Journal of Capital Market Analysis

Volume 4 Issue 2 Online ISSN: 2783-3488

Page: 131-152 https://jcma.aliabad.iau.ir

Stock Price Modeling and Forecasting Using Meta-Heuristic Ant Colony Algorithm

Seyed Javad Kiaei
Human Science Faculty, West Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
Zahra Farshadfar (Corresponding author)
Human Science Faculty, West Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
zfarshadfar@yahoo.com

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 25 Dec 2023
Accepted: 27 Apr 2024

Keywords:
Meta-Heuristic Algorithm, Modeling, Data Mining, Stock Returns, Optimal Window Length

Abstract

The ability to predict prices in the capital markets has always had supporters and opponents in wide ranges. But the empirical evidence shows that the price in the financial markets is somewhat predictable, but achieving a proper forecast requires knowledge of non-linear patterns and the ability to predict the market's memory. The current research is applied research, the purpose of which is to model and predict stock price predictions in the capital market using non-linear algorithms. To achieve this goal, the total stock price index data has been used in the period of 2016 to 2021 and on a monthly basis. The data have been reviewed after collection using the smoothing method for holidays, and in order to increase the accuracy of the models, the optimal window length of each algorithm has been calculated. The findings show that the ant algorithm has a very good ability to model and predict the price in the capital market by minimizing the prediction error. Also, this algorithm is faster in achieving the optimal price in a six-month period compared to the genetic algorithm.

© The Author(s). Publisher: Islamic Azad Univercity of Aliabad Katoul Branch.

فصلنامه تحلیل بازار سرمایه

شاپا الکترونیک: ۲۷۸۳-۳٤۸۸ سال ٤ شماره ۲

https://jcma.aliabad.iau.ir صفحه: ۱۵۲-۱۳۱

مدلسازی و پیش بینی قیمت سهام با استفاده از الگوریتم فراابتکاری کلونی مورچگان

سید جواد کیایی

دانشکده علوم انسانی، واحد تهران غرب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ایران.

زهرا فرشادفر (نویسنده مسئول)

دانشکده علوم انسانی، واحد تهران غرب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ایران.

zfarshadfar@yahoo.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت: ۰٤ دی ماه ۱٤۰۲
تاریخ پذیرش: ۰۸ اردیبهشت ماه ۱٤۰۳

واژگان کلیدی:
الگوریتم فراابتکاری، مدلسازی، داده کاوی، بازده سهام، طول پنجره بهینه

چکیده

توانایی پیش بینی قیمت در بازار های سرمایه همواره دارای موافقان و مخالفانی در طیف های گسترده بوده است. اما شواهد تجربی گویای آن است که قیمت در بازار های مالی تاحدی قابل پیش بینی است اما دستیابی به یک پیش بینی مناسب نیازمند آگاهی از الگوهای غیر خطی و توانایی پیش بینی حافظه بازار است. پژوهش حاضر پژوهشی کاربردی است که هدف از انجام آن مدلسازی و پیش بینی پیش بینی قیمت سهام در بازار سرمایه با استفاده از الگوریتم های غیر خطی است. برای دستیابی به این هدف از داده های شاخص کل قیمت سهام در دوره زمانی ۱۳۹۵ تا ۱٤۰۰ و بصورت ماهانه استفاده شده است. داده‌ها پس از گردآوری با استفاده از روش هموارسازی برای روزهای تعطیل بازبینی شده‌اند و به منظور افزایش دقت مدل ها طول پنجره بهینه هر الگوریتم محاسبه شده است. یافته های حاصله بیان گر آن است که الگوریتم مورچگان با به حداقل رساندن خطای پیش بینی توانایی بسیار خوبی برای مدلسازی و پیش بینی قیمت در بازار سرمایه دارد همچنین این الگوریتم در بازه شش ماهه در مقایسه با الگوریتم ژنتیک سرعت بیشتری در دستیابی به قیمت بهینه دارد.

ناشر: دانشگاه آزاد اسلامی واحد علی‌آبادکتول. © نویسندگان.

۱. مقدمه

در خصوص پیش بینی پذیر بودن قیمت و بازده سهام در بازار های مالی دیدگاه های متفاوتی وجود دارد، گروهی بر این باورند که بر اساس مجموعه ای از اطلاعات می توان قیمت را پیش بینی نمود (رنجبرناوی، ۱۴۰۰). مطالعات تجربی بسیاری نیز نظریه پیش بینی پذیر بودن قیمت در بازار سرمایه را تایید می نماید (فرشادفر و پروکوپچوک، ۲۰۱۹).

پیش بینی نوسان شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران برای سرمایه گذاران در راستای اتخاذ تصمیمهای منطقی که در پی بیشینه کردن منافع خود هستند، بسیار با اهمیت است. از سوی دیگر در بررسی پژوهش های گذشته در مورد پیش بینی قیمت چند نکته قابل تامل است، نخست آنکه زمانی که هدف پیش بینی در بازار های مالی است معمولا از روش میانگین تاریخی که یک الگوی خطی است به عنوان مبنای مقایسه استفاده شده است (دهنوی و شفیعی، ۱۴۰۱)، این در حالی است که رفتار های قیمت در این بازار ها معمولا از الگوی غیر خطی تبعیت می کند (پن و همکاران، ۲۰۱۵). نکته قابل تامل دیگر نبود داده برای قیمت در روزهای تعطیل و یا وجود داده های گم شده است که روش ارائه شده برای آن در پژوهش ها، جایگزینی میانگین یا استفاده از میانگین صفر است.

از نوآوری های این پژوهش آن است که تلاش کرده تا بجای استفاده از یک الگوی خطی به عنوان مبنای مقایسه از یک الگوی غیر خطی دیگر که الگوریتم ژنتیک است استفاده نماید، هموار سازی داده ها برای روز های تعطیل و متناسب سازی داده ها برای یک الگوی غیر خطی از دیگر نوآوری های این پژوهش است. از اینرو هدف از انجام این پژوهش آن است که به مدلسازی پیش بینی قیمت سهام با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان بپردازد و به عنوان مبنای مقایسه از الگوریتم ذرات استفاده شده است. برای دستیابی به این هدف از داده های شاخص کل بورس اوراق بهادار در دوره زمانی ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰ استفاده شده است.

