Investing Neural Network Trianing with Metaheuristic Algorithms in order to Prediction of Iran Stock Index

Seyed Ahmad Mirzaei (Corresponding author)
Department of Financial Management, Esfarayen Branch, Islamic Azad University, Esfarayen, Iran.
S.Ahmad.Mirzai@gmail.com

Zahra Nikdel
Department of Financial Management, Neyshabur Branch, Islamic Azad University, Neyshabur, Iran.

ZakiyehNikdel
Department of Computer, Neyshabur Branch, Islamic Azad University, Neyshabur, Iran.

Abstract

Prediction and analysis of stock market movementsare an important topic for researchers, traders and have got an important role in today's economy. Variety in policies, such as government policies and economic policiesaffect the stock market and cause stock price changes. The predicting stock price movement on a daily basisdue to the non-linear and chaoticstock price movements is a difficult task. There are several ways for predicting in stock market. Artificial intelligence techniques have been widely used to predict data with nonlinear and chaotic structure. One of these techniques is neural network. If neural network is trained correctly, then it has minimum error in predicting. In this research, we will train the multilayer perceptron neural network with 8 metaheuristics algorithms and we predict Tehran Exchange Dividend Price Index (TEDPIX). The Results show that grey wolf optimization has the minimum error in training of neural network.

Keywords: Prediction, Neural Network, Metaheuristic Algorithms, Stock Market.

فصلنامه تحلیل بازار سرمایه. سال یکم، شماره دوم. پاییز ۱٤۰۰. صفحه ۱۸۸ تا ۲۱۲.

تاریخ دریافت مقاله:
۱۴۰۰/۰۹/۱۳

تاریخ پذیرش مقاله:
۱۴۰۰/۱۰/۲۴

بررسی آموزش شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری به‌منظور پیش‌بینی شاخص کل در بورس ایران

سید احمد میرزائی (نویسنده مسئول)

گروه مدیریت مالی، واحد اسفراین، دانشگاه آزاد اسلامی، اسفراین، ایران.

s.ahmad.mirzai@gmail.com

زهرا نیکدل

گروه مدیریت مالی، واحد نیشابور، دانشگاه آزاد اسلامی، نیشابور، ایران.

زکیه نیکدل

گروه کامپیوتر، واحد نیشابور، دانشگاه آزاد اسلامی، نیشابور، ایران

چکیده

پیش‌بینی و تحلیل حرکات بازار سهام موضوع بسیار مهم برای محققان، معامله‌گران و تحلیل‌گران بازار می-باشد و نقش مهمی در اقتصاد امروز دارد. تنوع در سیاست‌هایی مانند سیاست‌های دولتی و سیاست‌های اقتصادی بر بازار سرمایه تأثیر می‌گذارند و باعث تغییرات قیمتی سهام می‌شوند. پیش‌بینی حرکات بازار به‌صورت روزانه،به دلیل غیرخطی بودن و آشوبناک بودن حرکات قیمت سهام کار بسیار مشکلی می‌باشد. روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی در بورس وجود دارد. تکنیک‌های هوش مصنوعی به صورت گسترده برای پیش‌بینی داده‌های با ساختار غیرخطی وآشوبناک به کارگرفته شده‌اند. یکی از این تکنیک‌ها استفاده از شبکه‌های عصبی می‌باشد. درصورتی‌که شبکه عصبی به درستی آموزش داده شود، خطای کمتری در پیش‌بینی خواهد داشت. در این پژوهش با استفاده از هشت الگوریتم فراابتکاری اقدام به آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه خواهیم کرد و به پیش‌بینی شاخص کل بورس تهران خواهیم پرداخت. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش نشان داد که الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری دارای کمترین خطا در آموزش شبکه عصبی دارد.

واژه های کلیدی: پیش بینی، شبکه عصبی، الگوریتم های فراابتکاری، بازار سهام

۱. مقدمه

طی دو دهه گذشته، ارزیابی و پیش‌بینی آینده بورس و قیمت‌ها، موضوع بسیار جذابی برای تحلیل-گران و پژوهش‌گران بوده است (چاندار،۲۰۲۱). فرضیه بازار کارا[1]بیان می‌کند که قیمت روز بازار به‌صورت کامل تمامی اخبار منتشرشده اخیر را منعکس می‌کند. تنوع در سیاست‌هایی مانند سیاست‌های دولتی و سیاست‌های اقتصادی بر بازار سرمایه تأثیر می‌گذارند و باعث تغییرات قیمتی سهام می‌شوند (کوپرا و همکاران،۲۰۱۹). ازاین‌رو پیش‌بینی قیمت سهام و شاخص بورس به صورت روزانه، به دلیل غیرخطی بودن[2] آشوبناک بودن[3]حرکات قیمت سهام، کار بسیارمشکلی می‌باشد (چاندار،۲۰۲۱). تکنیک‌های هوش مصنوعی به صورت گسترده برای پیش‌بینی داده‌های با ساختارغیرخطی وآشوبناک به کارگرفته شده‌اند (میرزائی و دعائی، ۱۳۹۸). یکی از این تکنیک‌ها، شبکه‌های عصبی می‌باشد. شبکه‌های عصبی به‌صورت گسترده در بسیاری از زمینه‌ها مانند پیش‌بینی ورشکستگی، ارزیابی ریسک اعتباری و سایر حوزه‌های اقتصادی به‌کاررفته است (مقدم و همکاران،۲۰۱۶). یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی، شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه[4] می‌باشد (چن و همکاران، ۲۰۱۵). اثربخشی یک شبکه عصبی به‌شدت به استراتژی نوع آموزش بستگی دارد (حیدری و همکاران، ۲۰۱۹). دو نوع رویکرد کلی برای آموزش شبکه‌های عصبی وجود دارد. رویکرد اول استفاده از روش‌های گرادیان نزولی[5]است و رویکرد دوم استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری[6]می‌باشد (اجها و همکاران،۲۰۱۷). منظور از آموزش شبکه عصبی، تنظیم بهینه پارامترهای شبکه عصبی یعنی وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی می‌باشد. در ادامه به بررسی تعدادی از پژوهش‌های اخیر که در این زمینه صورت گرفته است، می‌پردازیم.

[1]efficient market hypothesis
[2]nonlinear
[3]chaotic
[4]multilayer perceptron neural network
[5]gradient-descent-based
[6]metaheuristic algorithms

بهرامی و همه‌خانی (۱۳۹۵) با استفاده از شاخص‌های بازار سرمایه به‌عنوان نشان‌دهنده روند بازار و در قالب شبکه عصبی به تحلیل سری‌های زمانی قیمت سهام و شاخص کل، مالی و صنعت پرداختند. محققان نشان دادند که رفتار سری زمانی قیمت روزانه سهام شرکت‌ها و شاخص‌ها در بورس تهران تصادفی نیست اما اینفرایند غیر تصادفی دارای پیچیدگی‌های زیادی است و هنگامی‌که از شبکه‌های عصبی جهت پیش‌بینی استفاده می‌شود، در طراحی مدل شبکه عصبی نیاز به استفاده از شبکه با تعداد لایه‌ها و نرون های میانی متناسب می‌باشد.

