقعیـت اعضـای گـروه و طعمـه تنظـیم مـی‌کننـد کـه در رابطـه (۳)، بـا شـرط نمـایش داده‌شده و در استراتژی دوم، بـه‌صـورت تصـادفی روی درختان نزدیک گروه مستقر می‌شوند که در رابطه (۳) بـا شـرط $q \geq 0.5$ نمـایش داده‌شـده است [۲۶].

(۳)

$$X(t+1)=\begin{cases} X_{rand}(t)-r_1\left|X_{rand}(t)-2r_2X(t)\right| & q\geq 0.5 \\ \left(X_{rabbit}(t)-X_m(t)\right)-r_3\left(LB+r_4\left(UB-LB\right)\right) & q<0.5 \end{cases}$$

در رابطه مذکور، $X(t+1)$ بـه‌عنـوان موقعیـت شـاهین در تکـرار بعـدی t و $X_{rabbit}(t)$ موقعیـت خرگوش را نمایش مـی‌دهـد. همچنـین موقعیـت فعلی شاهین‌ها و ضـرایب r_1، r_2، r_3، r_4 و q اعداد تصادفی در بـازه (۰،۱) هسـتند کـه در هـر تکرار به‌روز می‌شـوند. LB و UB بـه ترتیـب حـد

[1] Harris Hawks Optimization (HHO)

پایین و بالای متغیرها را نشان می‌دهند. $X_{rand}(t)$ به شاهینی که به‌طور تصادفی از جمعیت انتخاب‌شده اشاره دارد و $X_m(t)$ میانگین موقعیت شاهین‌ها است که با استفاده از موقعیت هر شاهین در تکرار t و تعداد کل شاهین‌ها N محاسبه می‌شود [۲۶].

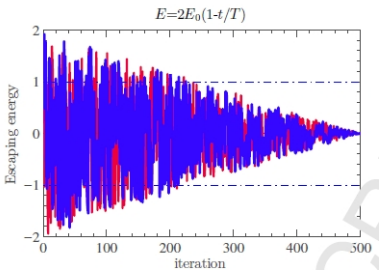
$$X_m(t)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}X_i(t) \quad (۴)$$

- انتقال از فاز اکتشاف به فاز بهره‌برداری

الگوریتم HHO قادر است از فاز اکتشاف به فاز بهره‌برداری منتقل شود و در ادامه، بسته به میزان انرژی باقی‌مانده طعمه، به انواع مختلفی از رفتارهای بهره‌برداری تغییر وضعیت دهد. در طول رفتار فرار، انرژی طعمه به‌تدریج کاهش می‌یابد [۲۶].

$$E=2E_0\left(1-\frac{t}{T}\right) \quad (۵)$$

که E انرژی فرار طعمه و حداکثر تعداد تکرار الگوریتم و E_0 مقدار اولیه انرژی است. در HHO مقدار E_0 در هر تکرار به‌صورت تصادفی در بازه ۱- و ۱ انتخاب می‌شود. زمانی که مقدار E_0 از ۰ به ۱- کاهش می‌یابد، خرگوش ضعیف می‌شود و زمانی که مقدار E_0 از ۰ به سمت ۱ افزایش می‌یابد، خرگوش قوی‌تر می‌شود. انرژی فرار دینامیک E به‌طور پیوسته در طول تکرارها کاهش می‌یابد. زمانی که انرژی فرار $|E|\geq 1$ باشد، شاهین‌ها برای یافتن خرگوش جستجو می‌کنند و الگوریتم در فاز اکتشاف قرار دارد و زمانی که $|E|<1$ باشد الگوریتم به بهره‌برداری از راه‌حل‌های همسایه می‌پردازد. به‌طور خلاصه زمانی که $|E|\geq 1$ باشد اکتشاف رخ می‌دهد و زمانی که $|E|<1$ است بهره‌برداری اتفاق می‌افتد. نمودار وابسته به زمان E در شکل ۶ نشان داده‌شده است [۲۶].



شکل ۶- نمودار وابسته به زمان E در طی ۵۰۰ تکرار [۲۶]

۳-۳-۲- فاز بهره‌برداری

در این مرحله، شاهین‌ها به طعمه‌ای که قبلاً شناسایی‌شده، حمله می‌کنند. بااین‌حال، طعمه‌ها معمولاً تلاش می‌کنند از موقعیت‌های خطرناک فرار کنند که این امر منجر به بروز رفتارهای تعقیب متنوعی می‌شود. برای مدل‌سازی فرآیند حمله، چهار استراتژی در HHO پیشنهادشده است که بر اساس رفتارهای فرار طعمه و استراتژی‌های تعقیب شاهین‌ها طراحی‌شده‌اند. طعمه‌ها همیشه سعی دارند از تهدیدها بگریزند. فرض کنید شانس موفقیت $(r<0.5)$ یا عدم موفقیت طعمه $(r\geq 0.5)$ در فرار قبل از حمله غافلگیرانه باشد. برای مدل‌سازی استراتژی‌های حمله و سوئیچ بین محاصره نرم و سخت در الگوریتمHHO ، از پارامتر E استفاده می‌شود. در این صورت، محاصره نرم زمانی رخ می‌دهد که $|E|\geq 0.5$است و محاصره سخت درزمانی که $|E|<0.5$ است اتفاق می‌افتد [۲۶].

۳-۳-۳- محاصره نرم

زمانی که $|E|\geq 0.5$ و $r\geq 0.5$ خرگوش انرژی کافی دارد، سعی می‌کند با حرکات گمراه‌کننده فرار کند، اما درنهایت موفق نمی‌شود. در این وضعیت، شاهین‌ها به‌طور نرم او را محاصره می‌کنند تا خستگی‌اش را افزایش دهند و سپس

حمله غافلگیرانه‌ای انجام می‌دهند [۲۶].

(۶)
$$X(t+1) = \Delta X(t) - E\left|JX_{rabbit}(t) - X(t)\right|$$

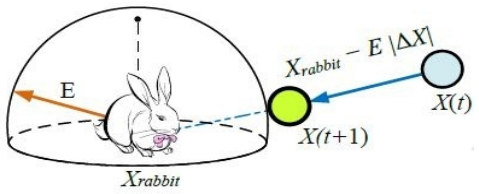
(۷)
$$\Delta X(t) = X_{rabbit}(t) - X(t)$$

که $\Delta X(t)$ اختلاف بین موقعیت خرگوش و موقعیت فعلی در تکرار t است و r5 به‌عنوان عددی تصادفی در بازه (۰ و۱) معرفی می‌شود که قدرت پرش تصادفی خرگوش در حین فرار را نشان می‌دهد. مقدار J در هر تکرار به‌صورت تصادفی تغییر می‌کند تا رفتار حرکت خرگوش را شبیه‌سازی کند [۲۶].

۳-۳-۴- محاصره سخت

زمانی که $|r| \geq 0.5$ و $|E| \leq 1$ شکار به‌اندازه کافی خسته شده و انرژی فرار آن کاهش‌یافته است، شاهین‌ها طعمه را با شدت بیشتری محاصره می‌کنند تا نهایتاً حمله غافلگیرانه‌ای انجام دهند. در این وضعیت، موقعیت فعلی طبق رابطه زیر به‌روزرسانی می‌شود [۲۶].

(۸)
$$X(t+1) = X_{rabbit}(t) - E\left|\Delta X(t)\right|$$



شکل ۷- محاصره سخت [۲۶]

۳-۳-۵- محاصره نرم با یورش‌های سریع روبه‌جلو

زمانی که هنوز $|E| \geq 0.5$ است اما $r < 0.5$، خرگوش انرژی کافی برای فرار دارد و محاصره نرم همچنان برقرار است، این فرایند از مرحله قبلی هوشمندانه‌تر عمل می‌کند. برای مدل‌سازی ریاضی الگوهای فرار طعمه و حرکات جهشی، مفهوم پرواز لِوی یا LF در الگوریتم HHO به کار گرفته می‌شود. LF برای تقلید حرکات فریبنده و زیگزاگی طعمه (به‌ویژه خرگوش) در حین فرار و حرکات نامنظم و سریع شاهین‌ها در اطراف طعمه استفاده می‌شود؛ بنابراین، به‌منظور انجام یک محاصره نرم، فرض می‌شود که شاهین‌ها می‌توانند حرکت بعدی خود را بر اساس رابطه زیر ارزیابی کنند [۲۶]:

(۹)
$$Y = X_{rabbit}(t) - E\left|JX_{rabbit}(t) - X(t)\right|$$

در این مرحله، آن‌ها به مقایسه نتایج احتمالی حرکت خود با شیرجه قبلی می‌پردازند تا ارزیابی کنند که آیا این شیرجه مناسب است یا خیر. اگر این حرکت معقول نباشد (به‌خصوص زمانی که طعمه حرکات فریبنده‌تری را از خود نشان می‌دهد)، آن‌ها به‌تدریج شروع به انجام شیرجه‌های نامنظم و ناگهانی می‌کنند. فرض بر این است که آن‌ها بر اساس الگوهای مرتبط با LF، از رابطه زیر برای انجام شیرجه استفاده می‌کنند [۲۶]:

(۱۰)
$$Z = Y + S \times LF(D)$$

که D ابعاد مسئله و S یک بردار تصادفی به‌اندازه D مؤلفه است و LF تابع پروازی Levy است که با رابطه زیر محاسبه می‌شود [۲۶].

(۱۱)
$$LF(x) = 0.01 \times \frac{\mu \times \sigma}{|\nu|^{\frac{1}{\beta}}}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}}$$

که در آن μ و ν اعداد تصادفی در بازه (۰،۱)

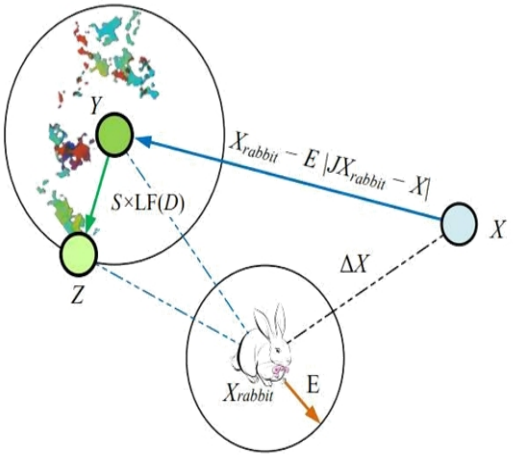
می‌باشند و β یک مقدار ثابت مساوی ۱,۵ است. ازاین‌رو، استراتژی نهایی برای به‌روزرسانی موقعیت‌های شاهین‌ها در مرحله محاصره نرم توسط رابطه زیر می‌تواند انجام شود [۲۶].

$$X(t+1)=\begin{cases}Y & if F(Y)<F\left(X(t)\right)\\ Z & if F(Z)<F\left(X(t)\right)\end{cases} \quad (۱۲)$$

که در آن Y و Z توسط روابط زیر محاسبه می‌شوند. یک نمای ساده از این مرحله برای یک شاهین در شکل ۸ نشان داده‌شده است. لازم به ذکر است که تاریخچه موقعیت الگوهای حرکتی مبتنی بر LF در برخی از تکرارها نیز در این تصویر ثبت‌شده است. نقاط رنگی نشان‌دهنده مکان‌های الگوهای مبتنی بر LF در یک آزمایش هستند و سیس HHO به نقطه Z می‌رسد. در هر مرحله، تنها بهترین موقعیت بین Y یا Z به‌عنوان مکان بعدی انتخاب می‌شود. این استراتژی به‌تمامی عوامل جستجو تعمیم داده می‌شود [۲۶].

$$Y=X_{rabbit}(t)-E\left|JX_{rabbit}(t)-X(t)\right| \quad (۱۳)$$

$$Z=Y+S\times LF(D) \quad (۱۴)$$



شکل ۸- محاصره نرم با یورش‌های سریع روبه‌جلو [۲۶]

۳-۳-۶- محاصره سخت با یورش‌های سریع روبه‌جلو

زمانی که $|E|<0.5$ و $r<0.5$، خرگوش توانایی کافی برای فرار را ندارد و در این حالت، محاصره سخت پیش از یورش غافلگیرانه به‌منظور گرفتن و کشتن طعمه شکل می‌گیرد. وضعیت این مرحله در نزدیکی طعمه مشابه شرایط محاصره نرم است، با این تفاوت که شاهین‌ها تلاش می‌کنند فاصله میانگین خود را با طعمه در حال فرار کاهش دهند؛ بنابراین، قانون زیر در شرایط محاصره سخت اجرا می‌شود [۲۶].

$$X(t+1)=\begin{cases}Y & if F(Y)<F\left(X(t)\right)\\ Z & if F(Z)<F\left(X(t)\right)\end{cases} \quad (۱۵)$$

که در آن Y و Z توسط رابطه‌های زیر محاسبه می‌شوند [۲۶].

$$Y=X_{rabbit}(t)-E\left|JX_{rabbit}(t)-X_m(t)\right| \quad (۱۶)$$

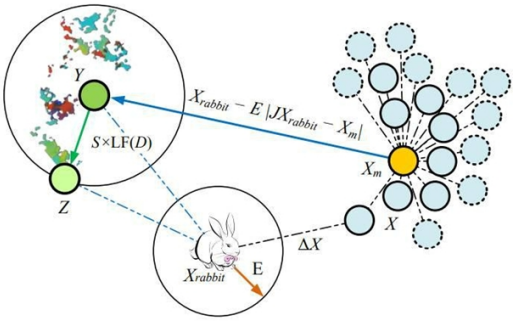
$$Z=Y+S\times LF(D) \quad (۱۷)$$

که در آن $X_m(t)$ با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شود. یک مثال ساده از این مرحله در شکل‌های زیر ارائه‌شده است. توجه داشته باشید که نقاط رنگی نمایانگر موقعیت الگوهای مبتنی بر LF در یک آزمایش هستند و فقط Y یا Z به‌عنوان مکان بعدی برای تکرار جدید انتخاب خواهد شد [۲۶].