در ادامه سازماندهی پژوهش حاضر بدین صورت است که بعد از مقدمه، در بخش دوم مبانی نظری و پیشینه پژوهش ذکر شده است. سپس روش پژوهش بیان شده و در بخش چهارم یافته ها تجزیه

و تحلیل میشوند. در نهایت نتیجه گیری ارائه شده است.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

پیش بینی نوسان شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران به عنوان یک متغیر جایگزین برای مطالعه روند حرکت قیمتی پورتفوی در بازار سرمایه برای سرمایه گذارانی که در پی بیشینه کردن منافع خود هستند، بسیار با اهمیت است (رجبی، ۱۴۰۱). شاخص کل نشان دهنده وضعیت کلی اقتصاد کشور است، افزایش این شاخص به طور معمول به معنی رونق و بهبودی در اوضاع و احوال اقتصادی و کاهش آن گویای بحران و رکود است (محمدی، ۱۳۹۴). محاسبه شاخص قیمت سهام مستلزم در اختیار داشتن اطلاعات کامل پایه ای و آخرین اطلاعات از تغییرات قیمتهای سهام و حجم معاملات آنهاست به این جهت این شاخص توسط سازمان کارگزاران بورس اوراق بهادار یا موسسات تخصصی مستقل از بورس، محاسبه میشود. تغییرات شاخص کل قیمت سهام به دنبال تغییرات در مقدار سهام مورد معامله و تغییرات قیمت آنها پدید می آید. این تغییرات ناشی از عوامل درونسازمانی و برونسازمانی است که منظور از عوامل درونی بیشتر به اوضاع و احوال درون شرکتها با توجه به سرمایه گذاریهای جدید، سودآوری، زیاندهی کارایی تصمیمات مجمع عمومی و مدیریت شرکتهاست. منظور از عوامل بیرونی یا برونسازمانی اثرگذار بر قیمت سهام شرکتها، قوانین مالی و مالیاتی، بحرانهای سیاسی و اقتصادی داخلی، ثبات یا بی ثباتی حکومتها، جنگها و تهدیدهای سیاسی منطقه ای یا بین المللی است. بورس تهران از فروردین ماه ۱۳۶۹ اقدام به محاسبه و انتشار شاخص قیمت خود با نام تیپیکس[1] نموده است. این شاخص ۵۲ شرکت که در آن زمان کل شرکتهای پذیرفته شده در بورس را شامل میشدند، در برمیگرفت (کرباسی یزدی و همکاران، ۱۳۹۱).

در دنیای رقابتی امروز، استفاده ازالگوی پیش بینی مناسب و کارا در پیش بینی قیمت کالاها و سودهای سهام و تنظیم بازار نقش اساسی دارد. شاخص کل قیمت از عوامل گوناگون و گاه متناقضی تأثیر میپذیرد که تحلیل این رفتار غیرخطی و پر نوسان، مستلزم استفاده از الگوریتمهای پیچیده است

1 TEPIX

(پن و همکاران[۲]، ۲۰۱۵).

هوش مصنوعی[۳] شاخه ای از علوم رایانه است که هدف اصلی آن تولید ماشین‌های هوشمند با توانایی انجام وظایف هوش انسانی است. که درحقیقت نوعی شبیه سازی هوش انسانی برای کامپیوتر است در این فرایند در واقع ماشین به گونه ای برنامه نویسی شده که همانند انسان فکر کند و توانایی تقلید از رفتار انسان را داشته باشد . این تعریف می تواند به تمامی ماشین هایی اطلاق شود که بگونه‌ای همانند ذهن انسان عمل می‌کنند و می‌توانند کارهایی مانند حل مسئله و یادگیری داشته باشند(بابانژاد و همکاران، ۱۴۰۲).

منظور از یادگیری ماشین[۴] طراحی ماشین‌هایی است که با استفاده از مثال‌های داده شده به آن‌ها و تجربیات خودشان، بیاموزند. در این علم تلاش می‌شود تا با بهره‌گیری از الگوریتم‌ها، یک ماشین به شکلی طراحی شود که بدون آنکه صراحتا برنامه‌ریزی و تک تک اقدامات به آن دیکته شود بتواند بیاموزد و عمل کند. در یادگیری ماشین، به جای برنامه‌نویسی همه چیز، داده‌ها به یک الگوریتم عمومی داده می‌شوند و این الگوریتم است که براساس داده‌هایی که به آن داده شده منطق خود را می‌سازد (فرشادفر و پروکوپچوک[۵]، ۲۰۱۹). الگوریتم ها مجموعه فرایندها یا فرمول هایی هستند که به کمک آن‌ها می‌توان بسیاری از مسائل برنامه نویسی را حل نمود؛ به بیانی دیگر الگوریتم به دنباله‌ای از مراحل گفته می شود که برای حل یک مساله مشخص تعریف می شوند.

یکی ازانواع الگوریتم ها که معمولا در فرآیند های جستجو و بهینه سازی مورد استفاده قرار می گیرند، الگوریتم های تکاملی[۶] (EA) هستند. الگوریتم های تکاملی مجموعه ای از اکتشافات مدرن متشکل از موفقیت در بسیاری از برنامه های کاربردی با پیچیدگی های زیاد است که تحت عنوان محاسبات تکاملی[۷] (EC) شناخته می شوند.

ایده اصلی الگوریتم های تکاملی در سال ۱۹۶۰ توسط ریچنبرگ مطرح گردید. برای حل مسایل

2 Phan et al., 2015
3 Artificial Intelligence
4 Machine Learning
5 Farshadfar & Prokopczuk, 2019
6 Evolutionary Algorithms
7 Evolutionary Computation

بهینه سازی می توان از الگوریتم های تکاملی مختلفی استفاده کرد که از آن جمله می توان به الگوریتم های ژنتیک و الگوریتم مورچگان اشاره کرد. در ادامه به تعریف ساختار هر یک از این الگوریتم ها پرداخته می شود:

۱-۲- شبکه عصبی

الگوریتم‌های یادگیری از ساختارهای لایه‌ای با نام شبکه‌های عصبی استفاده می‌کنند تا بر اساس تجزیه و تحلیل داده‌ها، برای گرفتن تصمیم خاصی، رفتار انسان را تقلید کنند. طرح این ساختار لایه‌ای، برگرفته از ساختار مغز انسان است. همانطور که مغز انسان به شناسایی الگوهای مختلف داده‌ها و دسته‌بندی انواع اطلاعات می‌پردازد، می‌توان شبکه‌های عصبی را به شیوه‌ای مشابه با رفتار مغز انسان آموزش داد تا به تشخیص الگوها بپردازند و دسته‌بندی داده‌ها را انجام دهند.

به عبارتی شبکه عصبی یک سامانه پردازشی داده هاست که از مغز انسان ایـده گرفته و پردازش داده ها را بر عهـده پردازنـده هـای کوچک و بسیار زیادی سپرده و به صورت شبکه ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر هستند تا یک مسئله را حل نمایند. در واقع این الگوریتم قابلیـت حـل مـسئله بدون کمک فرد خبـره یـا متخصصان را دارا است و الگوهایی را در اطلاعات و دادهها شناسایی می‌کند. شبکه های عصبی با توانایی قابـل توجـه خـود در استنتاج نتایج از داده های پیچیده، می تواننـد در استخراج الگوها و شناسایی گرایش های مختلفی که شناسایی آنها برای انسانها و کامپیوتر بسیار دشوار است استفاده شوند.

۲-۲- الگوریتم ژنتیک[8]

الگوریتم ژنتیک که یکی از انواع الگوریتم ها تکاملی است، در حقیقت روش جستجوی کامپیوتری بر پایه الگوریتم های بهینه سازی و بر اساس ساختار ژن ها و کروموزومها است که توسط پروفسور هالند در دانشگاه میشیگان مطرح و پس از وی توسط دانشجویانش مثل گولبرگ توسعه یافت. الگوریتم ژنتیک یک روش جستجوی مؤثر در فضاهای بسیار وسیع و بزرگ است که در نهایت منجر به جهت گیری به سمت پیدا کردن یک جواب بهینه می گردد که شاید نتوان در مدت زمان

8 Genetic Algorithm

زندگی یک فرد به آن جواب بهینه دست یافت. بنابراین الگوریتم ژنتیک با یک سری متغیرهای کد شده کار می کند. نکته جالب دیگر این است که اصول الگوریتم ژنتیک بر پردازش تصادفی یا به تعبیر صحیح تر، پردازش تصادفی هدایت شده استوار است. بنابراین عملگرهای تصادفی، فضای جستجو را به صورت تطبیقی مورد بررسی قرار می دهند.