رحیمی گرکانی (۱۳۹۶) در پژوهشی با عنوان «شناسایی اثربخش‌ترین مدل پیشگویی قیمت سهام شرکت‌های فعال در بازار بورس اوراق بهادار ساختاریافته با شبکه عصبی مصنوعی» با استفاده از شبکه عصبی و با استفاده از الگوریتم‌های پس انتشار خطا، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات(ابرهارت و کندی، ۱۹۹۵) و الگوریتم رقابت استعماری(آتشپز گرگری و لوکاس،۲۰۰۷)و با به‌کارگیری داده‌های روزانه شاخص کل و همچنین قیمت روزانه ۱۴ سهم انتخاب‌شده از بورس اوراق بهادار تهرانشبکه عصبی را آموزش داده است و اقدام به پیش‌بینی قیمت سهام و شاخص کل کرده است. در این پژوهش محقق به این نتیجه رسیده است که الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات با اختلاف کمی نسبت به الگوریتم رقابت استعماری، خطای کمتری در آموزش شبکه عصبی داشته است. در این پژوهش از داده‌های بنیادی برای ورودی به شبکه عصبی استفاده‌شده است.

میرزائی و دعائی (۱۳۹۸) یک مدل برای پیش‌بینی قیمت و شاخص سهام ارائه کردند. مدل ارائه‌شده آن‌ها در مرحله اول و با استفاده از الگوریتم ژنتیک(هلند، ۱۹۷۵) و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، اقدام به انتخاب بهترین ویژگی‌ها می‌نماید. بهترین ویژگی‌ها، ویژگی‌هایی می-باشند که میزان میانگین مربعات خطا در شبکه عصبی پرسپترون چندلایه را کاهش دهند. در مرحله دوم و با استفاده از ویژگی‌های انتخاب‌شده در مرحله اول، داده‌ها وارد سه پیش‌بینی کننده متفاوت

[1]genetic algorithm

شبکه عصبی، شامل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه عصبی فازی(جنگ،۱۹۹۳) و شبکه عصبی با توابع پایه‌ای شعاعی[۲] می‌شود و درنهایت با میانگین‌گیری از خروجی‌های سه شبکه عصبی، خروجی نهایی محاسبه می‌شود. به مرحله دوم پژوهش، یادگیری ترکیبی[۳] نیز گفته می‌شود. آن‌ها نشان دادند مدل ارائه‌شده خطای پیش‌بینی را کاهش داد.

گورسن و همکاران (۲۰۱۱) در مقاله‌ای با عنوان «استفاده از مدل‌های شبکه عصبی-مصنوعی در پیش‌بینی شاخص بازار» به بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و ترکیب شبکه‌های عصبی پرداخته‌اند. پژوهشگران با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه اقدام به پیش‌بینی شاخص نزدکاز سال ۲۰۰۸ لغایت ۲۰۰۹ به‌صورت سری زمانی کرده‌اند. نتیجه این تحقیق نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی توانایی بالای در پیش‌بینی حرکات بازار را دارا می باشد.

هدایتی‌مقدم و همکاران (۲۰۱۶) با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه اقدام به پیش‌بینی شاخص بورس نزدک[۴] انجام داده‌اند. محققان با استفاده از اطلاعات قیمت پایانی اقدام به ساخت سری زمانی کرده و در مرحله بعد قیمت پایانی روز بعد را پیش‌بینی می‌کنند. محققان در یک آزمایش با استفاده از اطلاعات تاریخی قیمت ۴ روز قبل و در آزمایش دوم با استفاده از اطلاعات تاریخی قیمتی ۹ روز قبل قیمت در روز بعد را محاسبه کردند. درنهایت محققان به این نتیجه رسیدند که در پیش‌بینی شاخص با استفاده از شبکه عصبی تفاوت چندانی بین اطلاعات قیمتی ۴ روز قبل با ۹ روز قبل وجود ندارد. همچنین در این پژوهش محققان به بررسی تعداد لایه ها و توابع مختلف فعال‌سازی[۵] و توابع مختلف آموزش شبکه عصبی پرداخته‌اند.

[1] adaptive network based fuzzy inference system
[2] radial basis function neural network
[3] ensemble learning
[4] nasdaq index
[5] activation function

یانگ و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از اطلاعات قیمتی ۱۰ روز اخیر مربوط به قیمت باز شدن، بسته شدن،بیشترین قیمت و کمترین قیمت به طراحییک شبکه عصبی عمیق با ۴۰ ورودی کرده‌اند و اقدام به پیش‌بینی قیمت پایانی روز بعد کرده‌اند.

قاسمیه و همکاران (۲۰۱۷)با استفاده از شبکه عصبی شاخص نزدکرا پیش‌بینی کردند. محققان با استفاده ازاطلاعات قیمت پایانی اقدام به ساخت سری زمانی کرده و در مرحله بعد قیمت پایانی روز بعد را پیش‌بینی کردند. محققان در یک آزمایش با استفاده از اطلاعات تاریخی قیمت ۴ روز قبل و در آزمایش دوم با استفاده از اطلاعات تاریخی قیمتی ۹ روز قبل قیمت در روز بعد را محاسبه کردند. درنهایت محققان به این نتیجه رسیدند که در پیش‌بینی شاخص با استفاده از شبکه عصبی تفاوت چندانی بین اطلاعات قیمتی ۴ روز قبل با ۹ روز قبل وجود ندارد. همچنین در این پژوهش محققان به بررسی تعداد لایه‌ها و توابع مختلف فعال‌سازی و توابع مختلف آموزش شبکه عصبی پرداخته‌اند.

سناپاتی و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات اقدام به آموزش شبکه عصبی آدالاین[1] پرداخته است. محققان با استفاده از مدل ارائه‌شده اقدام به پیش‌بینی قیمت باز شدن سهام در بورس بمبئی کرده‌اند.

کوپرا و همکاران (۲۰۱۹)با استفاده از شبکه عصبی و با استفاده از توابع فعال‌سازی متفاوت و تعداد نورون‌های متفاوت در لایه‌های مختلف شبکه عصبی اقدام به پیش‌بینی کرده‌اند. داده‌های ورودی به شکبه عصبی قیمت بازشدن، بیشترین قیمت و کمترین قیمت می‌باشد و خروجی شبکه عصبی قیمت پایانی می‌باشد. محققان در این پژوهش به این نتیجه رسیدن که تعداد نرون زیاد باعث افزایش صحت نمی‌شود و حداکثر تعداد ۱۰ نورون در لایه مخفی مناسب پیش‌بینی در این زمینه می‌باشد.

