

Comparing the Performance of Metaheuristic Algorithms in Predicting Stock Prices in the Tehran Stock Exchange Market

Anahita Farmani*, Shahab Jahangiri**

Original Article	Receive Date: 2024 Apr 30	Accept Date: 2024 Jun 14	Page: 127-152
------------------	---------------------------	--------------------------	---------------

Abstract

In financial markets, machine learning has emerged as a powerful analytical tool assists in efficient investment management. It has been widely utilized in the financial sector to offer a novel mechanism that aids investors in making improved investment and management decisions, ultimately leading to better investment performance in their securities. This research focuses on the implementation of, the artificial intelligence model known as Long Short-Term Memory (LSTM) to showcase its predictive performance in forecasting stock prices in Tehran Stock Exchange. Additionally, contemporary metaheuristic algorithms, such as gray wolf, genetics and PSO algorithms, were employed to train the model and optimize its parameters. The results obtained from the LSTM algorithm, with parameters optimization using GA, PSO and GWO algorithms, revealed that in most cases, the PSO algorithm yielded superior outcomes. However, GA and GWO demonstrated comparable results, with GA outperforming GWO in certain instances.

Keywords: Stock Price Prediction, LSTM, GA, PSO, GWO

JEL Classification: C45, G17, G11.

* MA in Economic, Faculty of Economics and Management, University of Urmia, Urmia, Iran

Barfianamynam7720@yahoo.com

** Associate Professor, Faculty of Economics and Management, University of Urmia, Urmia, Iran (Corresponding Author)

kh.jahangiri@urmia.ac.ir

مقایسه عملکرد الگوریتم‌های فرابتکاری در پیش‌بینی قیمت سهام

در بازار بورس اوراق بهادار تهران

آناهیتا فرمانی^{*}، شهاب جهانگیری^{**}

نوع مقاله: پژوهشی	تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۱۱	تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۲۵	شماره صفحه: ۱۵۲-۱۲۷
-------------------	--------------------------	-------------------------	---------------------

چکیده

در بازارهای مالی، یادگیری ماشینی به یک ابزار تحلیلی قدرتمند تبدیل شده است که برای کمک و مدیریت کارآمد سرمایه‌گذاری استفاده می‌شود. یادگیری ماشینی به طور گسترده در بخش مالی برای ارائه مکانیسم جدیدی استفاده شده است که می‌تواند به سرمایه‌گذاران کمک کند تا تصمیمات بهتری در سرمایه‌گذاری و مدیریت برای دستیابی به عملکرد بهتر سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار خود بگیرند. در این پژوهش به استفاده از مدل هوش مصنوعی معروف به حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM) برای نشان دادن عملکرد آن در پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران (TSE) پرداخته شد. همچنین برای آموزش مدل و بهینه کردن پارامترها از الگوریتم‌های فرابتکاری نوین مانند الگوریتم‌های گرگ خاکستری (GWO)، ژنتیک (GA) و ازدحام ذرات (PSO) استفاده شد. نتایج مربوط به الگوریتم LSTM با بهینه‌سازی پارامترها توسط الگوریتم‌های GA، PSO و GWO نشان داد که در اکثر موارد الگوریتم PSO نتایج بهتری را کسب نموده است. حال آنکه GA و GWO نتایج مشابهی داشته و در برخی موارد GA و در برخی موارد GWO بهتر عمل نموده است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ازدحام، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم گرگ خاکستری، پیش‌بینی قیمت سهام، حافظه طولانی کوتاه مدت

طبقه‌بندی JEL: C45, G17, G11.

^{*} کارشناس ارشد اقتصاد نظری، دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

^{**} دانشیار گروه علوم اقتصادی، دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران (نویسنده مسئول)

Barfianamymname7720@yahoo.com

۱- مقدمه

تجزیه و تحلیل دقیق و پیش‌بینی به موقع قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران و ثبات اقتصاد ملی بسیار مهم است. تجزیه و تحلیل بازار سهام که با جمع‌آوری، مرتب‌سازی و یکپارچه‌سازی اطلاعات مختلف مرتبط است، به درک و پیش‌بینی روند قیمت سهام و اتخاذ تصمیمات سرمایه‌گذاری مربوطه برای کاهش ریسک‌ها و کسب منافع بیشتر کمک می‌کند (Fama, 1998: 285). اگر بتوانیم رشد و نزول سهام را به درستی و به موقع پیش‌بینی کنیم، مقررات مربوطه و هدایت سالم بورس پشتوانه محکمی برای توسعه پایدار اقتصاد خواهد بود؛ بنابراین، پیش‌بینی قیمت سهام می‌تواند سرمایه‌گذاران را به سمت سرمایه‌گذاری‌های سودمند هدایت کند که این امر نه تنها برای تأمین سود افراد، بلکه به توسعه اقتصاد ملی نیز کمک کند (Jin et al. 2020: 9715).

با توجه به غیرقابل پیش‌بینی بودن ذاتی قیمت سهام در بلندمدت، فرآیند ارزش‌گذاری سهام و پیش‌بینی عملکرد آتی آن‌ها دشوار است. «فرضیه بازار کارا» نشان می‌دهد که پیش‌بینی ارزش سهام ممکن نیست و سهام به صورت تصادفی عمل می‌کنند. با این حال، تحلیل‌های فنی اخیر نشان داده است که اکثر ارزش سهام در سوابق قبلی منعکس شده است. در نتیجه، روند حرکت برای پیش‌بینی مؤثر ارزش سهام ضروری است. علاوه بر این، گروه‌بندی‌ها و حرکات بازار سهام تحت تأثیر عوامل اقتصادی متعددی از جمله رویدادهای سیاسی، شرایط عمومی اقتصادی، شاخص قیمت کالاها، انتظارات سرمایه‌گذاران، حرکات سایر بازارهای سهام و روانشناسی سرمایه‌گذاران قرار دارند. ارزش بازار بالا عاملی است که هنگام تعیین ارزش گروه‌بندی سهام مورد توجه قرار می‌گیرد. هنگام تلاش برای به دست آوردن اطلاعات آماری از ارزش قیمت سهام، پارامترهای فنی مختلفی باید در نظر گرفته شود. در بیشتر موارد، شاخص‌های سهام از ارزش سهم‌هایی که سرمایه‌گذاری قابل توجهی در بازار دارند به دست می‌آیند و اغلب ارزیابی از وضعیت فعلی فعالیت اقتصادی در هر کشور ارائه می‌کنند. به عنوان مثال، تحقیقات نشان داده است که اندازه سرمایه بازار سهام یک کشور تأثیر مفیدی بر رشد کلی اقتصادی کشور دارد. غیرقابل پیش‌بینی بودن ذاتی حرکت قیمت سهام باعث می‌شود سرمایه‌گذاری‌ها به طور کلی ریسک بالایی را برای صاحبان آن داشته باشند. علاوه بر این، شناسایی موقعیت فعلی بازار معمولاً برای دولت‌ها چالش برانگیز است. قیمت سهام تمایل به پویایی، غیر پارامتری و غیرخطی بودن دارد. در نتیجه، اغلب منجر به عملکرد ضعیف مدل‌های آماری می‌شود و پیش‌بینی مقادیر و حرکات دقیق را دشوار می‌کنند (Al-Nefaie & Aldhyani, 2022:3443).

محققان مالی در سراسر جهان در حال مطالعه و تجزیه و تحلیل تغییرات در بازار سهام و فارکس بوده‌اند. گسترش کاربرد هوش مصنوعی^۱ منجر به افزایش تعداد سرمایه‌گذاران شده است که از مدل یادگیری عمیق^۲ برای پیش‌بینی و مطالعه قیمت سهام و فارکس استفاده می‌کنند. ثابت شده است که نوسانات سهام و قیمت فارکس

1. Artificial Intelligence
2. Deep Learning

قابل پیش‌بینی است (Sirignano & Cont, 2019: 1452). متفاوت از مدل‌های آماری و اقتصادسنجی سنتی، یادگیری عمیق می‌تواند عوامل تأثیرگذار پیچیده را توصیف کند (Hu et al. 2021:9).