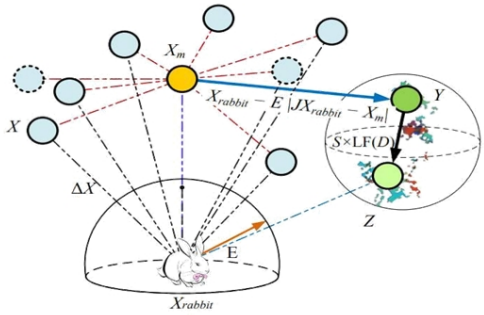
۳-۴- الگوریتم گورکن عسل خوار

الگوریتم گورکن عسل خوار[1] یک الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری است که در سال ۲۰۲۲ توسط هاشم و همکاران ابداع شد [۲۷]؛ که بر اساس رفتار شکار و جستجوی غذا توسط گورکن

[1] Honey Badger Algorithm (HBA)



شکل ۹- محاصره سخت با یورش‌های سریع روبه‌جلو در فضای ۲ بعدی [۲۶]



شکل ۹- محاصره سخت با یورش‌های سریع روبه‌جلو در فضای ۳ بعدی [۲۶]

عسل خوار مدل‌سازی شده است. این الگوریتم از ویژگی‌های خاص و هوشمندانه گورکن‌های عسل خوار، مانند صبر، جستجوی غافلگیرانه و توانایی کشف منابع مخفی غذا الهام گرفته‌شده است. این الگوریتم در حل مسائل بهینه‌سازی پیوسته و گسسته عملکرد خوبی دارد [۲۷].

۳-۴-۱- زیست‌شناسی گورکن عسل خوار

گورکن عسل خوار جانوری پستاندار و جسور است که توانایی مقابله با حیواناتی بزرگ‌تر مانند شیر و ببر را دارد و می‌تواند ساعت‌ها با آن‌ها مبارزه کند. این حیوان ازلحاظ ساختار بدنی به سگ شبیه است و وزنش بین ۷ تا ۱۳ کیلوگرم و طول آن از ۶۶ تا ۷۷ سانتی‌متر متغیر است. زیستگاه اصلی گورکن عسل خوار در نواحی نیمه بیابانی، جنگل‌های بارانی آفریقا، شمال شرق آسیا و هند است. این جانور زندگی انفرادی را ترجیح داده و بیشتر در حفره‌ها و گودال‌ها سکونت دارد.

تابه‌حال ۱۲ زیرگونه از گورکن شناسایی‌شده است. این حیوان به دلیل شجاعت بالای خود، در مواجهه با شکارچیان بزرگ‌تر، اگر قادر به فرار نباشد، بدون تردید به آن‌ها حمله می‌کند. تحقیقات نشان می‌دهد که گورکن قادر است تا ۶۰ گونه از مارهای خطرناک را شکار کند. همچنین، همان‌طور که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود، این جانور به‌راحتی برای رسیدن به لانه پرندگان یا یافتن عسل از درختان بالا می‌رود و از آن‌ها تغذیه می‌کند [۲۸-۳۰].

۳-۴-۲- رفتار گورکن عسل خوار

گورکن عسل خوار با حرکت پیوسته و آرام، از حس بویایی قوی خود برای تعقیب و شکار طعمه استفاده می‌کند (مرحله اکتشاف). در طول روز، این حیوان قادر است تا حدود ۵۰ چاله در شعاع ۴۰ کیلومتری حفر کند. علاقه زیاد گورکن به عسل اما سختی در یافتن آن، منجر به همکاری با نوعی پرنده به‌عنوان راهنما شده است. این پرنده در پیدا کردن عسل ماهر است اما به خود عسل دسترسی ندارد. در نتیجه، پرنده عسل را شناسایی می‌کند و گورکن به دنبال آن می‌رود تا هر دو به غذا دست یابند [۲۷].

الگوریتم گورکن عسل خوار شامل دو حالت اصلی است. در حالت اول، گورکن به‌تنهایی و با استفاده از حس بویایی و حفر چاله به دنبال طعمه می‌شود که این مرحله به‌عنوان حالت حفاری [1] شناخته می‌شود. در حالت دوم، با کمک پرنده راهنما به جستجوی عسل می‌پردازد که به آن حالت عسل [2] گفته می‌شود [۲۷].

۳-۴-۳- مدل ریاضی الگوریتم HBA

در ادامه به تشریح دو فاز حفاری و عسل

[1] Digging mode
[2] Honey mode

می‌پردازیم.

در این بخش مباحث ریاضیاتی و محاسباتی مربوط به تئوری گورکن عسل خوار و مراحل الگوریتم شرح داده می‌شود همچنین شبه کد الگوریتم آمده است که شامل سه مرحله ایجاد جمعیت اولیه ارزیابی جمعیت و به‌روزرسانی پارامترها است [۱۰].

$$\begin{bmatrix} X_{11}\ X_{12}\ X_{13}\ \cdots X_{1D} \\ X_{21}\ X_{22}\ X_{23}\ \cdots X_{2D} \\ \cdots\cdots\cdots \\ X_{n1}\ X_{n2}\ X_{n3}\ \cdots X_{nD} \end{bmatrix} \quad (۱۸)$$

i امین جایگاه گورکن $\left[X_i^1, X_i^2, \cdots, X_i^D\right] = x_i$

گام ۱: فاز مقداردهی اولیه: مطابق فرمول (۱) قرار دادن تعدادی گورکن (N) در فضای مسئله [۱۰].

$$x_i = lb_i + r_1 \times \left(ub_i - lb_i\right) \quad (۱۹)$$

که i امین گورکن انتخاب‌شده از جمعیت N و lb_i و ub_i حد بالا و پایین فضای جستجو مسئله‌اند. r_1 یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است.

گام ۲: تعریف شدت بو طعمه: مطابق فرمول (۲): همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌کنید گورکن با توجه به حس بویایی قوی که دارد با استفاده از شدت بوی طعمه فاصله خود را تا طعمه محاسبه می‌کند I شدت بوی طعمه ۱۲ است [۱۰].

$$I_i = r_2 \times \frac{S}{4\pi d_i^2}$$
$$S = \left(x_i - x_{i+1}\right)^2 \quad (۲۰)$$
$$d_i = x_{prey} - x_i$$

که S منبع تولید بو است (محل طعمه را نمایش می‌دهد Di .(فاصله بین طعمه و i امین گورکن است. r_2 یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است.

گام ۳: به‌روزرسانی ضریب چگالی :(α) برای کنترل زمان و حالات تصادفی برای رسیدن از فاز اکتشاف به

بهره‌برداری از فرم ول (۳) استفاده نمایید [۱۰].

$$\alpha = C \times \exp\left(\frac{-t}{t_{\max}}\right) \quad (۲۱)$$

که C یک عدد ثابت بزرگ‌تر از ۱ است (حالت پیش‌فرض برابر است با ۲). $t_{\max}$ حداکثر تعداد تکرارهای الگوریتم است.

گام ۴: رهایی از بهینه‌های محلی: الگوریتم برای رهای از بهینه‌های محلی از یک تابع F برای جستجو کردن فضای جستجو استفاده می‌کند [۱۰]. این مرحله و دو مرحله بعدی برای خروج از نواحی بهینه محلی استفاده می‌شوند. در این راستا، الگوریتم پیشنهادی از یک علامت (F) استفاده می‌کند که جهت جستجو را تغییر داده و فرصت‌های بیشتری برای اعضای جمعیت فراهم می‌آورد تا فضای جستجو را به‌طور دقیق‌تری بررسی کنند.

(a) (b)

شکل ۱۰- (a) حمله گورکن عسل خوار به یک شیر (b) بالا رفتن گورکن از شاخ و برگ درختان [۲۷]

(۲۲)

$$X_{new} = X_{prey} + F \times \beta \times X_{prey} + F \times r_3 \times \alpha \times d_i \times \left| \cos\left(2\pi r_4\right) \times \left[1 - \cos\left(2\pi r_5\right)\right] \right|$$

$$F = \begin{cases} 1 & \text{if } r_6 \le 0.5 \\ -1 & \text{else} \end{cases} \quad (۲۳)$$

r_6 یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است. در فاز حفاری گورکن به دنبال شدت بوی (I) طعمه (X_{prey}) است. علاوه بر این در این فاز گورکن می‌تواند با استفاده از F اختلال‌ها را متوجه شده و طعمه بهتری پیدا کند.

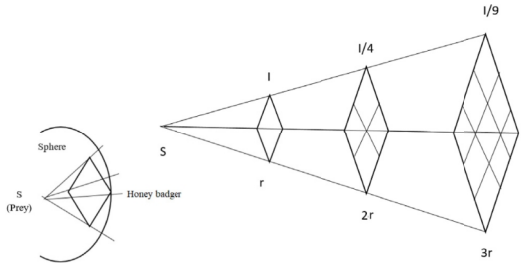
فاز عسل: این مرحله زمانی رخ می‌دهد که گورکن برای یافتن عسل پرنده راهنما را دنبال می‌کند. این فاز طبق رابطه (۲۴) شبیه‌سازی می‌شود.

$$X_{new} = X_{prey} + F \times r_7 \times \alpha \times d_i \quad (۲۴)$$

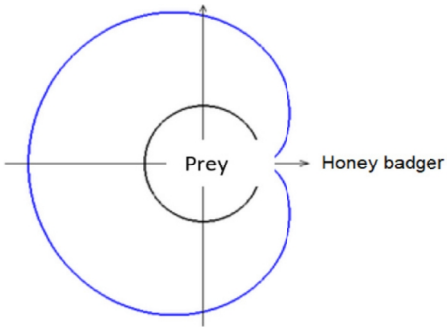
r_7 یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است. X_{new} موقعیت جدید گورکن و X_{prey} موقعیت طعمه است.

۴- پیش‌بینی قیمت سهام توسط مدل پیشنهادی

این پژوهش، یک مطالعه کاربردی با هدف ایجاد چارچوبی برای پیش‌بینی قیمت سهام[1] در بازه زمانی ۱۰ روز آینده با استفاده از روش یادگیری ماشین به نام شبکه عصبی مصنوعی[2] که توسط دو الگوریتم فرا ابتکاری بهینه‌سازی شده است: الگوریتم شاهین هریس (HHO) و الگوریتم گورکن عسل خوار (HBA) ارائه می‌دهد. روند کار به این صورت است که ابتدا داده‌ها در نرم‌افزار MATLABپیش‌پردازش می‌شوند. پس از نرمال‌سازی داده‌ها و رفع مقادیر گمشده، مجموعه



شکل ۱۱- قانون مربع معکوس: I شدت بوی تولیدشده از طعمه، S موقعیت طعمه و r یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است [۲۷]



شکل ۱۲- فاز حفاری: خط آبی شدت بوی طعمه و خط مشکی موقعیت آن را نمایش می‌دهد [۲۷]

گام ۵: بروز رسانی موقعیت اعضای جمعیت: فرآیند به‌روزرسانی موقعیت گورکن ( ) از دو بخش تشکیل می‌شود. بخش حفاری و عسل که در ادامه توضیح داده‌شده است.

فاز حفاری: در این فاز گورکن طبق شکل ۱۳ مشابه یک میکروفون کاردیوئید عمل می‌کند. حرکت گورکن در این فاز را می‌توان مطابق رابطه شبیه‌سازی نمود.

