Karafan

Quarterly Research Journal of Technical and Vocational University

Spring 2021, Vol. 18, No. 1. 203-220

Original Research

The prediction of stock value by using the proposed fuzzy neural network and hybrid algorithm

Vahid Safari Dehnavi[1*], Masoud Shafiee[2]

[1]PhD Student, Department of Control, Faculty of Electrical Engineering, Amirkabir University of Technology (Tehran Polytechnic), Tehran, Iran.
[2]Professor, Department of Control, Faculty of Electrical Engineering, Amirkabir University of Technology (Tehran Polytechnic), Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Received: 08.02.2020
Revised: 11.02.2020
Accepted: 01.18.2021

Keyword:
Stock value
Fuzzy sink neural network
Improved grasshopper algorithm
Predicting
Modeling

***Corresponding Author:**
Vahid Safari Dehnavi
Email: *v.safari@aut.ac.ir*

ABSTRACT

The prediction of stocks on the stock market and how the symbols are changed are one of the most applied and popular researches. By predicting the symbols with the least error, a person can succeed in the stock market. In this paper, a new network including a neural-fuzzy sink function and an improved grasshopper optimization algorithm was used to predict the value of symbols. In this regard, to predict and model the stock symbols, black-box modeling and AR (Autoregressive) model were used. Model order was determined by using the gray wolf algorithm. To optimize the network's linear parameters, a hybrid algorithm comprising of least square algorithm for initialization, recursive least square for online training, and a grasshopper optimization algorithm was used to optimize nonlinear parameters. The simulation illustrated that by providing a new structure, the gray wolf algorithm can determine the order of the model and the terms with the most impact on the steel symbol, effectively. In addition, the proposed network and algorithm had less error than other methods such as neural networks for predicting stock value, and the grasshopper optimization algorithm converged with the adaptive learning rate more rapidly.

فصلنامه علمی-پژوهشی کارافن

بهار ۱۴۰۰، دوره ۱۸، شماره ۱، ۲۲۰-۲۰۳

مقاله پژوهشی

پیش‌بینی ارزش سهام با استفاده از شبکه عصبی فازی پیشنهادی و الگوریتم ترکیبی

وحید صفری دهنوی[۱*]، مسعود شفیعی[۲]

۱-دانشجوی دکتری، گروه کنترل، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

۲- استاد، گروه کنترل، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۵/۱۲

بازنگری مقاله: ۱۳۹۹/۰۸/۱۲

پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۰/۲۹

کلید واژگان:

ارزش سهام

شبکه عصبی سینک فازی

الگوریتم ملخ بهبودیافته

پیش‌بینی

مدل‌سازی

[*]نویسنده مسئول: وحید صفری دهنوی

پست الکترونیکی:

v.safari@aut.ac.ir

چکیده

پیش‌بینی بازار بورس و نحوه تغییر نمادها، همواره در زمره پژوهش‌های کاربردی و پرطرفدار قرار می‌گیرد؛ بنابراین با پیش‌بینی نمادها با حداقل خطا می‌توان در بورس موفق شد. در این مقاله برای پیش‌بینی ارزش نمادها از یک شبکه جدید شامل شبکه عصبی‌فازی، تابع سینک و الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبودیافته، استفاده شده است. در این خصوص، برای پیش‌بینی و مدل‌سازی شاخص نمادهای بورس از مدل‌سازی جعبه سیاه و مدل AR(Auto regressive) استفاده شده که مرتبه مدل با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری تعیین گردیده است. برای بهینه‌سازی پارامترهای خطی شبکه، از الگوریتم ترکیبی؛ شامل حداقل مربعات برای مقداردهی اولیه و حداقل مربعات بازگشتی برای آموزش برخط استفاده شد و برای بهینه‌سازی پارامترهای غیرخطی از الگوریتم بهینه‌سازی ملخ به‌کار رفت. در شبیه‌سازی نشان داده شد که با ارائه ساختار جدید، الگوریتم گرگ خاکستری می‌تواند به طور مؤثر مرتبه مدل و جملات با بیشترین تأثیر را در نماد فولاد مشخص کند؛ به علاوه در این قسمت بیان شده که شبکه و الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها مانند شبکه عصبی برای پیش‌بینی ارزش سهام، خطای کمتری داشتند و الگوریتم ملخ ارائه‌شده با نرخ یادگیری تطبیقی با سرعت بیشتری و به صورت تطبیقی، هم‌گرا شده است.

مقدمه

سرمایه‌گذاری فعالان اقتصادی و مردم در بورس، نقش بسیار مهمی در تحول اقتصادی کشورها دارد و می‌تواند موجب رشد صنعتی و ایجاد اشغال پایدار در کشورها شود. میزان نقدینگی که در اثر سیاست‌های اقتصادی ایجاد می‌شود، می‌تواند موجب آشفتگی اقتصاد و ایجاد تورم شود؛ حال اگر این حجم پول که معمولاً به‌وسیله سرمایه‌های کوچک ایجاد می‌شود، به سمت بورس هدایت شود، می‌تواند موجب رشد شرکت‌ها و همچنین رشد دارایی سرمایه‌گذار شود، در این خصوص برای دستیابی به حداکثر سود، نیاز است که سهم به قیمت مناسب خریداری شود که این موضوع، لازمه پیش‌بینی سهام را آشکار می‌کند. به‌وسیله پیش‌بینی سهام می‌توان اطلاعات حدودی از قیمت به‌دست آورد و در بهترین حالت، سهام را خریداری کرد.

از زمان به‌وجودآمدن بازار بورس، روش‌های مختلفی برای تحلیل و پیش‌بینی قیمت سهام استفاده شده است. متخصصان بازار بورس برای سال‌های متمادی بازار را مشاهده کرده‌اند و بر اساس تجربه و مدل‌سازی ذهنی، به الگوهایی برای پیش‌بینی شاخص سهام رسیده‌اند. این افراد به‌وسیله استخراج ویژگی و مشاهدات عینی می‌توانند وضعیت بازار را پیش‌بینی کنند. این افراد، تجربه و تشخیص الگو را با روابط علت و معلولی تلفیق کرده و نتایجی را به دست آورده‌اند. در این خصوص، روش‌های متفاوتی مانند رگرسیون خطی، میانگین متحرک و ... نیز برای پیش‌بینی استفاده شده است. در برخی از مواقع، به علت شرایط خاص بازارهای مالی، حالتی غیرخطی به وجود می‌آید و به‌وسیله روش‌های مذکور مانند روش‌های کلاسیک نمی‌توان پیش‌بینی صحیحی داشت؛ بدین منظور در این مسائل از روش‌های محاسبات نرم، استفاده شده است[۱].

در پژوهش‌های متعددی اشاره شده که روش‌های محاسبات نرم، نتایج مناسب‌تری نسبت به روش‌های ریاضی و آماری مانند رگرسیون دارند[۲و۳] . در برخی از پژوهش‌ها از شبکه‌های عصبی به‌عنوان یک معجزه برای پیش‌بینی یاد شده است و مزایای این شبکه‌ها نسبت به روش‌های استراتژی خرید و فروش یا فرضیه گام تصادفی، مشخص گردیده است[۲]؛ به علاوه روش‌های محاسبات نرم ،کاربرد بسیار گسترده‌ای در پیش‌بینی سری‌های زمانی دارند. اگرچه این روش‌ها دارای محاسبات پیچیده و وقت‌گیر هستند؛ ولی نتایج مناسبی دارند. دلیل عمده‌ای که از محاسبات نرم در پژوهش‌ها استفاده شده، وجود روابط غیرخطی بین متغیرهاست و این موضوع به‌راحتی قابل‌تشخیص نمی‌باشد[۴و۵]. در [۵] بیان شده که می‌توان از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی داده‌های مالی استفاده کرد. در [۵] این نتیجه به‌دست آمده که به وسیله داده‌های یک سال می‌توان نرخ رشد اقتصادی آمریکا را پیش‌بینی کرد ولی این موضوع برای داده‌های کمتر از یک سال، نتایج مناسبی نداشته است. در [۵] نشان داده شده که مدل غیرخطی برای پیش‌بینی رشد اقتصادی، کمک شایانی می‌کند. در [۶] نتایج برای بازارهای کانادا نشان داده شده که شبکه عصبی، نتایج مناسبی در مقایسه با روش‌های رگرسیون برای داده‌های ۱۸ سال دارد. در [۶] برای تحلیل و پیش‌بینی چهار بورس، از شبکه عصبی و قیمت روز گذشته استفاده شده و چنین به‌دست آمده که شبکه عصبی، نتایج بسیار خوبی داشته است. در [۷] تأثیرات هموارسازی سود بر کاهش ریسک سقوط قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران، بررسی شده است.