پیشرفت‌های ایجادشده در یادگیری ماشینی^۱ و یادگیری عمیق فرصت‌های جدیدی را برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی حرکت قیمت سهام بر اساس داده‌های سری زمانی ایجاد کرده است. این مدل‌ها برای پیش‌بینی چگونگی تغییر قیمت سهام در آینده استفاده می‌شوند. به عنوان یک نتیجه مستقیم، این زمینه خاص در طول چندین سال گذشته توجه روزافزونی از سوی محققان را به خود جلب کرده است. عملکرد مدل‌های توصیه‌شده از نظر پیش‌بینی معمولاً بسیار بالا گزارش شده است. نویسندگان چندین مدل پیشرفته یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق ادعا کرده‌اند که این مدل‌ها دقت بیش از ۸۰٪ دارند. از نقطه نظر عمل‌گرایانه‌تر، این نتایج خیلی خوب به نظر می‌رسند که درواقع در هنگام انجام معاملات سهام در دنیای واقعی قابل تکرار باشند. بااین حال، مهم است که در نظر داشته باشید که بازار سهام یک پلتفرم معاملاتی است که درنهایت توسط نیروهای عرضه و تقاضا کنترل می‌شود (Aldhyani & Alzahrani, 2022: 3149).

در این پژوهش با استفاده از مدل هوش مصنوعی معروف به LSTM^۲ برای نشان دادن عملکرد پیش‌بینی در TSE^۳ در کشور ایران، زمینه جدیدی را در ادبیات موجود ایجاد می‌کند که برای تخمین نوسانات بازار سهام مناسب است. همچنین برای آموزش مدل و بهینه کردن پارامترها از الگوریتم‌های فرابتکاری نوین مانند الگوریتم‌های GA^۴، PSO^۵ و GWO^۶ استفاده شده و درنهایت نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه خواهد شد.

۲- ادبیات تحقیق

۲-۱- مبانی نظری تحقیق

مسئله انتخاب سبد دارایی هم به لحاظ نظری و هم به لحاظ تجربی اهمیت بسیار زیادی در مباحث مالی دارد. مارکوویتز^۷ (۱۹۵۲) از پیشگامان تئوری مدرن سبد دارایی بوده و برای نخستین بار یک رویکرد ریاضی برای فرموله کردن مسئله تخصیص سبد بهینه را ارائه نمود. روشی که با عنوان رویکرد میانگین- واریانس برای تخصیص سبد دارایی بهینه مشهور شد. الگوی مارکوویتز مسئله تخصیص سبد دارایی را برای یک دوره بررسی می‌کند و واریانس را به عنوان شاخصی برای ریسک در نظر می‌گیرد.

-
1. Machine Learning
 2. Long Short-Term Memory
 3. Tehran Stock Exchange
 4. Genetic Algorithm
 5. Particle Swarm Optimization
 6. Gray Wolf Optimizer
 7. Markowitz

با اینکه تئوری مدرن سبد دارایی در سال ۱۹۵۲ با کار مارکوویتز آغاز شد ولی تا قبل از ارائه مطالعات ارزشمند افرادی چون توبین^۱ (۱۹۵۸)، شارپ^۲ (۱۹۶۳، ۱۹۶۴) و لینتنر^۳ (۱۹۶۵) نتوانست توجه زیادی را به سمت خود جلب نماید.

توبین در نظریه انتخاب سبد دارایی خود، ضمن تشریح تقاضای سفته بازی پول، انگیزه یک سرمایه گذار از نگهداری دارایی های مختلف در شرایط مختلف اقتصادی را تبیین و تشریح می کند. وی عدم اطمینان را با تحلیل میانگین- واریانس همراه کرده و بیان می کند که سرمایه گذاران فرصت های سرمایه گذاری با ریسک و بازدهی بالا را با یک موقعیت مطمئن تر متوازن می کنند تا به یک تعادل در سبد دارایی خود دست یابند. وی برای اولین بار اقدام به تشکیل یک پرتفویی مرکب از دارایی های ریسکی و دارایی های بدون ریسک کرد و از این طریق مفاهیم سبد دارایی بسیار کارا^۴، خط بازار سرمایه^۵ و تئوری جداسازی توبین^۶ معرفی شد. شارپ (۱۹۶۴) و لینتنر (۱۹۶۵) تئوری سبد دارایی را برای برای مسأله قیمت گذاری تعادلی دارایی های سرمایه ای^۷ (CAPM) به کار بردند.

نظریه CAPM یکی از مدل های مهم در حوزه مالی است که به تعیین بازده انتظاری سرمایه گذاری ها کمک می کند. این مدل براساس فرضیاتی از جمله مدیریت ناقص، بازدهی بازار لحظه ای و ریسک سیستماتیک، ارتباط بین بازده سرمایه گذاری و بازده بازار را توصیف می کند.

از سویی استفاده از نظریه CAPM برای پیش بینی قیمت های سهام به عنوان یک الگوی ارزیابی ریسک بسیار مفید است. با تعیین بازده انتظاری یک سرمایه گذاری به کمک CAPM، می توان به تعیین نرخ سوددهی مورد انتظار و قیمت سهام کمک کرد. این امر به سرمایه گذاران کمک می کند تا انتظارات خود را برای بازدهی سهام بهتر از رقبا بهینه سازند و تصمیم گیری های مالی خود را بهبود بخشند.

بهبودات به سمت پیش بینی های بهتر در مورد بازدهی سهام نه تنها به سرمایه گذاران افزایش سوددهی می دهد، بلکه همچنین به شرکت ها کمک می کند تا سرمایه گذاران بیشتری جذب کنند و اعتبار بهتری در بازار مالی پیدا کنند. سرمایه گذاران با از استفاده از استراتژی های پیش بینی بازار سهام که به دقت اجرا می شوند، سود بسیار زیادی خواهند برد. پیش بینی دقیق قیمت سهام ممکن است راهنمایی های مفیدی را برای

1. Tobin (1958)

2. Sharpe (1963, 1964)

3. Lintner (1965)

۴. super-efficient portfolio اشاره به سبدهایی دارد که بالاتر از مرز کارایی مارکوویتز قرار داشته و در برگزیده ترکیباتی از میانگین- واریانس هستند که بر اساس مرز کارایی مارکوویتز امکان دسترسی به آنها وجود نداشت.

5. Capital Market Line

6. Tobin Separation Theorem

7. Capital Asset Pricing Model (CAPM)

سهامداران در تصمیم‌گیری مناسب در مورد خرید یا فروش سهام شرکت‌شان فراهم کند. استراتژی‌های پیش‌بینی بازار سهام به فرآیند تلاش برای پیش‌بینی ارزش آینده سهام اشاره دارد (Gurjar et al., 2018: 2759).

۲-۲- پیشینه تحقیق

استراتژی‌های متعددی برای پیش‌بینی قیمت سهام ارائه شده است. به طور کلی می‌توان آنها را به چهار دسته تقسیم کرد. اولین نوع تجزیه و تحلیل به عنوان تجزیه و تحلیل بنیادی شناخته می‌شود و با استفاده از اطلاعاتی ساخته می‌شود که آزادانه در دسترس عموم است. نوع دوم مطالعه به عنوان تحلیل تکنیکال شناخته می‌شود که مستلزم ارائه توصیه‌هایی بر اساس داده‌های تاریخی و قیمت‌گذاری است. رویکرد سوم شامل استفاده از یادگیری ماشین و داده‌کاوی بر روی مقادیر عظیمی از داده است که از منابع مختلف گردآوری شده است. روش آخر، تحلیل احساسات نامیده می‌شود که از اخبار، مقالات یا پست‌های وبلاگ گزارش شده قبلی به عنوان مبنایی برای پیش‌بینی‌های خود استفاده می‌کند (Huang et al., 2021: 10).

