ISSN (Print): 2251-8452 ISSN (Online): 2717-3356

Quarterly Monetary & Financial Economics

https://danesh24.um.ac.ir

Research Article Vol. 31, No. 2, 2024, p. 1-33 OPEN ACCESS

Forecasting Stock Prices by using Neural Network and Squirrel Search Algorithm

H. Mehtarizadeh[1], N. Mansouri[2*], M. M. Hosseini[3], R. Delpasand[4]

1- Ph. D Student of Applied Mathematics, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.
2- Assistant Professor, Department of Computer Science, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.
3- Professor, Department of Applied Mathematics, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.
4- Ph. D of Operations Research, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

(*- Corresponding Author Email: n.mansouri@uk.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/mfe.2024.75274.1167

Received:2022/02/12 Revised:2024/10/15 Accepted:2024/01/13	**How to cite this article:** Mansouri, N.; Mehtarizadeh, H.; Hosseini, M. M., & Delpasand, R. (2024). Forecasting Stock Prices by using Neural Network and Squirrel Search Algorithm. *Monetary & Finational Economics Journal*, *31*(2): 1-33. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/mfe.2024.75274.1167
Available Online:2024/01/13	

1- INTRODUCTION

Investing in stocks offered on the stock exchange is one of the most lucrative investments in the financial and capital markets. However, stock

©2024 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.

price behavior is one of the most complex mechanisms that researchers have studied. This market always shows unpredictable, chaotic, and non-linear behavior because it is affected by economic, political and industrial conditions.

2- THEORETICAL FRAMEWORK

The study of stock price prediction hinges on understanding the chaotic and nonlinear behavior of financial markets, influenced by economic, political, and industrial conditions. Neural networks, specifically Multilayer Perceptron (MLP) and Elman networks, are employed due to their ability to model complex relationships in data. The use of the squirrel search algorithm to optimize these neural networks enhances their predictive accuracy and speed, providing a significant improvement over traditional metaheuristic algorithms.

3- METHODOLOGY

In this paper, we try to predict the closing price of the share in the coming days by using Multilayer Perceptron Neural Networks and Elman. The weights of the neural networks used in this work are optimized by using the squirrel search algorithm, which increases the speed and accuracy of the neural networks.

4- RESULTS & DISCUSSION

The results are evaluated by MSE, RMSE, MAE, and MAPE criteria. Also, the proposed method is compared with Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), Grey Wolf Optimization (GWO), and Artificial Bee Colony (ABC) metaheuristic algorithms.

5- CONCLUSIONS & SUGGESTIONS

To show the optimization of network weights by using squirrel search algorithm averages 72% for Iran Telecommunication Companies, National Iranian Copper Industries, Pars International Products, Ghadir Holding and India Steel has better results than other methods. In comparison with the multilayer perceptron neural network with Elman neural network, Elman neural network has an average of 27% better results than the multilayer perceptron neural network.

Keywords: Artificial Neural Networks, Forecasting, Meta-Heuristic Algorithms, Squirrel Search Algorithm

JEL Classification: C6, C45, C61.

نشریه اقتصاد پولی مالی، سال سی و یکم، دوره جدید، شمارهٔ ۲، پیاپی ۲۸، پاییز و زمستان ۱۴۰۳
https://danesh24.um.ac.ir

پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی و الگوریتم جستجوی سنجاب

هما مهتریزاده
دانشجوی دکتری ریاضی کاربردی گرایش مالی، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران
نجمه منصوری *
استادیار، گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران
محمدمهدی حسینی
استاد، گروه ریاضی کاربردی، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران
راضیه دلپسند
دکتری تحقیق در عملیات، گروه ریاضی کاربردی، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران

نوع مقاله: پژوهشی
https://doi.org/10.22067/mfe.2024.75274.1167

چکیده

سرمایه‌گذاری بر روی سهام عرضه شده در بازار بورس اوراق بهادار یکی از پرسودترین سرمایه‌گذاری‌ها در بازارهای مالی و سرمایه است. بااین‌حال رفتار قیمت سهام یکی از پیچیده‌ترین سازوکارهایی است که محققان و پژوهشگران بر روی آن مطالعه کردند. این بازار همواره رفتاری غیرقابل‌پیش‌بینی و آشوبگرانه و غیرخطی از خود نشان می‌دهد زیرا تحت تأثیر شرایط اقتصادی، سیاسی، صنعتی و ... است. در این تحقیق سعی شده با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و المان قیمت بسته شدن سهم در روزهای آینده پیش‌بینی شود. وزن‌های شبکه‌های عصبی به کار رفته در این مقاله با استفاده از الگوریتم جستجوی سنجاب بهینه شده‌اند که باعث افزایش سرعت و دقت شبکه‌های عصبی می‌شود. نتایج حاصل با معیارهای میانگین مربعات، جذر میانگین مربعات، میانگین مطلق خطا و درصد میانگین مطلق خطا مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. همچنین روش پیشنهادی با الگوریتم‌های فراابتکاری ازدحام جمعیت، ژنتیک، گرگ خاکستری و کلونی زنبورعسل مقایسه می‌شوند تا نشان دهد بهینه‌سازی وزن‌های شبکه با استفاده از الگوریتم جستجوی سنجاب به‌طور میانگین ۷۲٪ برای شرکت‌های مخابرات ایران، صنایع ملی مس ایران، بین‌المللی محصولات پارس، هلدینگ غدیر و فولاد هند نتیجه بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. همین‌طور در مقایسه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با شبکه عصبی المان، شبکه عصبی المان به‌طور میانگین ۲۷٪ نتیجه بهتری نسبت به شبکه عصبی پرسپترون چندلایه دارد.

کلیدواژه‌ها: الگوریتم جستجوی سنجاب، الگوریتم‌های فراابتکاری، پیش‌بینی، شبکه‌های عصبی مصنوعی.
طبقه‌بندی JEL: C61 ،C45, C6

---

* نویسنده مسئول: n.mansouri@uk.ac.ir
تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۲۳
صفحات: ۳۳-۱

۱- مقدمه

در طول چند سال اخیر به دلیل رشد و توسعه بازار سرمایه کشور و معرفی ابزارها، سازوکار و پدیده‌های نو در آن، اهمیت بازار سرمایه را در اقتصاد کشور بیشتر کرده است. پیش‌بینی[1] قیمت سهام یکی از مسائل مهم در بازارهای مالی است که توجه بسیاری از پژوهشگران و کارشناسان این حوزه را در چند دهه گذشته به خود جلب نموده است. اهمیت این موضوع ازآنجا سرچشمه می‌گیرد که پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای مالی یکی از متغیرهای مهم در زمینه تصمیم‌های سرمایه‌گذاری، قیمت‌گذاری اوراق بهادار (مشتقه‌ها) و مدیریت ریسک است. ازآنجاکه سرمایه‌گذاران بازارهای بورس همواره علاقه‌مندند از روند بعدی قیمت‌ها آگاهی یابند؛ فعالان این بازار به دنبال دستیابی و به‌کارگیری روش‌هایی هستند تا بتوانند با پیش‌بینی آتی قیمت سهام، سود سرمایه خود را افزایش دهند؛ بنابراین، ضروری به نظر می‌رسد که روش‌های مناسب، درست و وابسته به اصول علمی در تعیین قیمت آینده سهام پیش‌روی افراد سرمایه‌گذار قرار گیرد.

برخی پدیده‌ها دارای ماهیت پیچیده‌ای هستند که یافتن یک الگوی ریاضی برای مدل‌سازی رابطه غیرخطی میان بن‌مایه‌های ورودی و خروجی را، دشوار می‌سازد. یکی از این متغیرها که بسیار مورد نگرش برای پیش‌بینی است قیمت سهام در بورس اوراق بهادار است. رویکردهای هوش مصنوعی به دلیل قابلیت استفاده در مسائل غیرخطی و پیچیده کارایی بیشتری دارند. از طرفی استفاده از یک روش به‌تنهایی کافی نیست، ازاین‌رو برای کاهش دادن ریسک در پیش‌بینی و تصمیم‌گیری چندین روش هوش مصنوعی برای حل مسئله استفاده می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی یکی از انواع هوش مصنوعی است که ابزارهای خطی و غیرخطی را برای پیش‌بینی در اختیار قرار می‌دهد. با توجه به اهمیت پیش‌بینی در قیمت اوراق بهادار به‌عنوان یک راهبرد و تأثیر آن بر اقتصاد جهان، شناخت بازار اوراق بهادار و ارائه پیش‌بینی‌های مناسب از وضعیت متغیرهای این بازار یکی از چالش‌های مهم علمی در سراسر جهان است.

هدف اساسی از انجام این تحقیق، پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهم با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و همین‌طور شبکه عصبی المان است. برای افزایش سرعت و دقت کار شبکه‌های عصبی از الگوریتم فراابتکاری جستجوی سنجاب[2] برای یافتن ساختار بهینه این شبکه‌ها استفاده شده است. پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهام در روزهای آینده برای پنج شرکت در بورس تهران شامل مخابرات ایران، صنایع ملی مس ایران،

---

[1] Forecast

[2] Squirrel Search Algorithm (SSA)

خودروسازی سایپا، شرکت بین‌المللی محصولات پارس و هلدینگ غدیر و همین‌طور شرکت فولاد هند انجام شد.

۲- پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر محققان با ارائه مدل‌های مختلف با ساختارهای پیچیده و به خدمت گرفتن الگوریتم‌های گوناگون در سیستم، سعی در پیش‌بینی دقیق قیمت سهام داشته‌اند. در اکثر این مدل‌های پیش‌بینی‌کننده سیستم فقط با استفاده از اطلاعات یک شاخص (اکثراً قیمت سهام) به پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته و یا از چند شاخص به‌عنوان ورودی یک شبکه چند ورودی بهره برده‌اند. در رابطه با مسئله پیش‌بینی بازار سهام، کارهای بسیاری انجام شده است در ادامه برخی از آن‌ها را می‌آوریم.