که X_{prey} بهترین موقعیت گورکن است و $\beta \ge 1$ (پیش‌فرض = ۱) که توانایی هر گورکن در یافتن غذا است. d_i فاصله بین i امین گورکن با طعمه است. r_3, r_4, r_5 اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ اند و تابع F مطابق با رابطه (۲۳) کار می‌کند.

[1] Stock
[2] Artificial Neural Network (ANN)

داده آماده ارائه به شبکه عصبی مصنوعی می‌شود.سپس شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان، به کمک الگوریتم‌های فوق بهینه‌سازی می‌شود. در پایان، عملکرد هر الگوریتم در بهینه‌سازی شبکه عصبی و دقت پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از معیارهای ارزیابی و اعتبارسنجی بررسی خواهد شد.

۴-۱- پیش‌پردازش داده‌ها

پیش‌پردازش[1] داده‌ها، مرحله‌ای است که طی آن داده‌های خام برای تحلیل آماده می‌شوند. این فرآیند به معنای تبدیل داده‌های خام به داده‌های قابل‌درک و بخش اساسی حل مسائل یادگیری ماشین به شمار می‌آید. در کاربردهای واقعی، داده‌ها اغلب ناقص، ناسازگار و دارای الگوهای نامشخص یا خطاهای متعدد هستند. پیش‌پردازش، روشی کارآمد برای رفع این مشکلات است. بسیاری از مجموعه داده‌ها نیازمند پردازش و قالب‌بندی هستند تا بتوان از آن‌ها برای آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده کرد. در این مرحله، نکات کلیدی شامل بررسی داده‌های گمشده، حذف داده‌های پرت[2]، نرمال‌سازی[3] و تقسیم‌بندی داده‌ها[4] می‌باشند.

۴-۱-۱- داده‌های ناموجود

گاهی برخی ویژگی‌های یک یا چند نمونه ممکن است مقدار معتبری نداشته باشند که این مشکل می‌تواند به دلیل نویزی بودن[5] داده، عدم ثبت صحیح یا نامعتبر بودن مقدار رخ دهد. به این‌گونه داده‌ها، داده‌های ناموجود گفته می‌شود. برای پردازش مجموعه داده‌هایی با این مشکل، باید روشی برای جایگزینی مقادیر ناموجود انتخاب شود. روش‌های مختلفی برای مدیریت این داده‌ها وجود دارند که ازجمله آن‌ها می‌توان به حذف نمونه، جایگذاری دستی، استفاده از مقدار ثابت یا میانگین ویژگی اشاره کرد.

۴-۱-۲- داده‌های پرت

در برخی مواقع، مقادیری در مجموعه داده‌ها مشاهده می‌شوند که اختلاف زیادی با سایر مقادیر دارند و از الگوی کلی داده‌ها پیروی نمی‌کنند؛ به این مقادیر داده‌های پرت گفته می‌شود. این داده‌ها که با رفتار عمومی مجموعه متفاوت هستند، می‌توانند موجب اختلال در عملکرد الگوریتم‌ها و دسته‌بندهای[6] یادگیری ماشین شوند. به همین دلیل، شناسایی و کاهش اثر آن‌ها در مرحله پیش‌پردازش داده اهمیت زیادی دارد. برای مدیریت داده‌های پرت، روش‌های متعددی مانند حذف داده‌ها یا جایگزینی با مقدار میانگین استفاده می‌شود.

۴-۱-۳- نرمال‌سازی داده‌ها

برای بهبود دقت نتایج، لازم است که محدوده مقادیر ویژگی‌های مختلف به هم نزدیک‌تر یا هم‌تراز شود. این کار از طریق نرمال‌سازی انجام می‌شود. روش‌های مختلفی برای نرمال‌سازی وجود دارند که در پژوهش‌های علمی به کار گرفته می‌شوند. از رایج‌ترین آن‌ها می‌توان به نرمال‌سازی مین-ماکس[7]، نرمال‌سازی Z-Score[8] و مقیاس‌گذاری اعشاری[9] اشاره کرد. در این مطالعه، داده‌ها به محدوده ۰ تا ۱ نرمال‌سازی شدند تا تأثیر مقیاس‌ها در نتایج مدل کاهش یابد. قبل از مدل‌سازی، نرمال‌سازی ورودی‌ها و در برخی موارد خروجی‌ها نیز ضروری است، زیرا

[1] Preprocess
[2] Outliers
[3] Normalization
[4] Data Splitting
[5] Noise
[6] Classifier
[7] Min-Max
[8] Z-Score
[9] Decimal Scaling

استفاده از داده‌های خام می‌تواند دقت و سرعت مدل را کاهش دهد. برای نرمال‌سازی داده‌ها، از رابطه (۲۵) استفاده‌شده که داده‌ها را به محدوده a و b می‌برد. در این رابطه،، به ترتیب نمایانگر کمینه، بیشینه و مقدار نرمال‌شده داده ورودی است و a و b حد پایین و بالای محدوده نرمال‌سازی هستند که در اینجا ۰ و ۱ در نظر گرفته‌شده‌اند.

$$XN = a + \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \times (b - a) \quad (۲۵)$$

۴-۱-۴- تقسیم‌بندی داده‌ها

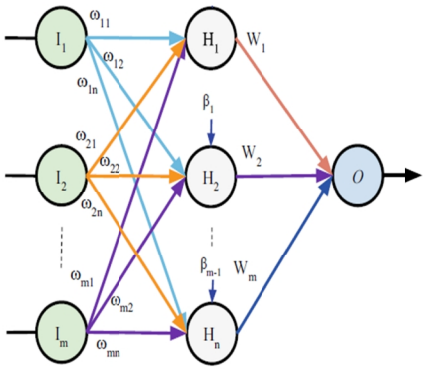
در یادگیری ماشین، معمولاً داده‌ها به دو بخش تقسیم می‌شوند: داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش. در این پژوهش، ۸۰ درصد ابتدایی داده‌های قیمت سهام شرکت‌های ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد پایانی آن‌ها به‌عنوان داده‌های آزمایش در نظر گرفته‌شده است.

داده‌های آموزش (Training set): این بخش برای ایجاد، آموزش و تنظیم پارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین به کار می‌رود و مدل‌ها از این داده‌ها برای یادگیری استفاده می‌کنند.

داده‌های آزمایش (Test set): این بخش به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. داده‌های آزمایش شامل مقادیر ورودی و پاسخ‌های واقعی است که در فرآیند آموزش شرکت نداشته‌اند اما امکان مقایسه پیش‌بینی مدل‌ها را با مقادیر واقعی فراهم می‌کنند. داده‌های آزمایش مدل را تغییر نمی‌دهند و تنها برای ارزیابی دقت مدل‌ها کاربرد دارند.

۴-۱-۵- مدل پیشنهادی پیش‌بینی قیمت سهام

شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان یک روش پیشرفته در مدل‌سازی و پیش‌بینی فرآیندها و توابع غیرخطی که روابط ریاضی مشخصی برای تحلیل دقیق آن‌ها در دسترس نیست، کارایی بالایی دارد. این مدل‌ها پس از آموزش، می‌توانند بدون نیاز به روابط ریاضی واضح، رفتار سیستم را شبیه‌سازی و پیش‌بینی کنند. همچنین، عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی به میزان قابل‌توجهی به نحوه تنظیم وزن‌ها[1] و بایاس‌های[2] آن‌ها وابسته است. در شکل ۱۴ وزن‌های اتصالات نورون‌ها در یک شبکه عصبی سه لایه فرضی با نماد ω و بایاس‌های آن با نماد β نمایش داده‌شده‌اند.



شکل ۱۳- مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های اتصالات نورونی در یک شبکه عصبی سه لایه

شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌هایی الهام گرفته از ساختار یادگیری مغز انسان هستند که توانایی ایجاد ارتباط پیچیده و غیرخطی میان داده‌های ورودی و خروجی را فراهم می‌کنند و می‌توانند حجم زیادی از ورودی‌ها را پردازش کنند. بااین‌وجود، این شبکه‌ها محدودیت‌هایی دارند، ازجمله:

۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند جعبه سیاه عمل می‌کنند، یعنی امکان تفسیر و اصلاح رفتار آن‌ها به‌صورت دستی وجود ندارد و رفتار آن‌ها به‌سادگی قابل‌درک نیست.

۲- آموزش این شبکه‌ها نیاز به حجم عظیمی از محاسبات دارد که این مسئله به مانعی برای تولید

[1] Weight
[2] Bias

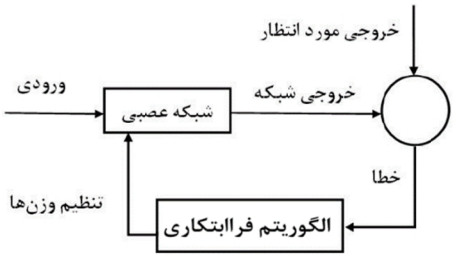
گسترده محصولات مبتنی بر این فناوری تبدیل می‌شود.

۳- تنظیم ساختار مناسب و تعیین پارامترهای وزن و بایاس نورون‌ها نیاز به بررسی و تجربه‌ی فراوان دارد و قانون مشخصی برای این کار موجود نیست.

۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی در صورت آموزش بیش‌ازحد[1]، دچار کاهش توانایی تعمیم می‌شوند و در مواجهه با داده‌های جدید، خروجی دقیقی ارائه نمی‌دهند.

روش‌های جستجوی گرادیانی یکی از تکنیک‌های مورد استفاده برای به‌روزرسانی وزن‌ها و بایاس‌های شبکه‌های عصبی است؛ اما به دلیل برخی محدودیت‌های این روش‌ها در آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN) ، پژوهشگران به سمت الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری گرایش پیداکرده‌اند. ازجمله ضعف‌های روش‌های گرادیانی می‌توان به وابستگی به نرخ یادگیری، ازکارافتادگی شبکه[2]، کاهش سرعت با افزودن لایه‌های پنهان، وجود فضای خطای پیچیده[3] و احتمال گیر افتادن در نقاط بهینه محلی اشاره کرد. عملکرد این الگوریتم‌ها به‌شدت به مقدار اولیه وابسته است که احتمال گیر افتادن در بهینه‌های محلی را افزایش می‌دهد. در مقابل، الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری مانند HHO و HBA با رویکرد تصادفی خود، می‌توانند این محدودیت‌ها را کاهش دهند.

این الگوریتم‌ها برای انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی با توابع فعال‌ساز مختلف در مسائل پیچیده کاربردی هستند. به‌طورکلی، آموزش ANN شامل تنظیم وزن‌ها و بایاس‌های آن است که به‌صورت اولیه و تصادفی مقداردهی شده‌اند. این مقادیر در هر تکرار تغییر می‌کنند تا اختلاف خروجی پیش‌بینی‌شده با مقدار واقعی به سطح مطلوب برسد. به همین دلیل، به‌روزرسانی وزن‌ها و بایاس‌ها یک مسئله بهینه‌سازی به‌حساب می‌آید. الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند HHO و HBA می‌توانند به‌عنوان ابزارهایی کارآمد برای تنظیم وزن‌ها و بایاس‌ها در ANN مورد استفاده قرار گیرند. شکل ۱۵ مراحل کلی الگوریتم پیشنهادی را به تصویر می‌کشد.



شکل ۱۴- فرآیند کلی بهینه‌سازی شبکه عصبی توسط الگوریتم‌های HHO، HBA

بنابراین، با توجه به دلایل ذکرشده، بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری ضروری به نظر می‌رسد. به همین منظور، در این تحقیق به بررسی بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی با بهره‌گیری از الگوریتم‌های فرا ابتکاری نظیر HHO و HBA پرداخته خواهد شد تا قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان پیش‌بینی شود. در این روش، فرآیند آموزش شبکه عصبی که معمولاً زمان‌بر، پرهزینه و مستعد خطاهای آموزشی است، با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌گونه‌ای انجام می‌شود که نیازی به دخالت مستقیم نباشد. به‌این‌ترتیب، مراحل تکراری و خسته‌کننده آزمون‌وخطا برای دستیابی به خطای موردنظر حذف می‌شود. این روش آموزشی با افزایش پیچیدگی شبکه، به‌طور بهتری عملکرد خود را نشان می‌دهد.