۲-۲-۱- مطالعات خارجی

ورما^۱ و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهش خود به مقایسه مدل‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت سهام پرداختند. آنها در مطالعه خود عملکرد مدل‌های مختلف شبکه عصبی از قبیل مدل LSTM و مدل RNN در پیش‌بینی قیمت سهام روز بعد را مورد بررسی قرار دادند و نتایج نشان داد که مدل LSTM بهتر از RNN در پیش‌بینی قیمت سهام عمل می‌کند.

ما^۲ و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهشی به بررسی سبدهای سهام میانگین واریانس مبتنی بر پیش‌بینی با بودجه بندی ریسک بر اساس شبکه‌های عصبی پرداختند و دریافتند که روش بودجه‌ریزی ریسک به میزان قابل توجهی نوسانات این سبد سهام‌ها را کاهش می‌دهد و بازده تعدیل شده بر اساس ریسک آنها را بهبود می‌بخشد.

بهرا^۳ و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهشی به بهینه‌سازی سبد سهام مبتنی بر میانگین ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم‌های رگرسیون یادگیری ماشینی برای بازارهای سهام چند ملیتی همت گماشتند. در این مقاله از مدل‌های رگرسیون یادگیری ماشینی مانند: جنگل تصادفی^۴، تقویت گرادیان شدید^۵ (XGBoost)، تقویت تطبیقی^۶ (AdaBoost)، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان^۷ (SVR)، k نزدیک‌ترین همسایه^۸ (KNN)، شبکه عصبی

1. Verma et al

2. Ma

3. Behera

4. Random Forest

5. Extreme Gradient Boosting

6. Adaptive Boosting

7. Support Vector Machine Regression

8. k Nearest Neighbor

مصنوعی^۱ (ANN) برای پیش‌بینی سهام استفاده شد. یافته‌ها نشان می‌دهد که مدل میانگین- Var^2 با پیش‌بینی AdaBoost از سایر مدل‌ها بهتر عمل نمود.

النفاثی و الضیانی^۳ (۲۰۲۲) در تحقیقی به پیش‌بینی قیمت آخرین معامله در بورس اوراق بهادار سعودی پرداختند. بدین منظور هوش مصنوعی شامل مدل‌های MLP^4 و LSTM برای پیش‌بینی نوسانات در بورس اوراق بهادار عربستان سعودی (Tadawul) پیشنهاد شد. سوابق تاریخی از Tadawul به عنوان مبنایی برای جمع‌آوری داده‌ها برای این بخش‌ها، در بازه‌های زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۰ مورد استفاده قرار گرفت.

چن^۵ و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی به بررسی یک روش جدید دو مرحله‌ای برای ساخت سبد سهام تفکیکی بر اساس پیش‌بینی بازده سهام با استفاده از یادگیری ماشینی پرداختند. در این پژوهش، یک روش انتخاب سبد سهام متنوع بر اساس پیش‌بینی سهام پیشنهاد شده که شامل دو مرحله است. به طور خاص، هدف از مرحله اول انتخاب سهام متنوع با بازده پیش‌بینی شده بالا است، که در آن بازده با روش‌های یادگیری ماشینی، یعنی جنگل تصادفی (RF)، SVR، شبکه‌های حافظه کوتاه مدت (LSTM)، ماشین یادگیری شدید^۶ (ELM) و شبکه عصبی پس انتشار^۷ (BPNN) اندازه‌گیری می‌شود. در مرحله دوم، نتایج پیش‌بینی‌کننده در یک مدل میانگین واریانس اصلاح شده^۸ (MMV) برای تعیین نسبت هر دارایی گنجانده می‌شود. با استفاده از سهام مؤلفه ۱۰۰ اوراق بهادار چین به عنوان نمونه مطالعه، نتایج تجربی نشان داد که مدل $RF+MMV$ نتایج بهتری نسبت به هم‌تایان مشابه و شاخص بازار از نظر بازده و معیارهای بازده-ریسک به دست می‌آورد.

تا^۹ و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی به پیش‌بینی سهام مبتنی بر بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از LSTM در معاملات کمی پرداختند. نتایج نشان داد که مدل پیش‌بینی LSTM پیشنهادی با به دست آوردن دقت بالا از پیش‌بینی سهام، کارآمدی قابل توجهی دارد. سبدهای سهام بر اساس مدل پیش‌بینی LSTM از سایر مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر سبد سهام مانند رگرسیون خطی و ماشین بردار پشتیبان بهتر عمل کردند.

۲-۲-۲ مطالعات داخلی

رستمی و همکاران (۱۴۰۲) در مطالعه خود به بررسی مدل سازی و تخمین بازده بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های پویای میانگین‌گیری و نیز روش مدل پویای انتخابی پرداختند. برای این منظور آنها داده‌های فصلی متغیرهای کلان اقتصادی از قبیل رشد حجم پول، رشد شبه پول، تورم و رشد شاخص قیمت زمین

-
1. Artificial Neural Network
 2. Value at Risk in Mean
 3. Al-Nefaie & Aldhyani
 4. Multilayer perceptron
 5. Chen
 6. Extreme Learning Machine
 7. Backpropagation Neural Network
 8. Modified mean variance model
 9. Ta

را در تواتر فصلی از سال ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۹ مورد استفاده قرار دادند. نتایج مطالعه نشان داد مدل‌های پویا با در نظر گرفتن تغییرات زمانی پارامترها و تغییر در مدل، دقت پیش‌بینی متغیر شاخص کل بورس را افزایش می‌دهد و همچنین نشان می‌دهد که صرف متغیر بودن ضرایب متغیرها در مدل TVP نمیتواند منجر به دقت پیش‌بینی شاخص کل بورس شود و فرض پویای متغیرهای ورودی به مدل، عاملی مهمی در افزایش دقت پیش‌بینی است. شریف فر و همکاران (۱۴۰۱) در تحقیقی به بررسی کاربرد معماری‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام (رویکرد CNN) همت گماشتند. یادگیری عمیق بخشی از خانواده گسترده‌تری از روش‌های یادگیری ماشینی است که تلاش می‌کند مفاهیم سطح بالا را با استفاده از یادگیری در سطوح و لایه‌های متعدد مدل‌سازی کند و ویژگی‌های سطوح بالاتر را از ورودی خام استخراج کند.

حیدری و امیری (۱۴۰۱) در تحقیقی به بررسی قدرت مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در پیش‌بینی روند قیمت سهام TSE پرداختند. یافته‌ها نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها دارند و دقتی در حدود ۷۰ تا ۸۰ درصد در پیش‌بینی روند کوتاه مدت قیمت سهام دارند.

سهرابی و همکاران (۱۴۰۱) در تحقیقی به مقایسه مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در پیش‌بینی شاخص بازار سهام همت گماشتند. در این تحقیق با مقایسه مدل‌های مختلف یادگیری ماشین مانند رویکردهای جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و RNN مبتنی بر یادگیری عمیق، به بررسی توانایی مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در پیش‌بینی پرداختند.

نمکی و کافی موسوی (۱۴۰۱) در تحقیقی به بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم‌های CNN-LSTM و CNN پرداختند. در این پژوهش با به کارگیری روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی سری زمانی بازده دارایی‌ها پیش‌بینی می‌شود و سپس پرتفوی‌های بهینه سهام تشکیل و کارایی آن‌ها مقایسه شد. در این پژوهش از شرکت‌های موجود در شاخص ۳۰ شرکت برتر در بازه زمانی فروردین ۱۳۹۰ تا اسفند ۱۴۰۰ استفاده شد. نتایج حاصل نشان دهنده عملکرد بهتر مدل CNN-LSTM در ترکیب با روش $CVaR^1$ نسبت به بقیه استراتژی‌ها است.