برای پیاده سازی، الگوریتم ژنتیک کار خود را با مجموعه ای از کرموزوم های کد گذاری شده (که به آنها جمعیت اولیه گفته می شود) شروع و بر اساس تابع شایستگی، میزان مناسب بودن (شایستگی) هر کرموزوم را برحسب یک عدد بیان می کند. سپس به صورت تصادفی از بین کرموزوم های موجود، والدین انتخاب می شوند و با توجه به ویژگی های والدین و به کمک عملگرهای مختلف الگوریتم ژنتیک مانند ادغام، جهش و سایر عملگرها، تغییراتی در ژن های موجود درکرموزوم های والدین ایجاد می شود تا فرزندان تولید شده و به مرحله بعد منتقل گردند (به هر یک از مراحل الگوریتم ژنتیک، نسل گفته می شود) اصول کار الگوریتم ژنتیک بر این منوال قرار می گیرد که کرموزوم های هر نسل، شایستگی بیشتری نسبت به نسل قبلی داشته باشند. این عمل هزاران یا شاید میلیون ها بارتکرار می شود تا یکی از شرایط توقف الگوریتم حاصل شود و بدین ترتیب، الگوریتم ژنتیک به بهینه سازی سراسری همگرا می شود. در نهایت جواب های بدست آمده باید رمزگشایی گردند تا مقادیر واقعی آنها نشان داده شود.

این الگوریتم یک تکنیک برنامه نویسی است که از تکامل ژنتیکی به عنوان یک الگوی حل مسئله استفاده می کند. مسئله ای که باید حل شود، ورودی است و راه حل ها طبق یک الگو کدگذاری می شود و متریک که تابع برازش نیز نام دارد، هر راه حل کاندید را ارزیابی می کند و اکثر آنها به صورت تصادفی انتخاب می شوند. در الگوریتم های ژنتیک ابتدا به طور تصادفی یا الگوریتمیک، چندین جواب برای مسئله تولید می شود. این مجموعه جواب جمعیت اولیه است؛ هر جواب یک کروموزوم است. سپس با استفاده از عملگرهای الگوریتم ژنتیک پس از انتخاب کروموزوم های بهتر، کروموزومها را با هم ترکیب کرده و جهشی در آنها ایجاد می شود. در نهایت نیز جمعیت فعلی با جمعیت جدیدی که از ترکیب و جهش در کروموزومها حاصل

می شود، ترکیب می شود. مراحل انجام کار در این الگوریتم به صورت زیر است:
مرحله اول: یک سری کروموزوم به عنوان جمعیت اولیه به صورت تصادف انتخاب می شود. هر کروموزوم عددی در مبنای دو است.

بعد از این که جمعیت اولیه معلوم شد این کروموزوم ها در تابع برازش[9] امتحان می شوند، بر حسب این که به جواب مورد نظر نزدیک ترند یا خیر، یک عدد بین صفر تا یک به آنها اختصاص داده می شود که صفر یعنی به درد نمی خورد و یک یعنی خیلی خوب است.
مرحله دوم، مرحله گونه[10] است که طبق فرایند ادغام، کروموزوم ها با هم ترکیب شده و کروموزوم جدید حاصل می شود.

فرآیند ادغام[11]: در این مرحله کروموزومهای برگزیده دو تا دوتا انتخاب شده و فرایند ادغام روی هر زوج انجام می شود، به این ترتیب دو فرزند جدید به وجود می آید. همین کار برای بقیه کروموزومها نیز انجام می شود که ممکن است یک کروموزوم دو یا چند بار در فرآیند ادغام به کار برده شود. احتمال شرکت کروموزومهایی که سلامت بهتری دارند در فرآیند ادغام بیشتر است.

مرحله سوم مرحله جهش است. بعد از فرآیند ادغام یک مرحله دیگر وجود دارد که احتمال وقوع آن خیلی کم است، این مرحله جهش[12] است. در این فرآیند یک بیت تصادفی از یک کروموزوم تصادفی عوض می شود . مثلا اگر بیت چهارم یک کروموزوم انتخاب شود در صورتی که صفر باشد آن یک می شود یا بالعکس.

۲-۳-الگوریتم کلونی مورچگان[13]

الگوریتم کلونی مورچه برای اولین بار توسط دوریگو[14] و همکارانش به عنوان یک راه حل چندعامله[15] برای مسائل مشکل بهینه سازی ارائه شد. این الگوریتم، الهام گرفته از مطالعات و

9 fitness
10 Breed
11 Crossover
12 Mutation
13 Ant Colony Algorithm
14 Dorigo
15 Multi Agent

مشاهدات روی کلـونی مورچه هاست. هدف این الگوریتم، یافتن کوتاه ترین مسیر میان منابع غذایی و آشیانه است. لذا از این الگوریتم برای بهینه یابی در مسائلی که نیاز به یافتن کوتاه ترین مسیر دارد استفاده می شود .این نوع رفتار مورچه ها دارای نوعی هوشمندی توده ای (در ایـن نـوع از هوشمندی عناصر رفتاری تصادفی دارند و بین آنها هیچ نوع ارتباط مستقیمی وجود ندارد)، بوده که از دیرزمان مورد توجه دانشمندان قرار گرفته است. به غیر از سیستم کلونی مورچگان روش های دیگری نیز برای حل الگوریتم مورچگان وجود دارد که از آنجمله می توان به موارد ذیل اشاره نمود:

سیستم مورچه نخبگان: در این روش بهترین راه حل کلی در هر تکرار فرمون آزاد می کند. همچنین این روش برای تمام مورچه های مصنوعی باید انجام شود.

سیستم مورچه ماکسیموم – مینیمم: یک مقدار کمینه و بیشینه برای فرمون تعیین کرده و فقط در هر مرحله بهترین جواب این مقدار را آزاد می کند و تمام گره های مجاور آن به مقدار فرمون بیشینه به مقدار دهی اولیه می شوند.

سیستم مورچه بر اساس رتبه: تمام راه حل های به دست آماده بر اساس طول جواب رتبه بندی می شوند و بر اساس همین رتبه بندی مقدار فرمون آزاد سازی شده توسط آنها مشخص خواهد شد و راه حل با طول کمتر از راه حل دیگر با طول بیشتر مقدار فرمون بیشتری آزاد می کند

سیستم مورچه متعامد مداوم: در این روش مکانیزم تولید فرمون به مورچه اجازه می دهد تا برای رسیدن به جواب بهتر و مشترک با بقیه مورچه ها جستجو انجام دهد با استفاده از روش طراحی متعامد مورچه می تواند در دامنه تعریف شده خود به صورت مداوم برای به دست آوردن بهترین جواب جستجو کند که این عمل دستیابی به جواب بهینه را ممکن می سازد.