یکی دیگر از روش‌های خطی، روش تخمینگر حداقل درجه بر اساس دو روش پیشرو و پسرو است. این روش، دقت بالایی دارد ولی اندازه گام‌ها و محاسبات، به تعداد متغیرهای مستقل وابسته است که می‌تواند زمان‌بر باشد[۸]. روش‌های محاسبات نرم، یکی از بهترین روش‌ها برای پیش‌بینی بازار سهام هستند؛ زیرا براساس تجربه و داده، روابط را یاد می‌گیرند. روش‌های محاسبات نرم بر اساس داده‌هایی که می‌گیرند، می‌توانند الگوها و روندها را بدون فرمول یاد بگیرند. این روش با استفاده از عملکرد مغز انسان به‌دست آمده است و توانایی‌هایی نظیر تشخیص الگو، برقراری رابطه و توانایی تعمیم نتایج را دارد. روش‌های محاسبات نرم؛ مانند منطق فازی، شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی فازی، در بسیاری از پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گرفته است[۱۴-۹]. در میان آن‌ها شبکه عصبی فازی، به‌طور گسترده، در بسیاری از پژوهش‌ها استفاده شده است. این شبکه‌ها از ترکیب قوانین فازی و توابع چندجمله‌ای در قسمت نتیجه به‌وجود آمده

است. قدرت این شبکه‌ها در پژوهش‌های بسیاری نشان داده شده است. در [۱۵] نشان داده شده که شبکه عصبی فازی برای تقریب توابع غیرخطی، بررسی شده است. در[۱۶] از شبکه عصبی فازی برای شناسایی و کنترل استفاده شده است.

به علاوه، الگوریتم‌های مختلفی برای یادگیری شبکه‌ها استفاده شده است ولی الگوریتم گرادیان نزولی، احتمالاً متداول‌ترین تکنیک برای یادگیری شبکه است. همان‌طور که در مراجع مختلف اشاره شده، روش گرادیان نزولی، محدودیت‌های بسیاری دارد[۱۶]. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌ها این است که در برخی موارد، استفاده از این الگوریتم، منجر به رسیدن به نقطه بهینه سراسری نمی‌شود؛ به علاوه این الگوریتم بسیار زمان‌بر و هزینه‌بر است. در این خصوص، برای غلبه بر این محدودیت‌ها یک الگوریتم ترکیبی معرفی شده است که بر مبنای روش‌های حداقل مربعات و الگوریتم‌های فراابتکاری است.

پیش‌بینی و تخمین، در بسیاری از مسائل کاربردی، مورد استفاده قرار گرفته است[۱۷]. در این مقاله، از روش‌های محاسبات نرم برای پیش‌بینی شاخص سهام استفاده شده است و نتایج نشان می‌دهد که قدرت پیش‌بینی توسط شبکه عصبی سینک فازی، بسیار کامل‌تر از روش‌های ریاضی است. در این خصوص، ابتدا نحوه جمع‌آوری داده، بررسی شده و پس از آن، نحوه طراحی شبکه موردبحث قرار گرفته است، سپس الگوریتم آموزش تطبیقی معرفی شده است و در نهایت، شبیه‌سازی‌هایی انجام شده و نتیجه‌گیری بیان شده است.

پیشینه پژوهش

مطالعات انجام‌شده به ترتیب تاریخ به صورت زیر هستند:

منجمی [۱۸] از شبکه عصبی فازی و ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک استفاده کرده و نشان داده است که روش مذکور، نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی فازی دارد. پورزمانی [۱۹] از الگوریتم ژنتیک خطی، الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه عصبی استفاده کرده و نشان داده که شبکه عصبی، نتایج مناسبی دارد. اعتمادی [۲۰] با استفاده از شبکه عصبی، به موضوع سودآوری شرکت‌ها پرداخته و با استفاده از شبکه عصبی در ۸۶ درصد موارد، سودآوری شرکت‌ها درست به دست آمده است. پورزمانی [۲۱] از روش الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی استفاده کرده و نشان داده که دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک غیرخطی طی سال‌های ۱۳۷۱ تا ۱۳۹۱ نتایج بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک خطی داشته است. عالیان [۲۲] و صغیرهروانی در [۲۳] پیش‌بینی شاخص با استفاده از شبکه عصبی را انجام داده و پورزمانی در [۲۴] پیش‌بینی سهام را با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم‌های فرابتکاری انجام داده است. صمدی پور در [۲۵] پیش‌بینی شاخص را با استفاده از روش کلاس‌بندی انجام داده است که به بررسی رشد یا افت سهام پرداخته است.

پرسش‌های پژوهش و اهداف

به طور کلی این پژوهش برای پاسخ به پرسش‌های زیر ارائه شده است:

- الگوی نمادهای بورس تهران به چه صورتی تغییر می‌کند؟
- شبکه‌های عصبی کاربرد مناسب‌تری دارند، روش‌های ریاضی یا شبکه پیشنهادی جدید؟
- آیا می‌توان با استفاده از اطلاعات قبل یک نماد از آینده این نماد اطلاعاتی به دست آورد؟
- آیا بدون استفاده از شاخص‌های نفت، طلا، دلار و ... می‌توان شاخص نمادهای بورس را پیش‌بینی کرد؟

هدف این پژوهش پیش‌بینی شاخص نمادهای بورس با استفاده از یک شبکه پیشنهادی و یک الگوریتم ترکیبی است که از الگوریتم‌های فراابتکاری برای پیش‌بینی شاخص نمادهای بورس استفاده کرده است. در این شبکه، هدف این است که با استفاده از کمترین تعداد ورودی، یک پیش‌بینی از وضعیت آینده نمادهای بورس داشته باشیم.

روش‌شناسی

در این مقاله، روش‌شناسی پژوهش در چهار مرحله ارائه شده است:

مرحله اول: رویکرد روش‌شناسی

در این مقاله، یک شبکه و الگوریتم جدید برای تشخیص الگوی نمادهای بورس ارائه شده است که با دریافت داده‌های کمی شامل قیمت گذشته سهام، به پیش‌بینی ارزش سهام می‌پردازد. شبکه و الگوریتم پیشنهادی برای انجام یک مسئله کاربردی در بورس تهران ارائه شده است. در این مقاله با استفاده از داده‌های کمی مربوط به گذشته نمادهای بورس، الگوی نمادها تعیین شده است و پس از آن با دریافت داده‌های فعلی می‌توان ارزش سهام را پیش‌بینی کرد. در سایر مقالات پیشین نیز از روش‌های محاسبات نرم استفاده شده است؛ منتها روش ارائه‌شده دارای نتایج بهتری نسبت به مقالات پیشین است.

مرحله دوم: توصیف روش جمع‌آوری داده‌ها

برای آموزش شبکه، بهینه‌سازی پارامترهای خطی و غیرخطی و ... نیاز به تعدادی داده است. هر چه مدل و نحوه تغییرات بورس، پیچیده‌تر باشد، برای جلوگیری از بیش‌برازش، نیاز به تعداد داده بیشتری است. در این حالت، از داده‌های نمادهای بورس برای آموزش، اعتبارسنجی و تست استفاده شده است. برای حصول داده از شرکت مدیریت فناوری بورس تهران استفاده شد و داده‌های شاخص سهام نماد فولاد که مختص فولاد مبارکه است طی سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ در قالب نرم‌افزار اکسل جمع‌آوری گردید و سپس این داده‌ها به نرم‌افزار متلب منتقل شد و از آن‌ها در تشخیص الگو و پیش‌بینی ارزش سهام استفاده گردید. در این خصوص، قیمت پایان روز سهام این نماد در نظر گرفته شد و بدین صورت به تعداد روزهایی که بورس فعال بود، داده موجود است که در این مقاله از این داده‌ها استفاده گردید.