با توجه به مطالب فوق می‌توان گفت که محققان در زمینه‌های مختلف سعی کردند عملکرد الگوریتم‌های پیش‌بینی را افزایش داده و به کسب نتایج دقیق‌تر و کمک به افراد و شرکت‌ها برای اتخاذ تصمیمات صحیح سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی نائل شوند. مطالعات مبتنی بر رویکرد تحلیل تکنیکال مبتنی بر داده‌های سری زمانی گذشته قیمت سهام بوده و این فرض اساسی را در خود دارند که روند گذشته (از قبیل الگوهای خاص در حرکات قیمت سهام) در آینده نیز تکرار خواهد شد. مطالعات مبنی بر رویکرد تحلیل بنیادی نیز به همراه استفاده از داده‌های صورت‌های مالی شرکت‌ها، مبتنی بر برخی نظریه‌های قیمت‌گذاری سهام از قبیل مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای^۲ (CAPM) هستند و نتایج این مطالعات نیز به صحت مدل نظری بکار گرفته شده برای قیمت‌گذاری سهام اتکا دارد. در مطالعاتی که از رویکرد مبتنی بر تحلیل احساسات استفاده می‌کنند،

1. Conditional Value at Risk

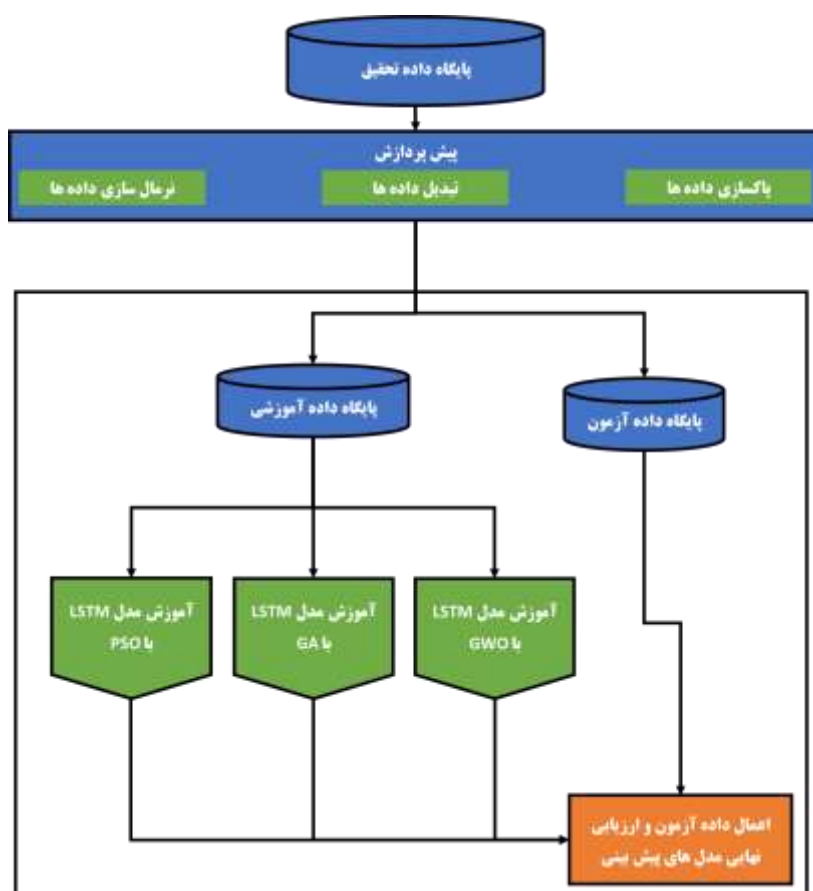
2. Capital Asset Pricing Model

از الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای تحلیل محتوای متنی و اخبار مربوط به شرکت‌ها و استفاده از تحلیل احساسات بر مبنای داده‌های متنی برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌شود. در مورد نتایج این رویکرد باید توجه داشت که پیش‌بینی‌های مبتنی بر تحلیل احساسات بر پایه اطلاعات غیرقطعی بوده و ممکن است با خطاهایی روبه‌رو شود. روش یادگیری ماشین که در گروه دیگری از مطالعات تجربی مورد استفاده قرار می‌گیرد، دارای این مزیت است که قادر به پردازش حجم بزرگی از داده‌ها و الگوهای پیچیده است. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان به طور خودکار الگوهای مختلف را در داده‌ها شناسایی کرده و از آن‌ها برای پیش‌بینی قیمت‌های آتی استفاده کرد. از سوی دیگر، یکی از رویکردهای مهم برای افزایش توانایی روش‌های یادگیری ماشین، بهینه‌سازی پارامترها است. نوآوری مطالعه حاضر در مقایسه با مطالعات تجربی صورت گرفته را می‌توان بدین صورت بیان کرد که در مطالعه حاضر یک رویکرد ترکیبی بکار گرفته شده است به نحوی که از الگوریتم‌های فراابتکاری نظیر الگوریتم PSO، GA و GWO برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل LSTM استفاده شده است. سپس نتایج هر یک از رویکردها در پیش‌بینی قیمت سهام مورد مقایسه قرار گرفته است.

۳- روش‌شناسی تحقیق

هدف این پژوهش استفاده از رویکرد LSTM به عنوان یک لایه بازگشتی در مدل شبکه عصبی بازگشتی (RNN^۱) برای پیش‌بینی قیمت آخرین معامله در بازار سهام کشور ایران و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری GWO، GA و PSO برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل LSTM است. نمونه مورد مطالعه این تحقیق مبتنی بر داده‌های بازار بورس و اوراق بهادار ایران است. در این پژوهش برای آموزش مدل LSTM از زبان برنامه‌نویسی پایتون و به طور ویژه از دو کتابخانه محبوب keras و tensorflow استفاده شد. این مطالعه باهدف پیش‌بینی قیمت سهام در بازار سهام ایران و استفاده از داده‌های ۲ ساله (۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱) از بازار سهام مانند بانک‌ها و مؤسسات اعتباری، سرمایه‌گذاری، فلزات اساسی، خودرو و داروسازی است. داده‌های این پژوهش از TSETMC تهیه شد. شکل ۱ شمای کلی مراحل پیش‌بینی قیمت سهام را با استفاده از مدل LSTM مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری نمایش می‌دهد.

1. Recurrent Neural Network



شکل ۱. شمای کلی مراحل پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل LSTM و الگوریتم‌های فرابتکاری

۳-۱- مدل LSTM

داده‌های وارد شده به یک لایه LSTM به شکل یک بردار است که ترکیبی از بردار ورودی x_t و بردار خروجی مرحله زمانی قبلی h_{t-1} است که h_t بردار خروجی آن لایه را در زمان t نشان می‌دهد. لایه LSTM شامل چهار بلوک است: سه دروازه و یک وضعیت سلول حافظه C_t (جایی که همه محاسبات انجام می‌شود). دروازه‌ها (دروازه‌های فراموشی و ورودی) تصمیمات مهمی را انجام می‌دهند، مانند اینکه کدام داده‌ها باید حذف شوند و کدام داده‌ها باید برای آموزش بیشتر نگهداری شوند. گیت خروجی همچنین قسمتی از وضعیت حافظه را که باید در خروجی نشان داده شود، تعیین می‌کند. LSTM شامل چهار بلوک محاسباتی است که بلوک‌های محاسباتی نیز نامیده می‌شوند. ضرب برداری مهم‌ترین کار محاسباتی در آموزش مدل LSTM است. هر بلوک از یک ماتریس تشکیل شده است که حاصل ضرب برداری و به دنبال آن جمع با بردار حاوی مقادیر بایاس است. در نهایت، یک تابع فعال‌سازی به مقدار حاصل اعمال می‌شود. هر بلوک ممکن

است شامل عملیات ضرب عنصر به عنصر نیز باشد. توابع Sigmoid و Tanh به عنوان توابع فعال سازی در LSTM استفاده می شوند. چهار بلوک محاسباتی به شرح زیر است (ماهاجان و همکاران^۱، ۲۰۲۲: ۱۰۲)

دروازه فراموشی: وظیفه فراموشی این است که تعیین کند کدام داده ها باید فراموش شوند. f_t خروجی دروازه فراموشی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (۱)$$

جایی که x_t مقادیر ورودی را به شکل یک بردار نشان می دهد، h_{t-1} نشان دهنده بردار خروجی حالت پنهان، W_f نشان دهنده ماتریس حاوی وزن، b_f نشان دهنده بردار دارای مقادیر بایاس و σ نشان دهنده تابع سیگموئید است.