در ارتباط با کاربرد هر یک از این الگوریتم ها در ادبیات اقتصادی پژوهش هایی در داخل و خارج از کشور صورت گرفته که در ادامه به پاره ای از جدید ترین پژوهش ها در این حوزه پرداخته می شود.

ربکا و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی با عنوان پیش بینی روند صعودی ۱۵ سهم با توجه به قیمت بسته شدن روز گذشته نتیجه می گیرند که افزایش ۸۰ درصدی دقت پیش بینی استفاده از الگوریتم

ژنتیک از جنگل تصادفی بیشتر است.

کی شارما و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی با عنوان پیش بینی بازار سهام نتیجه می گیرند که مدل ترکیبی هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی با ژنتیک دقت بیشتری نسبت به مدل منفرد شبکه عصبی مصنوعی در کوتاه مدت و بلند مدت را داراست

چاندار (۲۰۱۹) در پژوهشی با عنوان پیش‌بینی بازار سهام با استفاده از خوشه‌بندی کاهشی (تفریقی) بر رویکرد ترکیبی فازی عصبی نتیجه می گیرد میانگین عملکرد رویکرد فازی عصبی مبتنی بر خوشه‌بندی تفریقی به طور قابل توجهی بهتر از سایر شبکه‌ها بود.

پاره ای از جدیدترین پژوهشهای داخلی صورت گرفته به صورت زیر می باشد:

بابایی و همکاران (۱۴۰۲) در مقاله ای با عنوان پیش بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مکانیزم های حاکمیت شرکتی و نسبت های مالی نتیجه می گیرند که الگوریتم ژنتیک نتایج بهینه ی شبکه عصبی را بهبود می بخشد و جواب بهینه تری ارائه می گردد.

مهرانی و رحیمی پور (۱۴۰۱) در پژوهشی با عنوان پیش بینی احتمال تجدید ارائه صورتهای مالی در می یابند که دقت و کارآیی مدل بهبود یافته با الگوریتم ژنتیک ۷۳/۲۱ درصد دقت پیش بینی کل را داشته که دارای بالاترین قدرت پیش بینی در پژوهش بوده است.

رجبی و حاجی یخچالی (۱۴۰۱) در مقاله ای با عنوان بهینه سازی جریان نقدینگی سبد پروژه نتیجه می گیرند که عملکرد الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات از الگوریتم ژنتیک از نظر سرعت اجرای برنامه و سرعت رسیدن به نتیجه نهایی بهتر است.

القیانی و همکاران (۱۴۰۰) در پژوهشی با عنوان تبیین گزارشگری مالی-مالیاتی متقابلانه شرکت ها نتیجه می گیرند که الگوریتم ازدحام ذرات با بیشترین درصد پیش بینی صحیح, بهینه ترین مدل را حاصل نموده و در بررسی توسط داده های آزمایشی و آموزشی کاراترین الگوریتم است.

با توجه به مطالعات صورت گرفته در زمینه پیش بینی بازده فرضیه اصلی این پژوهش آن است که الگوریتم مورچگان توانایی بهتری نسبت به الگوریتم زنتیک در مدلسازی و پیش بینی قیمت بازار دارد فرضیه های فرعی بصورت زیر هستند:

فرضیه اول: الگوریتم زنتیک توانایی بهتری نسبت به الگوریتم کلونی مورچگان در پیش بینی قیمت بازار دارد.

فرضیه دوم: الگوریتم مورچگان سرعت بیشتری نسبت به الگوریتم زنتیک در پیش بینی قیمت بازار دارد.

۳. روش پژوهش

پژوهش حاضر پژوهشی کاربردی است که هدف از انجام آن مدلسازی پیش بینی قیمت سهام توسط الگوهای غیر خطی است. برای دستیابی به این هدف از الگوریتم هوش مصنوعی مورچگان استفاده شده است و نتایج بدست آمده با الگوریتم ژنتیک به عنوان معیار، مقایسه شده است. برای یافتن مسیر بهینه در الگوریتم کلونی مورچگان از روابط زیر استفاده می کند:

رابطه (۱)
$$P_V(t) = \frac{\tau_v(t)^{\alpha}\left(\frac{1}{d_v}\right)^{\beta}}{\sum k \tau_{tk}(t)^{\alpha}\left(\frac{1}{d_{ij}}\right)^{\beta}}$$

رابطه (۲)
$$\tau_{ij}(t+1) = (1-p)\tau_{ij} + \sum_{ij} \frac{Q}{L_K}$$

که در این رابطه ها :

$P_{ij}(t)$: احتمال عبور مورچه در امتداد یال i و j، $T_{ij}(t)$: مقدار فرومون مربوط به یال i و j ، d_{ij} : فاصله بین نود i و نود j ، α و β : پارامترهایی برای کنترل تاثیر T_{ij}، p : ضریب تبخیر فرومون، L_k : هزینه مسیر k ام مورچه، Q : یک ثابت است.

داده های مورد استفاده، داده های شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران بوده و دوره زمانی مورد بررسی دوره پنج ساله ۱۴۰۰ – ۱۳۹۵ می باشد، داده ها به صورت ماهانه گردآوری شده اند. نرم افزار مورد استفاده نرم فزار پایتون و کتابخانه های کاربردی کتابخانه کراس[16] و دیپ[17] می باشند. از ۸۰ درصد داده های موجود در دیتاست برای آموزش مدل و ۲۰ درصد باقیمانده برای تست

16 Keras
17 Deap: Distributed Evolutionary Algorithms in Python

استفاده شده است. یافته های بدست آمده به شکل جدول گردآوری و نتایج با استفاده از فرمول خطای مربعات میانگین اشتباهات (MSFE) با یکدیگر مقایسه شده اند.

٤. یافته های پژوهش

قبل ازاستفاده از داده های خام از روش تسطیح داده ها که یکی از روش های پیش پردازش داده ها[18]استفاده شده است چرا که داده های بازارهای مالی معمولا در روزهای تعطیل ارایه نمی شوند. به همین دلیل در روزهای تعطیل آخر هفته و همچنین تعطیلات رسمی، در دیتاست های ارایه شده، داده ای وجود ندارد. این مساله می تواند یک مشکل بالقوه در آموزش و آماده سازی شبکه های عصبی باشد. چون در شبکه عصبی بازگشتی توالی داده های و بازه زمانی بین داده های متوالی اهمیت بسزایی دارد.

برای برطرف شدن این مشکل از روش تسطیح داده ها استفاده شده است. هدف از کاربرد این روش، خواندن داده های خام موجود برای شاخص سهام (مقادیر ارایه شده در بازه زمانی ۵ ساله) و ایجاد یک داده یکدست با اختلاف دقیق یک روز بین هر دو داده می باشد. بدین منظور یک کد دستوری تهیه شده که ابتدا داده ها را از فایل ورودی خوانده و سپس به شناسایی روزهای تعطیل و ایجاد داده برای آنها بر اساس آخرین قیمت در آخرین روز غیرتعطیل می پردازد و در نهایت داده های اصلاح شده را ذخیره می کند.