چانگ و همکاران در مطالعه‌ای با عنوان "الگوریتم ژنتیک شبکه حافظه کوتاه‌مدت بهینه شده برای پیش‌بینی بازار سهام"، یک رویکرد ترکیبی ادغام شبکه حافظه کوتاه بلندمدت و الگوریتم ژنتیک را ارائه کردند (Chung& Shin, 2018). ژانگ و همکاران در مطالعه‌ای با عنوان "پیش‌بینی بازار سهام بر اساس شبکه رقابتی مولد"، یک معماری جدید از شبکه مولد تخاصمی با پرسپترون چندلایه به‌عنوان تشخیص‌دهنده و حافظه کوتاه بلندمدت به‌عنوان مولد پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهام پیشنهاد کردند (Zhang et al., 2019). کومار و همکاران در پژوهشی با عنوان "پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهام با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی"، روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل‌های تصادفی برای پیش‌بینی قیمت بسته شدن روز بعد برای پنج شرکت متعلق به بخش‌های مختلف عملیات استفاده کردند (Kumar et al., 2020). یان و همکاران با هدف توسعه یک روش پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده کامل از داده‌های رسانه‌های اجتماعی، پژوهشی با عنوان "روش پیش‌بینی قیمت سهام بر اساس فناوری یادگیری عمیق" ارائه کردند (Yan et al., 2021). چاندار در پژوهشی با عنوان "مدل شبکه عصبی المان بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای پیش‌بینی قیمت سهام" با استفاده از شبکه‌ی عصبی المان و الگوریتم گرگ خاکستری برای پیش‌بینی قیمت آتی داده‌های سهام در یک روز پیش استفاده کرد (Chandar et al., 2021). آگوستینی و همکاران پژوهشی با عنوان "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از حرکت هندسی براونی" را انجام دادند. حرکت براونی هندسی یک مدل ریاضی برای پیش‌بینی قیمت آتی سهام است. در پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل هندسی حرکت براونی، الگوریتم از محاسبه ارزش بازده شروع شده، سپس با تخمین ارزش نوسانات و رانش، پیش‌بینی قیمت سهام، محاسبه درصد میانگین مطلق خطا پیش‌بینی‌شده، محاسبه قیمت مورد انتظار سهام و محاسبه سطح محاسبه سطح اطمینان ۹۵ درصد شروع می‌شود (Agustini te al., 2018). کیمورا و همکاران در

پژوهشی با عنوان "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان بر روی قیمت‌های روزانه و لحظه‌ای" یک روش یادگیری ماشینی به نام رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاری‌های بزرگ و کوچک و در سه بازار مختلف، با استفاده از قیمت‌ها با فرکانس‌های روزانه و حداکثر دقیقه ارائه کردند. ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین درصد مطلق خطا برای ارزیابی کفایت پیش بینی قیمت مدل‌ها استفاده شده است (Kimura et al., 2018). صدیقی و همکاران در مطالعه‌ای با عنوان "یک مدل ترکیبی جدید برای پیش‌بینی قیمت سهام بر اساس فراابتکاری و ماشین بردار پشتیبان"، یک رویکرد یکپارچه جدید مبتنی بر کلونی زنبورعسل مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار و ماشین بردار پشتیبانی ارائه دادند. الگوریتم زنبورعسل مصنوعی برای بهینه‌سازی شاخص‌های فنی برای ابزارهای پیش‌بینی استفاده می‌شود (Sedighi et al., 2019). لئو و همکاران تحقیقی با عنوان "یک شبکه المان بهبودیافته برای خدمات پیش‌بینی قیمت سهام" ارائه کردند که بر اساس یک فرض اساسی استوار بود، قیمت تاریخی سهام تأثیر زیادی بر قیمت کوتاه‌مدت سهام آینده خواهد داشت. در این فرض، یک مدل المان بهبودیافته ایجاد کردند و داده‌های تاریخی شاخص ترکیبی شانگ‌های و ترکیب شنژن را جمع‌آوری کردند. در مورد پردازش داده‌ها، دو مجموعه داده به آموزش و دیگری به تست تقسیم شده است. علاوه بر این، داده‌ها نرمال شدند (Liu et al., 2020).

اساسی‌ترین محدودیت شبکه‌های یادگیری عمیق مشکل محو گرادیان است. در مورد رگرسیون بردار پشتیبان نیز می‌توان گفت که یک مدل خطی را یاد می‌گیرد یعنی اگر داده‌ها خیلی ساده و دو بعدی باشند، در این صورت رگرسیون بردار پشتیبان خطی را یاد می‌گیرد که آن خط می‌تواند داده‌ها را به دو بخش تقسیم کند. الگوریتم‌هایی چون ژنتیک و ازدحام ذرات به دلیل اینکه روش‌هایی به نسبت قدیمی هستند ممکن است خطای بالایی در کارهایی چون پیش‌بینی داشته باشند. به همین منظور، در این پژوهش ترکیب‌های پرسپترون و جستجوی سنجاب و همین‌طور المان و جستجوی سنجاب ارائه شده است. روش‌های ارائه شده علاوه بر توانایی در بررسی داده‌های پیچیده و غیرخطی دقت بالایی نیز دارند. جدول (۱) کارهای مرتبط در این زمینه را نشان می‌دهد.

جدول (۱): کارهای مرتبط

نام نویسنده	منابع داده‌ها	بازه زمانی بررسی شده	هدف	روش کار
چانگ و همکاران	Yahoofinance	۲۰۱۶-۲۰۰۰	پیش‌بینی بازار سهام	GA-LSTM[1]
ژانگ و همکاران	Yahoofinance	-	پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهم	GAN-MLP-LSTM[2]
کومار و همکاران	Yahoofinance	۲۰۱۹-۲۰۰۹	پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهم	ANN-RF[3]
آگوستینی و همکاران	Yahoofinance	ژانویه ۲۰۱۴-دسامبر ۲۰۱۴	پیش‌بینی قیمت سهام	حرکت هندسی براونی
کیمورا و همکاران	Yahoofinance	۱مارچ-۲۶ می ۲۰۱۷	پیش‌بینی قیمت سهام	SVR[4]
یان و همکاران	OrientalFortune website	۲۰۱۹-۲۰۱۰	پیش‌بینی قیمت سهام	فناوری یادگیری عمیق
صدیقی و همکاران	Nyse.com, Nasdaq.com, market watch.com	۲۰۱۸-۲۰۰۸	پیش‌بینی نوسانات قیمت سهام در بلندمدت	ABC-ANFIS-SVM[5]
چاندار	Nyse.com, Nasdaq.com	۲۰۱۸-۲۰۰۹	پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهام	ENN-GWO[6]
لیو و همکاران	Yahoofinance	-	پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سهام	ENN[7]

در ادامه بحث مقاله به شرح زیر تنظیم شده است. بخش ۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی و انواع استفاده شده در این بحث را شرح می‌دهد. در ادامه این بخش روش کار توضیح داده می‌شود، این فصل همچنین شامل زیر فصل‌هایی با توضیحات در مورد الگوریتم فراابتکاری سنجاب نیز می‌شود. بخش ۴ توضیح کوتاهی در خصوص داده‌های استفاده شده و معیارهای ارزیابی آورده می‌شود و در ادامه نتایج قرار داده می‌شوند و سپس نقاط ضعف سایر الگوریتم‌های استفاده شده شرح داده می‌شود. درنهایت بخش ۵ نتایج مقاله را به پایان می‌رساند.

---

[1] Genetic Algorithm-Long Short-Term Memory
[2] Genetic Adversarial Network-MultiLayer Perceptron- Long Short-Term Memory
[3] Artificial Neural Network-Random Forests
[4] Support Vector Regression
[5] Artificial Bee Colony-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System-Support Vector Machines
[6] Elman Neural Network-Grey Wolf Optimization
[7] Elman Neural Network

۳- روش‌شناسی

۳-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] و به‌عبارت‌دیگر سیستم‌های اتصالگر، سیستم‌های محاسبه کننده‌ای هستند که از شبکه‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند و روش‌های محاسباتی نوینی هستند که برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد (Kasabov, 1996). به‌طورکلی این روش ابزارهای خطی و غیرخطی را برای پیش‌بینی در اختیار قرار می‌دهد. درحالی‌که یک شبکه عصبی نباید به‌خودی‌خود سازگارپذیر باشد، استفاده عملی از آن به‌واسطه الگوریتم‌هایی امکان‌پذیر است، که جهت تغییر وزن ارتباطات در شبکه طراحی شده باشد.

۳-۱-۱- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

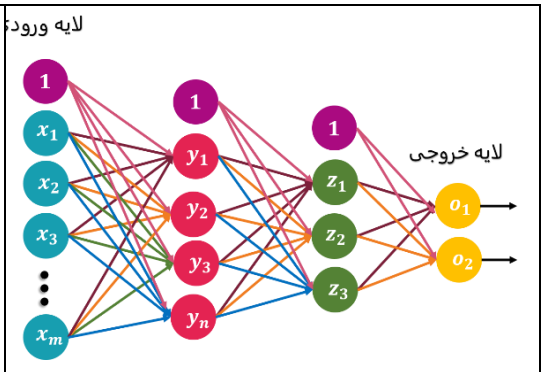
دسته‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور است. یک MLP[2] شامل حداقل سه لایه گره است: یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی. به‌جز گره‌های ورودی، هر گره شامل حداقل یک نورون است که از یک تابع فعال‌سازی غیرخطی استفاده می‌کند (Haykin, 1999). شکل (۱-الف) شبکه عصبی پرسپترون سه لایه را نشان می‌دهد.

۳-۱-۲- شبکه عصبی المان[3]

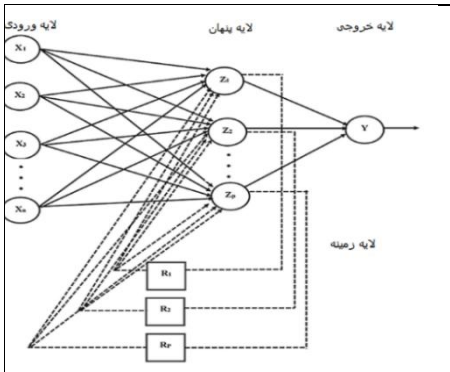
ENN معمولاً در بسیاری از زمینه‌ها ازجمله پیش‌بینی سری‌های زمانی و تحلیل توانی استفاده می‌شود. ENN از یک لایه ورودی، یک لایه پنهان، یک لایه بازگشتی و یک لایه خروجی تشکیل شده است (شکل (۱-ب)). هر لایه دارای یک یا چند نورون است که با محاسبه یک تابع غیرخطی از مجموع وزنی نمونه‌های ورودی، اطلاعات یا نمونه‌هایی را از یک لایه به لایه دیگر منتشر می‌کنند (Zhiqiang et al., 2013).