مرحله سوم: توصیف روش‌های تحلیل

در این پژوهش، در ابتدا به جمع‌آوری داده پرداخته شد که برای آموزش شبکه و تعیین مدل، بسیار حیاتی و مهم است. پس از جمع‌آوری داده‌ها، این داده‌ها به نرم‌افزار متلب منتقل شدند و پس از تهیه کد الگوریتم و شبکه، به معرفی مدل برای شناسایی الگوی نمادهای بورس پرداخته شد، مرتبه مدل تعیین گردید و پس از آن به طراحی شبکه پرداخته شد، سپس الگوریتم آموزش شبکه، مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت، با استفاده از شبکه و الگوریتم طراحی‌شده به پیش‌بینی ارزش نماد فولاد پرداخته شد.

مرحله چهارم: ارزیابی روش

در نهایت، به‌وسیله شبیه‌سازی‌های انجام‌شده و شاخص MSE (Mean squared error)، به ارزیابی مدل به‌وسیله شبیه‌سازی پرداخته شد که با توجه به استفاده از تابع سینک در قسمت نتیجه، قوانین فازی و ارائه یک الگوریتم بهینه‌سازی غیرخطی بهبودیافته، نتایج پیش‌بینی شاخص نمادهای بورس مناسب بود؛ به علاوه تعیین مرتبه مدل با استفاده از الگوریتم‌های معرفی‌شده، باعث کاهش تعداد ورودی شبکه شد که کاهش هزینه طراحی و آموزش شبکه را در پی داشت.

انتخاب مدل مناسب برای پیش‌بینی

برای پیش‌بینی در مدل جعبه سیاه، ابتدا باید یک مدل مناسب برای پیش‌بینی، کنترل و ... انتخاب کرد. در حالت کلی، مدل گسسته برای سیستم‌های یک بعدی به صورت (۱) نشان داده شده است.

$$A(z^{-1})y(k) = \frac{B(z^{-1})}{F(z^{-1})}u(k) + \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})}e(k) \quad (۱)$$

در مدل AR رابطه (۲) برقرار است.

$$F(z^{-1}) = D(z^{-1}) = c(z^{-1}) = 1,\ B(z^{-1}) = 0 \quad (۲)$$

در روابط فوق y خروجی و u ورودی است؛ به علاوه در سیستم‌های یک‌بعدی (۳) برقرار است.

$$\sum_{i=0}^{n_2} a(i)y(k-i\ ) = e(k) \quad (۳)$$

هدف این مقاله، تخمین ارزش سهام با استفاده از ارزش سهام در روزهای گذشته بدون در نظر گرفتن سایر متغیرها مانند قیمت نفت، طلا و ... است که این موضوع، باعث کاهش حجم اطلاعات ورودی به‌منظور پیش‌بینی ارزش سهام شده است. با تطبیق این موارد با مدل‌های موجود، مدل AR بهترین مدل برای تخمین ارزش سهام است؛ زیرا از داده‌های گذشته استفاده شده است و برای کاهش هزینه، ورودی مجزا در نظر گرفته نشده است. در این حالت، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، مرتبه مدل، تعیین شده است؛ به گونه‌ای که ضرایب با استفاده از الگوریتم فراابتکاری به‌نحوی به دست آورده شد که (۴) برقرار باشد.

$$\text{Find } a_1, a_2, \dots, a_{n_1} \text{ where:}$$
$$\min e = \sum_{t=1}^{n} |e\ (t)|^2/n \quad (۴)$$

در رابطه فوق، ضرایبی که بیشترین مقدار را دارند، به‌عنوان مؤثرترین عناصر در نظر گرفته شده‌اند و عبارات مربوط به این ضرایب را حفظ می‌کنند و سایر عبارات، حذف می‌شوند.

شبکه پیشنهادی برای پیش‌بینی

در این مقاله، شبکه عصبی سینک فازی براساس ادغام تابع سینک، منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شده است. هدف از ادغام منطق فازی و شبکه‌های عصبی سینک در شبکه عصبی سینک فازی، بهبود توانایی مدل و دقت سیستم برای پیش‌بینی یا تقریب توابع با استفاده از پارامترهای گسترش و انتقال تابع سینک، بدون افزایش تعداد تابع است. در شبکه عصبی سینک فازی در مقایسه با شبکه عصبی، صحت مدل‌سازی و توانایی شبکه با استفاده از آموزش پارامترهای سینک و تنظیم پارامترهای مجموعه‌های فازی بهبود یافته است؛ به علاوه تغییر در قسمت نتیجه قوانین فازی و استفاده از توابع سینک موجب شده که خاصیت غیرخطی سیستم بهبود داده شود. شیوه رفتاری سری‌های زمانی، مشابه توابع سینک هستند؛ بنابراین تقریب و پیش‌بینی سری زمانی به‌وسیله این شبکه‌ها بسیار مناسب است.

ساختار شبکه‌های عصبی سینک فازی

در این پژوهش، شبکه عصبی سینک فازی بر اساس ادغام ساختار شبکه عصبی مصنوعی، تابع سینک و منطق فازی مدل تاکاگی- سوگنو معرفی شده است. در مدل تاکاگی- سوگنو هر قانون فازی، به‌صورت زیر ارائه شده است:

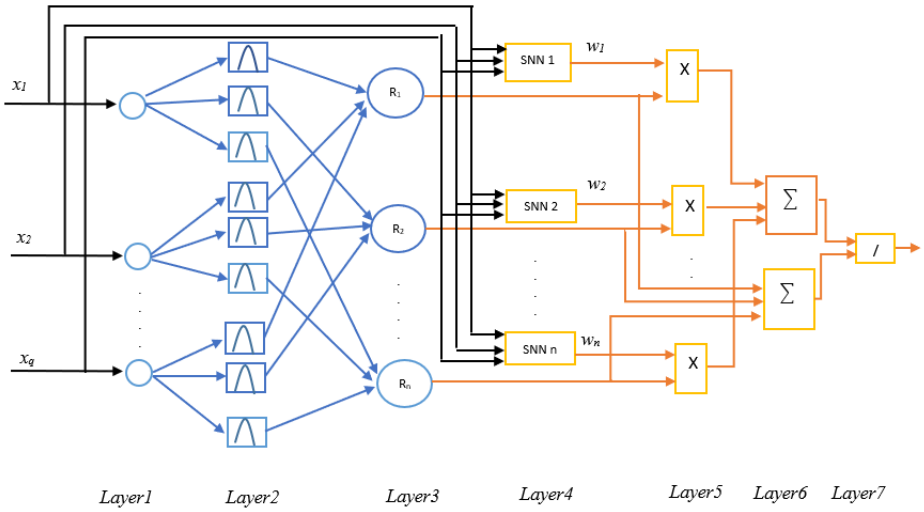
$$R^i\text{: If } x_1 \text{ is } A^i_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A^i_2 \dots \text{ and } x_q \text{ is } A^i_q \text{ THEN } y_i \quad i = 1, \dots, n$$

که در آن A^i_q مجموعه فازی است که معمولاً این مجموعه‌ها توسط تابع عضویت گاوسی، زنگوله‌ای و ... پوشش داده می‌شوند. q تعداد متغیر ورودی و x_j، j امین ورودی از بردار ورودی $\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_q]$ است. y_i متغیر خروجی مدل مربوط به قانون i ام و b_i بیانگر بایاس است.

ساختار کلی شبکه عصبی سینک فازی در شکل ۱ نشان داده شده است. قوانین شبکه ترکیبی جدید را می‌توان به صورت زیر در قالب قوانین فازی نوشت:

R^i: If x_1 is A^i_1 and x_2 is A^i_2 . . . and x_q is A^i_q THEN $y_i=\omega_i \sum_{j=1}^{q} S_{ij}\ (x_j)$

که در آن x_j $(1\leq j \leq q)$ ورودی j ام و $y_j(1\leq i \leq c)$ خروجی قانون i ام شبکه می‌باشد.
در رابطه فوق ω_i ضریب وزن میان ورودی و خروجی و S_{ij} تابع سینک است.