٤.١. انتخاب طول پنجره بهینه

در شبکه‌های عصبی بازگشتی، معمولاً از یک پنجره یا نوار زمانی[19] برای ورودی به شبکه استفاده می‌شود. پنجره زمانی به معنی یک بازه زمانی مشخص در دنباله ورودی است که در هر مرحله به شبکه داده می‌شود. این بازه زمانی می‌تواند شامل چندین نمونه داده بوده و به صورت گذرا[20] یا غیر گذرا[21] باشد. می‌توان طول پنجره زمانی را در شبکه‌های عصبی بازگشتی بهینه‌سازی کرد. انتخاب طول پنجره زمانی به دقت وابسته است و به عنوان یک پارامتر مهم در شبکه‌های عصبی بازگشتی

18 Pr Processing
19 Time window
20 overlapping
21 Non overlapping

در نظر گرفته می‌شود. به‌طور کلی، اگر پنجره زمانی بسیار کوتاه باشد، اطلاعات زیادی از داده‌های گذشته در نظر گرفته نمی‌شود و اگر پنجره زمانی بسیار طولانی باشد، ممکن است باعث ایجاد مشکلاتی مانند بیش‌برازش شود. بنابراین، بهترین طول پنجره زمانی باید به گونه‌ای باشد که بهترین عملکرد شبکه را ارائه دهد و برای هر مسئله ممکن است متفاوت باشد.

مطالعات نشان می دهد که طول پنجره در پیش بینی سری زمانی بازار سهام مهم است. چرا که علیرغم این فرض کلی که یک مدل هوش مصنوعی با داده‌های بیشتر بهتر عمل می‌کند، شناسایی اینکه کدام داده‌ها به عملکرد آن کمک می‌کنند نیز مهم است. داده های بسیار کم، عملکرد مدل را فلج می کند در حالی که داده های زیاد فرآیند یادگیری آن را کند می کند یا بدتر از آن، عملکرد را کاهش می دهد.

طول پنجره زمانی مربوط به داده‌های این پژوهش با استفاده از روش های کلونی مورچگان و الگوریتم ژنتیک بهینه سازی شده است. به این صورت که برای بهینه‌سازی طول پنجره زمانی در RNNبا استفاده از الگوریتم ژنتیک، پارامترهایی مانند طول پنجره زمانی به عنوان جمله‌های ژنتیکی در نظر گرفته شده و برای هر جمله ژنتیکی یک مقدار مناسب برای طول پنجره زمانی در نظر گرفته شده است سپس با استفاده از عملیات انتخاب، یافتن بهترین طول پنجره زمانی صورت گرفته است.

روش کار چنین است که کتابخانه های مورد استفاده لود شده و داده های اصلاح شده در بخش های قبلی از فایل csv خوانده می شود. همچنین در این بخش ۸۰ درصد داده های موجود در دیتاست برای آموزش مدل و ۲۰ درصد باقیمانده برای تست شبکه استفاده شده است. برای تعیین تعداد روزهای پیش بینی در کد های دستوری از پارامتر y_delay در فرآیند آموزش استفاده شده که مقادیر آن همانطور که در جدول شماره یک نشان داده شده است برای دوره ی یک ماهه ۳۰ برای دوره سه ماهه ۹۰ برای دوره شش ماهه ۱۸۲ و برای یک ساله ۳٦٤ در نظر گرفته شده است.

جدول ۱. تعداد روزهای پیش بینی در فرآیند آموزش

بازه پیش بینی	y_delay
یک ماهه	۳۰
سه ماهه	۹۰
شش ماهه	۱۸۲
یک ساله	۳٦٤

منبع: یافته های یافته های پژوهش

در کد مذکور تنظیمات الگوریتم ژنتیک با استفاده از کتابخانه DEAP اعمال شده است و الگوریتم برای بهینه سازی آماده شده است. اندازه جمعیت در الگوریتم برابر ۲۰ و تعداد نسل ها برابر ۱۰۰۰ نسل در نظر گرفته شده است.

در این فرایند تابع train_evaluate به عنوان تابع خسارت تعریف شده است. کار اصلی این تابع این است که طول پنجره زمانی ارایه شده توسط الگوریتم را دریافت کرده و داده های آموزش را بر اساس آن ایجاد می کند سپس مدل توسط کتابخانه Keras آموزش داده شده و با استفاده از داده های تست، دقت آن سنجیده می شود. شاخص mean_squared_error به عنوان شاخص دقت در نظر گرفته شده است. دقت محاسبه شده به عنوان خروجی تابع خسارت برگردانده میشود. لازم به ذکر است که مدل بهینه سازی برای ماکزیمم سازی تنظیم شده است. تابع generate_xy برای آماده سازی داده ها و نرمالیزه کردن آنها طراحی شده است همچنین داده ها را در قالب موردنیاز Keras برای آموزش تنظیم می کند. لازم به ذکراست که از شبکه عصبی المان به عنوان پایه بهینه سازی بر اساس هر الگوریتم استفاده شده است. بعد از انجام بهینه سازی، بهترین نتایج بدست آمده از بهینه سازی برای طول پنجره زمانی، مشخص می شود که در جدول شماره ۲ آورده شده است. این پنجره زمانی نشان دهنده این است که برای بهترین پیش بینی دوره های مختلف به چه تعداد

داده به طور مستقیم نیاز داریم، یعنی علاوه بر اینکه از کل داده ها در تاریخچه یادگیری ماشین استفاده می شود برای بهترین نتیجه به بهینه ترین پنجره زمانی برای هر دوره نیاز داریم برای نمونه مطابق جدول فوق برای بدست اوردن دقیق ترین پیش بینی دوره یک ماهه با استفاده از الگوریتم ژنتیک ما باید از ۳۸ داده به طور مستقیم استفاده کنیم یعنی طول پنجره بهینه در بازه یک ماهه ۳۸ داده، در بازه سه ماهه داده۲٦ و در دوره شش ماهه ٤٧ داده و در دوره پیش بینی یک ساله طول پنجره بهینه ۲۹ داده می باشد. به همین صورت برای الگوریتم مورچگان طول پنجره بهینه برای دوره های پیش بینی یک ماهه و سه ماهه و شش ماه و یک ساله به ترتیب ۸۰ و ۷۲ و ۳۰ و ٦٥ داده محاسبه شده است.

جدول ۲. بررسی طول پنجره با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان و الگوریتم ژنتیک

مقدار بهینه پنجره زمانی	بازه پیش بینی	روش بهینه سازی
۳۸	یک ماهه	الگوریتم ژنتیک
۲٦	سه ماهه	
٤٧	شش ماهه	
۲۹	یک ساله	
۸۰	یک ماهه	الگوریتم کلونی مورچگان
۷۲	سه ماهه	
۳۰	شش ماهه	
٦٥	یک ساله	

منبع: یافته های پژوهش

با توجه به اینکه از شبکه عصبی المان به عنوان پایه بهینه سازی بر اساس هر الگوریتم استفاده شده پس با مقدار بهینه پنجره زمانی مواجه خواهیم شد.