روش کار به این صورت است که در ابتدا یک

[1] Overtraining
[2] Paralysis
[3] Multimodal

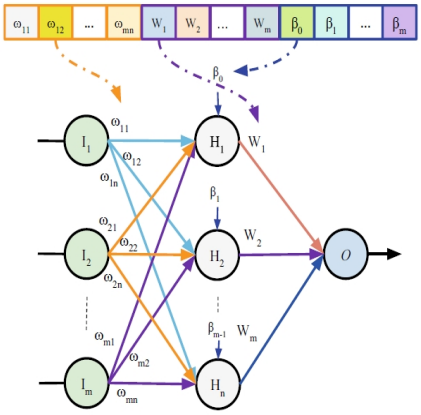
شبکه عصبی مشخص تعریف می‌شود. در این شبکه، تعداد نورون‌های ورودی برابر با تعداد متغیرهای مستقل است. برای لایه پنهان، تعدادی ثابت از نورون‌ها تعیین می‌شود و در لایه نهایی نیز تعداد نورون‌های خروجی با توجه به خروجی‌های مورد نظر مشخص می‌شود. پس از ساخت شبکه عصبی، وزن‌ها و بایاس‌ها به‌صورت تصادفی مقداردهی می‌شوند. به‌منظور بهره‌گیری از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای آموزش و به‌روزرسانی وزن‌ها و بایاس‌ها، باید آموزش شبکه عصبی را به‌عنوان یک تابع (اختلاف بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبکه عصبی) تعریف کرد و هدف بهینه‌سازی (کاهش) این تابع در فضایی با ابعاد M است که M برابر با مجموع وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی ایجادشده است.

سپس، مسئله بهینه‌سازی به‌دست‌آمده می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری حل شود و این الگوریتم‌ها برای بهینه‌سازی وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی فراخوانی می‌شوند. در هر مرحله از الگوریتم، بهترین وزن‌ها و بایاس‌ها انتخاب می‌شوند و درنهایت بهترین نتیجه در میان تمامی پاسخ‌ها به‌عنوان جواب بهینه الگوریتم ارائه می‌شود.

این مقادیر به‌عنوان وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شوند و وزن‌ها به‌روزرسانی می‌شوند. درنهایت، شرط پایان مورد بررسی قرار می‌گیرد و در صورت برقراری این شرط، الگوریتم خاتمه می‌یابد. شرایط پایانی معمولاً به دو صورت تعریف می‌شود: ۱- خطای حداقل مربعات شبکه (RMSE) از یک آستانه مشخص کمتر باشد ۲- تعداد تکرارهای از پیش تعیین‌شده. درنهایت، با تحقق این شرایط، به شبکه عصبی با وزن‌ها و بایاس‌های بهینه دست می‌یابیم.

برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی با بهره‌گیری از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری مانند HHO و HBA، وزن‌ها و بایاس‌های هر نورون مصنوعی در شبکه در بردارهای تصادفی تولید می‌شوند به‌گونه‌ای که شبکه عصبی مصنوعی کمترین خطا را بر روی داده‌های آموزشی داشته باشد. طول این بردار برابر با مجموع وزن‌ها و بایاس‌های لازم برای ایجاد شبکه عصبی است. به‌طورکلی، به ازای هر عضو جمعیت تولیدشده در الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری HHO و HBA، بردارهای تصادفی حاوی مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها ایجادشده و سپس با استفاده از تابع هدف (RMSE) کیفیت این شبکه‌های عصبی ازلحاظ خطای بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده ارزیابی می‌شود. در انتهای الگوریتم‌های بهینه‌سازی، شبکه عصبی بهینه با کمترین میزان خطا به‌دست می‌آید. شکل ۱۶ نمونه‌ای از بردارهای تصادفی وزن‌ها و بایاس‌های تولیدشده توسط الگوریتم‌های HHO و HBA را نشان می‌دهد.

تابع هدفی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی به کار می‌رود، در رابطه (۲۶) نشان داده‌شده است. در این تابع، z نمایانگر مقدار واقعی قیمت سهام $\bar{Z}$، بیانگر قیمت پیش‌بینی‌شده قیمت سهام توسط شبکه عصبی و n نشان‌دهنده تعداد کل داده‌ها است. در فرایند بهینه‌سازی وزن‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، هدف به‌دست آوردن



شکل ۱۶- بردار وزن‌ها و بایاس‌های تولیدشده توسط الگوریتم‌های HHO ، HBA

مجموعه‌ای از وزن‌هاست که با استفاده از آن‌ها در شبکه عصبی، تفاوت بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های تولیدشده توسط شبکه بر روی داده‌های موجود به حداقل ممکن برسد.

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(z_i-\overline{z}_i)} \quad (۲۶)$$

فلوچارت روش پیشنهادی برای بهینه‌سازی شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری HHO و HBA در شکل ۱۷ ارائه‌شده است.

۵- اجرای مدل و بررسی نتایج

هدف از این مطالعه پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان در بازه زمانی ده روز آینده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بهینه‌شده توسط الگوریتم‌های شاهین هریس (HHO) و گورکن عسل خوار (HBA)است. با توجه به این‌که داده‌های قیمت سهام این دو شرکت تشکیل‌دهنده یک سری زمانی هستند، برای پیش‌بینی قیمت‌های آینده، متغیرهای ورودی به الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شامل مقادیر قیمت‌های سهام در روزهای گذشته خواهند بود. به‌عبارت‌دیگر، ورودی‌های مدل‌های یادگیری ماشین شامل قیمت‌های سهام در روزهای پیشین است که این فرآیند به‌عنوان ایجاد تأخیر زمانی در پارامترهای ورودی شناخته می‌شود.

به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام این دو شرکت، تأخیر زمانی بر روی متغیرهای قیمت سهام در زمان باز شدن[1]، بالاترین[2] و پایین‌ترین[3] قیمت سهام، حجم معاملات[4] و ارزش سهام[5]

شکل ۱۷- فلوچارت بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های HHO، HBA

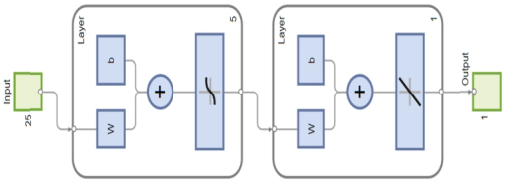
در نظر گرفته می‌شود که به‌صورت $X-a$ مشخص می‌شود که X پارامتر ورودی و a تعداد روز تأخیر است. در این پژوهش، ورودی‌های مدل‌های یادگیری ماشین شامل قیمت‌های سهام در زمان باز شدن، بالاترین و پایین‌ترین قیمت‌ها، حجم معاملات و ارزش سهام در ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ روز گذشته یعنی $(X-1, X-2, X-3, X-4, X-5)$ است. به‌عبارت‌دیگر، تأخیرها به‌صورت ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ روز در نظر گرفته‌شده و متغیر خروجی نیز قیمت نهایی سهام[6] در ۱۰ روز آینده است که هدف پیش‌بینی آن است. لذا، قیمت سهام در ۱۰ روز آینده به‌عنوان تابعی از ورودی‌های متغیر در ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ روز گذشته تعریف می‌شود. با

[1] Open
[2] High
[3] Low
[4] Volume
[5] Value
[6] Close

احتساب ۵ متغیر ورودی و تأخیر ۵ روزه برای هرکدام، درمجموع ۲۵ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی در این پژوهش خواهیم داشت.

(۲۷)

$$X+10=f(X-1,\ X-2,\ X-3,\ X-4,\ X-5)$$



شکل ۱۸- ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی به‌کاررفته در پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان

برای مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده‌شده است که جزئیات آن در جدول ۳ و ساختار شماتیک آن در شکل ۱۸ به نمایش گذاشته‌شده است.

۵-۱- معیارهای ارزیابی و اعتبارسنجی

در این پژوهش، به‌منظور ارزیابی و مقایسه کارایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی شاهین هریس (HHO) و گورکن عسل خوار (HBA) در بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان، از معیارهای معتبر به شرح موارد زیر استفاده‌شده است. در این روابط، $x_{imeas}, x_{ipred}, \overline{x}, n$ به ترتیب برابر با تعداد متغیر اندازه‌گیری شده، مقدار میانگین متغیر اندازه‌گیری شده، مقدار متغیر پیش‌بینی‌شده و مقدار متغیر اندازه‌گیری شده است.

جدول ۳- مشخصات شبکه عصبی مصنوعی به‌کاررفته برای پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان

پارامتر	مقدار
نوع شبکه عصبی	MLP
ساختار شبکه عصبی	۲۵×۵×۱
تعداد ورودی‌های شبکه عصبی	۲۵
تعداد نورون‌های لایه پنهان	۵
تعداد خروجی‌های شبکه عصبی	۱
تعداد نورون‌های لایه ورودی	۲۵
تعداد نورون‌های لایه پنهان	۵
تعداد نورون‌های لایه خروجی	۱
تابع محرک لایه اول	Tansig (تانژانت سیگموئید)
تابع محرک لایه دوم	Purelin (خطی)
داده‌های آموزش	۸۰ درصد
داده‌های آزمون	۲۰ درصد
الگوریتم آموزش	PO، HBO، SPO، GPC، FHO، FOX
تعداد تکرارها	۱۰۰

۵-۱-۱- ضریب تعیین

ضریب تعیین[1] که به‌صورت R^2 نمایش داده می‌شود، نمایانگر توانایی مدل در توضیح تغییرات متغیر وابسته است. این ضریب مشخص می‌کند که چه میزان از نوسانات متغیر وابسته به‌وسیله متغیرهای مستقل قابل توضیح است. به‌بیان‌دیگر، ضریب تعیین درصدی از کل واریانس مقادیر مشاهده‌شده را که توسط مقادیر شبیه‌سازی‌شده توجیه می‌شود، نشان می‌دهد. مقدار این ضریب بین صفر و یک تغییر می‌کند؛ به‌طوری‌که مقدار یک به معنای شبیه‌سازی دقیق مقادیر مشاهده‌شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{imeas} - x_{ipred})^2}{\sum_{i=1}^{n}(x_{imeas} - \bar{x})^2} \quad (۲۸)$$

۵-۱-۲- میانگین مربعات خطا

میانگین مربعات خطا (MSE) ابزاری برای اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی‌ها است که درواقع اختلاف میان مقادیر پیش‌بینی‌شده و مقادیر واقعی را نشان می‌دهد. این معیار که همواره غیر منفی است، هر چه به صفر نزدیک‌تر شود، بیانگر خطای کمتر است. مقدار این شاخص به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n}[(x_{imeas} - x_{ipred})^2] \quad (۲۹)$$

۵-۱-۳- مجذور میانگین مربعات خطا

ریشه مربع میانگین خطا (RMSE) درواقع مجذور مقدار میانگین مربعات خطا است. این معیار به‌عنوان سنجه‌ای از خطای کلی بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و مقادیر واقعی به کار می‌رود. دامنه‌ی مقادیر این شاخص از صفر تا بی‌نهایت متغیر است. هرچه مقدار RMSE کمتر باشد، به معنای دقت بیشتر مدل در شبیه‌سازی داده‌ها است و درصورتی‌که این مقدار صفر باشد، نشان‌دهنده‌ی بهترین عملکرد است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n}[(x_{imeas} - x_{ipred})^2]} \quad (۳۰)$$

۵-۱-۴- میانگین قدر مطلق خطا

میانگین قدر مطلق خطا[2] (MAE)نشان‌دهنده‌ی میانگین تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و مقادیر واقعی در تمامی نمونه‌ها است. این شاخص به‌عنوان نمایانگر خطای متوسط در پیش‌بینی عمل می‌کند. هرچه مقدار این معیار کمتر باشد، نشان‌دهنده‌ی دقت بالاتر مدل در شبیه‌سازی داده‌ها است و درصورتی‌که این مقدار صفر باشد، بهترین عملکرد ممکن است.

$$MAE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} | x_{imeas} - x_{ipred} | \quad (۳۱)$$

۵-۱-۵- مربع خطای نسبی

مربع خطای نسبی[3] (RSE) معیاری برای سنجش میزان انطباق مدل با داده‌های موجود است. به‌طور ساده، هرچه مقدار RSE به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی این است که مدل به‌خوبی با داده‌ها سازگار است؛ اما اگر این مقدار بیشتر از صفر باشد، به معنای عدم انطباق مناسب مدل با داده‌ها خواهد بود.

$$RSE = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{ipred} - x_{imeas})^2}{\sum_{i=1}^{n}(\bar{x}_{meas} - x_{imeas})^2} \quad (۳۲)$$