---

[1] Artificial Neural Networks (ANN)
[2] MultiLayer Perceptron
[3] Elman Neural Networks (ENN)



شکل ۱-الف: شبکه عصبی پرسپترون سه لایه



شکل ۱-ب: شبکه عصبی المان

در این مقاله به‌منظور پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهام از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی انواع مختلفی دارند که در اینجا از شبکه عصبی المان و پرسپترون چندلایه استفاده شده است. برای پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ابتدا داده‌های مربوط به هر شرکت را به دو دسته آموزش و تست تقسیم شدند. ٪۸۰ داده‌ها برای آموزش شبکه و ٪۲۰ داده‌ها را برای تست شبکه در نظر گرفته شد. آموزش در شبکه عصبی با تغییر وزن اتصال پس از پردازش هر قطعه از داده‌ها، براساس میزان خطا در خروجی در مقایسه با نتیجه مورد انتظار رخ می‌دهد. انتخاب وزن‌های شبکه به‌صورت تصادفی انجام می‌شود؛ اما در این روش وزن‌های شبکه با استفاده الگوریتم جستجوی سنجاب بهینه شده‌اند. در این صورت شبکه تقریب بهتری از جواب می‌دهد. مرحله آخر تست شبکه عصبی است که در این مرحله شبکه آموزش دیده با استفاده از داده‌هایی که در مرحله آموزش نبودند تست می‌شود.

یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی، از سه لایه‌ی ورودی، خروجی و پردازش (پنهان) تشکیل می‌شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که به‌طورکلی با کلیه‌ی نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند، مگر این‌که کاربر ارتباط بین نورون‌ها را محدود کند؛ ولی نورون‌های هر لایه با سایر نورون‌های همان لایه، ارتباطی ندارند (Hopfield, 1982).

یکی از کاربردهای مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی در زمینه‌های مختلف ازجمله پیش‌بینی قیمت است. با استفاده از داده‌های تاریخی می‌توان قیمت در روزهای آینده را پیش‌بینی کرد. در این کار با استفاده از شبکه عصبی سعی شده که قیمت بسته شدن سهم در روزهای آینده پیش‌بینی شود. ورودی‌های شبکه عصبی شامل اطلاعات روزانه قیمت ازجمله قیمت باز، بیشترین، کمترین و حجم معاملات هستند. بعدازاینکه

ورودی‌ها را به شبکه دادیم وزن‌های شبکه در ورودی‌ها ضرب شده و سپس به لایه مخفی می‌روند در آنجا با اعمال تابع فعال‌سازی موردنظر مقادیر تغییر کرده و درنهایت مقادیر به لایه خروجی رفته و بعدازآن خروجی را به ما می‌دهد. برای محاسبه خطای خروجی مورد انتظار و خروجی که شبکه داده است از توابع ارزیابی خطای میانگین مربعات[۱]، خطای جذر میانگین مربعات[۲]، میانگین مطلق خطا[۳]، معیار درصد میانگین مطلق خطاهای پیش‌بینی[۴] و ترکیبی از خطای میانگین مربعات و میانگین مطلق خطا و همین‌طور ترکیب خطای جذر میانگین مربعات و میانگین مطلق خطا با وزن‌های تعیین شده برای این ترکیبات استفاده شده است.

در این مقاله برای رسیدن به بهترین جواب (کمترین خطای شبکه)، وزن‌های بهینه‌ی شبکه (بهترین وزن‌ها) با استفاده از الگوریتم جستجوی سنجاب به دست آمده است. در واقع برای آموزش شبکه از الگوریتم جستجوی سنجاب استفاده شده است.

۳-۲- الگوریتم جستجوی سنجاب

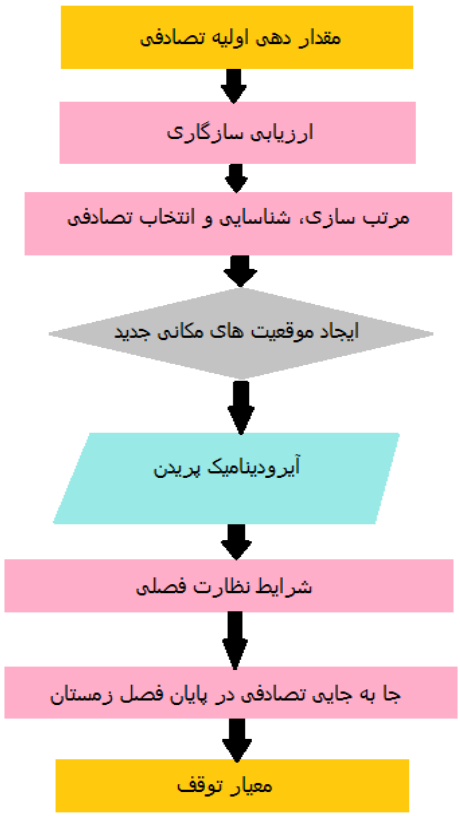
الگوریتم سنجاب پرنده اولین بار توسط جین، سینگ و رانی در سال ۲۰۱۹ معرفی شد. در طول هوای گرم (پاییز) سنجاب‌ها با سرخوردن از یک درخت به درخت دیگر، به دنبال منابع غذایی می‌گردند. آن‌ها ضمن انجام این کار، مکان خود را تغییر داده و مناطق مختلف جنگل را کاوش می‌کنند. ازآنجاکه شرایط آب و هوایی به‌اندازه کافی گرم است آن‌ها می‌توانند انرژی موردنیاز روزانه خود را با تغذیه از بلوط‌هایی که به‌وفور یافت می‌شوند تأمین کنند و ازاین‌رو بلافاصله پس از یافتن بذرها، آن‌ها را مصرف می‌کنند. آن‌ها پس از برآوردن انرژی موردنیاز روزانه خود، شروع به جستجوی منبع غذایی مطلوب برای زمستان می‌کنند (آجیل درخت هیکوری).

۳-۲-۱- اجرای الگوریتم جستجوی سنجاب

الگوریتم سنجاب با موقعیت اولیه تصادفی سنجاب‌های پرنده مشابه الگوریتم‌های دیگر مبتنی بر جمعیت شروع می‌شود. شکل (۲) روندنمایی از مراحل اجرای الگوریتم جستجوی سنجاب را نشان می‌دهد.

---

[1] Mean Squared Error (MSE)
[2] Root Mean Squared Error (RMSE)
[3] Mean Absolut Error (MAE)
[4] Mean Absolut Percentage Error (MAPE)



شکل ۲: نمودار مراحل اجرای الگوریتم جستجوی سنجاب

۱. مقداردهی اولیه تصادفی: تعداد n سنجاب پرنده در یک جنگل وجود دارد و محل سنجاب پرنده i^{th} را می‌توان با یک بردار مشخص کرد. مکان همه‌ی سنجاب‌های پرنده را می‌توان با ماتریس (۱) نشان داد (Jain et al., 2019).

(۱)

جایی که FS_{ij} نشانگر بعد j^{th} سنجاب پرنده i^{th} است. از توزیع یکنواخت (معادله(۲)) برای اختصاص محل اولیه هر سنجاب پرنده در جنگل استفاده می‌شود (Jain et al., 2019).

$$FS_i = FS_l + U(0.1) \times (FS_U - FS_L) \quad (۲)$$

که در آن FS_L و FS_U به ترتیب مرزهای پایین و بالای سنجاب پرنده i^{th} در بعد j^{th} هستند و $U(0.1)$ یک عدد تصادفی توزیع شده یکنواخت در بازه $[۰,۱]$ است.

۲. ارزیابی سازگاری: سازگاری موقعیت مکانی برای هر سنجاب پرنده با قرار دادن مقادیر متغیر تصمیم (بردار جواب) در یک تابع سازگاری تعریف شده توسط کاربر، محاسبه می‌شود و مقادیر مربوط در بردار (۳) ذخیره می‌شود (Jain et al., 2019).

$$f = \begin{bmatrix} f_1([FS_{1.1}. FS_{1.2}. \dots . FS_{1.d}]) \\ f_2([FS_{2.1}. FS_{2.2}. \dots . FS_{(2.d)}]) \\ . \\ . \\ . \\ f_n([FS_{n.1}. FS_{n.2}. \dots . FS_{n.d}]) \end{bmatrix} \quad (۳)$$

مقدار سازگاری هر موقعیت مکانی سنجاب پرنده کیفیت منبع غذایی جستجو شده توسط آن را نشان می‌دهد.

۳. مرتب‌سازی، شناسایی و انتخاب تصادفی: پس از ذخیره مقادیر سازگاری هر موقعیت مکانی سنجاب پرنده، آرایه به ترتیب صعودی مرتب می‌شود. سنجاب پرنده با حداقل مقدار سازگاری بر روی درخت هیکوری شناسایی می‌شود. سه سنجاب پرنده (بهترین سنجاب‌ها) بعدی در نظر گرفته شده است که روی درختان آجیل بلوط قرار دارند و فرض بر این است که آن‌ها به سمت درخت آجیل هیکوری حرکت می‌کنند. قرار است سنجاب‌های پرنده باقی مانده روی درختان عادی باشند. به‌علاوه از طریق انتخاب تصادفی، برخی از سنجاب‌ها با در نظر گرفتن این که انرژی مورد نیاز روزانه خود را برآورده کردند، به سمت درخت هیکوری حرکت می‌کنند. سنجاب‌های باقی مانده به درختان بلوط (برای تأمین انرژی روزانه آن‌ها) می‌روند. این رفتار جستجوی سنجاب پرنده همیشه تحت تأثیر حضور شکارچیان است. این رفتار طبیعی با استفاده از روش به‌روزرسانی موقعیت مکانی با احتمال حضور شکارچی P_{dq} مدل‌سازی می‌شود.

۴. ایجاد موقعیت‌های مکانی جدید: همان‌طور که قبلاً بحث شد، سه حالت ممکن است در طول جستجوی پویای سنجاب‌های پرنده رخ دهد. در هر شرایطی فرض بر این است که در غیاب شکارچی، سنجاب پرنده می‌پرد و به‌طور مؤثر در سراسر جنگل به دنبال غذای موردعلاقه خود می‌گردد، درحالی‌که حضور شکارچی آن را محتاط می‌کند و مجبور به استفاده از گام بردای تصادفی کمی برای جستجوی یک مکان مخفی نزدیک می‌شود.