۲-٤- پیش بینی قیمت سهام در بازه های زمانی متفاوت

بعد از مشخص شدن طول پنجره بهینه پیش بینی قیمت سهام در دوره کوتاه مدت (دوره یک ماهه و سه ماهه) و دوره بلند مدت (شش ماهه و یکساله) انجام شده است که نتایج آن در جدول شماره ۳ آورده شده است.

برای مقایسه الگوریتم ها در ٤ دوره ی مختلف، از داده ها و نتایج ۵ نمونه برای هر دوره استفاده شده است ، لازم به ذکر است مقادیر پیش بینی شده در این جدول، بهترین نتایج بدست آمده از هر الگوریتم می باشند که بر اساس طول بهینه پنجره زمانی مربوط به هر الگوریتم و هر دوره محاسبه شده اند. مقادیر پیش بینی شده مربوط به هر تاریخ آورده شده توسط هر الگوریتم در کنار مقدار شاخص واقعی در همان تاریخ قرار گرفته، هرکدام از مقادیر پیش بینی شده که نزدیک تر به شاخص واقعی می باشند نشان دهنده عملکرد بهتر آن الگوریتم می باشند.

همانطور که در جدول ۳ دیده می شود در پیش بینی قیمت کوتاه مدت در دوره پیش بینی یک ماهه الگوریتم ژنتیک عددی نزدیک تر به شاخص واقعی را نشان می دهد. در دوره پیش بینی سه ماهه به غیر از نمونه مورخ ۱۳۹۵/٦/۳۱که الگوریتم کلونی مورچگان عددی نزدیک تر به شاخص واقعی را بدست آورد. در سایر نمونه ها الگوریتم زنتیک پیش بینی بهتری از قیمت کوتاه مدت شاخص سهام دارد.

جدول ۳. بررسی طول پنجره با استفاده از الگوریتم ذرات و الگوریتم ژنتیک

شاخص پیش بینی شده	شاخص واقعی	تاریخ مورد پیش بینی	دوره پیش بینی	روش بهینه سازی
۷۲۸۱۳	۷۲۶۱۵	۱۳۹۵/۰۳/۳۱	۱ ماه	الگوریتم ژنتیک
۷۳۴۶۱	۷۲۶۱۵	۱۳۹۵/۰۳/۳۱	۱ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۷۳۷۰۵	۷۶۴۵۱	۱۳۹۵/۰۶/۳۱	۳ ماه	الگوریتم ژنتیک
۷۴۹۷۷	۷۶۴۵۱	۱۳۹۵/۰۶/۳۱	۳ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۸۰۰۰۴	۸۰۱۲۳	۱۳۹۵/۰۹/۳۰	۶ ماه	الگوریتم ژنتیک
۷۹۷۱۰	۸۰۱۲۳	۱۳۹۵/۰۹/۳۰	۶ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۹۶۳۱۳	۹۶۲۹۰	۱۳۹۶/۱۲/۲۸	۱ سال	الگوریتم ژنتیک
۹۶۱۳۸	۹۶۲۹۰	۱۳۹۶/۱۲/۲۸	۱ سال	الگوریتم کلونی مورچگان
۸۶۳۸۰	۸۶۴۸۰	۱۳۹۶/۰۷/۳۰	۱ ماه	الگوریتم ژنتیک
۸۶۰۱۰	۸۶۴۸۰	۱۳۹۶/۰۷/۳۰	۱ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۸۸۸۱۵	۸۸۷۷۵	۱۳۹۶/۰۸/۳۰	۳ ماه	الگوریتم ژنتیک
۸۸۹۵۹	۸۸۷۷۵	۱۳۹۶/۰۸/۳۰	۳ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۹۸۸۴۷	۹۸۸۱۷	۱۳۹۶/۱۰/۳۰	۶ ماه	الگوریتم ژنتیک
۹۷۷۹۳	۹۸۸۱۷	۱۳۹۶/۱۰/۳۰	۶ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۱۷۸۸۲۶	۱۷۸۶۵۹	۱۳۹۷/۱۲/۲۸	۱ سال	الگوریتم ژنتیک
۱۷۶۷۸۶	۱۷۸۶۵۹	۱۳۹۷/۱۲/۲۸	۱ سال	الگوریتم کلونی مورچگان
۱۳۶۶۲۷	۱۳۶۹۱۱	۱۳۹۷/۰۵/۳۰	۱ ماه	الگوریتم ژنتیک
۱۳۵۷۱۴	۱۳۶۹۱۱	۱۳۹۷/۰۵/۳۰	۱ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۱۸۸۹۲۵	۱۸۷۷۷۹	۱۳۹۷/۰۷/۳۰	۳ ماه	الگوریتم ژنتیک
۱۹۱۷۳۶	۱۸۷۷۷۹	۱۳۹۷/۰۷/۳۰	۳ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۱۰۸۹۰۷	۱۰۸۸۳۱	۱۳۹۷/۰۴/۳۱	۶ ماه	الگوریتم ژنتیک
۱۰۷۶۶۵	۱۰۸۸۳۱	۱۳۹۷/۰۴/۳۱	۶ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۳۰۱۸۵۷	۳۰۲۱۰۴	۱۳۹۸/۰۶/۳۱	۱ سال	الگوریتم ژنتیک
۳۰۵۷۰۷	۳۰۲۱۰۴	۱۳۹۸/۰۶/۳۱	۱ سال	الگوریتم کلونی مورچگان
۳۵۳۸۰۵	۳۵۳۹۹۷	۱۳۹۸/۰۹/۳۰	۱ ماه	الگوریتم ژنتیک
۳۵۲۴۱۷	۳۵۳۹۹۷	۱۳۹۸/۰۹/۳۰	۱ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۲۱۵۶۱۳	۲۱۵۰۹۲	۱۳۹۸/۰۲/۳۱	۳ ماه	الگوریتم ژنتیک
۲۱۸۲۹۶	۲۱۵۰۹۲	۱۳۹۸/۰۲/۳۱	۳ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۲۶۶۱۱۳	۲۶۶۱۲۷	۱۳۹۸/۰۵/۳۰	۶ ماه	الگوریتم ژنتیک
۲۶۲۸۶۷	۲۶۶۱۲۷	۱۳۹۸/۰۵/۳۰	۶ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان
۵۱۳۰۱۸	۵۱۲۹۰۱	۱۳۹۸/۱۲/۲۸	۱ سال	الگوریتم ژنتیک
۵۰۸۵۹۲	۵۱۲۹۰۱	۱۳۹۸/۱۲/۲۸	۱ سال	الگوریتم کلونی مورچگان
۶۰۲۰۴۱	۶۹۰۰۳۷	۱۳۹۹/۰۱/۳۱	۱ ماه	الگوریتم ژنتیک
۶۷۸۳۷۷	۶۹۰۰۳۷	۱۳۹۹/۰۱/۳۱	۱ ماه	الگوریتم کلونی مورچگان

الگوریتم ژنتیک	۳ ماه	۱۳۹۹/۱۰/۳۰	۱۱۵۰۷۱۸	۱۱۶۷۶۱۲
الگوریتم کلونی مورچگان	۳ ماه	۱۳۹۹/۱۰/۳۰	۱۱۵۰۷۱۸	۱۲۵۹۱۲۱
الگوریتم ژنتیک	۶ ماه	۱۳۹۹/۱۱/۲۹	۱۲۳۸۳۵۷	۱۲۰۴۱۳۹
الگوریتم کلونی مورچگان	۶ ماه	۱۳۹۹/۱۱/۲۹	۱۲۳۸۳۵۷	۱۲۵۹۱۲۱
الگوریتم ژنتیک	۱ سال	۱۳۹۹/۱۲/۲۶	۱۲۹۰۴۷	۱۲۹۲۳۶۲
الگوریتم کلونی مورچگان	۱ سال	۱۳۹۹/۱۲/۲۶	۱۲۹۰۴۷	۱۲۹۶۴۷۶

منبع: یافته های پژوهش

در پیش بینی قیمت بلند مدت یعنی در دوره پیش بینی شش ماهه و یکساله در تمام نمونه ها الگوریتم ژنتیک عملکرد بهتری در پیش بینی قیمت بلند مدت سهام دارد.