شکل۱. شبکه عصبی سینک فازی

همان‌طور که از شکل ۱ مشخص است شبکه عصبی سینک فازی از هفت لایه تشکیل شده است. در لایه اول، به اندازه تعداد ورودی‌ها، گره وجود دارد. در لایه دوم هر گره (مستطیل) بیان‌کننده یک متغیر زبانی (تابع عضویت) است. در این لایه با توجه به سیستم، از انواع تابع عضویت برای این لایه استفاده می‌شود؛ منتها در شبکه‌های عصبی فازی معمولاً از توابع عضویت گاوسی (۵) و زنگوله‌ای (۶) استفاده شده است.

$$A^i_j(x_j)=exp\left[-\left(\frac{x_j-c^i_j}{\sigma^i_j}\right)^2\right] \quad (۵)$$

$$A^i_j(x_j)=\frac{1}{1+\left|\frac{x_j-r}{w}\right|^{2g}} \quad (۶)$$

لایه سوم بیانگر ماهیت قوانین فازی است. در این لایه، تعداد قوانین فازی، تعیین‌کننده تعداد گره‌ها است که خروجی این لایه از رابطه (۷) به دست می‌آید.

$$\mu_i(x)=\prod_{j=1}^{q} A^i_j\ (x_j) \quad (۷)$$

لایه بعد، توابع سینک را در بر دارد که از (۸) به‌دست می‌آید و همچنین تابع سینک نیز از (۹) به‌دست می‌آید.

$$S_{ij}(x_j)= S\left(\frac{x_j- b_{ij}}{a_{ij}}\right),\ a_{ij}\neq 0 \quad (۸)$$

$$S = sinc(x_j) = \frac{\sin\left(a(x_j-b)\right)}{ax_j} \quad (۹)$$

در لایه پنجم، خروجی لایه سوم و توابع سینک در یکدیگر ضرب می‌شوند و نتیجه از (۱۰) به دست می‌آید.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^{n} \mu_i S_i \quad (۱۰)$$

سرانجام در دو لایه آخر، مقادیر فازی به غیرفازی تبدیل می‌شوند و خروجی شبکه پیشنهادی از (۱۱) به دست می‌آید.

$$y=\frac{\sum_{i=1}^{c} \mu_i\, \omega_i}{\sum_{i=1}^{c} \mu_i} \quad (۱۱)$$

در نهایت، خروجی شبکه سینک فازی با استفاده از (۱۲) به‌دست می‌آید.

$$y_i=\omega_i \sum_{j=1}^{q} S_{ij}\,(x_j) \quad (۱۲)$$

پارامترها

پس از اینکه ساختار کلی شبکه طراحی شد لازم است که پارامترها به‌صورتی انتخاب شوند که مجموع مربعات اختلاف خروجی مطلوب و خروجی شبکه، کمینه گردد. در این حالت، پارامترهای انتقال و گسترش در توابع سینک و پارامترهای تابع گوسی به‌گونه‌ای انتخاب شده‌اند که خطا، کمینه شود.

مراحل ساخت شبکه

مراحل ساخت شبکه عصبی سینک فازی، به‌ترتیب به‌صورت زیر طراحی شده است:

۱-ابتدا توابع عضویت مناسب تعیین، سپس ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه، معین می‌شود.

۲-در این مرحله، تعداد قوانین فازی تعیین می‌گردد که این موضوع با تطبیق خطا و شبکه تعیین می‌شود.

۳- مقادیر اولیه پارامترهای خطی تعیین می‌گردد.

۴- پارامترها به‌وسیله ورودی-خروجی آموزشی بهینه‌سازی می‌شود.

الگوریتم آموزش

در میان روش‌های ارائه‌شده برای آموزش شبکه‌ها، الگوریتم انتشار به عقب خطا بیشترین کاربرد را داشته است؛ هرچند که محدودیت‌هایی دارد. در این مقاله، برای غلبه بر مشکلات الگوریتم انتشار به عقب، الگوریتم جدیدی پیشنهاد شده است.

به طور کلی، مراحل الگوریتم، به‌ترتیب زیر طراحی شده است:

- تعیین مقادیر اولیه پارامترهای خطی شبکه عصبی سینک فازی نوع-۱

-بهینه‌سازی پارامترهای خطی

-تعیین پارامترهای غیرخطی.

در بسیاری از پژوهش‌ها از الگوریتم گرادیان نزولی برای بهینه‌سازی پارامترها استفاده شده است. از آنجا که خروجی شبکه عصبی سینک فازی، نسبت به پارامترها خطی است و الگوریتم حداقل مربعات، مقادیر پارامترهای خطی را به‌صورت

هم‌زمان انتخاب می‌کند و سرعت بالایی دارد، در این مقاله، از الگوریتم حداقل مربعات برای تعیین مقادیر پارامترهای خطی استفاده شده است. در این حالت، الگوریتم حداقل مربعات، در زمره الگوریتم‌های تک‌مرحله‌ای قرار می‌گیرد و یک بار در ابتدا یا انتهای الگوریتم استفاده می‌شود؛ بنابراین این الگوریتم، برون‌خط است و در مقابل تغییر پارامترها مقاوم نیست. در این حالت، از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی برای بهینه‌سازی برخط پارامترهای خطی استفاده شده است. در مرحله بعد، بهینه‌سازی پارامترهای غیرخطی، به کمک الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبود یافته، انجام شده است.

بهینه‌سازی پارامترهای خطی

روش حداقل مربعات: در مسائلی که خروجی، نسبت به پارامترها خطی باشد می‌توان از الگوریتم سریع و کاربردی حداقل مربعات استفاده کرد. در این حالت، پارامترها از (۱۳) به دست می‌آیند.

$$y = \theta_1 h_1(u) + \theta_2 h_2(u) + \cdots + \theta_n h_n(u) \quad (۱۳)$$

که در آن u ورودی، h_i توابعی بر حسب ورودی و θ_i پارامترهای مجهول هستند که باید تخمین زده شود.

برای تعیین و تخمین پارامترها از داده‌های ورودی- خروجی آموزشی استفاده شده است. در این حالت، فرض شده که m داده در دسترس است؛ چنانچه داده‌های آموزشی در (۱۳) قرار گیرد، m معادله خطی به صورت (۱۴) حاصل می‌شود.

$$\begin{aligned} &h_1(u_1)\theta_1 + h_2(u_1)\theta_2 + \cdots + h_n(u_1)\theta_n = y_1 \\ &h_1(u_2)\theta_1 + h_2(u_2)\theta_2 + \cdots + h_n(u_2)\theta_n = y_2 \\ &\vdots \\ &h_1(u_m)\theta_1 + h_2(u_m)\theta_2 + \cdots + h_n(u_m)\theta_n = y_m \end{aligned} \quad (۱۴)$$

روابط بالا را به صورت خلاصه می‌توان به صورت معادله ماتریسی زیر نوشت.

$$A\theta = Y$$

که در آن A یک ماتریس $m \times n$ به صورت (۱۵) است.

$$A = \begin{bmatrix} f_1(u_1) & \dots & f_n(u_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f_1(u_m) & \dots & f_n(m) \end{bmatrix} \quad (۱۵)$$

θ برداری پارامترهای مجهول است (رابطه (۱۶)).