[1] adaline neural network

چاندر (۲۰۲۱) با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری(میرجلیلی، ۲۰۱۴) اقدام به آموزش شبکه عصبی المان[2] کرده است. محقق با در این پژوهش اقدام به پیش‌بینی شاخص بورس نزدک و یک روز کاری بعد کرده است. به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل ارائه‌شده، با سایر مدل‌ها مقایسه شده است. نهایتاً محقق به این نتیجه رسیده است که آموزش شبکه عصبی المان با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری عملکرد بهتری داشته است. در این پژوهش فقط به بررسی شبکه عصبی المان پرداخته شده است و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بررسی نشده است.

در این پژوهش، قصد داریم با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری که اخیراً معرفی‌شده است به آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بپردازیم و اقدام به پیش‌بینی شاخص کل یورس ایران[3] کنیم. هشت الگوریتم‌های فراابتکاری که در این پژوهش بررسی شده‌اند شامل الگوریتم ژنتیک، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات، الگوریتم سیاه‌چاله[4](حاتملو،۲۰۱۳)، الگوریتم سنجاقک[5](میرجلیلی،۲۰۱۶)، الگوریتم بهینه‌سازی ملخ[6](سارمی،۲۰۱۷)، الگوریتم گرگ خاکستری، الگوریتم سینوس-کسینوس[7](میرجلیلی،۲۰۱۶) و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ[8](میرجلیلی و لویس،۲۰۱۶) می‌باشند.

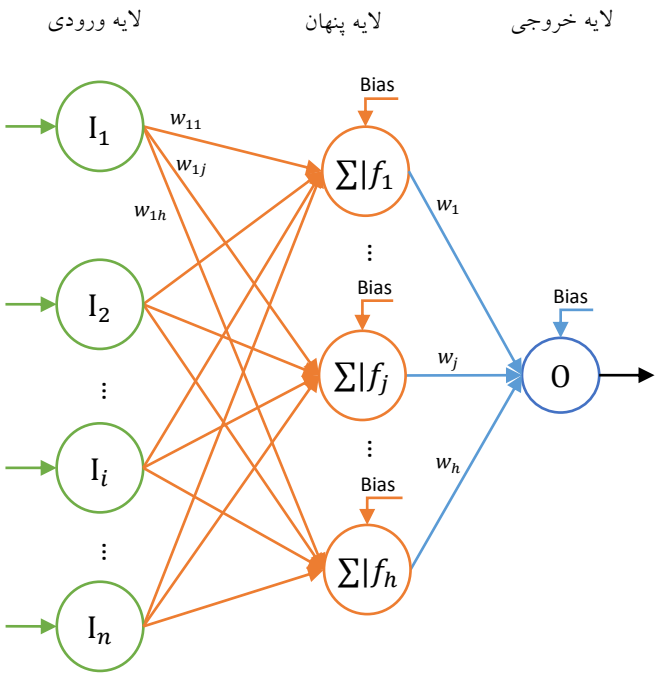
طرح کلی مقاله به این صورت می‌باشد: در بخش ۲ ابتدا به مبانی نظر پرداخته‌ایم. در بخش ۳ شیوه پژوهش را بیان کرده‌ایم. در بخش ۴ ،نتایج تجربی به دست آمده را نشان داده‌ایم و در پایان نیز به نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی برای کارهای آینده پرداخته‌ایم.

[1]grey wolf optimizer
[2]elman neural network
[3]Tehran Exchange Dividend Price Index
[4]black hole optimization algorithm
[5]dragonfly algorithm
[6]grasshopper optimization algorithm
[7]sine cosine algorithm
[8]whale optimization algorithm

۲. مبانی نظری

۲-۱ شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه

شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم اطلاعاتی است که از رفتار مغز انسان برای ایجاد راه‌حل کلی ایده می‌گیرد. شبکه‌های عصبی پرسپترون دارای سه لایه می‌باشند: لایه ورودی، لایه خروجی و لایه پنهان (مقدم و همکاران،۲۰۱۶). یک شبکه عصبی ابتدا با گرفتن ورودی‌ها و با اعمال ضرایب وزن در آن‌ها، آن‌ها را در لایه‌های مختلف خود منتشر می‌کند. ورودی‌های وزن‌دارشده که از توابع فعال‌سازی نرون‌ها عبورکرده‌اند، به لایه‌ی خروجی می‌رسند و خروجی‌های شبکه را تشکیل می-دهند. دو روش برای آموزش شبکه عصبی وجود دارد. روش اول استفاده از گرادیان نزولی و روش دوم استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری می‌باشد (اجها و همکاران،۲۰۱۷). شکل ۱ ساختار یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل ۱ دیده می‌شود هر نرون در هر لایه به‌تمامی نرون‌های لایه‌ی بعد متصل می‌باشد.



شکل ۱-ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

عملکرد یک نرون j بر اساس رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$y_j = f_j\left(\sum_{i=1}^{n} W_{ij} I_i + b_j\right) \qquad \text{رابطه (۱)}$$

که n تعداد ورودی، I_i متغیر ورودی i، b_j مقدار بایاس نرون j می‌باشد. W_{ij} نشان‌دهنده وزن اتصال از نرون i به نرون j می‌باشد، f_j تابع فعال‌سازی می‌باشد و y_j خروجی نرون j می‌باشد. توابع فعال‌سازی مختلفی می‌تواند در شبکه‌های عصبی استفاده گردد. جدول ۱ تعدادی از توابع فعال‌سازی رایج که در شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود نشان داده است.

جدول ۱-توابع فعال‌سازی رایج در شبکه‌های عصبی

ردیف	تابع فعال‌سازی	رابطه
۱	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function	$\text{tansig}(n) = 2/(1+\exp(-2*n)) - 1$
۲	Log-sigmoid transfer function	$\text{logsig}(n) = 1/(1+\exp(n))$
۳	Pure linear transfer function	$\text{purelin}(n) = n$
۴	Radial basis transfer function	$\text{radbas}(n) = \exp((-n)^2)$

۲-۲ الگوریتم‌های فرا ابتکاری

در سال‌های اخیر به‌صورت گسترده‌ای از الگوریتم‌های تکاملی و فرا ابتکاری برای حل مسائل گوناگون و بهینه‌سازی استفاده شده است. مهم‌ترین موضوعی که باعث رشد استفاده از این الگوریتم‌ها شده است، سادگی پیاده‌سازی و کاربردپذیری آن‌ها در مسائل مختلف است. الگوریتم‌های تکاملی، جواب‌های باکیفیت بالا و زمان قابل قبولی را ارائه می‌کنند. همین قابلیت باعث می‌شود تا بتوان از آن‌ها با کمترین زمان محاسبه برای یافتن پاسخ‌هایی نزدیک به بهینه استفاده کرد.