۵. آیرودینامیک پریدن: مکانیسم پریدن سنجاب‌های پرنده با پرش تعادل توصیف می‌شود که در آن مجموع نیروی بالابرنده و نیروی کشیدن نیرویی نتیجه می‌دهد که اندازه آن برابر و مخالف جهت وزن سنجاب پرنده

است؛ بنابراین، یک مسیر پرش خطی به سنجاب پرنده با سرعت ثابت ارائه می‌دهد. در این کار در طراحی الگوریتم بهینه‌سازی از یک مدل تقریبی از رفتار پریدن استفاده شده است.

۶. شرایط نظارت فصلی: تغییرات فصلی به‌طور قابل‌توجهی بر فعالیت جستجوی سنجاب‌های پرنده تأثیر می‌گذارد (Stapp et al., 1991). آن‌ها در دماهای پایین از دست دادن گرمای قابل‌توجهی را تحمل می‌کنند، زیرا دارای دمای بدن بالا و اندازه کوچک هستند که به دلیل وجود شکارچیان فعال، هزینه خوراک‌دهی را بالا و همچنین خطرناک می‌کند. شرایط آب و هوایی آن‌ها را مجبور می‌کند که در زمستان نسبت به پاییز کم‌تر فعالیت کنند؛ بنابراین حرکت سنجاب‌های پرنده تحت تأثیر تغییرات آب و هوایی است و گنجاندن چنین رفتاری ممکن است رویکرد واقع‌بینانه‌تری به آن‌ها ارائه دهد (Thomas& Weigl, 1998)؛ بنابراین یک شرایط نظارت فصلی در SSA معرفی می‌شود که از به دام افتادن الگوریتم پیشنهادی در جواب بهینه محلی جلوگیری می‌کند.

۷. جا به جایی تصادفی در پایان فصل زمستان: همان‌طور که قبلاً بحث شد، پایان فصل زمستان باعث می‌شود سنجاب‌های پرنده به دلیل کم شدن بهای جستجوی غذا، فعال شوند. سنجاب‌های پرنده که نمی‌توانند برای منبع غذایی بهینه در زمستان جنگل را جستجو کنند و هنوز زنده مانده‌اند ممکن است در مسیرهای جدید آذوقه جستجو کنند. تلفیق این رفتار در مدل‌سازی ممکن است قابلیت شناسایی الگوریتم پیشنهادی را افزایش دهد.

۸. معیار توقف: قدرت تحمل تابع یک معیار همگرایی است که معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرد و در آن یک مقدار آستانه مجاز اما کوچک بین دونتیجه متوالی آخر تعریف شده است. گاهی اوقات از حداکثر زمان اجرا نیز به‌عنوان توقف استفاده می‌شود.

٤- نتایج

با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون دو لایه و ۵ نورون در لایه پنهان و همین‌طور شبکه عصبی المان به پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهم پنج شرکت فعال در بورس ایران و شرکت فولاد هند پرداخته شد. با همه‌ی مزیت‌هایی که شبکه عصبی دارد اما تنظیم پارامترهایش در کارایی آن خیلی اثرگذار است در واقع باعث می‌شود که سرعت و دقت زیاد شود و به‌جای اینکه به‌صورت دستی و سعی و خطا تنظیم کنیم با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌ساز این کار انجام می‌شود. وزن‌های بهینه شبکه توسط الگوریتم جستجوی سنجاب تعیین شده‌اند و برای نشان دادن عملکرد الگوریتم، با سایر الگوریتم‌های فراابتکاری ازجمله ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبورعسل مقایسه شده است که نتایج حاصل با استفاده از شاخص‌های ارزیابی

میانگین مربعات، خطای جذر میانگین مربعات، میانگین مطلق خطا و درصد میانگین مطلق و معیارهای ارزیابی که ترکیبی از این‌ها است به دست آمده‌اند. داده‌های استفاده شده در این بخش شامل شش ویژگی سهم ازجمله قیمت باز، بسته، بیش‌ترین، کم‌ترین، حجم معاملات و حجم معاملات ابتدایی سهم در آن روز است. ورودی‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه شامل شش ویژگی نام برده شده است و ورودی شبکه عصبی الم‌ان تنها قیمت بسته شدن سهم است.

٤-١- داده‌ها

در این تحقیق داده‌های مربوط به ۵ شرکت فعال در بورس ایران شامل شرکت مخابرات ایران، صنایع مس ایران، خودروسازی سایپا، شرکت بین‌المللی پارس و هلدینگ غدیر از تاریخ ۱ مهر ۱۳۹۳ تا ۳۰ شهریور ۱۴۰۰ و شرکت فولاد هند برای سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۱ موردبررسی قرار گرفتند که شامل ویژگی‌های روزانه قیمت بسته، باز، بیش‌ترین، کم‌ترین و حجم معاملات است.

٤-٢- معیارهای ارزیابی

پیش‌بینی در جهت مقاصد زمانی می‌تواند کامل باشد که در آن تخمینی از خطاهای مورد انتظار نیز ارائه شود.

میانگین مربعات: مورداستفاده‌ترین معیارها، میانگین مجذور خطا است. میانگین مجذور خطا، با محاسبه مجموع مجذور خطاهای پیش‌بینی تقسیم بر تعداد دوره‌ها N از رابطه (۱۸) به دست می‌آید.

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2 \quad (۱۸)$$

خطای جذر میانگین مربعات: با گرفتن مجذور انحرافات واقعی از تقاضای پیش‌بینی در محاسبه میانگین مربعات، وزن بیشتری به خطاهای بزرگ‌تر داده می‌شود که با استفاده از رابطه (۱۹) به دست می‌آید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2} \quad (۱۹)$$

میانگین مطلق خطا: معیار خطای ساده‌تر و مفیدتر، میانگین انحراف مطلق (میانگین مطلق خطا) است، یعنی همان خطای پیش‌بینی که علامت آن‌ها حذف شده است و از رابطه (۲۰) به دست می‌آید.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|Y_i - \hat{Y}_i\right| \quad (۲۰)$$

درصد میانگین مطلق خطا: یکی دیگر از روش‌هایی که می‌توان صحت پیش‌بینی را موردبررسی قرار داد، روش میانگین قدر مطلق درصد انحرافات است که از رابطه (۲۱) به دست می‌آید.

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \times 100 \quad (۲۱)$$

در تمامی فرمول‌های بالا Y_i مقدار واقعی و $\hat{Y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده است.

٤-۳- نتایج شبیه‌سازی

٤-۳-۱- نتایج حاصل از ترکیب شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم سنجاب و مقایسه با سایر الگوریتم‌ها

جدول (۲): خطا شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای شرکت مخابرات ایران

الگوریتم / تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE, MAE	MAE,RMSE
GA	۰/۰۰۷۸	۰/۰۱۱۶	۰/۰۰۹۶	۰/۰۱۱۷	۰/۰۰۴۲	۰/۰۰۵۱
PSO	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۸۲	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۲۳
GWO	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲۲
ABC	۰/۰۰۳۵	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۲۷	۰/۰۰۳۲
SSA	۲/۹۸*۱۰$^{-۴}$	۴/۳۷*۱۰$^{-۴}$	۹/۳۴*۱۰$^{-۵}$	۰/۰۰۱۸	۹/۲*۱۰$^{-۴}$	۸/۴۲*۱۰$^{-۴}$

جدول (۳): خطا شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای شرکت ملی صنایع مس ایران

الگوریتم / تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE, MAE	MAE, RMSE
GA	۰/۰۰۷	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴۴	۰/۰۰۵۲	۰/۰۰۵۲	۰/۰۰۴۷
PSO	۰/۰۰۴۶	۰/۰۰۴	۰/۰۰۲۷	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۲۶
GWO	۰/۰۰۳	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۲۲
ABC	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۴	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۲۹	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۳۵
SSA	۹/۸*۱۰$^{-۴}$	۴/۷*۱۰$^{-۴}$	۲/۴۹*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۰۱۷	۴/۹۱*۱۰$^{-۴}$	۴/۴*۱۰$^{-۴}$

جدول (٤): خطا شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای شرکت خودروسازی سایپا

الگوریتم / تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE, MAE	MAE, RMSE
GA	۰/۰۰۶۵	۰/۰۰۹۷	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۷۲
PSO	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۲	۰/۰۰۱۴	۰/۰۴۵۵	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۲۴
GWO	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۲۵
ABC	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۶۴	۰/۰۰۳۶	۰/۰۰۲۶
SSA	۶/۱۸*۱۰$^{-۵}$	۵/۴۶*۱۰$^{-۵}$	۶/۵*۱۰$^{-۴}$	۸/۸۹*۱۰$^{-۴}$	۷*۱۰$^{-۴}$	۵/۳۸*۱۰$^{-۴}$

جدول (۵): خطا شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای شرکت بین‌المللی پارس

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE, RMSE
GA		۰/۰۱۰۲	۰/۰۱۷۵	۰/۰۰۵۱	۰/۰۲۱۹	۰/۰۰۹۷	۰/۰۰۶۷
PSO		۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۵۱	۰/۰۰۵۴	۰/۰۲۷۸	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۲
GWO		۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۴۴	۰/۰۰۴۸	۰/۰۰۵	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۲۸
ABC		۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۴۳	۰/۰۱۰۶	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۵۹
SSA		$۲/۵۴*۱۰^{-۴}$	$۴/۹۸*۱۰^{-۴}$	$۴/۷۱*۱۰^{-۴}$	$۴/۴۷*۱۰^{-۴}$	$۴/۵۳*۱۰^{-۴}$	$۳/۴*۱۰^{-۴}$

جدول (٦): خطا شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای هلدینگ غدیر

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE, MAE	MAE, RMSE
GA		۰/۰۰۵	۰/۰۱۴۶	۰/۰۰۶۱	۰/۰۰۸۶	۰/۰۰۵	۰/۰۰۵۲
PSO		۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۳۸	۰/۱۸۱۶	۰/۰۰۴۴	۰/۰۰۲۷
GWO		۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۲۹	۰/۰۰۳	۰/۰۰۲۹	۰/۰۰۲۹
ABC		۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۴	۰/۰۱۲۳	۰/۰۰۳	۰/۰۰۳۲
SSA		$۲/۸۵*۱۰^{-۴}$	$۵/۴*۱۰^{-۴}$	$۶/۲۴*۱۰^{-۴}$	$۵/۷۸*۱۰^{-۴}$	$۲/۳۳*۱۰^{-۴}$	$۴/۰۵*۱۰^{-۴}$