دروازه ورودی: نقش دروازه ورودی این است که بفهمد چه داده هایی باید به روز شوند. i_t خروجی گیت ورودی به همان روشی است که خروجی گیت فراموشی محاسبه می شود.

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (۲)$$

W_i ماتریس وزن است و b_i نشان دهنده بردار سوگیری است.

محاسبه حالت: هدف از این محاسبه این است که بفهمیم وضعیت حافظه جدید C_t سلول LSTM چیست. مقادیر بالقوه حالت جدید را با استفاده از روش زیر محاسبه می کند:

$$C_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (۳)$$

جایی که x_t ورودی را به شکل یک بردار، h_{t-1} نشان دهنده خروجی حالت پنهان به شکل بردار، W_c ماتریس وزن، و b_c مقادیر بایاس را نشان می دهد که در یک بردار کنار هم قرار می گیرند. سپس بردار C_t حالت جدید با استفاده از حاصل ضرب عنصر بردار حالت قبلی C_{t-1} با بردار خروجی دروازه فراموشی f_t و بردار کاندید حالت جدید C_t از نظر عنصر با بردار خروجی دروازه ورودی محاسبه می شود.

دروازه خروجی: هدف اصلی دروازه خروجی تعیین خروجی LSTM است. برای شروع، بردار o_t دروازه خروجی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (۴)$$

که در آن x_t بردار ورودی را نشان می دهد، h_{t-1} نشان دهنده خروجی حالت پنهان در قالب یک بردار، W_o نشان دهنده ماتریس وزن، b_o نشان دهنده بردار مقادیر بایاس، و σ تابع سیگموئید را نشان می دهد. خروجی حالت نامرئی h_t سپس از طریق ضرب عنصری $\tanh$ بردار حالت C_t با بردار دروازه خروجی o_t تعیین می شود.

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t). \quad (۴)$$

ضمناً پیاده‌سازی روش شناسی این پژوهش در نرم‌افزار متلب یا زبان برنامه‌نویسی پایتون صورت خواهد گرفت. در ادامه معرفی الگوریتم‌های فرابتکاری مورد استفاده در پژوهش صورت می‌گیرد.

۳-۲- الگوریتم گرگ خاکستری

GWO یک تکنیک جدید در خانواده هوش ازدحام است. GWO با هدایت و رفتار شکار گله‌های گرگ خاکستری تشویق می‌شود. یک سلسله‌مراتب اجتماعی متقابل در هر گروه از گرگ‌های خاکستری وجود دارد که تسلط و قدرت را مشخص می‌کند. تأثیرگذارترین گرگ در شکار، تغذیه و مهاجرت گرگ آلفا است که کل گروه را هدایت می‌کند. دومین گرگ قوی بتا است که اگر آلفا مرده یا مریض باشد پیش‌تاز خواهد بود. امگا و دلتا تأثیر کمتری نسبت به آلفا و بتا دارند. این نوع هوش اجتماعی الهام‌بخش اصلی الگوریتم GWO است. اساساً مدل ریاضی GWO عبارت است از: محاصره کردن، شکار و حمله به طعمه. رفتار شکار گرگ خاکستری به صورت ریاضی بیان می‌شود، α به عنوان بهترین متقاضی برای راه حل در نظر گرفته می‌شود و انتظار می‌رود β و δ اطلاعات بیشتری در مورد موقعیت‌های احتمالی طعمه داشته باشند؛ بنابراین، سه بهترین راه حل به دست آمده تاکنون حفظ شده و گرگ (ω) را مجبور می‌کند تا موقعیت خود را بر اساس بهترین موقعیت در فضای تصمیم‌گیری تغییر دهد (التاشی و همکاران^۱، ۲۰۲۰).

GA-۳-۳

GA که توسط جان هالند و همکارانش در دهه‌های ۱۹۶۰ و ۱۹۷۰ توسعه یافت، مدل یا انتزاعی از تکامل بیولوژیکی بر اساس نظریه انتخاب طبیعی چارلز داروین است. GA یکی از اولین الگوریتم‌های تصادفی مبتنی بر جمعیت است. مشابه سایر EA ها، اپراتورهای اصلی GA انتخاب، تقاطع و جهش هستند. این بخش به طور خلاصه این الگوریتم را ارائه می‌کند.

۳-۳-۱ انتخاب

انتخاب طبیعی الهام‌بخش اصلی این مؤلفه برای الگوریتم GA است. در طبیعت، افراد مناسب شانس بیشتری برای دریافت غذا و جفت‌گیری دارند که باعث شده زن‌های آن‌ها در تولید نسل بعدی همان‌گونه مشارکت بیشتری داشته باشند. با الهام از این ایده ساده، الگوریتم GA از چرخ رولتی استفاده می‌کند تا احتمالات را به افراد اختصاص دهد و آن‌ها را برای ایجاد نسل بعدی متناسب با مقادیر تناسب (هدف) آن‌ها انتخاب کند.

۳-۳-۲ تقاطع

بعد از انتخاب افراد با استفاده از اپراتور انتخاب، آن‌ها باید برای ایجاد نسل جدید به کار گرفته شوند. در طبیعت، کروموزوم‌های موجود در زن‌های زن و مرد باهم ترکیب می‌شوند تا یک کروموزوم جدید تولید کنند که با ترکیب دو راه حل (راه حل‌های والد) انتخاب شده توسط چرخ رولت برای تولید دو راه حل جدید (راه حل‌های کودکان) در الگوریتم GA

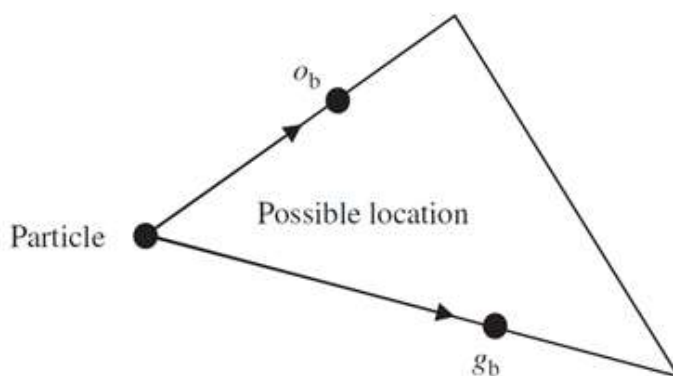
شبیه‌سازی شده است. فن‌های مختلفی برای عملگر تقاطع در ادبیات وجود دارد که دو مورد از آن‌ها تک نقطه‌ای و دونقطه‌ای است.

۳-۳-۳- جهش

آخرین عملگر تکاملی که در آن یک یا چند ژن پس از ایجاد راه‌حل‌های فرزندان تغییر می‌کند. نرخ جهش در GA روی پایین تنظیم شده است زیرا نرخ جهش بالا GA را به یک جستجوی تصادفی اولیه تبدیل می‌کند. عملگر جهش با معرفی سطح دیگری از تصادفی بودن، تنوع جمعیت را حفظ می‌کند. درواقع این عملگر از مشابه شدن راه‌حل‌ها جلوگیری کرده و موجب افزایش احتمال اجتناب از راه‌حل‌های محلی در الگوریتم GA می‌شود.

۳-۴- الگوریتم PSO

PSO یکی از شناخته‌شده‌ترین فرایته‌کاری‌ها است که توسط کندی و ابره‌ارت (۱۹۹۵) پیشنهاد شد. این الگوریتم از رفتار دسته‌جمعی مانند گله‌پرندگان در طبیعت الهام گرفته شده است. PSO به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته و الهام‌بخش یک حوزه تحقیقاتی جدید به نام هوش ازدحام است. PSO استاندارد بسیار ساده و آسان برای پیاده‌سازی است. در PSO استاندارد، مکان جدید هر ذره با یک اصطلاح سرعت تعیین می‌شود که منعکس‌کننده جاذبه بهترین جهانی (g_b) و بهترین خود (p_b) در طول تاریخچه ذره و ضرایب تصادفی (شکل ۲) است (سحاب و همکاران^۱، ۲۰۱۳: ۲۶).