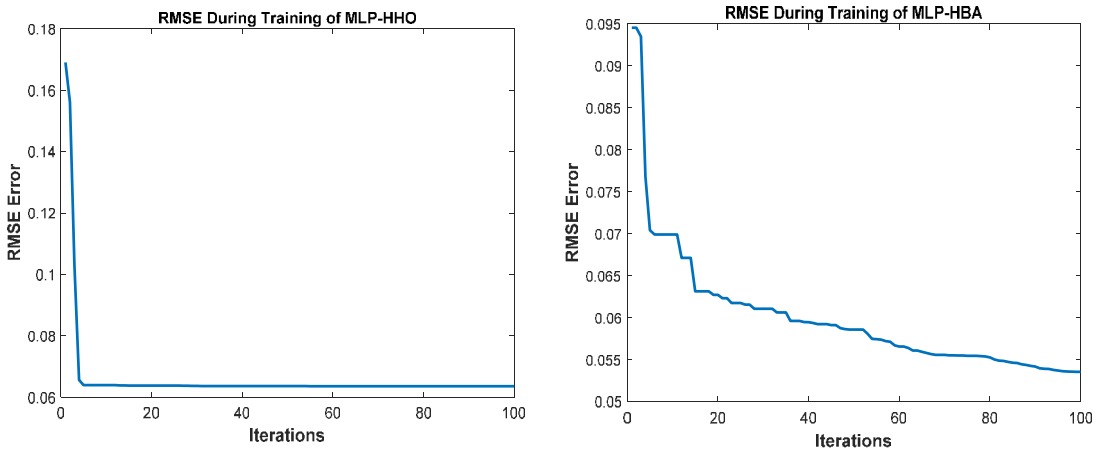
[1] Determination Coefficient

[2] Mean Absolute Error (MAE)

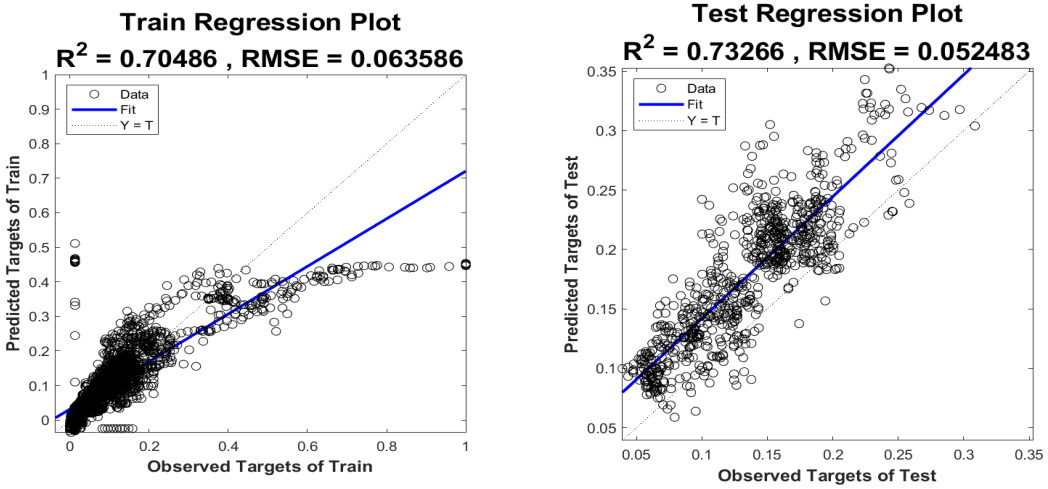
[3] Relative Squared Error (RSE)

جدول ۴- نتایج پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو

پارامتر	مرحله	R^2	MSE	RMSE	MAE	RSE	EVS
ANN-HHO	Train	0.70486	0.0040432	0.063586	0.034087	0.29566	0.45642
	Test	0.73266	0.0027545	0.052483	0.044741	0.5518	0.37988
ANN-HBA	Train	0.79075	0.0028692	0.053565	0.026754	0.20981	0.54209
	Test	0.74984	0.001018	0.031906	0.024975	0.42567	0.42038



شکل ۱۵- نمودار همگرایی الگوریتم‌های HHO، HBA برای بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو



شکل ۱۶- نمودار پراکنش مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو توسط مدل ANN+HHO

۵-۱-۶- واریانس تبیین شده

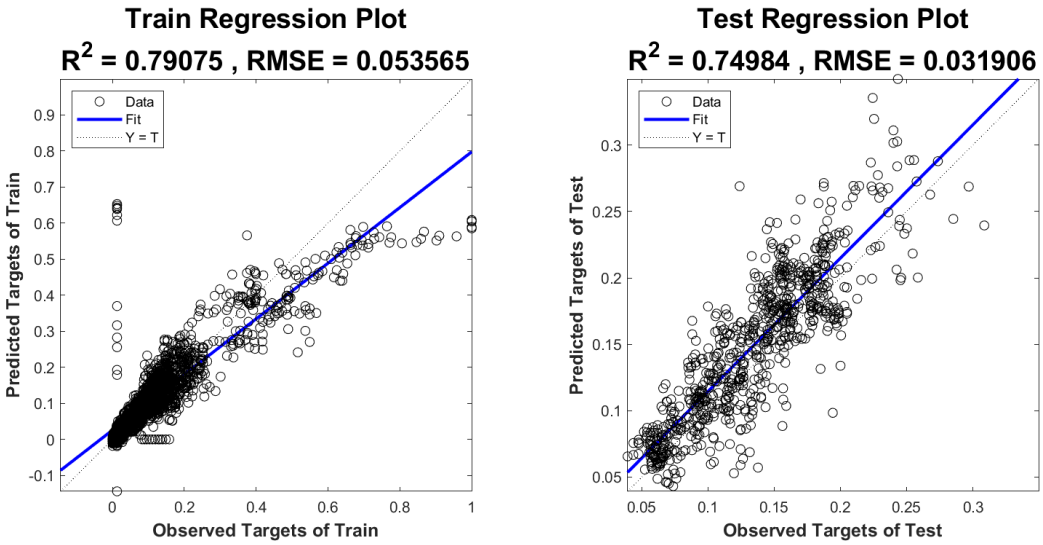
واریانس تبیین شده[1] (EVS) در آمار، به ارزیابی میزان تناسب یک مدل ریاضی برای توضیح تغییرات (پراکندگی) در یک مجموعه داده خاص می‌پردازد. مقدار ایدئال برای این شاخص برابر با ۱ است و هر چه این مقدار کمتر باشد، نشان‌دهنده‌ی عملکرد ضعیف‌تری است.

[1] Explained Variance Score

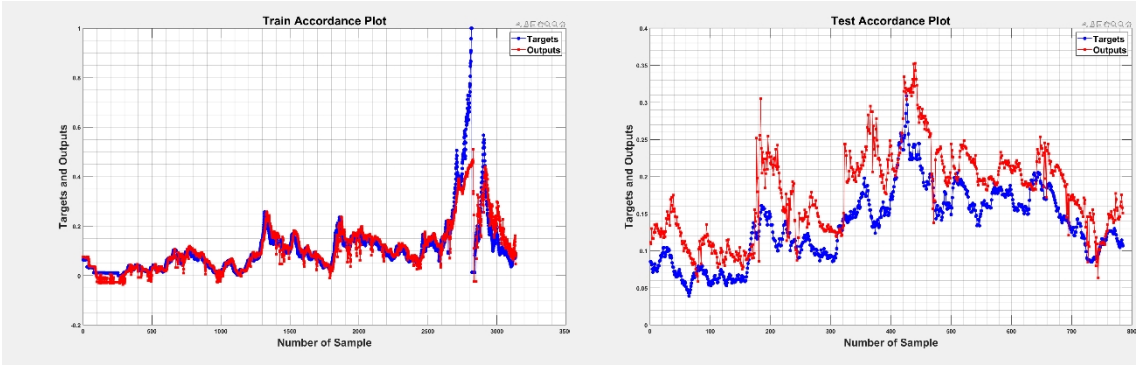
$$EVS = 1 - \frac{Var\{x_{imeas} - x_{ipred}\}}{Var\{x_{imeas}\}} \quad (۳۳)$$

۵-۲- پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو

پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی که به‌وسیله الگوریتم‌های بهینه‌سازی HHO و HBA بهینه‌سازی شده بود، در بازه زمانی ۱۰ روز آینده در نرم‌افزار MATLAB انجام شد. نتایج و شاخص‌های ارزیابی در دو وضعیت آموزش و آزمایش به شرح زیر ارائه‌شده است. شکل ۱۹ نمودار همگرایی الگوریتم‌های HHO و HBA را در ۱۰۰ تکرار برای بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو در ۱۰ روز آینده و کاهش مقادیر تابع هدف (رابطه (۲۶)) نشان می‌دهد. نمودارهای پراکنش مربوط به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو در مدل‌های شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با این دو الگوریتم در بازه زمانی ۱۰ روز آینده در فازهای آموزش و آزمایش در شکل ۲۰ و شکل ۲۱ ارائه‌شده‌اند. همان‌طور که از این نمودارها مشخص است، خط مشکی، نیمساز ربع اول را در محورهای عمودی و افقی ترسیم می‌کند. مقادیر واقعی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو بر روی محور X و مقادیر پیش‌بینی‌شده بر روی محور Y قرار داده‌شده‌اند. هر چه این مقادیر به نیمساز ربع اول نزدیک‌تر باشند، نشان‌دهنده‌ی برازش عالی و پیش‌بینی



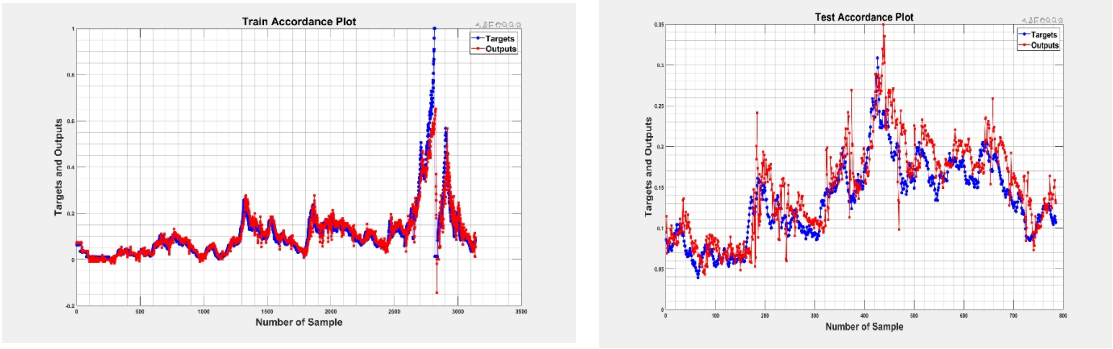
شکل ۲۱- نمودار پراکنش مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو توسط مدل ANN+HBA



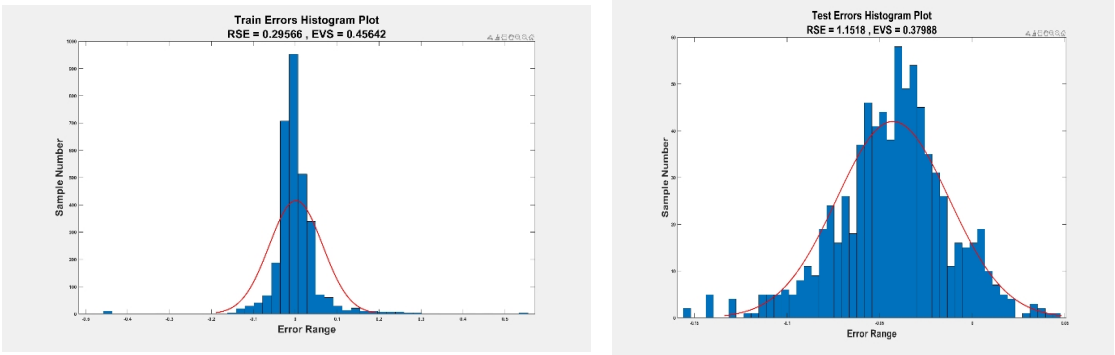
شکل ۲۲- نمودار مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو توسط مدل ANN+HHO

دقیق‌تری از قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو خواهد بود. شکل ۲۲ و شکل ۲۳ نیز میزان انطباق و هماهنگی بین مقادیر واقعی (آبی) و پیش‌بینی‌شده (قرمز) قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو در مدل‌های شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های HHO و HBA در دوره ۱۰ روز آینده در فازهای آموزش و آزمایش را نمایش می‌دهد. نزدیکی این دو نمودار به یکدیگر نشان‌دهنده‌ی عملکرد دقیق‌تر این مدل‌ها در تخمین مقادیر قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو است.