جدول (۷): خطا شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای شرکت فولاد هند

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE, MAE	MAE, RMSE
GA		۰/۰۰۳۱	۰/۰۲۳	۰/۰۰۳۰	۰/۰۰۴	۰/۰۰۲۷	۰/۰۰۲۷
PSO		۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۵۳	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۲
GWO		۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۳۵	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۱۴
ABC		۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۸۷	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۲۷
SSA		$۱/۵۹*۱۰^{-۴}$	$۱/۷۳*۱۰^{-۴}$	$۴/۶۸*۱۰^{-۴}$	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۱۸	$۲/۷۵*۱۰^{-۴}$

درصدهای محاسبه شده، میانگین شش شاخص ارزیابی مورد استفاده در متن بوده است. شکل‌های (۳) تا (۷) و جدول (۲) نشان می‌دهند که الگوریتم جستجوی سنجاب برای داده‌های مربوط به شرکت مخابرات ایران با استفاده از شش شاخص ارزیابی به‌طور میانگین به ترتیب با ۹۱٪، ۷۶٪، ۶۸٪ و ۸۲٪ نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبور مصنوعی دارد. همین‌طور

شکل‌های (۸) تا (۱۲) و جدول (۳) برای داده‌های مربوط به شرکت ملی صنایع مس ایران نشان می‌دهند الگوریتم سنجاب به ترتیب با ۸۶٪، ۷۷٪، ۸۶٪ و ۷۷٪ نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبور مصنوعی دارد. شکل‌های (۱۳) تا (۱۷) و درصدهای به دست آمده بر اساس جدول (۴) برای داده‌های مربوط به خودروسازی سایپا نیز نشان می‌دهند که الگوریتم سنجاب با ۹۲٪، ۹۵٪، ۷۸٪ و ۸۶٪ به ترتیب نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبور مصنوعی دارد. شکل‌های (۱۸) تا (۲۲) و جدول (۵) برای داده‌های مربوط به شرکت بین‌المللی پارس نشان می‌دهند که الگوریتم سنجاب به ترتیب با ۹۶٪، ۹۵٪، ۹۰٪ و ۹۳٪ نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبور مصنوعی دارد. همچنین بر اساس جدول (۶) و شکل‌های (۲۳) تا (۲۷) می‌توان گفت داده‌های مربوط به هلدینگ غدیر برتری ۹۴٪، ۹۸٪، ۸۵٪ و ۹۱٪ الگوریتم سنجاب نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبور مصنوعی را نشان می‌دهند. درنهایت جدول (۷) و شکل‌های (۲۸) تا (۳۲) مربوط به داده‌های شرکت فولاد هند به ترتیب با ۷۴٪، ۷۱٪، ۶۶٪، ۷۶٪ برتری الگوریتم سنجاب را نسبت الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری و کلونی زنبور مصنوعی نشان می‌دهند.

٤-۳-۲- نتایج حاصل از ترکیب شبکه عصبی المان با الگوریتم سنجاب و مقایسه با سایر الگوریتم‌ها:

جدول (۸): خطا شبکه عصبی المان برای شرکت مخابرات ایران

الگوریتم / تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE ,RMSE
GA	۷/۸*۱۰$^{-۷}$	۲/۸*۱۰$^{-۴}$	۳/۴*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۹۴	۰/۰۰۱۵	۹/۴*۱۰$^{-۴}$
PSO	۳/۳*۱۰$^{-۸}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۲/۴*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۹۳۹	۲/۶*۱۰$^{-۴}$	۴/۸*۱۰$^{-۴}$
GWO	۷*۱۰$^{-۸}$	۲/۴*۱۰$^{-۴}$	۲/۶*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۹۵۵	۴/۶*۱۰$^{-۴}$	۲/۵*۱۰$^{-۴}$
ABC	۲/۲*۱۰$^{-۶}$	۲/۵*۱۰$^{-۴}$	۶/۶*۱۰$^{-۴}$	۰/۵۱۳	۴/۸*۱۰$^{-۴}$	۴/۹*۱۰$^{-۴}$
SSA	۵/۷*۱۰$^{-۸}$	۶/۶*۱۰$^{-۸}$	۵/۹*۱۰$^{-۸}$	۵/۹*۱۰$^{-۸}$	۶/۹*۱۰$^{-۸}$	۶/۲*۱۰$^{-۸}$

جدول (۹): خطا شبکه عصبی المان برای شرکت ملی صنایع مس ایران

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE,RMSE
GA		۱/۳*۱۰$^{-۷}$	۳/۵*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۰۱۸	۰/۷۸۵۵	۵/۳*۱۰$^{-۴}$	۳/۱*۱۰$^{-۴}$
PSO		۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۲/۵*۱۰$^{-۴}$	۳/۳*۱۰$^{-۴}$	۰/۲۹۱۳	۵/۱*۱۰$^{-۴}$	۲/۹*۱۰$^{-۴}$
GWO		۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۲/۶*۱۰$^{-۴}$	۳/۴*۱۰$^{-۴}$	۰/۲۹۱۳	۵/۱*۱۰$^{-۴}$	۲/۹*۱۰$^{-۴}$
ABC		۳/۱*۱۰$^{-۵}$	۳/۹*۱۰$^{-۴}$	۹/۱*۱۰$^{-۴}$	۰/۳۵۲۹	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۲۱
SSA		۷/۷*۱۰$^{-۸}$	۶/۴*۱۰$^{-۸}$	۷/۹*۱۰$^{-۸}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۸/۱*۱۰$^{-۸}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$

جدول (۱۰): خطا شبکه عصبی المان برای شرکت خودروسازی سایپا

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE,RMSE
GA		۵/۸*۱۰$^{-۷}$	۴/۹*۱۰$^{-۴}$	۸/۸*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۷۶۳	۰/۰۰۱۱	۵/۹*۱۰$^{-۴}$
PSO		۲/۹*۱۰$^{-۷}$	۴/۷*۱۰$^{-۴}$	۵/۴*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۷۴۷	۹/۳*۱۰$^{-۴}$	۴/۹*۱۰$^{-۴}$
GWO		۲/۹*۱۰$^{-۷}$	۴/۷*۱۰$^{-۴}$	۵/۷*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۷۵۳	۹/۳*۱۰$^{-۴}$	۴/۹*۱۰$^{-۴}$
ABC		۱/۶*۱۰$^{-۵}$	۰/۰۰۶۲	۰/۰۰۱۳	۰/۶۷۷۷	۰/۰۰۴۲	۰/۰۰۱۵
SSA		۲/۵*۱۰$^{-۷}$	۲/۹*۱۰$^{-۷}$	۲/۹*۱۰$^{-۷}$	۲/۹*۱۰$^{-۷}$	۲/۳*۱۰$^{-۷}$	۲/۳*۱۰$^{-۷}$

جدول (۱۱): خطا شبکه عصبی المان برای شرکت بین‌المللی محصولات پارس

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE,RMSE
GA		۲/۷*۱۰$^{-۷}$	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۶	۰/۰۷۶۶	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۱۵
PSO		۱/۷*۱۰$^{-۶}$	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۶	۰/۰۷۵۵	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۱۵
GWO		۲/۷*۱۰$^{-۶}$	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۶	۰/۰۷۵۵	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۱۵
ABC		۴/۵*۱۰$^{-۶}$	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۸	۰/۱۰۴۳	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۱۵
SSA		۲/۷*۱۰$^{-۶}$	۲/۴*۱۰$^{-۶}$	۲/۶*۱۰$^{-۶}$	۱/۸*۱۰$^{-۶}$	۱/۸*۱۰$^{-۶}$	۱/۴*۱۰$^{-۶}$

جدول (۱۲): خطا شبکه عصبی المان برای هلدینگ غدیر

الگوریتم	تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE,RMSE
GA		۱/۴*۱۰$^{-۷}$	۸/۹*۱۰$^{-۴}$	۳/۳*۱۰$^{-۴}$	۰/۱۳۶	۷/۴*۱۰$^{-۴}$	۲/۹*۱۰$^{-۴}$
PSO		۱/۲*۱۰$^{-۶}$	۲/۵*۱۰$^{-۴}$	۲/۹*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۹۱۳	۵/۴*۱۰$^{-۴}$	۲/۹*۱۰$^{-۴}$

GWO	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۲/۵*۱۰$^{-۴}$	۳/۳*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۹۱۳	۴/۹*۱۰$^{-۴}$	۲/۹*۱۰$^{-۴}$
ABC	۵/۶*۱۰$^{-۷}$	۷/۴*۱۰$^{-۴}$	۸/۵*۱۰$^{-۴}$	۰/۱۰۴۵	۷/۲*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۰۲۲
SSA	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$	۱/۱*۱۰$^{-۷}$

جدول (۱۳): خطا شبکه عصبی المان برای شرکت فولاد هند

الگوریتم / تابع ارزیابی	MSE	MAE	RMSE	MAPE	MSE,MAE	MAE,RMSE
GA	۱/۳*۱۰$^{-۷}$	۴/۲*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۱۰۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱۶	۰/۰۰۸۶
PSO	۱/۱*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۰۷۶	۰/۰۱۰۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱۵۸	۰/۰۰۸۶
GWO	۸/۱*۱۰$^{-۵}$	۰/۰۰۷۶	۰/۰۱۰۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱۵۳	۰/۰۰۸۶
ABC	۱/۱*۱۰$^{-۴}$	۰/۰۰۸	۰/۰۱۳	۰/۰۱۲	۰/۰۱۹۸	۰/۰۰۸۷
SSA	۱*۱۰$^{-۴}$	۷/۸*۱۰$^{-۵}$	۸/۲*۱۰$^{-۵}$	۷/۱*۱۰$^{-۵}$	۱*۱۰$^{-۴}$	۶/۱*۱۰$^{-۵}$

جدول‌های (۸) تا (۱۳) و شکل‌های (۳۳) تا (۶۲) نتایج حاصل از ترکیب شبکه المان با الگوریتم‌های فراابتکاری را نشان می‌دهند که الگوریتم جستجوی سنجاب ۹۹٪ برای تمام داده‌هایی که در این کار موردبررسی قرار گرفتند بهتر از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری بود. در جدول‌های مربوط به نتایج در مواردی که الگوریتم پیشنهادی بهتر عمل کرده است ما آن‌ها را برجسته کردیم. الگوریتم ژنتیک فضای مسئله را به‌صورت سراسری بررسی می‌کند و جستجوی محلی آن ضعیف است. از دیگر معایب آن نیاز به کدگذاری متغیرهای مسئله با استفاده از رشته‌های دودویی است که باعث مصرف حافظه و افزایش بار محاسباتی الگوریتم خواهد شد همچنین عملگرهای الگوریتم ژنتیک در برخی مواقع کروموزوم‌های غیرموجه تولید می‌کنند و حل مسئله را با محدودیت مواجه می‌سازند.