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad (۱۶)$$

برای اینکه بردار θ به صورت یکتا یافت شود، لازم است که تعداد داده‌ها لزوماً بزرگ‌تر یا مساوی تعداد مجهولات باشد؛ یعنی $m \geq n$. چنانچه تعداد داده‌ها برابر با تعداد مجهولات باشد؛ یعنی A ماتریس مربعی و دارای دترمینان غیرصفر باشد، θ را می‌توان از (۱۷) به‌دست آورد.

$$\theta = A^{-1}Y \quad (۱۷)$$

در سیستم‌ها همواره عوامل مزاحم مانند نویز سفید، اغتشاش و ... وجود دارد؛ بنابراین در این حالت بهتر است برای تعیین بهتر پارامترهای خطی، از تعداد بیشتری داده استفاده کرد و پارامترها را به‌گونه‌ای تغییر داد که خطا کمینه شود. در این شرایط، به علت اینکه ماتریس A مستطیلی است، یعنی تعداد داده‌ها بیشتر از تعداد مجهولات است، این ماتریس، معکوس ندارد و پارامترها از (۱۷) به دست نمی‌آیند؛ بنابراین با در نظر گرفتن خطا می‌توان پارامترها را به‌صورت بهینه یافت. خطای مدل‌سازی از (۱۸) به‌دست می‌آید.

$$\begin{cases} A\theta + e = Y \\ e = Y - \hat{Y} = Y - A\theta \end{cases} \quad (۱۸)$$

حال برای یافتن حل تقریبی به گونه‌ای که $\theta = \hat{\theta}$ و مجموع مربعات خطا کمینه شود، از (۱۹) استفاده می‌شود.

$$E(\theta) = e^T e = (Y - A\theta)^T (Y - A\theta) \quad (۱۹)$$

برای یافتن مقدار کمینه خطای (۱۹) نیاز است که از این رابطه نسبت به پارامترها مشتق گرفته شود و مساوی صفر قرار داد. در این صورت، رابطه به صورت (۲۰) به دست می‌آید.
می‌آید.

$$E(\theta) = (Y^T - \theta^T A^T)(Y - A\theta) = \theta^T A^T A\theta - 2Y^T A\theta + Y^T Y \rightarrow \frac{\partial E(\theta)}{\partial \theta} = 2A^T A\theta - 2A^T Y \quad (۲۰)$$

با قرار دادن $\frac{\partial E(\theta)}{\partial \theta} = 0$، (۲۱) به‌دست می‌آید.

$$A^T A\hat{\theta} = A^T Y \quad (۲۱)$$

چنانچه دترمینان $A^T A$ غیرصفر باشد، $\hat{\theta}$ به صورت (۲۲) به‌دست می‌آید.

$$\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (۲۲)$$

تخمینگر حداقل مربعات بازگشتی

در این الگوریتم که یک الگوریتم برخط است، برای بهینه‌سازی پارامترهای خطی، از داده‌های جدید استفاده شده است. در این حالت با ورود داده جدید، نیازی به استفاده از داده‌های گذشته نیست و صرفاً می‌توان از داده جدید استفاده کرد. در این حالت، فرض می‌شود k داده موجود است و هدف، بهینه‌سازی پارامترها به صورت برخط است.

فرض کنید یک داده جدید برای آموزش شبکه به‌صورت $(a^T; y)$، به‌عنوان سطر $m+1$ام به الگوریتم برای آموزش شبکه داده شده است. در این حالت، نیازی به استفاده از همه $k+1$ داده‌های آموزشی برای محاسبه θ_{k+1} نیست. می‌توان با کمترین محاسبات یعنی استفاده از مقادیر، پارامترهای θ_k، θ_{k+1} را به‌دست آورد. به عبارت دیگر باید با استفاده از زوج جدید $(a^T; y)$، θ_k را به‌روز کرد که θ_{k+1} از (۲۳) به دست می‌آید.

$$\theta_{k+1} = \left(\begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix}^{-1} \right) \begin{bmatrix} A \\ a^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Y \\ y \end{bmatrix} \quad (۲۳)$$

در این حالت P_k و P_{k+1} به صورت (۲۴) به دست می‌آید.

$$P_k = (A^TA)^{-1},\ P_{k+1} = \left(\begin{bmatrix}A\\ a^T\end{bmatrix}^T\begin{bmatrix}A\\ a^T\end{bmatrix}^{-1}\right) = \left([A^T \quad a]\begin{bmatrix}A\\ a^T\end{bmatrix}^{-1}\right) = (A^TA + aa^T)^{-1} \qquad (۲۴)$$

نحوه به دست آوردن P_{k+1} از P_k به‌صورت (۲۵) است.

$$P_k^{-1} = P_{k+1}^{-1} - aa^T \qquad (۲۵)$$

با استفاده از ماتریس‌های P_k و P_{k+1}، θ_k و θ_{k+1} از (۲۶) به‌دست می‌آید.

$$\begin{cases}\theta_k = P_kA^TY\\ \theta_{k+1} = P_{k+1}(A^TY + ay)\end{cases} \qquad (۲۶)$$

با قرار دادن رابطه اول (۲۶) در دومی، رابطه (۲۷) به‌دست می‌آید.

$$\theta_{k+1} = P_{k+1}(P_k^{-1}\theta_k + ay) = P_{k+1}[(P_{k+1}^{-1} - aa^T)\theta_k + ay] = \theta_k + P_{k+1}a(y - a^T\theta_k) \qquad (۲۷)$$

چنانچه از این رابطه برای محاسبه P_{k+1} استفاده شود، رابطه (۲۸) برای P_{k+1} به‌دست می‌آید.

$$P_{k+1} = (P_k^{-1} + aa^T)^{-1} = P_k - P_ka(I + a^TP_ka)^{-1}a^TP_k = P_k - \frac{P_ka_{k+1}a_{k+1}^TP_k}{1+a_{k+1}^TP_ka_{k+1}} \qquad (۲۸)$$

در نهایت، رابطه حداقل مربعات بازگشتی به صورت (۲۹) به‌دست می‌آید.

$$\begin{cases}P_{k+1} = P_k - \frac{P_ka_{k+1}a_{k+1}^TP_k}{1+a_{k+1}^TP_ka_{k+1}}\\ \theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1}a_{k+1}(y_{k+1} - a_{k+1}^T\theta_k)\end{cases} \qquad (۲۹)$$

در این حالت، نیاز به مقداردهی اولیه به پارامترهای θ_0 و P_0 است. این پارامتر به‌صورت تطبیقی انتخاب شده است؛ بدین صورت که در گام‌های ابتدایی که خطا بزرگ است، پارامتر α بزرگ و در گام‌های نهایی پارامتر α کوچک انتخاب شده است.

در شرایطی که پارامترها در گذر زمان تغییر می‌کند می‌توان از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی استفاده کرد. این موضوع به‌خصوص در بورس که در هر مرحله دارای تغییراتی است، کارایی بسیار زیادی دارد. در این حالت، از فاکتور فراموشی تطبیقی استفاده شده است. در این حالت، هنگامی که مقادیر در تکرارهای k و $k+1$ نزدیک به یکدیگر هستند، مقدار فاکتور فراموشی یک است و در حالتی که مقادیر در تکرارهای متوالی، تغییرات زیادی داشتند، مقدار فاکتور فراموشی، کوچک می‌شود و پارامترهای قبلی، سریع‌تر فراموش می‌شوند. در این حالت، پارامترها از روابط زیر به دست می‌آیند:

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_ka_{k+1}a_{k+1}^TP_k}{\lambda+a_{k+1}^TP_ka_{k+1}} \qquad (۳۰)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \frac{1}{\lambda}P_{k+1}a_{k+1}(y_{k+1} - a_{k+1}^T\theta_k) \qquad (۳۱)$$

$$\hat{v}_t = y_t - u_t^T\hat{\theta}_{t-1} \qquad (۳۲)$$

$$f_t = f_{t-1} + |\frac{\nabla J}{\nabla \theta}\ |.|\hat{v}_t| \quad (۳۳)$$

$$\lambda_t = \frac{1}{e^{|\frac{f_{t-1}}{f_t}-1|}} \quad (۳۴)$$

الگوریتم بهینه سازی ملخ بهبود یافته

برای بهینه‌سازی پارامترهای غیرخطی، الگوریتم حداقل مربعات و حداقل مربعات بازگشتی کارایی ندارد و باید از الگوریتم‌های بهینه‌سازی غیرخطی مانند الگوریتم ژنتیک و انتشار به عقب خطا استفاده کرد. در الگوریتم‌های فراابتکاری، فرایند جستجو در دو گام بیان می‌شود: در گام اول، عامل‌ها به صورت سراسری جستجو می‌کنند و در گام دوم، عامل‌ها به‌صورت محلی به جستجو می‌پردازند. در این حالت، عامل‌های قوی‌تر معمولاً تأثیر بیشتری در الگوریتم و هم‌گرایی دارند. در این حالت، رفتار ریاضی ملخ‌ها به‌صورت زیر نشان داده شده است:

$$\begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{l1} & \cdots & p_{lk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{l1} & \cdots & s_{lk} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{11} & \cdots & G_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{l1} & \cdots & G_{lk} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_{11} & \cdots & A_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{l1} & \cdots & A_{lk} \end{bmatrix} \quad (۳۵)$$