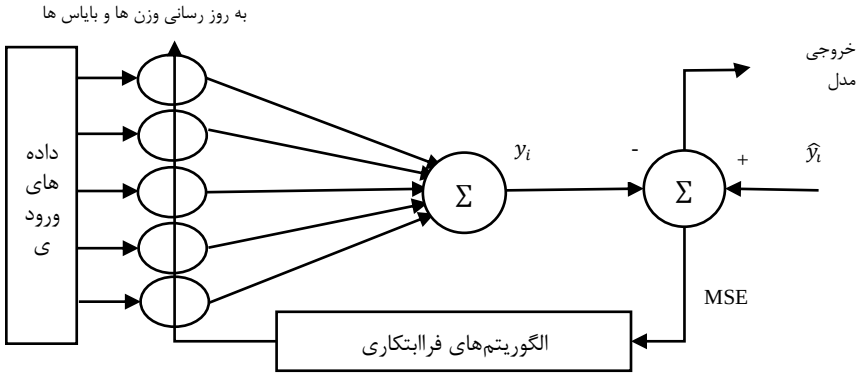
در این پژوهش ما به بررسی هشت الگوریتم فراابتکاری به‌منظور آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده کرده‌ایم. منظور از آموزش شبکه عصبی تنظیم بهینه پارامترهای شبکه عصبی یعنی وزن‌ها و بایاس می‌باشند. الگوریتم‌های فراابتکاری که در این پژوهش به‌کاررفته‌اند الگوریتم سیاه‌چاله، الگوریتم سنجاقک، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم بهینه‌سازی ملخ‌ها، الگوریتم گرگ خاکستری، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات، الگوریتم سینوس-کسینوس و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ می‌باشند. پارامترهای الگوریتم‌های فراابتکاری که در این پژوهش استفاده‌شده‌اند در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- پارامترهای الگوریتم‌های فرا ابتکاری

الگوریتم‌های فراابتکاری	پارامتر	مقدار
پارامترهای مشترک	تعداد جمعیت	۴۰
	تعداد تکرار	۱۰۰
الگوریتم ژنتیک	احتمال ترکیب	۰,۷
	احتمال جهش	۰,۱۵
الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات	w	۰,۹
	c_1, c_2	۲

۳. شیوه پژوهش

شکل ۲ به‌صورت مفهومی نحوه آموزش شبکه عصبی را نشان می‌دهد. پارامترهای شبکه عصبی یعنی وزن‌ها و مقادیر بایاس‌ها به‌عنوان متغیرهای بهینه‌سازی به الگوریتم‌های فراابتکاری داده می‌شود و الگوریتم‌های فراابتکاری مقادیر بهینه این متغیرها را جستجو می‌کند به‌طوری‌که میزان MSE کمترین مقدار باشد. به‌عبارت‌دیگر تابع برازندگی[1] الگوریتم‌های فراابتکاری تابع MSE می‌باشد که



شکل۲-ترکیب شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم‌های فراابتکاری

[1] fitness function

به‌صورت رابطه (۲) تعریف می‌گردد.

تابع MSE به‌صورت رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)$$ رابطه (۲)

که y مقدار واقعی متغیر و $\hat{y}$ مقدار پیش‌بینی شده متغیر می‌باشد. n نیز نشان‌دهنده تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

تنظیمات شبکه عصبی پرسپترون چندلایه که در این پژوهش استفاده‌شده است در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۳-تنظیمات شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

پارامترهای شبکه عصبی	مقادیر
تعداد لایه‌ها	۴
تعداد لایه‌های پنهان	۲
تعداد نرون	۵
تابع فعال‌سازی برای نرون های لایه پنهان	tansig
تابع فعال‌ساز برای لایه خروجی	purelin
پیش‌پردازش داده‌ها	نرمال‌سازی داده‌ها به بازه [-1,+1]
درصد داده‌های آموزش و داده‌های آزمون	٪۷۰ داده‌ها آموزش و ٪۳۰ داده‌ها آزمون
تعداد ورودی‌ها	۴

۳-۱ داده‌ها

داده‌های موردنیاز جهت ارزیابی آموزش MLP از سامانه شرکت مدیریت فناوری بورس تهران به آدرس www.tsetmc.com از تاریخ فروردین ۱۳۹۵ لغایت اسفند ۱۳۹۹ در بازه ۵ ساله جمع‌آوری‌شده است. شاخص کل نشان‌دهنده سطح عمومی قیمت کلیه سهام موجود در بازاربورس است. از آنجایی‌که شاخص یک عدد است و واحد اندازه‌گیری خاصی برای آن تعریف‌نشده است به منظور این که قابلیت تفسیر و تحلیل پیدا کند به اینصورت عمل می‌گردد. یک سال مشخص را به عنوان سال پایه تعریف می‌کنند و تمامی ارقام شرکت‌ها درآن سال را به عنوان ارقام مبنا درسال پایه تعریف می‌کنند. پس از آن تغییرات قیمتی سهام در سال‌های بعد را نسبت به آن سال می‌سنجند و از این طریق رشد یا نزول شاخص اتفاق می‌افتد. در جدول ۴ مار توصیفی داده‌های این پژوهش آورده شده است.

جدول ٤ - آمار توصیفی

تعداد مشاهدات	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
۱۲۰۸	۷۲۶۱۵	۲۰۷۸۵۱۱,۸	۳۹۱۳۸۱,۲۶	۵۰۸۷۵۲,۸۳

به‌منظور پیش‌بینی شاخص کل در این پژوهش از سری زمانی کوتاه‌مدت ۴ روزه به‌عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده‌شده است. سری زمانی شاخص کل توسط رابطه (۳) ساخته می‌شود.

$$y(k) = f(y(k-1).y(k-2).y(k-3).y(k-4)) \quad \text{رابطه (۳)}$$

که $y(k)$ مقدار شاخص کل در روز k می‌باشد. یکی از مهم‌ترین جنبه‌های طراحی یک ساختار شبکه عصبی، مجموعه داده و آماده‌سازی آن است. نرمال‌سازی داده‌ها کمک می‌کند که اهمیت آن‌ها به واحد اندازه‌گیری‌شان بستگی نداشته باشد. روش‌های مختلفی جهت نرمال‌سازی داده‌ها وجود دارند که در این پژوهش از نرمال‌سازی خطی استفاده کرده‌ایم.نرمال‌سازی خطی در بازه $[a.b]$ که توسط رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$x_{norm} = (b-a)\left(\frac{(x-x_{min})}{x_{max}-x_{min}}\right) + a$$ رابطه (۴)

در این کار داده‌ها در [-1,1] با توجه به کمترین و بیشترین مقادیر تمام داده‌ها مقایس‌بندی شده‌اند. تمام مقادیر ورودی و خروجی در بازه [-1,1] با استفاده از رابطه (۵) نرمال‌سازی شده‌اند؛ کهxمتغیر می‌باشد و x_{max} بیشترین و x_{min} کمترین مقدار می‌باشد.

$$x_{norm} = 2\left(\frac{(x-x_{min})}{x_{max}-x_{min}}\right) - 1$$ رابطه (۵)

۳-۲ معیارهای ارزیابی

به‌منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی از معیارهای جدول ۵ استفاده‌شده است.