در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات احتمال قرار گرفتن ذرات در بهینه‌های محلی وجود دارد. هرچند که PSO نسبت به الگوریتم‌های تکاملی دارای سرعت بالاتری است اما معمولاً نمی‌تواند کیفیت رسیدن به راه‌حل را با افزایش تکرارها جبران کند. یکی از دلایل این است که در این الگوریتم ذرات به یک نقطه خاص که بین بهترین موقعیت عمومی و بهترین موقعیت شخصی قرار دارند همگرا می‌شوند. در PSO، اعداد تصادفی از توزیع یکنواخت در بازه [۰,۱] به دست می‌آیند، درحالی‌که SSA از تغییرات تصادفی الهام گرفته از رفتار در فاصله سر خوردن d_g در بازه استفاده می‌کند. حرکت سنجاب پرنده تحت تأثیر حضور شکارچی است که با استفاده از یک رفتار احتمالی مدل شده است. گنجاندن احتمال حضور شکارچی، به‌طور ناگهانی مکان هر سنجاب پرنده را تغییر مسیر داده و ازاین‌رو قابلیت اکتشاف الگوریتم را

بهبود می‌بخشد. درحالی‌که PSO از پدیده احتمالی استفاده نمی‌کند. شبیه‌سازی رفتار سنجاب پرنده فرصتی برای معرفی یک شرایط فصلی در SSA فراهم می‌کند. این الگوریتم را چندین بار فراخوانی می‌کند تا جستجو را در جهات مختلف آغاز کند و بنابراین الگوریتم در راه‌حل‌های بهینه محلی گیر نمی‌کند. این ویژگی در PSO به دلیل رفتار طبیعی ازدحام وجود ندارد.

ABC و SSA ظاهراً کاملاً مشابه به نظر می‌رسند، اما از نظر فنی هر دو تفاوت‌های زیادی در فرمولاسیون و روش بروز رسانی خود دارند. هر دو ABC و SSA روی تقسیم کار مؤثر کار می‌کنند، یعنی ماتریس الگو به مناطق مختلف تقسیم می‌شود. در ABC، نیمی از جمعیت به زنبورهای شاغل تعلق دارند و با نیمی دیگر به‌عنوان زنبورهای تماشاگر رفتار می‌شود. در مقابل SSA ابتدا ماتریس الگو را به ترتیب صعودی برازش مرتب می‌کند و سپس آن را تقسیم می‌کند که توسط کاربر کنترل می‌شود. در ABC، در صورت تجاوز از تعداد از پیش تعریف شده اجرا، فاز زنبور پیشاهنگ آغاز می‌شود. ظاهراً، به نظر می‌رسد که این شبیه به وضعیت نظارت فصلی در SSA است، اما این مفهوم از نظر رفتاری الهام گرفته شده است و ازاین‌رو به‌طور تطبیقی در طول زمان اجرا به‌روزرسانی می‌شود.

مقایسه نرخ همگرایی نشان می‌دهد که SSA سریع‌تر از سایر الگوریتم‌ها همگرا می‌شود و ازاین‌رو دارای قابلیت همگرایی برتر برای چنین مسائل بهینه‌سازی است. عملکرد SSA کاملاً دقیق و همچنین برای توابع تک‌وجهی سازگار است. این به دلیل مدل‌سازی واقع بینانه توانایی انتخاب سنجاب‌های پرنده برای منابع غذایی بهینه است. سنجاب‌های پرنده در اطراف محله‌هایی که قبلاً بازدید شده بودند جستجو می‌کنند که قابلیت بهره‌برداری کافی را برای SSA فراهم می‌کند. SSA قابلیت اکتشاف بهتری را نسبت به الگوریتم‌های فراابتکاری دیگر ارائه می‌دهد. این به دلیل ترکیب ویژگی‌های مربوط به حضور شکارچی و شرایط فصلی در رفتار جستجوی سنجاب‌های پرنده است. اگر فراابتکاری دارای تعادل بین مراحل اکتشاف و بهره‌برداری باشد، مسائل بهینه‌سازی پیچیده ممکن است به‌طور مؤثر حل شوند. از تجزیه‌وتحلیل تجربی مشاهده می‌شود که SSA تعادل مورد نیاز بین اکتشاف و بهره‌برداری را از طریق انتخاب مناسب پارامترهای کنترلی حفظ می‌کند (Jain et al., 2019).

۵- بحث و نتیجه

در این مقاله با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP و المان، به پیش‌بینی قیمت بسته شدن سهم در روزهای آینده پرداخته شد. ورودی‌های شبکه MLP شامل اطلاعات روزانه قیمت باز، بیشترین، کمترین، حجم معاملات و حجم معاملات ابتدایی سهم می‌شد و ورودی‌های شبکه المان قیمت بسته شدن سهم بود. وزن‌های

شبکه با استفاده از الگوریتم فراابتکاری سنجاب بهینه شدند. برای نشان دادن عملکرد روش پیشنهادی از الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک، ازدحام ذرات، گرگ خاکستری وکلونی زنبورعسل به‌منظور مقایسه استفاده شد. داده‌های پنج شرکت فعال در بورس ایران ازجمله شرکت مخابرات ایران، صنایع مس ایران، خودروسازی سایپا، بین‌المللی پارس و هلدینگ غدیر موردبررسی قرار گرفت. همین‌طور داده‌های شرکت فولاد هند استفاده شد. معیارهای ارزیابی استفاده شده در اینکار شامل MSE, RMSE, MAE, MAPE و ترکیب خطی از این معیارها بودند. نتایج حاصل نشان می‌داد که الگوریتم جستجوی سنجاب به‌طور میانگین ۷۲٪ عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است. همین‌طور شبکه المان به‌طور میانگین ۲۷٪ نتایج بهتری نسبت به شبکه MLP داشته است و به این دلیل است که شبکه المان اطلاعات گذشته را در حافظه ذخیره می‌کند؛ اما آموزش شبکه المان به زمان بیشتری نسبت به شبکه MLP نیاز دارد. با توجه به نتایج به دست آمده می‌توان گفت پیش‌بینی برای حداکثر ۲۰ روز قابل‌قبول و منطقی است. استفاده از روش‌های مانند سیستم فازی و همچنین در نظر گرفتن سایر ویژگی‌های قیمت سهام و به‌کارگیری اخبار مرتبط با سهام ازجمله پیشنهادها برای کارهای آینده است.

References

Agustini, W. F.; Affianti, I. R., & Putri, E. R. (2018). Stock price prediction using geometric Brownian motion. In *Journal of physics: conference series* (*974*(1), 012047).

Chandar, S. K. (2021). Grey Wolf optimization-Elman neural network model for stock price prediction. *Soft Computing*, *25*(1), 649-658.

Chung, H., & Shin, K. S. (2018). Genetic algorithm-optimized long short-term memory network for stock market prediction. *Sustainability*, *10*(10), 3765.

Henrique, B. M.; Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2018). Stock price prediction using support vector regression on daily and up to the minute prices. *The Journal of finance and data science*, *4*(3), 183-201.

Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*, *79*(8), 2554-2558.

Haykin, S. (1999). Neural Networks, a comprehensive foundation, Prentice-Hall Inc. *Upper Saddle River, New Jersey*, *7458*, 161-175.

Ji, X., Wang, J., & Yan, Z. (2021). A stock price prediction method based on deep learning technology. *International Journal of Crowd Science*.

Jain, M., Singh, V., & Rani, A. (2019). A novel nature-inspired algorithm for optimization: Squirrel search algorithm. *Swarm and evolutionary computation*, *44*, 148-175.

Kasabov, N. K. (1996). *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*. Marcel Alencar.

Liu, B.; Wu, Q., & Cao, Q. (2020). An improved Elman network for stock price prediction service. *Security and Communication Networks*, *2020*.

Sedighi, M.; Jahangirnia, H.; Gharakhani, M., & Farahani Fard, S. (2019). A novel hybrid model for stock price forecasting based on metaheuristics and support vector machine. *Data*, *4*(2), 75.

Stapp, P.; Pekins, P. J., & Mautz, W. W. (1991). Winter energy expenditure and the distribution of southern flying squirrels. *Canadian Journal of Zoology*, *69*(10), 2548-2555.

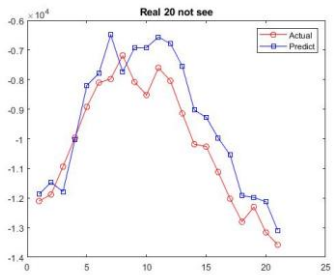
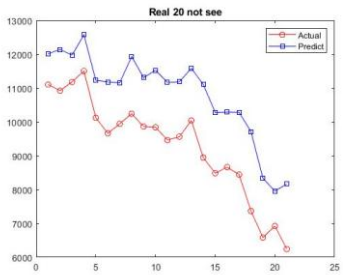
Thomas, R. B., & Weigl, P. D. (1998). Dynamic foraging behavior in the southern flying squirrel (Glaucomys volans): test of a model. *The American midland naturalist*, *140*(2), 264-270.

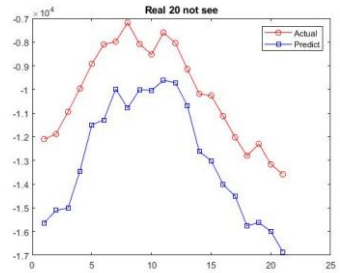
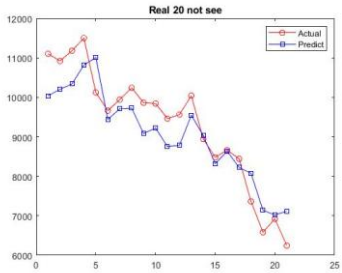
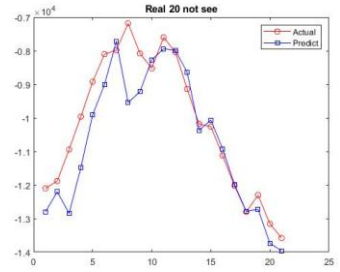
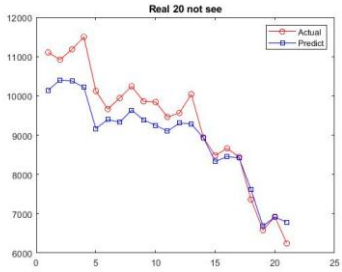
Vijh, M.; Chandola, D.; Tikkiwal, V. A., & Kumar, A. (2020). Stock closing price prediction using machine learning techniques. *Procedia Computer Science*, *167*, 599-606.