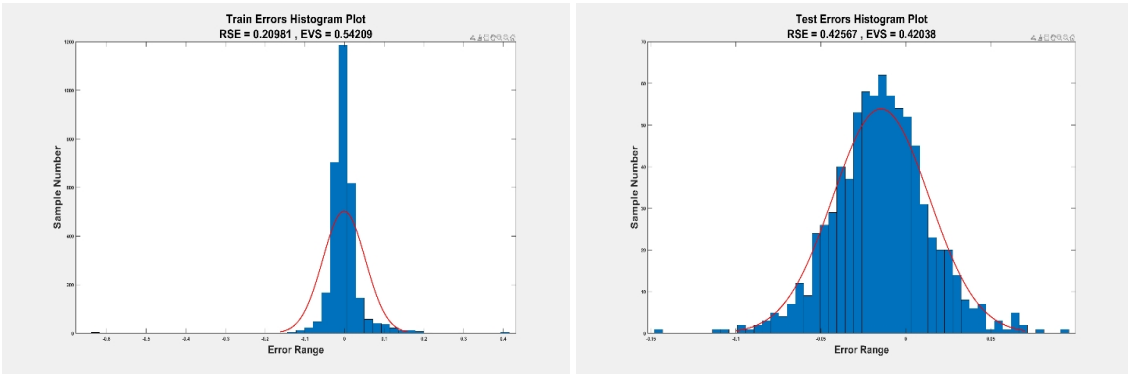
در شکل ۲۴ و شکل ۲۵، هیستوگرام خطاهای ناشی از پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی که توسط الگوریتم‌های HHO و HBA بهینه‌سازی شده‌اند، در بازه ۱۰ روز آینده نمایش



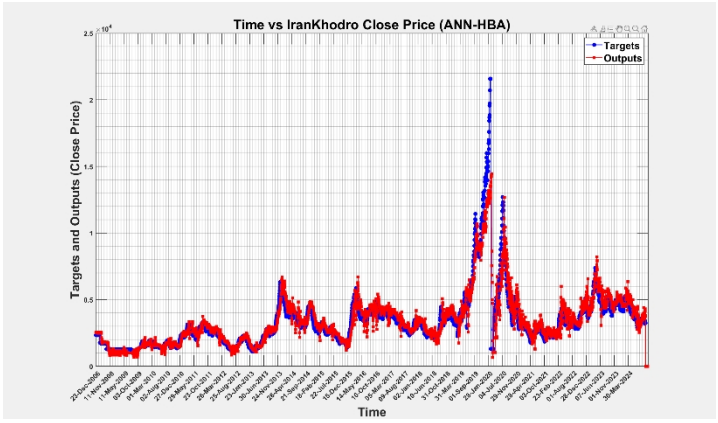
شکل ۱۷- نمودار مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو توسط مدل ANN+HBA



شکل ۲۴- نمودار هیستوگرام خطای مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو توسط مدل ANN+HHO



شکل ۲۵- نمودار هیستوگرام خطای مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو توسط مدل ANN+HBA



شکل ۲۶- نمودار مقایسه قیمت واقعی و پیش‌بینی‌شده‌ی سهام شرکت ایران‌خودرو

داده‌شده است. در این نمودار، بازه‌های خطای پیش‌بینی بر روی محور X و تعداد نمونه‌های هر خطا بر روی محور Y قرار دارند. همچنین، شکل ۲۶ نمودار مقایسه‌ای را بین قیمت واقعی (آبی) سهام ایران‌خودرو و قیمت پیش‌بینی‌شده (قرمز) آن توسط مدل‌های شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های HHO و HBA در همان بازه زمانی ۱۰ روزه به تصویر کشیده است. نزدیکی این دو نمودار به یکدیگر نشان‌دهنده دقت بالاتر این مدل‌ها در برآورد قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو است.

۵-۳- پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان

پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی که به‌وسیله الگوریتم‌های بهینه‌سازی HHO و HBA بهینه‌سازی شده بود، در بازه زمانی ۱۰ روز آینده در نرم‌افزار MATLAB انجام شد. نتایج و شاخص‌های ارزیابی در دو وضعیت آموزش و آزمایش به شرح زیر ارائه‌شده است. شکل ۲۷ نمودار همگرایی الگوریتم‌های HHO و HBA را در ۱۰۰ تکرار برای بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان در ۱۰ روز آینده و کاهش مقادیر تابع هدف (رابطه (۲۶)) نشان می‌دهد.

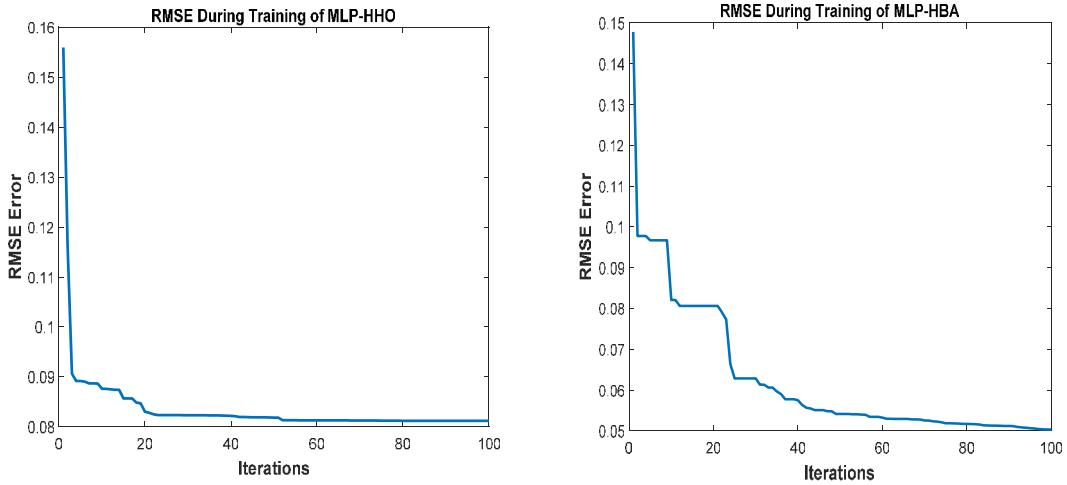
نمودارهای پراکنش مربوط به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان در مدل‌های شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با این دو الگوریتم در بازه زمانی ۱۰ روز آینده در فازهای آموزش و آزمایش در شکل ۲۸ و شکل ۲۹ ارائه‌شده‌اند. همان‌طور که از این نمودارها مشخص

است، خط مشکی، نیمساز ربع اول را در محورهای عمودی و افقی ترسیم می‌کند. مقادیر واقعی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان بر روی محور X و مقادیر پیش‌بینی‌شده بر روی محور Y قرار داده‌شده‌اند. هر چه این مقادیر به نیمساز ربع اول نزدیک‌تر باشند، نشان‌دهنده‌ی برازش عالی و پیش‌بینی دقیق‌تری از قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان خواهد بود. شکل ۳۰ و شکل ۳۱ نیز میزان انطباق و هماهنگی بین مقادیر واقعی (آبی) و پیش‌بینی‌شده (قرمز) قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان در مدل‌های شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های HHO و HBA در دوره ۱۰ روز آینده در فازهای آموزش و آزمایش را نمایش می‌دهد. نزدیکی این دو نمودار به یکدیگر نشان‌دهنده‌ی عملکرد دقیق‌تر این مدل‌ها در تخمین مقادیر قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان است.

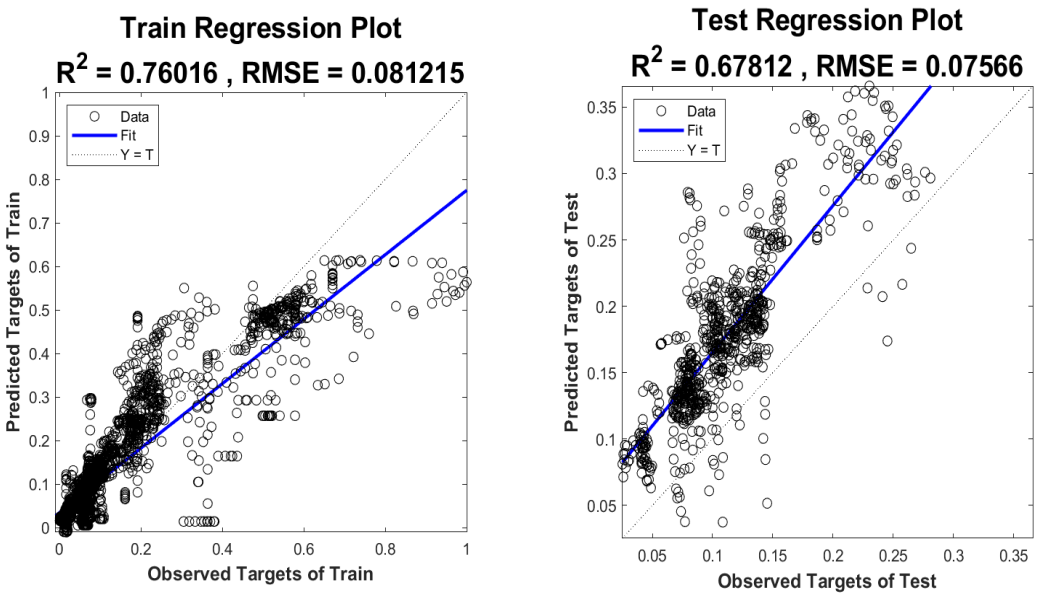
در شکل ۳۲ و شکل ۳۳، هیستوگرام خطاهای ناشی از پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی

جدول ۵- نتایج پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان

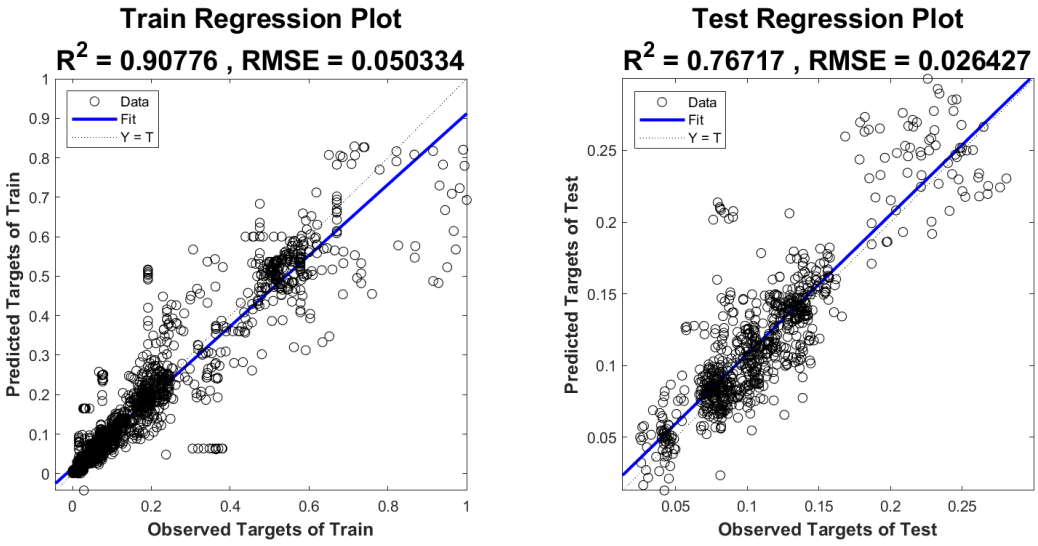
پارامتر	مرحله	R^2	MSE	RMSE	MAE	RSE	EVS
ANN-HHO	Train	0.76016	0.0065958	0.081215	0.054411	0.24043	0.5097
	Test	0.67812	0.0057244	0.07566	0.068357	0.5816	0.23009
ANN-HBA	Train	0.90776	0.0025335	0.050334	0.021967	0.09235	0.69613
	Test	0.76717	0.0006984	0.026427	0.018029	0.31496	0.4639



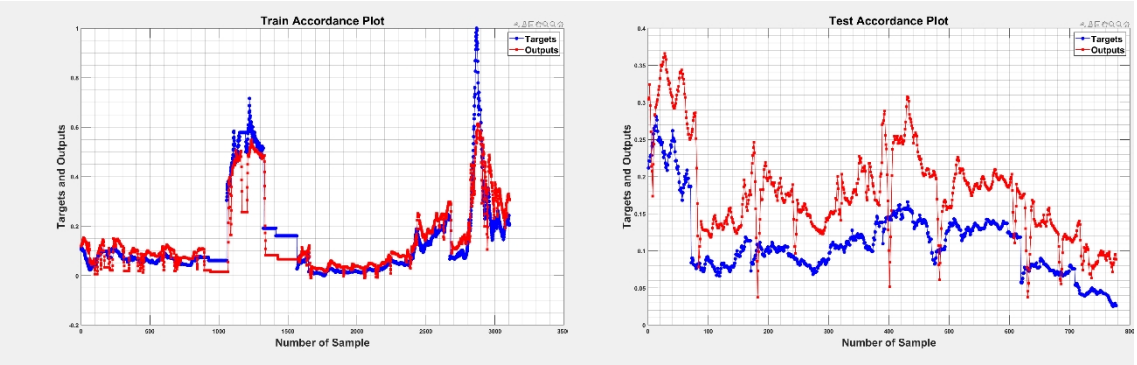
شکل ۱۸- نمودار همگرایی الگوریتم‌های HHO، HBA برای بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان



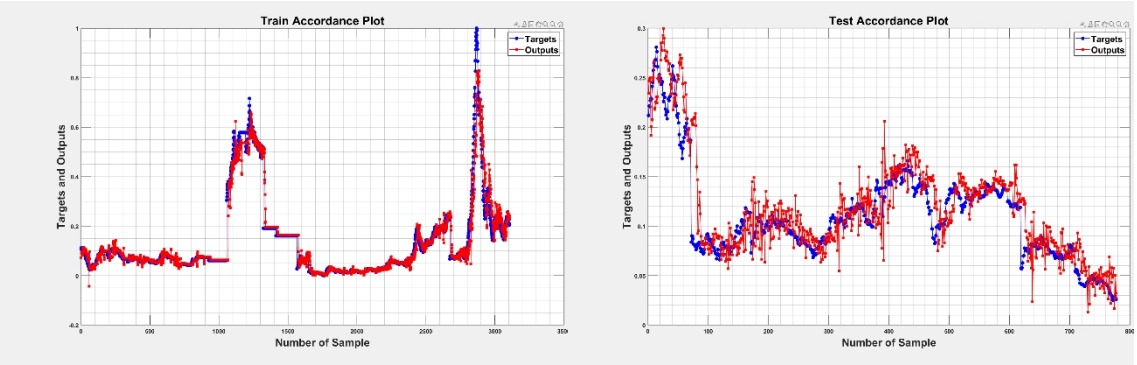
شکل ۲۸- نمودار پراکنش مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان توسط مدل ANN+HHO



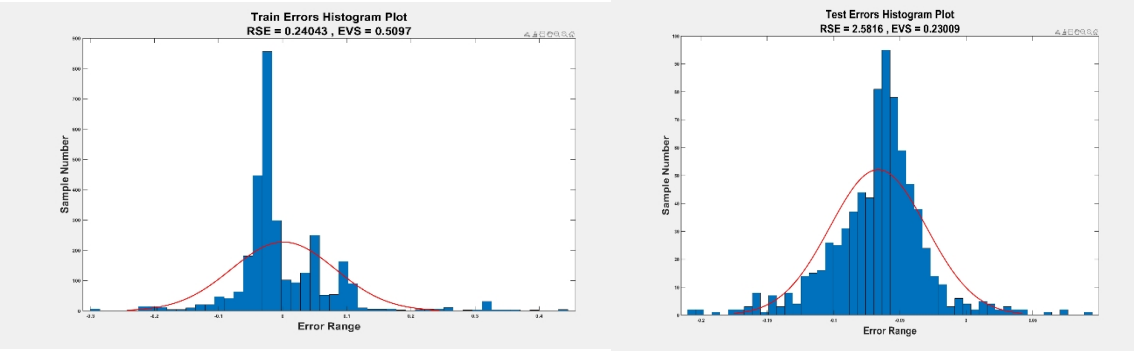
شکل ۲۹- نمودار پراکنش مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان توسط مدل ANN+HBA



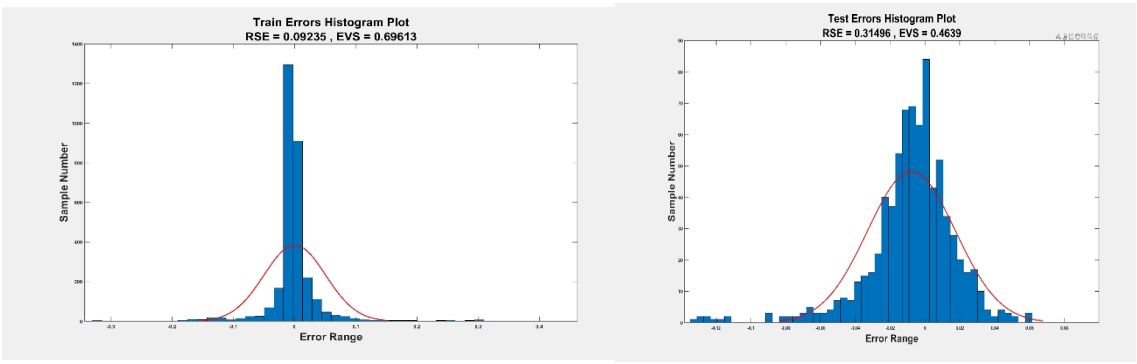
شکل ۱۹- نمودار مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان توسط مدل ANN+HHO



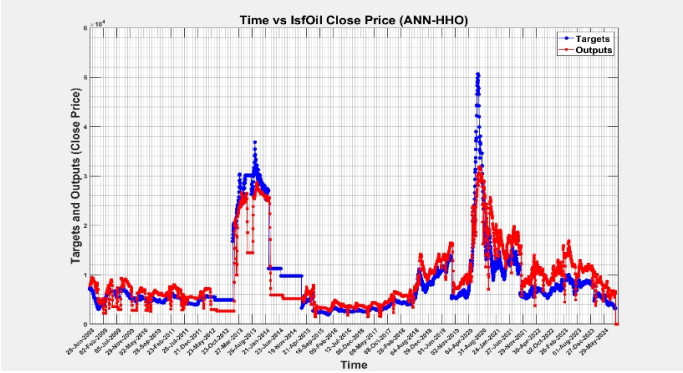
شکل ۲۰- نمودار مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان توسط مدل ANN+HBA



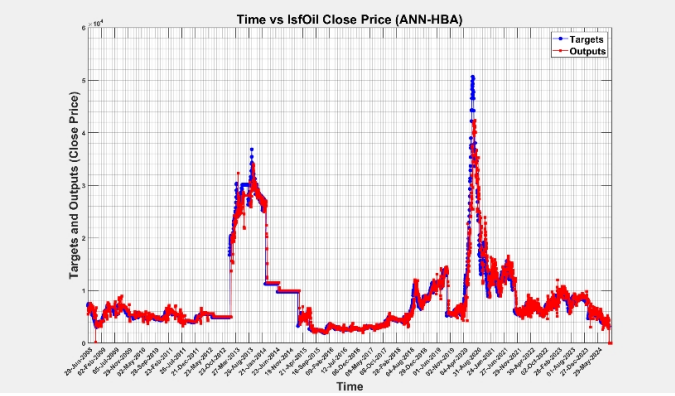
شکل ۲۱- نمودار هیستوگرام خطای مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان توسط مدل ANN+HHO



شکل ۲۲- نمودار هیستوگرام خطای مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان توسط مدل ANN+HBA

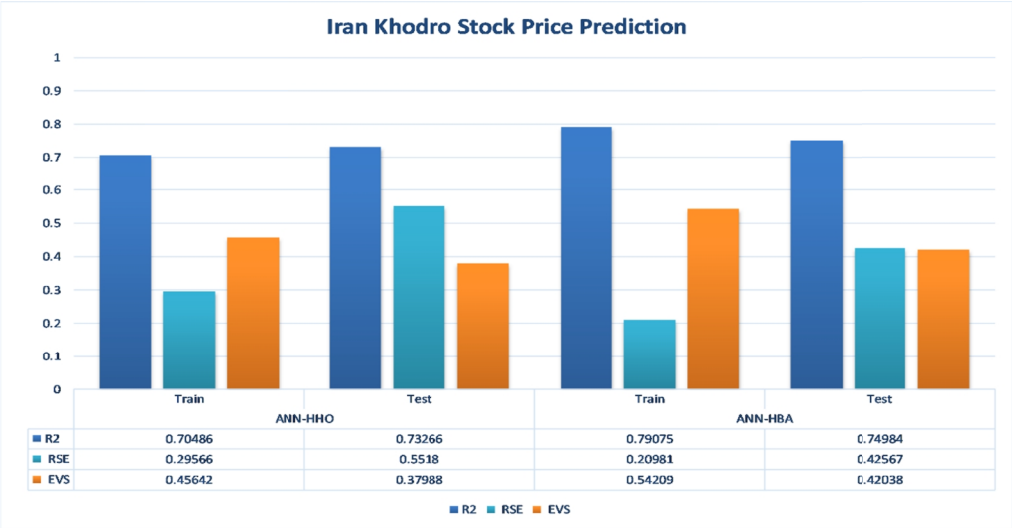


ANN+HHO

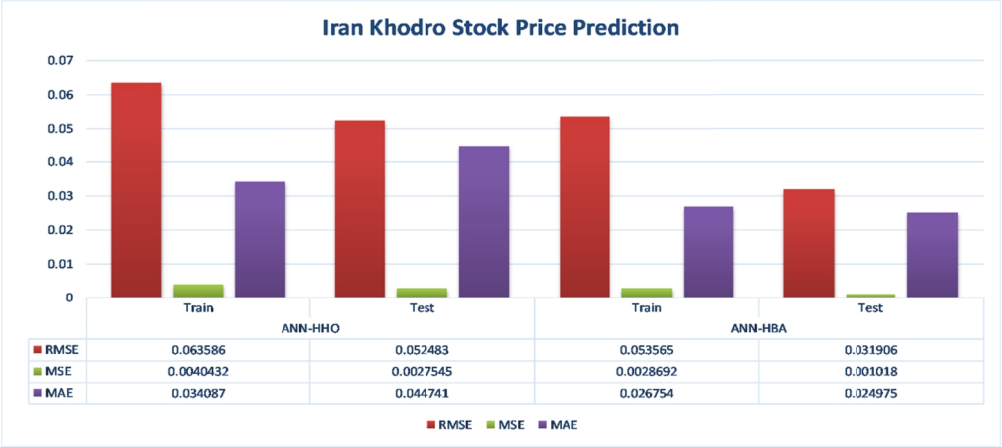


ANN+HBA

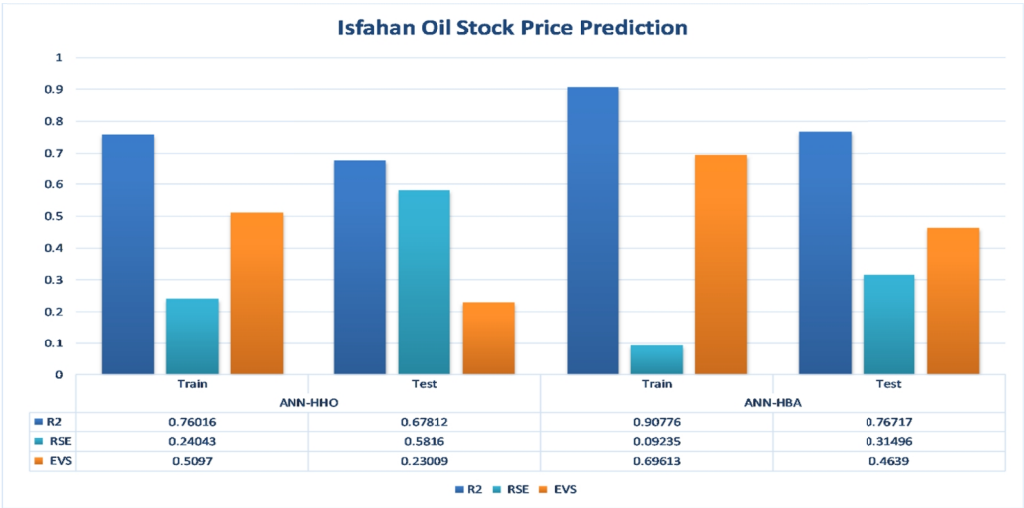
شکل ۲۳- نمودار مقایسه قیمت واقعی و پیش‌بینی‌شده‌ی سهام شرکت پالایش نفت اصفهان