شکل ۲. نمایش شماتیک حرکت یک ذره در PSO.

۳-۵- اندازه‌گیری عملکرد

چندین معیار مختلف برای ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل‌ها در روند قیمت و جهت حرکت استفاده شده است. میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین درصد قدر مطلق خطا (MAPE) و ضریب تعیین (R^2) به منظور ارزیابی نتایج پیش‌بینی در آزمایش‌ها و برآورد عملکرد مدل‌ها استفاده شد.

۴- نتایج و تحلیل یافته‌های تحقیق

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل ۲۰ نماد بازار بورس و اوراق بهادار است. مشخصات مربوط به تعداد داده‌های هر نماد در جدول شماره ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. آمار خلاصه برای نمادهای بورسی استفاده شده

نام نماد	تعداد	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	کمینه	بیشینه
بانک ملت (وبملت)	۴۰۵	۶۷۲/۵۵	۶۱۹۸/۱۴	۰/۹۲۴۷	۲۶۸۸	۲۷۱۶۰
بانک صادرات ایران (وبصادر)	۴۵۹	۲۴۶۹/۳۵	۸۳۶/۲۲	۰/۳۳۸۶	۷۸۷	۴۸۷۰
بانک تجارت (وتجارت)	۴۴۱	۲۴۸۱/۹۴	۷۱۹/۹۵	۰/۲۹۰۱	۷۵۸	۴۴۲۰
بانک پارسیان (وپارس)	۴۳۹	۲۹۲۶/۴۴	۹۵۹/۸۱	۰/۳۲۸۰	۱۳۳۸	۵۹۴۰
شرکت سرمایه‌گذاری صنعت بیمه (وبیمه)	۴۵۰	۳۷۶۵/۹۳	۲۸۵۲/۸۲	۰/۷۵۷۵	۱۳۹۶	۱۲۲۹۰
سرمایه‌گذاری سپه (وسپه)	۴۶۰	۱۰۳۹۴/۱۳	۴۱۷۹/۱۸	۰/۴۰۲۱	۴۷۱۱	۲۲۹۰۰
سرمایه‌گذاری توسعه صنعتی ایران (وتوسا)	۴۶۲	۱۱۹۹۹/۳۱	۳۷۷۳/۴۲	۰/۳۱۴۵	۶۹۴۶	۲۶۱۴۰
سرمایه‌گذاری خوارزمی (وخارزم)	۴۴۸	۷۸۸۹/۲۴	۳۹۹۰/۶۱	۰/۵۰۵۸	۳۳۷۱	۲۶۱۰
فولاد مبارکه اصفهان (فولاد)	۴۶۱	۱۲۳۴۲/۴۷	۳۴۴۵/۲۳	۰/۲۷۹۱	۴۴۱۳	۲۳۶۴۰
ملی صنایع مس ایران (فملی)	۴۵۵	۱۵۵۶۷/۵۲	۸۱۶۵/۷۴	۰/۵۲۴۵	۶۱۶۰	۳۷۴۱۰
فولاد خوزستان (فخوز)	۴۶۱	۲۰۴۰۹/۶۹	۱۲۸۴۵/۷۰	۰/۶۲۹۴	۴۷۲۲	۵۳۰۴۰
فولاد امیرکبیر کاشان (فجر)	۴۶۸	۴۲۹۵۰/۸۰	۱۶۷۵۸/۶۸	۰/۳۹۰۲	۱۶۳۷۰	۷۲۲۰۰
ایران خودرو (خودرو)	۴۰۹	۲۷۰۸/۲۲	۱۱۱۴/۶۵	۰/۴۱۱۶	۱۲۳۲	۷۶۶۰
سایپا (خسایپا)	۴۱۱	۲۲۳۰/۳۸	۷۶۸/۱۴	۰/۳۴۴۴	۱۳۳۰	۵۷۴۰
گروه بهمن (خبهمن)	۴۲۹	۱۲۱۳۵/۶۵	۱۲۰۴۳/۰۴	۰/۹۹۲۴	۱۰۵۸	۴۱۶۵۰
زامیاد (خزامیا)	۴۲۹	۱۰۱۵۳/۵۱	۵۸۵۱/۳۰	۰/۵۷۶۳	۳۴۹۰	۳۴۴۷۰
سبحان دارو (دسبحان)	۴۴۳	۱۹۵۹۹/۷۴</				

دارای مجموعه‌ای از پارامترها است. بدین منظور ابتدا مقادیر قابل اخذ این پارامترها در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در GA در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۲. مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم LSTM

پارامتر قابل تنظیم	مقادیر مربوطه
Optimizer	['RMSprop', 'Adam', 'Adamax', 'Nadam']
Lose	[mse, 'mae', 'mape', 'msle']
Activation	['relu', 'linear']
Dropout	[0, 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, 0.5]
sequence size	[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20]
Neuron	[8, 16, 32, 64, 128, 256, 512]
Batch	[8, 16, 32, 64, 128]
Epoch	[50, 100, 150, 200]
kernel initializer	['random_normal', 'uniform', 'random_uniform', 'he_normal']

جدول ۳. مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در GA

پارامتر قابل تنظیم	مقادیر مربوطه
تعداد جمعیت اولیه	۶۰
ابعاد اعضای جمعیت	۹
تعداد تکرار	۱۰۰
ضریب ترکیب	۰/۹۵
ضریب جهش	۰/۰۵

در آموزش مدل LSTM از GA بر روی مقادیر پارامتر مشخص شده (جدول ۲) برای مدل LSTM برای تعیین مقادیر بهینه استفاده شد؛ بنابراین، در پایان، می‌توان بهترین پارامترها را از فرا پارامترهای لیست شده انتخاب کرد. در ادامه برای هر یک از ۲۰ نماد مورد بررسی مقادیر بهینه پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم LSTM (جدول ۴) به همراه شاخص‌های ارزیابی دقت (جدول ۵) برای مجموعه داده تحقیق ارائه می‌شود.

جدول ۴. مقادیر بهینه پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم LSTM با GA برای نمادهای بورسی

نام نماد	Optimizer	lose	activation	dropout	sequence size	neuron	batch	epoch	kernel initializer
ویملت	Nadam	mape	linear	۰	۱۲	۶۴	۶۴	۲۰۰	uniform
ویصادر	Adamax	mae	linear	۰	۲	۶۴	۳۲	۵۰	he_normal

نام نماد	Optimizer	lose	activation	dropout	sequence size	neuron	batch	epoch	kernel initializer
وتجارت	Nadam	mape	linear	۰/۴	۲	۵۱۲	۱۶	۲۰۰	uniform
وپارس	Nadam	mse	linear	۰	۱۱	۵۱۲	۸	۲۰۰	uniform
وبیمه	Nadam	mape	linear	۰	۱۹	۶۴	۱۶	۲۰۰	he_normal
وسپه	RMSprop	mape	linear	۰/۱	۴	۲۵۶	۱۶	۱۰۰	uniform
وتوصا	Adamax	mae	relu	۰/۴۵	۱	۲۵۶	۸	۱۰۰	random_uniform
وخارزم	RMSprop	msle	relu	۰/۴۵	۴	۵۱۲	۳۲	۲۰۰	he_normal
فولاد	Adam	mae	linear	۰/۴۵	۴	۱۲۸	۳۲	۲۰۰	he_normal
فملی	RMSprop	mae	linear	۰/۲	۲	۶۴	۱۶	۲۰۰	uniform
فخوز	Nadam	mape	linear	۰	۱	۵۱۲	۳۲	۱۰۰	he_normal
فجر	Adam	mape	linear	۰/۵	۵	۵۱۲	۱۶	۲۰۰	he_normal
خودرو	Adam	msle	linear	۰/۲۵	۲	۱۲۸	۸	۵۰	he_normal
خسایا	Adam	mape	relu	۰/۴۵	۷	۲۵۶	۱۶	۱۵۰	he_normal
خبهمن	Adamax	mae	linear	۰/۳	۳	۲۵۶	۶۴	۲۰۰	he_normal
خزایا	Adamax	mae	relu	۰/۱	۱	۵۱۲	۱۲۸	۲۰۰	uniform
دسبحان	Adam	mape	linear	۰/۴	۵	۵۱۲	۶۴	۵۰	he_normal
دکوثر	Nadam	mape	linear	۰/۳	۱۸	۵۱۲	۱۶	۵۰	uniform
دزهرای	Nadam	mape	linear	۰/۱	۱۴	۱۲۸	۸	۲۰۰	random_uniform
درازک	Adam	mape	linear	۰/۴۵	۲	۶۴	۸	۲۰۰	he_normal

جدول ۵، شاخص‌های ارزیابی دقت را شامل: MSE، RMSE، MAE، MAPE و R^2 برای مجموعه داده تحقیق نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در هر دسته‌بندی نماد بورسی دقت‌های متفاوتی را کسب نموده‌اند.