در این حالت l نشان‌دهنده تعداد عامل‌ها، $[p_{i1} \quad \cdots \quad p_{ik}]$ موقعیت عامل‌ها، $[s_{i1} \quad \cdots \quad s_{ik}]$ بیانگر تعامل اجتماعی بین عمل‌ها، $[G_{i1} \quad \cdots \quad G_{ik}]$ بیانگر نیروی جاذبه و $[A_{i1} \quad \cdots \quad A_{ik}]$ بیانگر اثر باد است. در این حالت، نحوه رفتار عامل‌ها به‌صورت تصادفی می‌تواند به‌صورت زیر نشان داده شود:

$$p_{ik} = r_1 s_{ik} + r_2 G_{ik} + r_3 A_{ik} \quad (۳۶)$$

که در آن:

$$S_{ij} = \sum_{i=1}^{l} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{k} s(d_{ij}) \hat{d}_{ij} \quad (۳۷)$$

$$s(r) = f_l e^{-\frac{r}{l_l}} - e^{-r} \quad (۳۸)$$

$$G_{ij} = -\sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{k} g\, \hat{e}_g \quad (۳۹)$$

با جای‌گذاری روابط فوق در رابطه اولیه، رابطه زیر به‌دست آمده است:

$$p_{ij} = c \sum_{j=1}^{l} \sum_{i=1}^{l} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{k} \frac{ub_d - lb_d}{2} s\left(|x_{jq} - x_{iq}|\right) \frac{x_{jq} - x_{iq}}{d_{ij}} \right) + \hat{T}_d \quad (۴۰)$$

که در آن ub_d حد بالا، lb_d حد پایین، $\hat{T}_d$ بهترین نتیجه تا الان و c نرخ یادگیری است.

$$c = g^{\frac{\left|\frac{\partial e(k)}{\partial \theta}\right|}{\left|\frac{\partial e(k)}{\partial \theta}\right|+1}} \quad (۴۱)$$

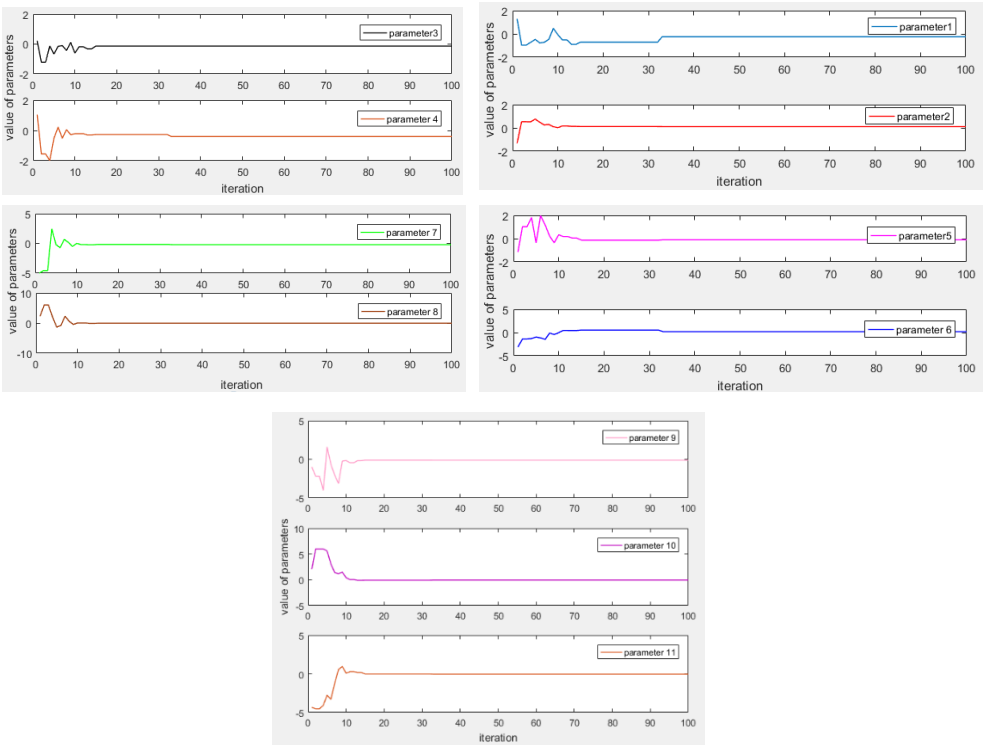
همچنین در این مقاله، تابع هزینه به صورت زیر تعریف شده است:

$$J = \sum_{k=0}^{k_1} \sum_{p=0}^{p_1} e^2(k,p) = \sum_{k=0}^{k_1} \sum_{p=0}^{p_1} (\hat{y}(k,p) - y(k,p))^2 \quad (۴۲)$$

شبیه‌سازی

- پیش‌بینی نماد فولاد مربوط به فولاد مبارکه:

برای پیش‌بینی این نماد، از داده‌های سال ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ استفاده شد که مجموعاً ۴۳۵ داده می‌شود که برای آموزش از ۷۰ درصد داده‌ها، برای اعتبارسنجی و تست از ۱۵ درصد داده‌ها استفاده گردید. در گام اول، مرتبه مدل، تعیین شد؛ در این خصوص، از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده شد و نتایج، در شکل ۲ مشاهده می‌شود.



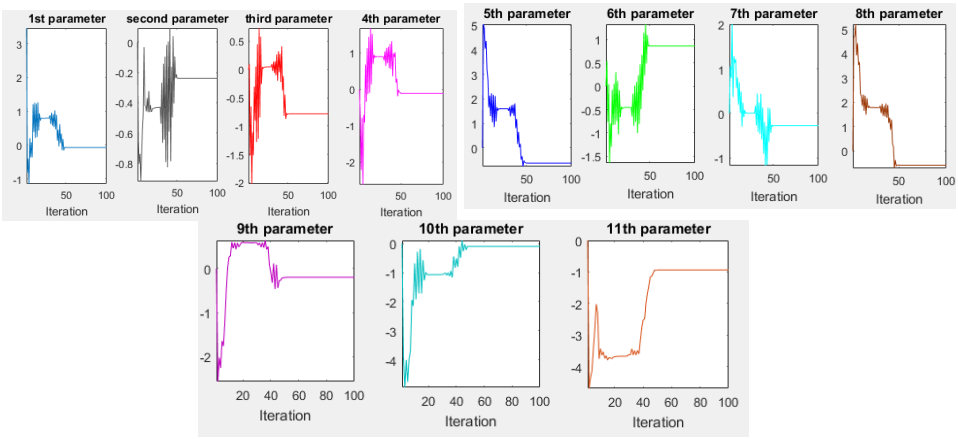
شکل۲. الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای تعیین مرتبه مدل

همان‌طور که در اشکال و داده‌ها مشاهده می‌شود، ضرایب جملات ۱، ۷، ۱۰ و۱۱ بیشترین ضریب و بیشترین تأثیر را دارد؛ لذا این مدل با استفاده از این جملات تشکیل شده است و بدین وسیله می‌توان با کمترین تعداد ورودی، یک پیش‌بینی از سری زمانی داشت. بنابراین خروجی در لحظه فعلی، به جملاتی از خروجی در گذشته، بستگی دارد:

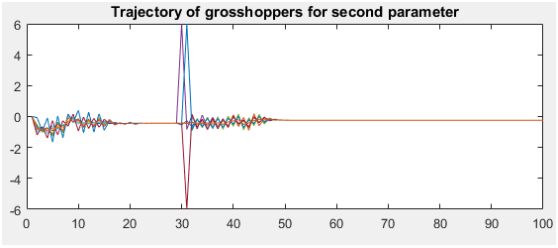
$$y(i,j) = f(\, y(i-1,j),\ y(i-7,j), y(i-10,j), y(i-11,j)) \quad (۴۳)$$

پس از تعیین مرتبه به‌وسیله الگوریتم گرگ خاکستری، به تعیین مرتبه به‌وسیله الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبودیافته پرداخته شد:

نحوه تعیین پارامترها بهوسیله الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبودیافته در شکل ۳ و نحوه تغییر پارامتر دوم در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۳. نحوه تغییر پارامترهای مدل با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ملخ

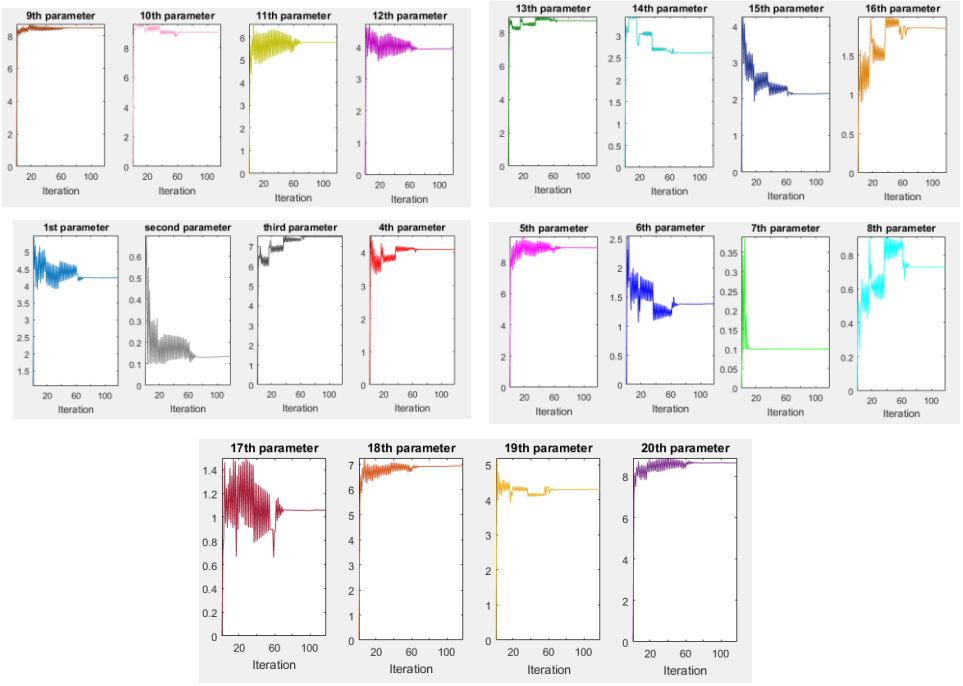


شکل ۴. نحوه حرکت ملخ‌ها برای تعیین پارامتر دوم

پس از اینکه مرتبه مدل تعیین شد، از الگوریتم آموزش ترکیبی برای آموزش شبکه پیشنهادی عصبی سینک فازی استفاده شد. در این حالت، از شاخص MSE مطابق زیر استفاده گردید:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{n}[y_t - \hat{y}_t]^2}{n} \quad (۴۴)$$

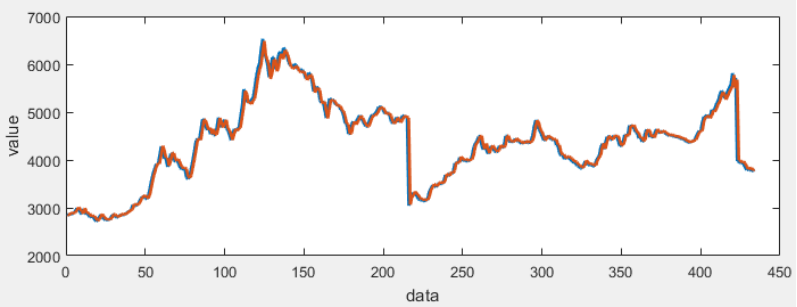
در این حالت، نتایج مطابق شکل ۵ و ۶ و جدول ۱ به دست آمد.



شکل ۵. نحوه تغییر پارامترهای غیرخطی با الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبودیافته

جدول ۱. نتایج برای شبیه‌سازی برای شبکه و الگوریتم پیشنهادی

ردیف	الگوریتم/ روش	MSE train	MSE/MAX	MSE validation	MSE test
۱	آزمون شبکه[۲۴]	۲۵۵۰۵۵.۷	۳۶.۴۳	–	-
۲	رگرسیون[۲۴]	۵۷۹۵۴۵.۹	۸۲.۷۹	–	-
۳	شبکه عصبی[۲۴]	۱۲۰۲۸.۶	۱.۷۱	۱۳۲۳۲۱	۱۳۰۱۴۵
۴	شبکه عصبی[۲۵]	۲۲۶.۱۶	۰.۰۳۲	۲۴۲.۵۸۷	۲۴۵.۳۵۶
۵	شبکه عصبی- لونبرگ	۲۵۳.۲۴۶۵	۰.۰۳۶۱۷	۲۷۸.۳۲۵	۲۷۶.۳۲۵
۶	شبکه عصبی- بیزین	۲۳۷.۲۶	۰.۰۳۳۸	-	۲۴۶.۰۳۲
۷	شبکه عصبی- گرادیان	۳۳۶.۵۶	۰.۰۴۸	۳۳۴.۲۶۸	۳۴۷.۲۳۰
۸	شبکه و الگوریتم پیشنهادی	۲۱۵.۷	۰.۰۳۰۸	۲۲۱.۸۹	۲۲۰.۲۷۵



شکل ۶. نتایج پیش‌بینی نماد فولاد پس از آموزش برای کلیه داده‌ها

بحث و نتایج

در این مقاله، پیش‌بینی ارزش سهام بررسی شد؛ بدین منظور، در ابتدا یک روش جدید و مؤثر مبتنی بر مدل AR و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری ارائه گردید. در این روش، مدل کلی به‌صورت AR در نظر گرفته شد و برای بررسی اینکه کدام جملات، بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی دارند از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده شد که یکی از نوآوری‌های این مقاله است و مزیتی که نسبت به مقالات قبل دارد این است که در این مقاله، صرفاً از شاخص قیمت نماد استفاده شده و از شاخص‌های نفت، طلا و ... استفاده نشده که این موضوع موجب کاهش هزینه و کاهش تعداد داده ورودی و حجم شبکه شده است. در این روش، جملاتی که بیشترین ضریب را دارند، دارای بیشترین تأثیر در پیش‌بینی خروجی هستند. بنابراین در این حالت مشخص گردید که خروجی به کدام جملات قبلی بستگی دارد. سپس یک شبکه جدید که ترکیبی از شبکه عصبی، توابع سینک و منطق فازی بود، ارائه شد؛ به علاوه برای آموزش شبکه از یک الگوریتم جدید شامل روش حداقل مربعات برای مقداردهی اولیه پارامترهای خطی، الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی برای آموزش برخط شبکه و الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبودیافته استفاده شده است. با توجه به تغییراتی که در الگوریتم ملخ بهبودیافته اعمال شده، باعث شد که این الگوریتم به یک الگوریتم تطبیقی تبدیل شود؛ بدین صورت که دیگر نیازی به تعیین تعداد بیشینه تکرار برای این الگوریتم نیست و حساسیت خطا، تعداد تکرار را مشخص می‌کند؛ همچنین استفاده از روش حداقل مربعات بازگشتی موجب شده که الگوریتم در مقابل تغییرات داده‌ها مقاوم‌تر شود و با سرعت بیشتر آموزش داده شود. یکی از مواردی که می‌تواند در پژوهش‌های بعدی مورد توجه قرار بگیرد، استفاده از سیستم‌های دو بعدی برای پیش‌بینی شاخص است؛ بدین صورت که شماره ماه و شماره روز در ماه به‌عنوان دو متغیر در نظر گرفته شود و پس از می‌توان با تعداد متغیر کمتر به پیش‌بینی ارزش بورس پرداخت؛ به علاوه در صورت استفاده از سیستم‌های چندمتغیره و استفاده از ورودی‌های مختلف می‌توان به نتایج مناسب‌تری دست یافت.