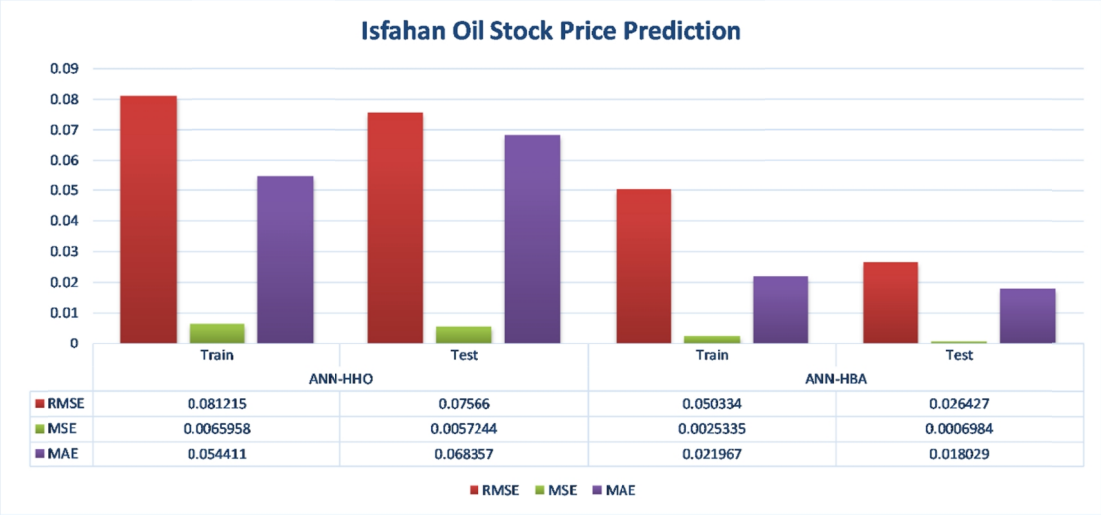
شکل ۲۴- مقایسه پارامترهای R2، RSE و EVS مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی کننده‌ی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو



شکل ۲۵- مقایسه پارامترهای RMSE، MSE و MAE مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی کننده‌ی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو



شکل ۲۶- مقایسه پارامترهای R2، RSE و EVS مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی کننده‌ی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان



شکل ۲۷- مقایسه پارامترهای RMSE، MSE و MAE مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی کننده‌ی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان

که توسط الگوریتم‌های HHO و HBA بهینه‌سازی شده‌اند، در بازه ۱۰ روز آینده نمایش داده‌شده است. در این نمودار، بازه‌های خطای پیش‌بینی بر روی محور X و تعداد نمونه‌های هر خطا بر روی محور Y قرار دارند. همچنین، شکل ۳۴ نمودار مقایسه‌ای را بین قیمت واقعی (آبی) سهام پالایش نفت اصفهان و قیمت پیش‌بینی‌شده (قرمز) آن توسط مدل‌های شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم‌های HHO و HBA در همان بازه زمانی ۱۰ روزه به تصویر کشیده است. نزدیکی این دو نمودار به یکدیگر نشان‌دهنده دقت بالاتر این مدل‌ها در برآورد قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان است.

۶- نتیجه‌گیری

پیش‌بینی قیمت سهام در بورس یکی از ابزارهای مهم برای تصمیم‌گیری بهتر سرمایه‌گذاران و مدیران مالی در زمان‌های بحران است. قیمت سهام معمولاً تحت تأثیر عوامل متعدد و پیچیده‌ای مانند اخبار اقتصادی، روان‌شناسی بازار، روندهای تاریخی و سایر بحران‌ها قرار دارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی به خاطر توانایی‌شان در یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی، به شکل مؤثرتری می‌توانند روابط موجود در داده‌ها را تحلیل کنند. روش‌های سنتی پیش‌بینی قیمت سهام ممکن است خطاهای زیادی داشته باشند.

شبکه‌های عصبی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی و ساختارهای چندلایه، می‌توانند با تنظیم و اصلاح وزن‌ها به‌صورت پیوسته، دقت پیش‌بینی را بهبود بخشند و خطاها را کاهش دهند. با توجه به توانایی شبکه‌های عصبی در پردازش حجم زیادی از داده‌های ورودی، می‌توانند هم برای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و هم بلندمدت مورد استفاده قرار گیرند و نتایج مطلوبی ارائه دهند.

با استفاده از شبکه‌های عصبی، پیش‌بینی‌ها می‌توانند به‌صورت خودکار و در زمان‌های مختلف به‌روزرسانی شوند. این خودکارسازی می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های سریع و صحیح نقش مهمی ایفا کند. پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت سهام به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا ریسک‌های موجود را کاهش داده و تصمیمات هوشمندانه‌تری اتخاذ کنند. این امر می‌تواند در ایجاد بازدهی مطلوب و مدیریت بهتر سبد سرمایه‌گذاری نیز مؤثر باشد؛ بنابراین، شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزاری هوشمند و پویا، می‌توانند به سرمایه‌گذاران

و تحلیل‌گران کمک کنند تا پیش‌بینی‌های دقیقی از روندهای آینده داشته و از این طریق، بازدهی سرمایه‌گذاری خود را بهبود بخشند.

در مطالعات پیشین انجام‌شده، استفاده از هوش مصنوعی و شبکه عصبی درصد خطای پیش‌بینی را کاهش داده و برتری مدل ترکیبی به سایر مدل‌ها مشهود بوده است و با استفاده از مطالعات پیشین و بهبود روش‌های استفاده‌شده، در این پژوهش به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان در بحران‌های بورس و بازه‌ی زمانی ۱۰ روز آینده، از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی شاهین هریس (HHO) و گورکن عسل خوار (HBA) استفاده‌شده است.

ابتدا داده‌های مورد نیاز برای مدل‌سازی را پیش‌پردازش کرده و مقادیر خالی و ناموجود آن را حذف می‌کنیم. سپس به‌منظور کاهش اثرات مقیاس داده‌ها بر روی نتایج مدل به نرمال‌سازی داده‌ها در بازه ۰ تا ۱ می‌پردازیم زیرا واردکردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت مدل‌ها می‌شود. سپس با تقسیم‌بندی داده‌ها از ۸۰ درصد از ابتدای مجموعه داده‌های قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده از انتهای داده‌ها، به‌عنوان داده‌های آزمایش اقدام به تولید مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش می‌کنیم. سپس در مرحله بعد با استفاده از دیتاست آموزش، به آموزش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری HHO و HBA می‌پردازیم. سپس در مرحله بعد با استفاده از دیتاست آزمایش، به آزمایش مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی که در مرحله قبل توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی ذکرشده، بهینه‌سازی شده است، می‌پردازیم. در مرحله آخر نیز به مقایسه نتایج و میزان دقت و کارایی مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت ایران‌خودرو و پالایش نفت اصفهان در حالت آموزش و آزمایش می‌پردازیم.

معیارهای ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌ها شامل ضریب تعیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشهٔ میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، مربع خطای نسبی (RSE) و واریانس تبیین شده (EVS) می‌باشند. تمام مراحل مدل‌سازی در نرم‌افزار MATLAB R2023b صورت گرفته است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که در بازه زمانی ۱۰ روز آینده، الگوریتم HBA و HHO قیمت سهام ایران‌خودرو را به ترتیب با دقت‌های ۷۵٪ و ۷۳٪ و قیمت سهام پالایش نفت اصفهان را با دقت‌های ۷۶٪ و ۶۷٪ پیش‌بینی کرده‌اند. نتایج این تحقیق حاکی از برتری الگوریتم HBA نسبت به الگوریتم HHO است.

۸- قدردانی

در پایان از پژوهشکده سرمایه اجتماعی، سازمان اقتصاد مقاومتی آجا برای راهنمایی و همکاری لازم در این تحقیق تقدیر و تشکر می‌شود.

۹- منابع

1. Ayyildiz, N. and O.J.H. Iskenderoglu, How effective is machine learning in stock market predictions? 2024. 10(2).
2. Mintarya, L.N. et al. Machine learning approaches in stock market prediction: A systematic literature review. 2023. 216: p. 96-102.
3. Pahwa, N. et al. Stock prediction using machine learning a review paper. 2017. 163(5): p. 36-43.
4. Jain, S. et al. Exploring the Future of Stock Market Prediction through Machine Learning: An Extensive Review and Outlook. 2024. 12(4): p. 1-10.
۵- عادل، آ. ا. امیر و ا. پرویز، مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام و طراحی مدل ترکیبی. ۲۰۰۶.

۶- مهدی مرادزاده، ف. د. رؤیا و رامین شاه علی، یکپارچه‌سازی تکنیک‌های هوش مصنوعی جهت ارائه مدل پیش‌بینی قیمت سهام. پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی. سال ششم. صص ۱۰۲-۸۹.
۷- مهدی، ص. ح.پ. کیانا و خ. حمید، بررسی مقایسه‌ای پیش‌بینی تغییرات شاخص قیمت سهام در نهادهای پولی با استفاده از هوش مصنوعی. ۲۰۱۶.
۸- علیرضا، س. ق. مجید و ت. رضا، پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رویکرد ترکیبی الگوریتم‌های فرا ابتکاری، هوش مصنوعی و معادله پارامتریک موجک. ۲۰۱۸.
۹- سید حسام و. کاربرد الگوریتم هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و حسابداری در شرکت‌های پذیرفته‌شده بورس اوراق بهادار تهران. ۲۰۱۹.
۱۰- زهرا، پ .و د. رحیم، مدل‌سازی بازار سهام با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و مقایسه با مدل‌های کلاسیک خطی. ۲۰۲۱.
۱۱- حامد، ر.ز و همکاران. رویکرد هوش مصنوعی انقباضی لاسو در پیش‌بینی نقدینگی شرکت‌های پذیرفته‌شده بورس اوراق بهادار تهران. ۲۰۲۲.
۱۲- مهدی، ح .و ا. حمیدرضا، بررسی قدرت مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در پیش‌بینی روند قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران. ۲۰۲۲.
۱۳- جعفر، م؛ و ش. محمدرضا، شناسایی و گروه‌بندی ریسک‌های احداث واحدهای صنعتی به‌وسیله روش دلفی و شبکه عصبی مصنوعی خودسازمان‌ده (مطالعه موردی: احداث کارخانه تراورس). فصلنامه مدیریت بحران، ۱۴۰۱. ۱۱(۱).148-141 .p :
۱۴- آرام، خ. تحلیل فضایی آسیب‌پذیری محلات شهر سلماس در برابر زلزله مبتنی بر روش Fuzzy WASPAS. فصلنامه مدیریت بحران، ۱۴۰۲. ۱۲(۲) .p : 130-116.
۱۵- مزرعه، م. م. حقیقی و ل. آندرواژ، طراحی مدل جذب سرمایه‌گذاری ترکیبی در راستای رونق کسب‌وکار و رشد اقتصادی (مورد مطالعه: مناطق آزاد تجاری). فصلنامه مدیریت بحران، ۱۴۰۳. ۱۳(۲)
16. Maqbool, J. et al. Stock prediction by integrating sentiment scores of financial news and MLP-regressor: A machine learning approach. 2023. 218: p. 1067-1078.
17. Srivastava, S. et al. Analysis and prediction of Indian stock market: a machine-learning approach. 2023. 14(4): p. 1567-1585.
18. Sonkavde, G. et al. Forecasting stock market prices using machine learning and deep learning models: A systematic review, performance analysis and discussion of implications. 2023. 11(3): p. 94.
19. Ajiga, D.I. et al. Machine learning for stock market forecasting: a review of models and accuracy. 2024. 6(2): p. 112-124.
20. Phuoc, T. et al. Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market–The case of Vietnam. 2024. 11(1): p. 1-18.
21. Sui, M. et al. An ensemble approach to stock price prediction using deep learning and time series models. 2024.
22. Smith, M. Neural networks for statistical modeling. 1993: Thomson Learning.
23. Hornik, K. M. Stinchcombe, and H.J.N.n. White, Multilayer feedforward networks are universal approximators. 1989. 2(5): p. 359-366.
24. Engelbrecht, A.P. Computational intelligence: an introduction. 2007: John Wiley & Sons.
۲۵- محمدباقر، م. مبانی شبکه‌های عصبی هوش محاسباتی :1381 .Vol. 0 دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک تهران)، واحد تفرش، مرکز نشر پروفسور.
26. Heidari, A.A. et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications. 2019. 97: p. 849-872.
27. Hashim, F.A. et al. Honey Badger Algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems. 2022. 192: p. 84-110.
28. Heptner, V.G. and S. Robert, Mammals of the Soviet Union: Vol. II. Part 1b Carnivora (weasels; additional species). 2001: Smithsonian Institution Libraries and the National Science Foundation.
29. Begg, C. et al. Life-history variables of an atypical mustelid, the honey badger Mellivora capensis. 2005. 265(1): p. 17-22.
30. Begg, C. et al. Scent-marking behaviour of the honey badger, Mellivora capensis (Mustelidae), in the southern Kalahari. 2003. 66(5): p. 917-929.