جدول ۵. نتایج شاخص‌های ارزیابی الگوریتم LSTM با GA برای نمادهای بورسی

نام نماد	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R^2
وبملت	۸۰۸۰/۲۵۴۳	۸۹/۸۹۰۲	۷۱/۸۰۳۱	۰/۰۲۲۳	۰/۹۱۶۷۸۱
وبصادر	۲۷۰۳/۵۰۵۶	۵۱/۹۹۵۲	۴۲/۲۰۸۲	۰/۰۲۱۸	۰/۹۳۰۵۸۰
وتجارت	۲۵۴۰/۲۹۹۷	۵۰/۴۰۱۴	۴۱/۴۹۰۷	۰/	

نام نماد	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R ²
فولاد	۴۱۵۵۴/۰۸۵۴	۲۰۳/۸۴۸۲	۱۵۵/۵۶۰۱	۰/۰۱۴۷	۰/۸۷۷۸۲۹
فملی	۳۸۰۸۴۸/۰۷۷۶	۶۱۷/۱۲۸۹	۲۰۶/۳۲۴۷	۰/۰۲۲۷	۰/۹۶۴۲۴۲
فخوز	۶۷۰۳۱۸/۸۷۲۱	۸۱۸/۷۳۰۰	۲۳۴/۲۸۷۶	۰/۰۲۵۵	۰/۹۷۷۶۶۹
فجر	۳۳۲۰۱۷/۰۵۵۸	۵۷۶/۲۰۹۲	۴۵۰/۷۵۸۴	۰/۰۱۹۴	۰/۹۷۵۵۲۶
خودرو	۳۶۲۱/۷۵۲۷	۶۰/۱۸۱۰	۴۹/۸۵۸۰	۰/۰۲۵۱	۰/۸۷۶۹۳۴
خسپا	۲۰۲۹/۰۹۵۸	۴۵/۰۴۵۵	۳۷/۲۱۴۵	۰/۰۲۲۲	۰/۸۷۴۹۴۷
خبهمن	۲۸۴۴/۸۹۶۹	۵۳/۳۳۷۶	۴۴/۱۳۱۱	۰/۰۲۴۲	۰/۸۳۰۸۶۶
خزامیا	۵۲۳۴۷/۶۹۰۳	۲۲۸/۷۹۶۲	۲۰۱/۶۹۳۵	۰/۰۲۸۷	۰/۸۷۴۶۸۲
دسبحان	۲۵۳۵۹۲/۶۹۱۱	۵۰۳/۵۷۹۹	۲۰۰/۳۰۳۶	۰/۰۱۵۳	۰/۹۸۷۲۷۲
دکوتر	۶۳۳۸/۹۶۰۸	۷۹/۶۱۷۶	۵۷/۹۶۳۲	۰/۰۱۸۹	۰/۹۸۵۴۳۷
دزهرای	۱۲۱۱۸/۸۸۸۴	۱۱۰/۰۸۵۸	۸۱/۸۹۵۵	۰/۰۱۶۹	۰/۹۸۲۱۳۰
درازک	۳۰۲۶۰۹/۰۱۴۹	۱۷۳۹/۵۴۲۸	۶۸۷/۵۳۲۴	۰/۰۲۵۱	۰/۹۷۶۸۰۴

۲-۴ نتایج الگوریتم LSTM با الگوریتم PSO

در این بخش نتایج مربوط به الگوریتم LSTM با بهینه سازی پارامترها توسط الگوریتم PSO به تفکیک نمادهای بورسی ارائه می شود. از آنجا که آموزش مدل LSTM دارای مجموعه ای از پارامترها است. بدین منظور ابتدا مقادیر قابل اخذ این پارامترها در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم PSO در جدول ۶ ارائه شده است.

جدول ۶. مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم PSO

پارامتر قابل تنظیم	مقادیر مربوطه
تعداد جمعیت اولیه	۶۰
ابعاد اعضای جمعیت	۹
تعداد تکرار	۱۰۰
ضریب C ₁	۱
ضریب C ₂	۲
ضریب W	۰/۵

بدین منظور برای هر یک از ۲۰ نماد مورد بررسی مقادیر بهینه پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم LSTM (جدول ۷) به همراه شاخص های ارزیابی دقت (جدول ۸) برای مجموعه داده تحقیق ارائه می شود.

جدول ۷. مقادیر بهینه پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم LSTM با الگوریتم PSO برای نمادهای بورسی

نام نماد	optimizer	lose	activation	dropout	sequence size	neuron	batch	epoch	kernel initializer
وبملت	Adamax	mse	relu	۰/۳۵	۱	۵۱۲	۱۲۸	۲۰۰	random_uniform
وبصادر	Nadam	mape	linear	۰/۱۵	۲۰	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_uniform
وتجارت	Adam	msle	linear	۰/۴	۲۰	۲۵۶	۸	۲۰۰	he_normal
ویپارس	RMSprop	mae	linear	۰/۰۵	۱۷	۱۲۸	۸	۲۰۰	random_uniform
ویبیمه	Adamax	msle	linear	۰	۲۰	۵۱۲	۸	۲۰۰	he_normal
وسپه	RMSprop	mape	linear	۰/۲	۴	۶۴	۸	۱۵۰	uniform
وتوصا	RMSprop	mse	relu	۰/۲۵	۱	۶۴	۳۲	۲۰۰	random_uniform
وخارزم	RMSprop	mse	relu	۰/۰۵	۴	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_uniform
فولاد	Nadam	msle	linear	۰/۳	۴	۵۱۲	۱۶	۱۰۰	he_normal
فملی	Nadam	msle	linear	۰/۵	۱	۵۱۲	۱۶	۲۰۰	random_normal
فخوز	RMSprop	mape	linear	۰/۳	۱	۱۲۸	۱۶	۱۵۰	uniform
فجر	RMSprop	msle	linear	۰	۷	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_uniform
خودرو	Nadam	mape	linear	۰/۴۵	۶	۵۱۲	۳۲	۵۰	he_normal
خسپا	RMSprop	mse	relu	۰/۱	۴	۵۱۲	۸	۱۰۰	he_normal
خبهمن	Adamax	msle	linear	۰/۰۵	۱	۲۵۶	۸	۱۰۰	he_normal
خزامیا	Adam	mse	relu	۰/۰۵	۱	۵۱۲	۸	۵۰	uniform
دسبحان	Adamax	mse	linear	۰	۴	۵۱۲	۸	۱۵۰	random_uniform
دکوثر	Adam	mape	linear	۰/۳۵	۱۲	۵۱۲	۱۶	۱۵۰	random_uniform
دزهرای	Nadam	mape	linear	۰/۱	۱۵	۵۱۲	۸	۱۵۰	random_normal
درازک	Nadam	msle	linear	۰/۴	۱	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_normal

جدول شماره ۸ شاخص‌های ارزیابی دقت را شامل: MSE، RMSE، MAE، MAPE و R^2 برای مجموعه داده تحقیق نمایش می‌دهد که در هر دسته‌بندی نماد بورسی دقت‌های متفاوتی را کسب نموده‌اند.