۳-۴- مقایسه قدرت پیش بینی مدل ها

پس ازهموار سازی و مدلسازی داده ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم کلونی مورچگان در قالب برنامه پایتون نتایج پیش بینی شده در دوره های یک ماهه و سه ماهه و شش ماهه و یکساله استخراج شد. اکنون لازم است تا دقت پیش بینی مدل ها در قالب معیار MSFE مقایسه شود، در ادبیات اقتصادی متداولترین معیار برای ارزیابی آماری دقت پیش بینی بین مدل ها، معیار MSFE است که به طور گسترده ای در ادبیات پیش بینی قیمت سهام استفاده شده است و به صورت زیر محاسبه می شود:[22]

$$\mathrm{MSFE} = \frac{1}{p}\sum_{j=1}^{p}\left(r_{T_{0+j}} - \hat{r}_{T_{0+j}}\right)^2$$ فرمول شماره(۹)

که در آن به تبعیت از ریچ و همکاران (۲۰۱۰) و ولش و گویال (۲۰۰۸) از مدل میانگین تاریخی به عنوان مدل معیار یا مبنای مقایسه به صورت زیر استفاده شده است :

$$\hat{r}_{T_0+1} = \frac{1}{T_0}\sum_{j=1}^{T_0} r_j$$ فرمول شماره (۱۰)

که در آن $\hat{r}_{T_{0+j}}$ بازده تخمینی، $r_{T_{0+j}}$ بازده واقعی T_0 و P تعداد مشاهدات در نمونه و خارج از نمونه است. برای تابع خطا از MSFE استفاده شده که دو پارامتر ستون داده های واقعی و ستون داده های پیش بینی شده به آن داده شده است، کار تابع این است که در هر نسل این مقدار را بدست آورده و به عنوان MSFE ذخیره می کند تا به هدف خود یعنی حداقل نمودن MSFE دست یابد.

22 Master of Science in Finance and Economics

جدول ٤- مقدار MSFE برای نتایج کلی هر الگوریتم :

MSFE Ga 30	١٥٢٥٦٠٣٦٨٥
MSFE Ga 90	١١٦٢٤٠١٣٩٤
MSFE Ga 180	٤٢٩٣٩٩٥٧١
MSFE Ga 364	٦٤٦٦٠٦
MSFE ACO 30	١٦٨٢٧٧٢٢٥٧
MSFE ACO 90	٤٧٧٢٥٠٢٤٥٦
MSFE ACO 180	١٥٠٠١٥٥٤١٠٦
MSFE ACO 364	٢٠٤٩٨٠٦٦٧

منبع: یافته های پژوهش

جدول ٤ بیانگر میزان خطای هر الگوریتم در پیش بینی قیمت سهام با استفاده از معیار MSFE می باشد. همانطور که در جدول دیده می شود مقدار این شاخص برای الگوریتم ژنتیک در دوره کوتاه مدت یک ماهه برابر با ١٥٢٥٦٠٣٦٨٥ و در یک دوره بلند مدت یکساله برابر با ٦٤٦٦٠٦ می باشد. به همین صورت نتایج برای الگوریتم مورچگان در یک دوره کوتاه مدت یک ماهه برابر با ١٦٨٢٧٧٢٢٥٧ و برای یک دوره بلند مدت یکساله برابر با ٢٠٤٩٨٠٦٦٧ بدست آمده است.

همانطور که در جدول دیده می شود در دوره یک ماهه و سه ماهه یعنی در کوتاه مدت مقدار MSFE بدست آمده برای الگوریتم ژنتیک کمتر از الگوریتم ازدحام مورچگان است. همچنین مقدار MSFE بدست آمده دوره شش ماهه و یک ساله نیز برای الگوریتم ژنتیک کمتر از الگوریتم کلونی مورچگان است.

۵. نتیجه گیری

پیش بینی روند بازار از جمله پژوهشهای کاربردی در حوزه بازارهای مالی است. از آنجایی که مدیریت سبد سرمایه گذاری در جهت کسب بیشترین بازده یک فرآیند پیچیده است و اغلب از ساختار خاصی تبعیت نمی‌کند توانایی پیش بینی قیمت سهام در دوره های متفاوت زمانی می تواند تا حد زیادی سرمایه گذاران را در دستیابی به این اهداف کوتاه مدت و بلند مدت آنها یاری دهد.

از اینرو در این پژوهش تلاش شد تا با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان و الگوریتم ژنتیک در قالب برنامه پایتون به پیش بینی قیمت بلند مدت و کوتاه مدت سهام پرداخته شود. برای انجام این کار از داده های شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران طی سالهای ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۰ پس ازهموار سازی داده ها برای روز های تعطیل استفاده شد که این روش با پژوهش های فرشادفر و پروکوپچوک (۲۰۱۹) همسویی دارد.

پس از آن برای افزایش دقت پیش بینی شبکه طول پنجره بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک و کلونی مورچگان بدست آمد و در شبکه مورد استفاده قرار گرفت نتایج گویای آن بود که غیر از دوره شش ماهه که الگوریتم مورچگان سرعت بیشتری دارد در سایر موارد الگوریتم ژنتیک سرعت بیشتری در دستیابی به قیمتهای پیش بینی شده دارد بنابراین فرضیه پژوهش مبنی بر سرعت بیشتر الگوریتم کلونی مورچگان در دستیابی به جواب بهینه در دوره های زمانی یکماهه و سه ماهه و یکساله پذیرفته نمی شود. نتایج بدست آمده در زمینه پیش بینی قیمت در دوره های زمانی مختلف گویای آن است که مقادیر نمونه پیش بینی شده توسط الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم کلونی مورچگان دفعات بیشتری به مقدار شاخص واقعی نزدیک تر بوده است. در ارزیابی آماری دقت پیش بینی نیز مقایسه نتایج پیش بینی طی ۵ سال، عملکرد بهتر الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم کلونی مورچگان را نشان داده است. بنابراین با توجه به نتایج به دست آمده فرضیه های پژوهش مبنی بر عملکرد بهتر الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم کلونی مورچگان در پیش بینی قیمت سهام در دوره های یک ماهه و سه ماهه تایید می شود. هم چنین بر اساس نتایج بدست آمده عملکرد بهتر الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم کلونی مورچگان در پیش بینی شش ماهه و یکساله قیمت سهام رد نمی شود. این نتایج با یافته های آبراهام و همکاران (۲۰۲۲) و کی شارما و همکاران (۲۰۲۲) همسویی دارد.