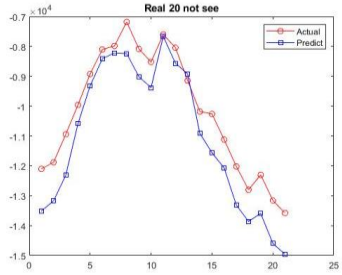
Zhang, K.; Zhong, G.; Dong, J.; Wang, S., & Wang, Y. (2019). Stock market prediction based on generative adversarial network. *Procedia computer science*, *147*, 400-406.

Zhiqiang, G.; Huaiqing, W., & Quan, L. (2013). Financial time series forecasting using LPP and SVM optimized by PSO. *Soft Computing*, *17*(5), 805-818.

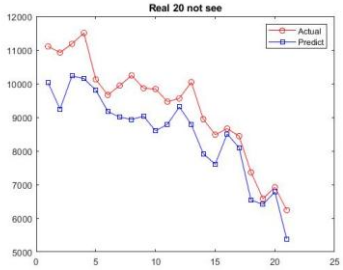
پیوست

شرکت مخابرات ایران	شرکت ملی صنایع مس ایران
	

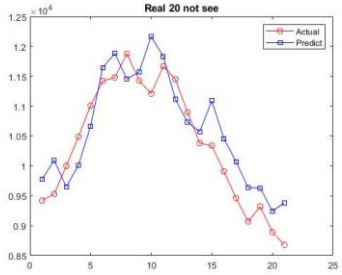
شکل ۳: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل	شکل ۸: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل
 شکل ٤: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ژنتیک	 شکل ۹: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ژنتیک
 شکل ٥: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری	 شکل ۱۰: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



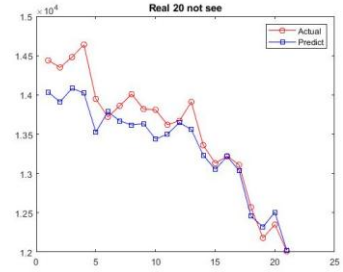
شکل ٦: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



شکل ۱۱: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات

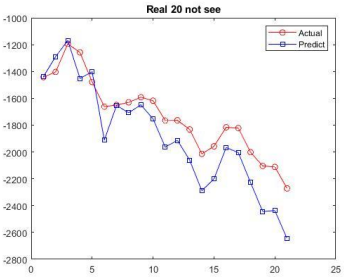


شکل ۷: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

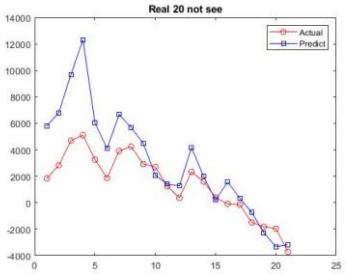


شکل ۱۲: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

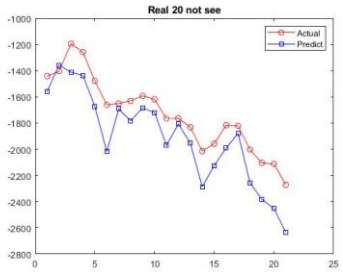
شرکت خودروسازی سایپا	شرکت بین‌المللی محصولات پارس



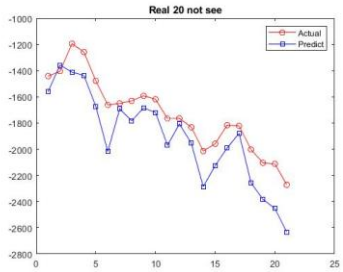
شکل ۱۳: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



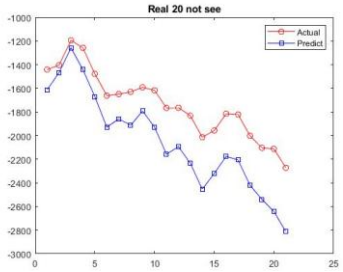
شکل ۱۸: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



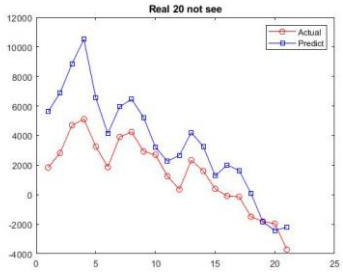
شکل ۱۴: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



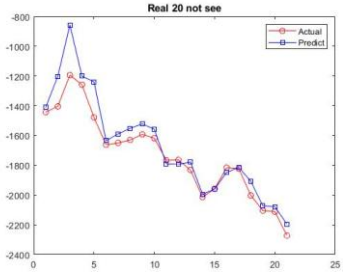
شکل ۱۹: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



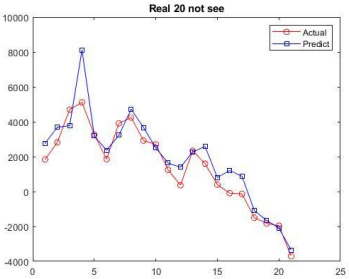
شکل ۱۵: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



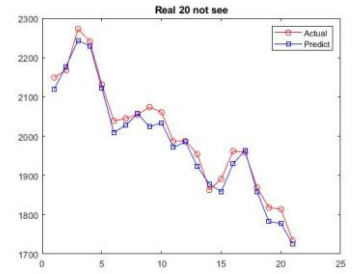
شکل ۲۰: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



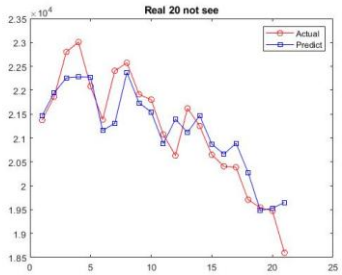
شکل ۱۶: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



شکل ۲۱: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات

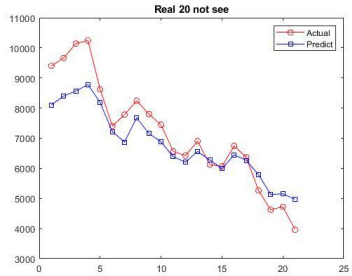


شکل ۱۷: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

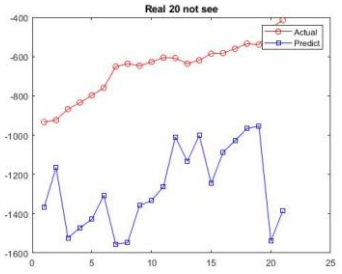


شکل ۲۲: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

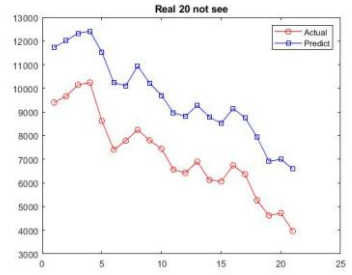
هلدینگ غدیر	فولاد هند



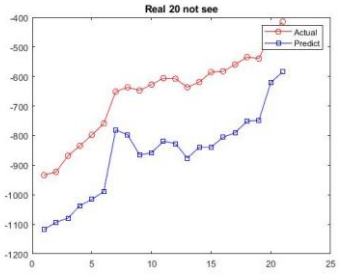
شکل ۲۳: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



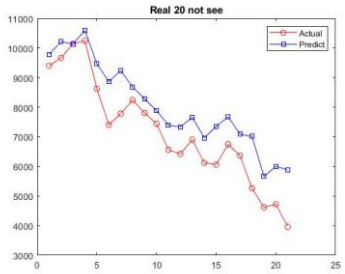
شکل ۲۸: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



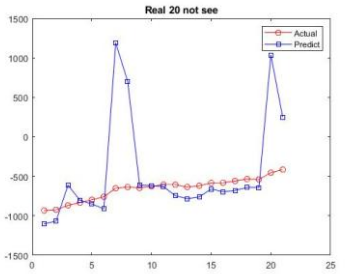
شکل ۲٤: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



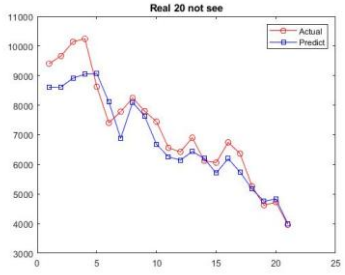
شکل ۲۹: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



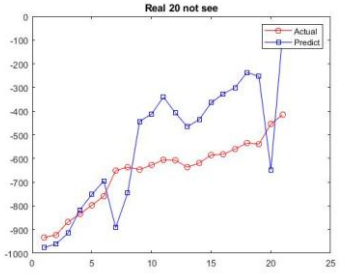
شکل ۲۵: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



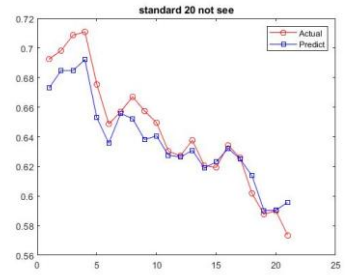
شکل ۳۰: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



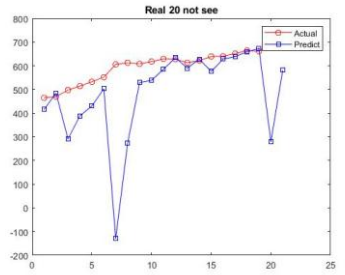
شکل ۲۶: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