جدول ۵ - معیارهای ارزیابی

نام معیار	فرمول
میانگین مطلق خطا[1]	$\mathrm{MAE} = \frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}\lvert \mathrm{fo_i} - \mathrm{fe_i}\rvert$
میانگین مربعات خطا[2]	$\mathrm{MSE} = \frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}(\mathrm{fo_i} - \mathrm{fe_i})^2$
مجذور میانگین مربعات خطا[3]	$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}(\mathrm{fo_i} - \mathrm{fe_i})^2}$
ضریب رگرسیون[4]	$\mathrm{R} = \frac{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}(\mathrm{fo_i} - \overline{\mathrm{fo_i}})(\mathrm{fe_i} - \overline{\mathrm{fe_i}})}{\sqrt{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}(\mathrm{fo_i} - \overline{\mathrm{fo_i}})^2(\mathrm{fe_i} - \overline{\mathrm{fe_i}})^2}}$

[1] mean absolute error
[2] mean squared error
[3] root mean squared error
[4] regression coefficient

در معیارهای ارزیابی جدول ۵ fe مقادیر واقعی و fo مقادیر پیش‌بینی‌شده می‌باشد. عبارات $\overline{fe}$ و $\overline{fo}$ به ترتیب میانگین مقادیر واقعی و میانگین مقادیر پیش‌بینی می‌باشد و N نیز تعداد کل داده‌ها می‌باشد.

٤. نتایج تجربی

نتایج معیارهای ارزیابی، برای داده‌های آموزشی، آزمون و کل داده‌ها، به‌صورت خلاصه در جدول ۶ آورده شده است. برای به دست آوردن رتبه هر معیار ارزیابی، میانگین درجه بندی بر اساس معیارهای اعتبارسنجی (MSE،RMSE،MAEوR) درجدول ۶ محاسبه شده‌اند.

جدول ٦ – خلاصه معیارهای ارزیابی برای الگوریتم‌های فرا ابتکاری

الگوریتم فراابتکاری	نوع داده	MSE		RMSE		MAE		R	
		مقدار	رتبه	مقدار	رتبه	مقدار	رتبه	مقدار	رتبه
الگوریتم سیاه‌چاله	آموزش	0.00290	13	0.0538	13	0.0430	13	0.9967	10
	آزمون	0.00333	18	0.0577	18	0.0446	17	0.9967	10
	کل	0.00303	14	0.0550	14	0.0435	14	0.9967	10
الگوریتم سنجاقک	آموزش	0.00199	10	0.0446	10	0.0197	9	0.9960	13
	آزمون	0.0028	12	0.0531	12	0.0225	12	0.9951	15
	کل	0.00224	11	0.0473	11	0.0205	10	0.9956	14
الگوریتم ژنتیک	آموزش	0.00323	17	0.0568	17	0.0437	15	0.9940	16
	آزمون	0.00317	15	0.05637	15	0.0450	18	0.9936	18
	کل	0.00321	16	0.05672	16	0.0441	16	0.9939	17
الگوریتم بهینه‌سازی ملخ	آموزش	0.0011	7	0.03414	7	0.0191	7	0.9976	7
	آزمون	0.00135	9	0.03677	9	0.0210	11	0.9975	9
	کل	0.0012	8	0.03495	8	0.0197	8	0.9976	8
الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری	آموزش	0.00051	4	0.02276	4	0.0147	3	0.9990	4
	آزمون	0.00047	1	0.02180	1	0.0139	1	0.9990	3
	کل	0.00050	2	0.02248	2	0.0145	2	0.9990	4
الگوریتم بهینه‌سازی	آموزش	0.00055	6	0.02358	6	0.0184	6	0.9990	1

الگوریتم فراابتکاری	نوع داده	MSE		RMSE		MAE		R	
		مقدار	رتبه	مقدار	رتبه	مقدار	رتبه	مقدار	رتبه
انبوه ذرات	آزمون	0.00050	3	0.02251	3	0.0178	4	0.9989	6
	کل	0.00054	5	0.02326	5	0.0182	5	0.9990	2
الگوریتم سینوس-کسینوس	آموزش	0.00634	22	0.07966	22	0.0657	22	0.9887	22
	آزمون	0.00759	24	0.08717	24	0.0700	24	0.9871	24
	کل	0.00672	23	0.0819	23	0.0670	23	0.9882	23
الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ	آموزش	0.00477	19	0.06913	19	0.0538	19	0.9903	21
	آزمون	0.00526	21	0.07253	21	0.0563	21	0.9906	19
	کل	0.00492	20	0.07017	20	0.0546	20	0.9904	20

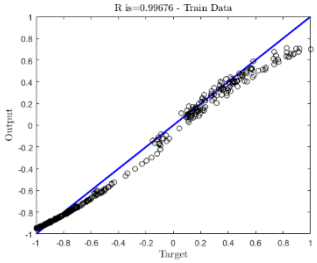
در جدول ۷ میانگین رتبه داده‌های آموزش، آزمون و کل داده‌ها بر اساس اطلاعات جدول ۶ محاسبه شده است. به‌عنوان مثال در الگوریتم سیاه‌چاله رتبه داده‌های آموزش برای ۴ معیار ارزیابی (۱۳و۱۳و۱۳و۱۰) به‌دست‌آمده است و میانگین این امتیازات ۱۲,۲۵ به‌عنوان میانگین رتبه داده‌های آموزش برای الگوریتم سیاه‌چاله در جدول ۷ آورده شده است. امتیاز نهایی در جدول ۷ براساس میانگین رتبه داده‌های آموزش، آزمون وکل داده‌ها محاسبه می‌شود و نهایتاً رتبه نهایی بر اساس امتیاز نهایی محاسبه می‌شود.

جدول ۷. رتبه‌بندی الگوریتم‌های فرا ابتکاری براساس نتایج

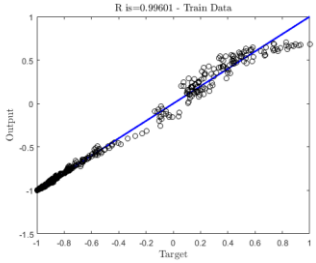
الگوریتم فراابتکاری	میانگین رتبه داده‌های آموزش	میانگین رتبه داده‌های آزمون	میانگین رتبه کل داده‌ها	امتیاز نهایی	رتبه نهایی
الگوریتم سیاه‌چاله	12.25	15.75	13	13.6666	5
الگوریتم سنجاقک	10.5	12.75	11.5	11.5833	4
الگوریتم ژنتیک	16.25	16.5	16.25	16.3333	6
الگوریتم بهینه‌سازی ملخ	7	9.5	8	8.16666	3
الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری	3.75	1.5	2.5	2.58333	1
الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات	4.75	4	4.25	4.33333	2
الگوریتم سینوس-کسینوس	22	24	23	23	8