از اینرو به سیاست گزاران پیشنهاد می شود تا برای پیش بینی افت و خیزهای ناگهانی قیمت ها در بورس اوراق بهادار تهران در دوره های تجاری اقتصادی ایران از الگوریتم های هوش مصنوعی استفاده نمایند. به پژوهشگران نیز پیشنهاد می شود تا به مطالعات تکمیلی در زمینه پیش بینی میزان

بازده صنایع مختلف بازار بورس تهران به صورت جداگانه با استفاده از سایر الگوریتم های هوش مصنوعی که کمتر مورد استفاده قرار گرفته اند اهتمام ورزند.

منابع و ماخذ

امام وردی، قدرت اله، صفرزاده بیجاربنه، سمانه. (۱۳۹٤). *ازمون اشوبی و غیر خطی بودن شاخص قیمت سهام در بورس تهران. اقتصاد مالی، ۹ (۳۳)*،۵۵ — ۷٤.

بابانژاد باقری، سیده مریم، پورآقاجان، عباسعلی، عباسیان، محمد مهدی. (۱٤۰۲). *پیش بینی ارزش شرکت مبتنی بر روش‌های یادگیری عمیق. فصلنامه اقتصاد مالی*، ۱۷(٦٤)، ۲۹۱-۳۱۸.

رجبی، رضا، حاجی یخچالی، سیامک. (۱٤۰۱). بهینه سازی جریان نقدینگی سبد پروژه با درنظر گرفتن شاخص های بازار با استفاده از الگوریتم های ژنتیک و ازدحام ذرات. *مهندسی سازه و ساخت، ۹(۹)*، ۱۰۳-۱۲۰.

علی بابایی، غزاله، خان محمدی، محمد حامد. (۱٤۰۲). ارائه مدلی به منظور پیش بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مکانیزم های حاکمیت شرکتی و نسبت های مالی. *دانش سرمایه‌گذاری، ۱۲(٤۸)*, ٦۷-۹۸.

رنجبر ناوی، رستم، ارشدی، علی، چناری، حسن. (۱٤۰۰). پیش بینی شاخص کل قیمت سهام با استفاده از الگوی خاکستری، *بورس اوراق بهادار تهران،۱٤ (۵۳)*، ۱۱۵- ۱۳۷.

صفری دهنوی، وحید، شفیعی، مسعود. (۱٤۰۱). پیش بینی بازار سهام با استفاده از الگوریتم بهینه سازی ملخ بهبود یافته و الگوریتم های سری زمانی، *دو فصلنامه علمی فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران، (۵۳و۵٤)۱٤*، ۱٤۹-۱٦۷.

مصطفائی درمیان، سبحان، دعائی، میثم. (۱٤۰۰). ارائه رویکردی مبتنی بر بهینه سازی تصادفی به منظور حل مساله انتخاب سبد سهام در بازار سرمایه ایران با استفاده از الگوریتم های فراابتکاری. *نظریه های کاربردی اقتصاد، ۸ (٤)*، ۲۵۳-۲۸٤.

نور احمدی، مرضیه، صادقی، حجت الله. (۱٤۰۲). کاربرد شبکه‌های فیلترشده برمبنای آستانه در انتخاب سبد سهام و ارزیابی عملکرد آن. *فصلنامه اقتصاد مالی، ۱۷(٦٤)*، ۱-۲٦.

مرادی، فریدون، یعقوب نژاد، احمد، جهانشاد، آزیتا، (۱۴۰۲). کاربرد الگوریتم های فراابتکاری در پیش بینی درماندگی مالی با استفاده از متغیرهای مالی و غیرمالی درون شرکتی و اقتصادی (الگوریتم های بهینه سازی مـلخ و کلونی مورچگان). *فصلنامه اقتصاد مالی ،۱۷(٦٤)*، ۷۱-۱۰٤.

مهرانی، ساسان، رحیمی پور، اکبر. (۱۴۰۱). پیش بینی احتمال تجدید ارائه صورتهای مالی با استفاده از مدل بنیش و بهبود مدل از طریق رگرسیون لاجیت و الگوریتم ژنتیک. *نشریه پژوهش های حسابداری مالی، ۱۴(۲)*، ۹۱-۱۱٦.

یوخنه القیانی، ماریام، بحری ثالث، جلال، جبارزاده کنگلوئی، سعید، زواری رضایی، اکبر. (۱۴۰۰). تبیین گزارشگری مالی-مالیاتی متقلبانه شرکت ها: رویکرد ترکیبی داده کاوی کلاسیک ANFIS و الگوریتم های فراابتکاری. *مطالعات تجربی حسابداری مالی، ۱۸ (۷۱)*، ۸۹-۱۱۱.

Abraham R, Samad ME, Bakhach AM, El-Chaarani, H., Sardouk, A., Nemar, SE., Jaber, D., (2022). Forecasting a Stock Trend Using Genetic Algorithm and Random Forest. Journal of Risk and Financial Management.;15(5),188.
https://doi.org/10.3390/jrfm15050188

Bollerslev, T., Marrone, J., Xu, L., Zhou, H. (2014). Stock return predictability and variance risk premia: Statistical inference and international evidence. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 49 (03), 633–661.

Chandar, S.K. (2019) .Stock market prediction using subtractive clustering for a neuro fuzzy hybrid approach. Cluster Compute, 22 (6), 13159–13166.

Duy Dao, S, Abhary, K, Marian, R. (2017). An innovative framework for designing genetic algorithm structures, Expert Systems with Applications, 90(30),196-208.

Farshadfar, Z., Prokopczuk, M., Nonlinear Model Improves Stock Return Out of Sample Forecasting (Case Study: United State Stock Market), (2019). International Journal of Finance and Managerial Accounting, 3(12), 1-13.

Farshadfar, Z., Prokopczuk, M., (2019). Improving Stock Return Forecasting by Deep Learning Algorithm, Advances in mathematical finance& applications, 4 (3), 1-13.
DOI: 10.22034/amfa.2019.584494.1173

liu, G., Ma, G. (2022). A quantum artificial neural network for stock closing price prediction. Information Sciences, 598, Pages 75-85.

Jasemi, M., Kimiagari, A., Memariani, A. (2011). A conceptual model for portfolio management sensitive to mass psychology of market. International Journal of Industrial Engineering Theory Application and Practice, 18 (1), 1–15.

Kumar, G., Singh, U.P, Jain, S. (2022). An adaptive particle swarm optimization-based hybrid long short-term memory model for stock price time series forecasting. Soft Compute ,26, 12115–12135.https://doi.org/10.1007/s00500-022-07451-8

Phan, D., Sharma, S., Narayan, P. (2015). Stock return forecasting: Some new evidence. International Review of Financial Analysis, 40, 38–51. E.

Sharma, D.K., Hota, H.S., Brown, K. (2022). Integration of genetic algorithm with artificial neural network for stock market forecasting. International journal of system, 13, 828–841. https://doi.org/10.1007/s13198-021-.1209-5