نتیجه‌گیری

در نهایت، یک شبیه‌سازی برای اعتبارسنجی مدل و شبکه ارائه شد و یکی از نمادهای پرطرفدار بورس یعنی فولاد مورد بررسی قرار گرفت. نتایج در مقایسه با مقالات قبلی که بیشتر مربوط به شبکه عصبی بودند، نتیجه بهتری داشت؛ در نتیجه با استفاده از شبکه و الگوریتم پیشنهادی که در این مقاله برای اولین‌بار در مدل‌سازی نمادهای بورس ارائه شده، می‌توان یک پیش‌بینی خوب از نحوه تغییر نمادهای بورس داشت؛ به علاوه نشان داده شد که الگوریتم ترکیبی به خصوص الگوریتم بهینه‌سازی ملخ که برای بهینه‌سازی پارامترهای غیرخطی ارائه شده است، نتیجه مناسبی داشت؛ زیرا

این شبکه‌ها می‌توانند روابط خطی و غیرخطی پیچیده را یاد بگیرند؛ البته در ابتدا باید مدل‌سازی انجام شود که خروجی به کدام‌یک از جملات گذشته یا سایر متغیرها وابسته است. نتایج این مقاله به صورت زیر ارائه شده است:

- تعیین مرتبه مدل به‌طور مؤثر توسط یک روش جدید بر اساس الگوریتم گرگ خاکستری
- با استفاده از تعیین مرتبه مدل با استفاده از روش معرفی‌شده، تعداد عبارت‌ها و جملات مؤثر در یادگیری کاهش یافت که منجر به کاهش تعداد ورودی شبکه و کاهش ساختار شد.
- ارائه یک شبکه جدید که با استفاده از تابع سینک در قیمت نتیجه قوانین فازی و خاصیت این تابع، نتایج مناسب‌تری نسبت به روش‌های پیشین داشت.
- بهبود نرخ یادگیری الگوریتم بهینه‌سازی ملخ که باعث تسریع هم‌گرایی گردیده است.
- الگوریتم بهینه‌سازی ملخ بهبودیافته در این مقاله بر اساس دو معیار پایان می‌پذیرد: اول، تعداد تکرار و دوم، خطا و حساسیت به آن باعث تسریع در پایان الگوریتم شده است.
- با شبکه و الگوریتم پیشنهادی، نماد فولاد به صورت مؤثر پیش‌بینی شد.

Reference

1. Safaei Naeini, J. & Farahmand, M. (2019). «Investigating the application of neural-fuzzy model in predicting stock prices of Tehran Stock Exchange companies». Second National Conference on Computer and Information Technology, 2019, 02, 20, Sepidan, Iran (in Persian).
2. Safari Dehnavi, V., & Shafiee, M. (2020). «LQR for Generalized Systems Using Metaheuristic Algorithms Based on Disturbance Observer». 28th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), 2020, 08, 04, Tabriz, Iran.
3. Sabri, M. (2018). «Stabilization and control of power system using meta-heuristic algorithms». Karafan (TVU), 14 (42), 33-55.
4. Pourdadashi Komachali, F., & Shafiee, M. (2020). «Sensor fault diagnosis in fractional-order singular systems using unknown input observer». International Journal of Systems Science, 51 (1), 116-132.
5. Huang, W. (2007). «Neural networks in finance and economics forecasting». International Journal of Information Technology & Decision Making, 6 (1), 113-140.
6. Dennis, O. & Mossman, CH. (2003). «Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios». International Journal of Forecasting, 19 (3), 453-465.
7. Bahmani, M. & NezamTaheri, S. (2019). «Evaluating the Effect of Earning Smoothing Using Maximization and Minimization of Earnings Approaches to Reduce Stock Price Crash Risk in Companies Accepted in Tehran Stock Exchange». Karafan (TVU), 16 (46), 253-274.
8. Kelly, J. (2011). «The current stock of money: an aggregation theoretic measure of narrowly defined money». Applied Economics Letters, 18 (7), 659-664.
9. Moayedi, H. (2020). «Optimization of ANFIS with GA and PSO estimating α ratio in driven piles». Engineering with Computers, 36 (1), 227-238.
10. Sajadi, A. (2020). «Estimation of cetane numbers of biodiesel and diesel oils using regression and PSO-ANFIS models». Renewable Energy, 158 (1), 465-473.
11. Çakıt, E. (2020). «Assessing safety at work using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) approach aided by partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)». International Journal of Industrial Ergonomics, 76(1), 102925- (in press).
12. Choo, K. (2018). «Symmetries and many-body excitations with neural-network quantum states». Physical review letters, 121 (16), 167-204.

13. Dai, A., & Quoc V. (2020). «Training a document classification neural network», U.S. Patent No. 10,528,866. 7.
14. Shqair, M. (2020). «Adaptation of conformable residual power series scheme in solving nonlinear fractional quantum mechanics problems». Applied Sciences, 10 (3), 890-912.
15. Erik, C., Gálvez, J., & Avalos, O. (2020). «Gravitational Search Algorithm for Non-linear System Identification Using ANFIS-Hammerstein Approach». Recent Metaheuristics Algorithms for Parameter Identification (Springer), 854 (1), 97-134.
16. Bobyr, M., & Sergey G. (2020). «A nonlinear method of learning neuro-fuzzy models for dynamic control systems». Applied Soft Computing, 88 (1), 106030-106044.
17. Heydarinejad, H. & Shafiee, M. (2020). «Super Twisting Sliding Mode Control for LTI Descriptor System Based on Disturbance Observer». 27th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), 2019, 04, 30, Yazd, Iran.
18. Monajemi, S., Abzari, M. & Rayati, A. (2010). «The prediction of prices in the stock market using fuzzy neural network and genetic algorithm and comparing it with artificial neural network». Quantitative Economics Quarterly, 6 (3), 1-26. (in Persian).
19. Pourzamani, Z. & Nouraldin, M. (2011). «Investigating Financial Crisis Predictability Patterns (Study Patterns: Patterns with Traditional Methods. Genetic Algorithm and Neural Networks)». Quarterly Journal of Financial Engineering and Portfolio Management, 4 (1), 1-27. (in Persian).
20. Etemadi, H. & Baghaei, V. (2012). «Using Neural Networks in Predicting Profitability of Companies (Tehran Stock Exchange Companies)». Accounting knowledge, 3 (10), 51-70. (in Persian).
21. Pourzamani, Z. (2016). «Application of Linear and Nonlinear Genetic Algorithms in Improving the Profitability Prediction of Companies». Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management, 22 (1), 81-94. (in Persian).
22. Alian, H. & Hejazi, R. (2017). «Investigation of stock price index forecast by computational methods (artificial neural network) in Tehran Stock Exchange». The first conference on accounting, economics and innovation in management, 2017, 05, 04, Bandar Abbas, Iran. (in Persian).
23. Saghriharvani, A. & Mahoutchi, M. (2017). «Using neural networks to predict prices in the stock market». 10th International Conference of the Operations Research Association, 2017, 05, 05, Babolsar, Iran. (in Persian).
24. Pourzamani, Z. & Miralavi, H. (2018). «Provide a model for stock price forecasting using meta-innovative methods and neural networks». Quarterly Journal of Financial Management and Securities, 10 (40), 57-83. (in Persian).
25. Samadipour, S., Matinfard, R. & Torkashvand, A. (2020). «Investigating and predicting the decline or growth of stock companies in a certain period of time using data mining classification technique». The Third International Conference on New Strategies in Engineering, Information Science and Technology in the Next Century, 2020, 05, 20, Tehran, Iran. (in Persian).