الگوریتم فراابتکاری	میانگین رتبه داده‌های آموزش	میانگین رتبه داده‌های آزمون	میانگین رتبه کل داده‌ها	امتیاز نهایی	رتبه نهایی
الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ	19.5	20.5	20	20	7

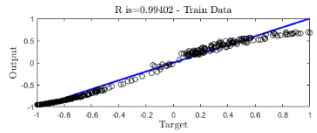
با توجه به نتایج به‌دست‌آمده مشاهده می‌شود الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری دارای بهترین عملکرد در آموزش شبکه عصبی داشته است و در جایگاه اول قرار می‌گیرد. الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات در جایگاه دوم قرار می‌گیرد. الگوریتم بهینه‌سازی ملخ و الگوریتم سنجاقک به ترتیب در جایگاه‌های سوم و چهارم قرار می‌گیرند. پنجمین رتبه نیز به الگوریتم سیاه‌چاله تعلق می‌گیرد. رتبه ششم و هفتم نیز به ترتیب به الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ می‌رسد. نهایتاً بدترین عملکرد در آموزش شبکه عصبی نیز به الگوریتم سینوس-کسینوس می‌رسد که در جایگاه هشتم قرار دارد. در شکل ۳ نمودار ضریب رگرسیون برای داده‌های آموزشی و برای هشت الگوریتم فراابتکاری ترسیم شده است. با توجه به شکل ۳ و مقادیر R الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به ترتیب در جایگاه‌های اول و دوم قرار دارند. در شکل ۴ نیز نمودار ضریب رگرسیون برای داده های آزمون ترسیم شده است. در شکل ۵ نمودار ضریب رگرسیون برای کل داده‌ها ترسیم شده است. در شکل۶ و شکل ۷ میزان خطا به ترتیب برای داده‌های آموزشی و آزمون آورده شده است. برای هر الگوریتم فراابتکاری نیز مقادیر میانگین و انحراف معیار خطا نیز در بالای هر تصویر آورده شده است.



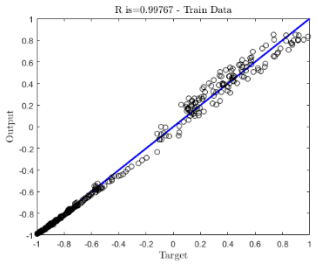
الگوریتم سیاه‌چاله



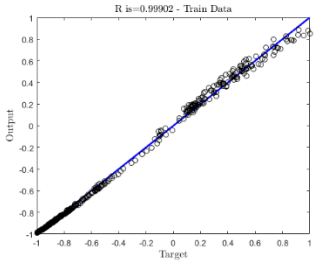
الگوریتم سنجاقک



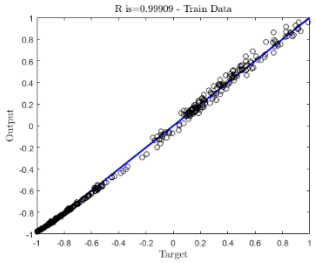
الگوریتم ژنتیک



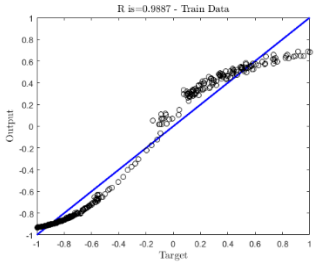
الگوریتم بهینه‌سازی ملخ



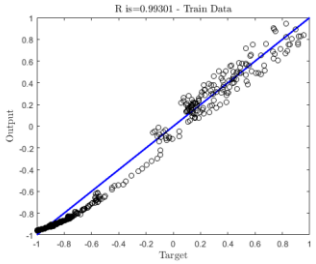
الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری



الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

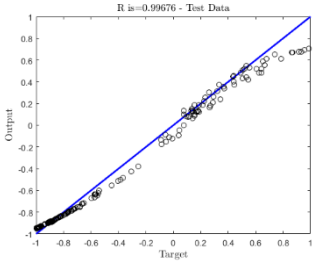


الگوریتم سینوس-کسینوس

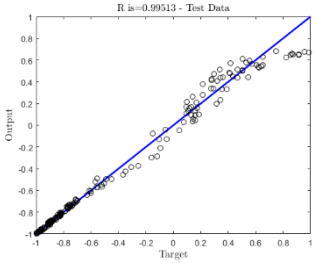


الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ

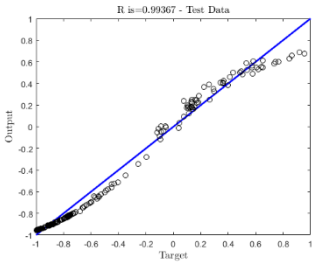
شکل ۳-نمودار ضریب رگرسیون برای داده‌های آموزش



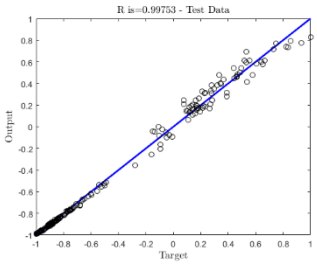
الگوریتم سیاه‌چاله



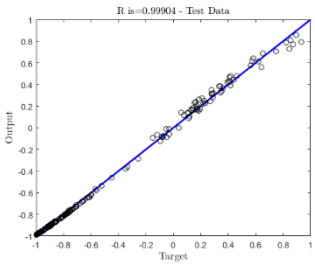
الگوریتم سنجاقک



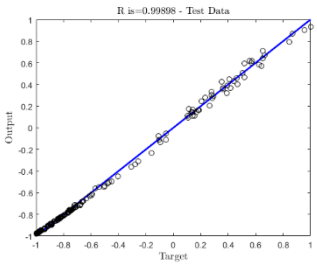
الگوریتم ژنتیک



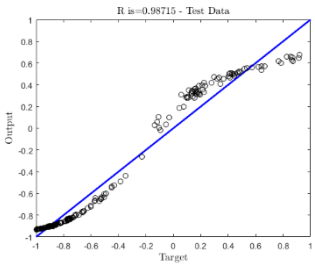
الگوریتم بهینه‌سازی ملخ



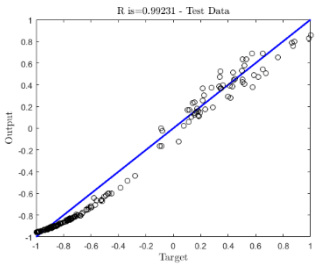
الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری



الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

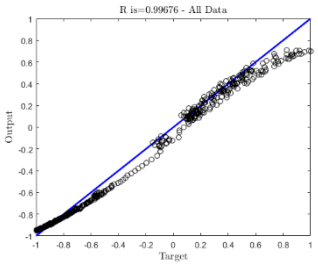


الگوریتم سینوس-کسینوس

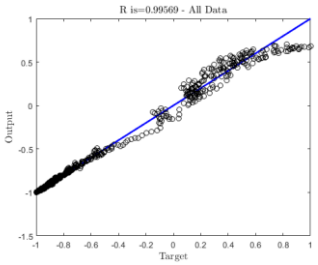


الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ

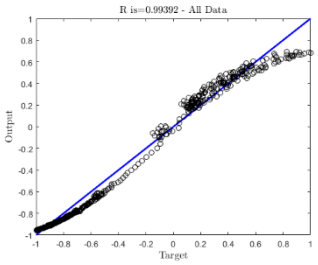
شکل ٤-نمودار ضریب رگرسیون برای داده‌های آزمون



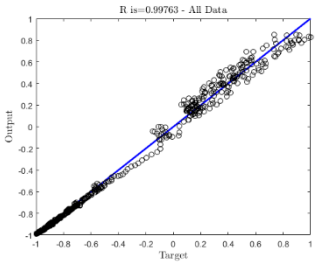
الگوریتم سیاه‌چاله



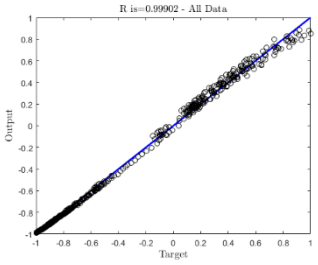
الگوریتم سنجاقک



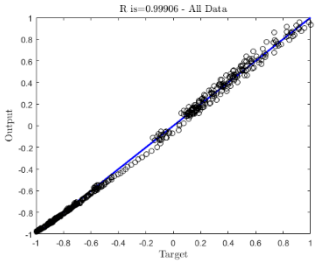
الگوریتم ژنتیک



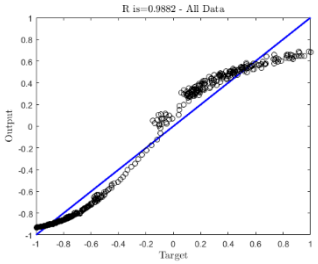
الگوریتم بهینه‌سازی ملخ



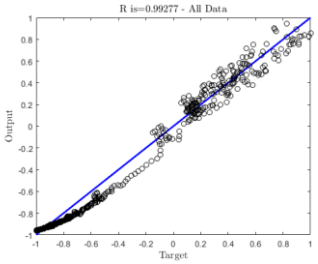
الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری



الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

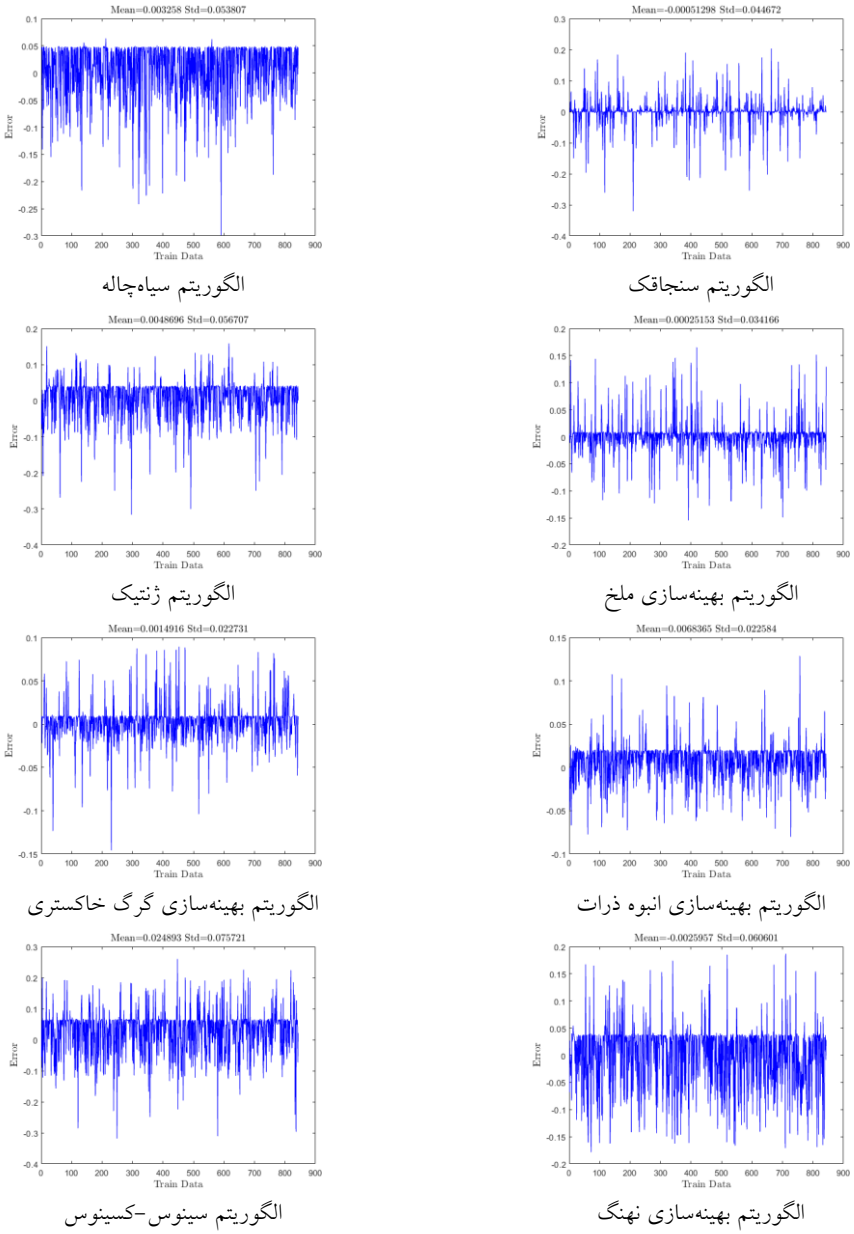


الگوریتم سینوس-کسینوس

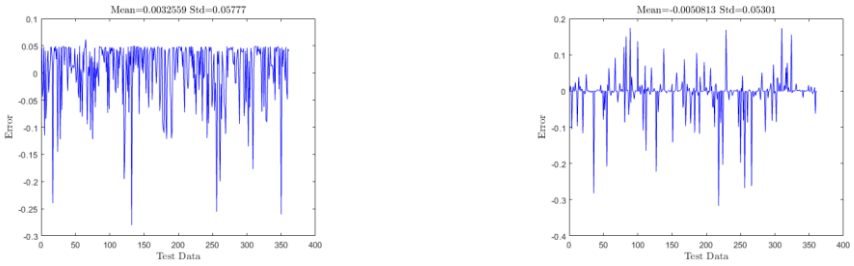


الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ

شکل ۵-نمودارضری برگرسیون برای کل داده‌ها

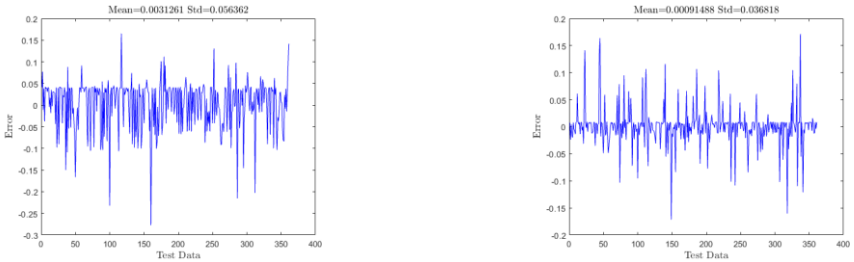


شکل ٦-نمودار میزان خطا برای داده‌های آموزش



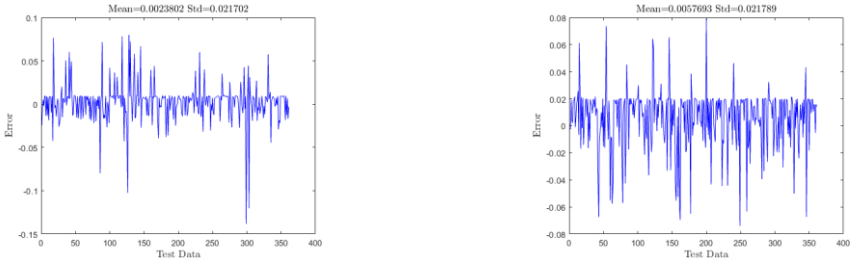
الگوریتم سنجاقک

الگوریتم سیاه‌چاله



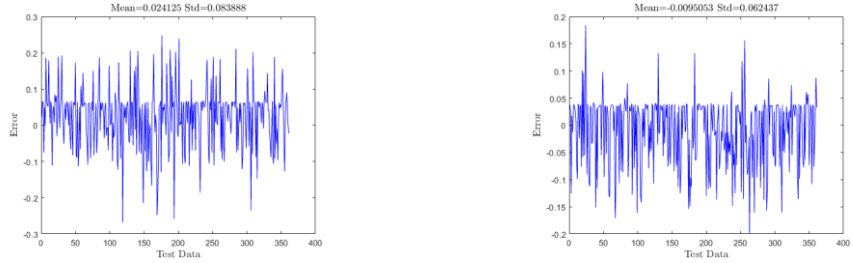
الگوریتم بهینه‌سازی ملخ

الگوریتم ژنتیک



الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری



الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ

الگوریتم سینوس-کسینوس

شکل ۷-نمودار میزان خطا برای داده‌های آزمون

۵. نتیجه‌گیری

در این پژوهش ما با استفاده از هشت الگوریتم فراابتکاری به آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پرداختیم. داده‌های موردنیاز جهت ارزیابی آموزش شبکه عصبی شاخص کل بورس تهران از تاریخ فروردین ۱۳۹۵ لغایت اسفند ۱۳۹۹ در بازه ۵ ساله بررسی شد. یکی از روش‌های آموزش شبکه عصبی استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری می‌باشد. در این مقاله از هشت الگوریتم فراابتکاری به منظور آموزش شبکه عصبی استفاده کردیم و به مقایسه نتایج پرداختیم.

نتایج تجربی نشان داد که الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در رتبه اول قرار گرفت. در رتبه دوم الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات قرار گرفت و بدترین عملکرد مربوط به الگوریتم سینوس-کسینوس بود و در جایگاه هشتم قرار گرفت. برای کارهای پیش رو، استفاده از سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی که اخیراً معرفی شده‌اند می‌تواند موضوع جذابی برای محققان باشد. همچنین استفاده از سایر شبکه‌های عصبی مانند شبکه عصبی المان و یا شبکه عصبی LSTM و همچنین مقایسه این شبکه‌های عصبی با یکدیگر پیشنهاد می‌گردد.

منابع

بهرامی، آسو و همه خانی، صادق. (۱۳۹۵). استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی روند قیمت سهام، https://civilica.com/doc/705448

رحیمی گرکانی، عهدیه. (۱۳۹۶). شناسایی اثربخش‌ترین مدل پیشگویی قیمت سهام شرکت‌های فعال در بازار بورس اوراق بهادار ساختاریافته با شبکه عصبی مصنوعی، دومین کنفرانس بین المللی پژوهش‌های دانش بنیان در مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، تهران، دانشگاه مجلسی.

میرزائی، سیداحمد و دعائی، میثم. (۱۳۹۸). ارائه مدلی جدید با رویکرد هوش مصنوعی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام، ششمین کنفرانس ملی پژوهش‌های کاربردی در مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات،تهران،https://civilica.com/doc/1011734

Atashpaz-Gargari, E., & Lucas, C. (2007, September). Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. In 2007 IEEE congress on evolutionary computation (pp. 4661-4667). Ieee.

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

Chen, J. F., Do, Q. H., & Hsieh, H. N. (2015). Training artificial neural networks by a hybrid PSO-CS algorithm. Algorithms, 8(2), 292-308.

Chopra, S., Yadav, D., & Chopra, A. N. (2019). Artificial neural networks based Indian stock market price prediction: before and after demonetization. J Swarm Intel EvolComput, 8(174), 2.

Chopra, S., Yadav, D., & Chopra, A. N. (2019). Artificial Neural Networks Based Indian Stock Market Price Prediction: Before and After Demonetization. J Swarm Intel EvolComput, 8(174), 2.

Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995, October). A new optimizer using particle swarm theory. In MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (pp. 39-43). Ieee.

Guresen, E., Kayakutlu, G., &Daim, T. U. (2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. Expert Systems with Applications, 38(8), 10389-10397.

Heidari, A. A., Faris, H., Aljarah, I., &Mirjalili, S. (2019). An efficient hybrid multilayer perceptron neural network with grasshopper optimization. Soft Computing, 23(17), 7941-7958.

Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems, University of Michigan press. Ann arbor, MI, 1(97), 5.

Jang, J. S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 23(3), 665-685.

Mirjalili, S. (2016). Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. Neural Computing and Applications, 27(4), 1053-1073.

Mirjalili, S. (2016). SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems. Knowledge-based systems, 96, 120-133.

Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. Advances in engineering software, 95, 51-67.

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. Advances in engineering software, 69, 46-61.

Moghaddam, A. H., Moghaddam, M. H., &Esfandyari, M. (2016). Stock market index prediction using artificial neural network. Journal of Economics, Finance and Administrative Science, 21(41), 89-93.

Ojha, V. K., Abraham, A., &Snášel, V. (2017). Metaheuristic design of feedforward neural networks: A review of two decades of research. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 60, 97-116.

Saremi, S., Mirjalili, S., & Lewis, A. (2017). Grasshopper optimisation algorithm: theory and application. Advances in Engineering Software, 105, 30-47.

Yong, B. X., Rahim, M. R. A., & Abdullah, A. S. (2017, August). A stock market trading system using deep neural network. In Asian Simulation Conference (pp. 356-364). Springer, Singapore.