شکل ۳۱: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات

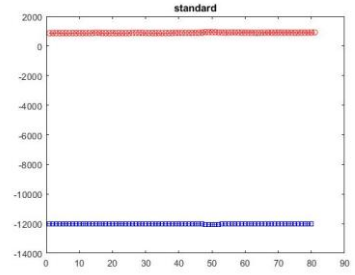


شکل ۲۷: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

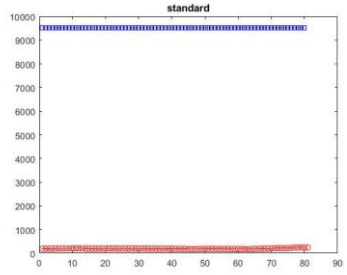


شکل ۳۲: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

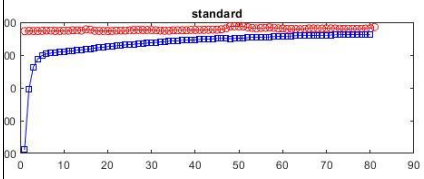
شرکت مخابرات ایران	شرکت ملی صنایع مس ایران



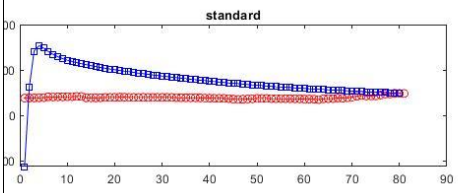
شکل ۳۳: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



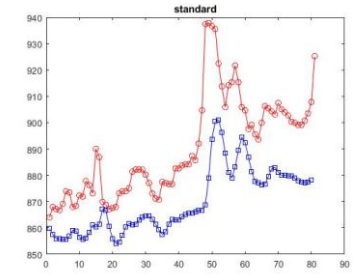
شکل ۳۸: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



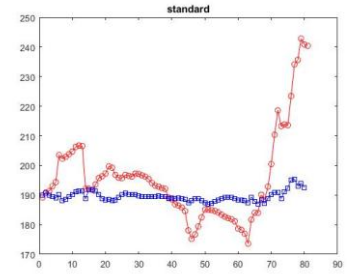
شکل ۳٤: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



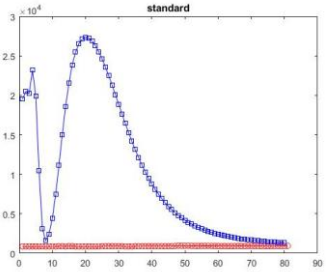
شکل ۳۹: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



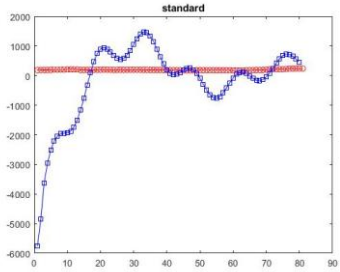
شکل ۳۵: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



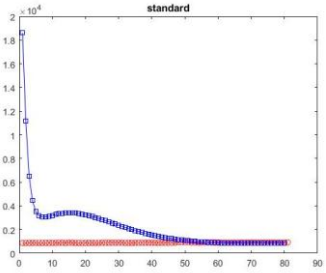
شکل ٤۰: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



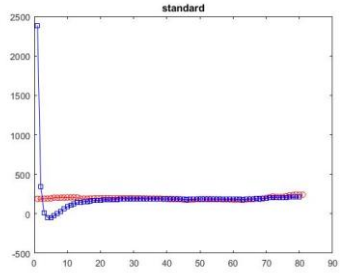
شکل ۳۶: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



شکل ٤١: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات

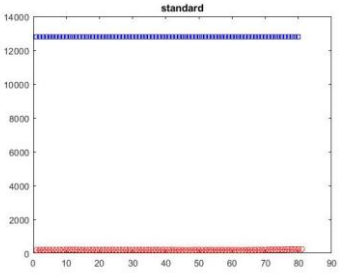


شکل ۳۷: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

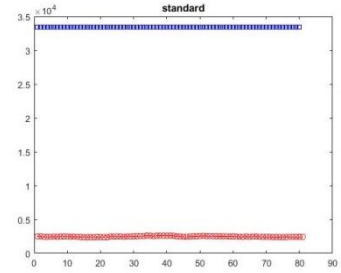


شکل ٤٢: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

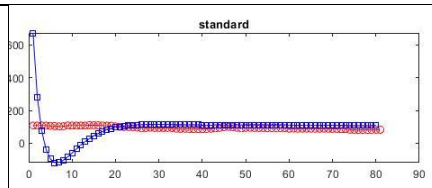
شرکت خودروسازی سایپا	شرکت بین‌المللی محصولات پارس



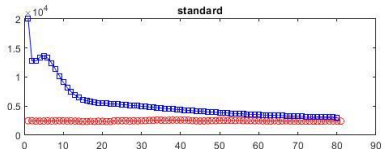
شکل ٤٣: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



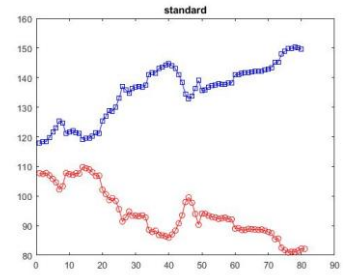
شکل ٤٨: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



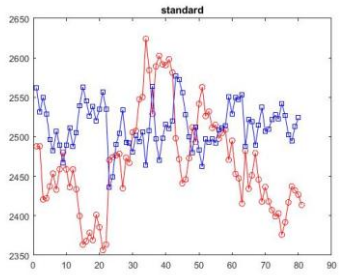
شکل ٤٤: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



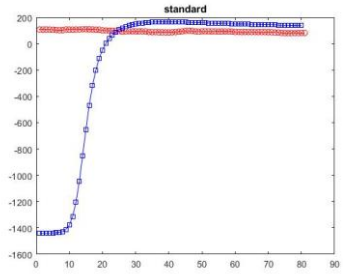
شکل ٤٩: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده الگوریتم ژنتیک



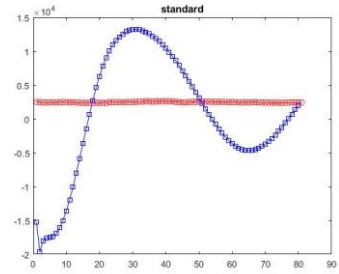
شکل ٤٥: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



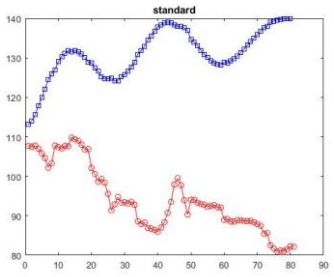
شکل ٥٠: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



شکل ٤٦: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات

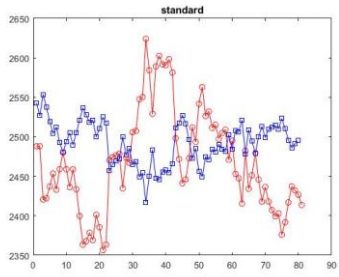


شکل ٥١: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



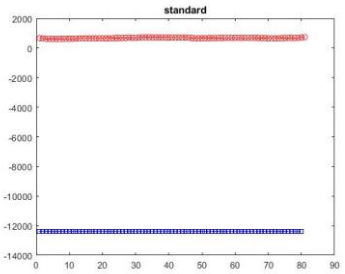
شکل ٤٧: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

هلدینگ غدیر

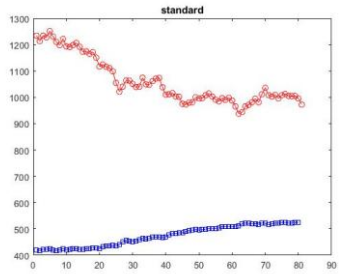


شکل ٥٢: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب

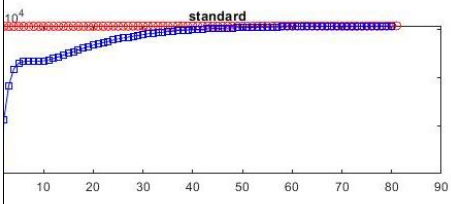
فولاد هند



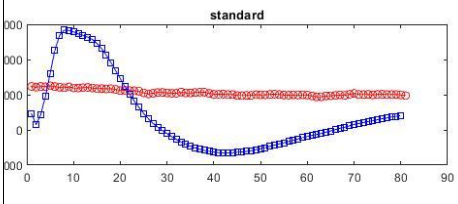
شکل ٥٣: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده الگوریتم کلونی زنبورعسل



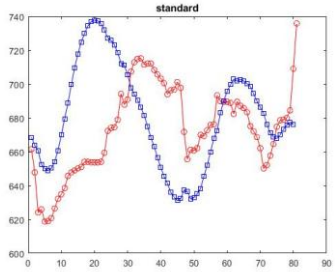
شکل ٥٨: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل



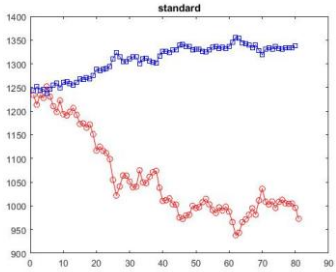
شکل ٥٤: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



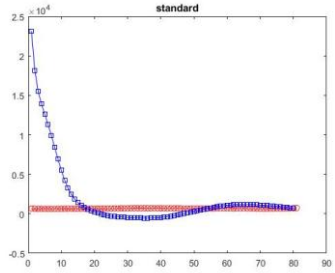
شکل ٥٩: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ژنتیک



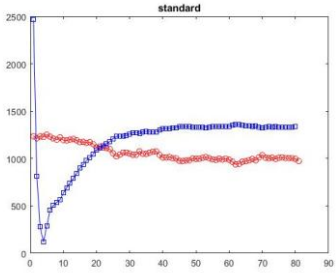
شکل ۵۵: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



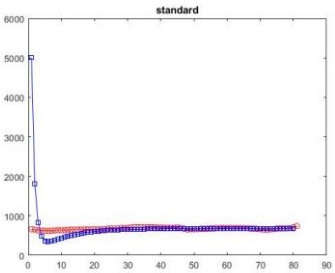
شکل ۶۰: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم گرگ خاکستری



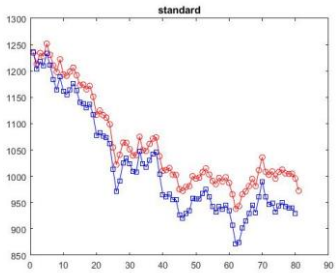
شکل ۵۶: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



شکل ۶۱: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات



شکل ۵۷: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب



شکل ۶۲: مقدار واقعی (قرمز) و مقدار پیش‌بینی شده (آبی) توسط شبکه عصبی المان بهینه شده با الگوریتم جستجوی سنجاب