جدول ۸. نتایج شاخص‌های ارزیابی الگوریتم LSTM با الگوریتم PSO برای نمادهای بورسی

نام نماد	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R^2
وبملت	۷۸۲۲/۴۴۰۵	۸۸/۴			

نام نماد	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R ²
وسپه	۲۸۳۳۸/۲۳۸۲	۱۶۸/۳۳۹۷	۱۰۵/۸۴۰۶	۰/۰۱۳۴	۰/۹۴۷۳۰۱
وتوصا	۷۰۱۰۸/۳۴۷۲	۲۶۴/۷۷۹۸	۲۰۷/۷۲۷۶	۰/۰۲۰۹	۰/۷۹۱۱۴۱
وخارزم	۱۶۱۶۰/۷۹۹۲	۱۲۷/۱۲۵۱	۹۷/۹۷۶۷	۰/۰۲۱۷	۰/۹۵۸۵۷۳
فولاد	۴۱۳۶۱/۲۲۹۳	۲۰۳/۳۷۴۶	۱۵۶/۴۷۲۸	۰/۰۱۴۷	۰/۸۷۸۳۹۶
فملی	۳۷۸۱۰۷/۹۹۹۹	۶۱۴/۹۰۴۹	۲۰۳/۶۶۸۵	۰/۰۲۲۴	۰/۹۶۴۷۰۶
فخوز	۶۶۹۶۳۵/۲۵۹۴	۸۱۸/۳۱۲۴	۲۲۹/۸۲۰۸	۰/۰۲۴۶	۰/۹۷۸۶۲۵
فجر	۳۳۱۰۲۶/۲۱۹۴	۵۷۵/۳۴۸۷	۴۴۸/۱۱۲۲	۰/۰۱۹۱	۰/۹۷۶۱۱۶
خودرو	۳۴۷۵/۲۵۰۳	۵۸/۹۵۱۳	۴۸/۴۹۷۲	۰/۰۲۴۶	۰/۸۶۱۱۰۵
خسپا	۲۰۱۴/۱۴۵۷	۴۴/۸۷۹۲	۳۶/۸۸۵۶	۰/۰۲۱۹	۰/۹۰۴۱۶۱
خبهمن	۲۷۶۰/۱۵۰۱	۵۲/۵۳۷۱	۴۳/۳۱۷۴	۰/۰۲۳۸	۰/۸۳۶۴۰۲
خزامیا	۵۲۳۳۶/۱۳۲۳	۲۲۸/۷۷۰۹	۲۰۱/۶۴۱۰	۰/۰۲۸۷	۰/۸۷۴۵۱۰
دسبحان	۲۳۹۶۱۳/۴۹۹۹	۴۸۹/۵۰۳۳	۲۰۲/۳۱۹۹	۰/۰۱۵۱	۰/۹۸۸۲۰۳
دکوتر	۵۷۶۴/۳۲۱۵	۷۵/۹۲۳۱	۵۴/۴۶۴۴	۰/۰۱۷۱	۰/۹۸۹۸۹۳
دزهرای	۱۱۹۷۱/۸۱۸۰	۱۰۹/۴۱۵۸	۸۲/۴۱۳۹	۰/۰۱۷۱	۰/۹۸۱۴۸۵
درازک	۳۰۲۳۶۶۹/۳۳۹۴	۱۷۲۸/۸۷۰۱	۶۸۳/۱۱۲۱	۰/۰۲۴۹	۰/۹۷۶۶۵۵

۳-۴- نتایج الگوریتم LSTM با الگوریتم GWO

در این بخش نتایج مربوط به الگوریتم LSTM با بهینه‌سازی پارامترها توسط الگوریتم GWO به تفکیک نمادهای بورسی ارائه می‌شود. با توجه به اینکه آموزش مدل LSTM دارای مجموعه‌ای از پارامترها است. بدین منظور ابتدا مقادیر قابل اخذ این پارامترها در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم GWO در جدول ۹ ارائه شده است.

جدول ۹. مقادیر پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم GWO

پارامتر قابل تنظیم	مقادیر مربوطه
تعداد جمعیت اولیه	۶۰
ابعاد اعضای جمعیت	۹
تعداد تکرار	۱۰۰

جدول ۱۰. مقادیر بهینه پارامترهای قابل تنظیم در الگوریتم LSTM با الگوریتم GWO برای نمادهای بورسی

نام نماد	optimizer	lose	activation	dropout	sequence size	neuron	batch	epoch	kernel initializer
وبملت	RMSprop	mae	linear	۰	۱	۶۴	۸	۵۰	random_normal
وبصادر	RMSprop	mse	relu	۰	۱	۱۲۸	۸	۵۰	random_normal
وتجارت	RMSprop	mse	relu	۰	۱	۶۴	۸	۵۰	random_normal
ویپارس	RMSprop	mse	relu	۰/۲	۱۹	۱۲۸	۸	۵۰	he_normal
وییمه	RMSprop	mse	linear	۰	۲۰	۵۱۲	۸	۲۰۰	he_normal
وسپه	RMSprop	mape	relu	۰/۳	۳	۱۲۸	۸	۱۵۰	random_normal
وتوصا	RMSprop	mse	relu	۰/۰۵	۱	۱۲۸	۸	۵۰	random_normal
وخارزم	RMSprop	mse	linear	۰	۴	۶۴	۸	۵۰	uniform
فولاد	RMSprop	mse	relu	۰	۱	۶۴	۸	۵۰	random_normal
فملی	RMSprop	mse	linear	۰/۲	۱	۵۱۲	۸	۵۰	random_normal
فخوز	RMSprop	mse	linear	۰/۵	۱	۵۱۲	۸	۵۰	random_normal
فجر	RMSprop	mse	relu	۰/۰۵	۶	۲۵۶	۸	۱۰۰	random_normal
خودرو	Nadam	mape	relu	۰/۱	۶	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_normal
خسپا	RMSprop	mape	relu	۰	۶	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_normal
خبهن	RMSprop	mse	relu	۰	۱	۶۴	۸	۱۰۰	random_normal
خزامیا	RMSprop	mse	relu	۰/۰۵	۱	۲۵۶	۸	۵۰	random_normal
دسبحان	Adam	mse	linear	۰	۴	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_normal
دکوتر	Nadam	mse	linear	۰/۰۲۵	۹	۵۱۲	۸	۱۰۰	uniform
دزهرای	Adam	mae	linear	۰	۱۲	۵۱۲	۸	۲۰۰	random_normal
درازک	RMSprop	mse	linear	۰	۱	۵۱۲	۸	۵۰	random_normal

جدول شماره ۱۱ شاخص‌های ارزیابی دقت را شامل: MSE، RMSE، MAE، MAPE و R^2 برای مجموعه داده تحقیق نمایش داده که در هر دسته‌بندی نماد بورسی دقت‌های متفاوتی را کسب نموده‌اند.

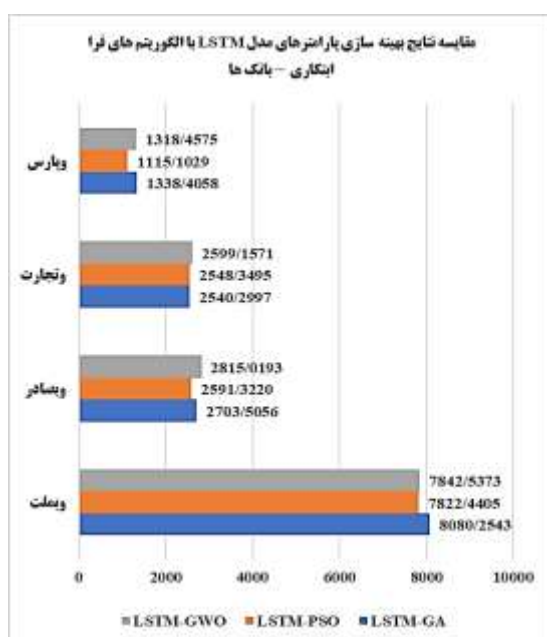
جدول ۱۱. نتایج شاخص‌های ارزیابی الگوریتم LSTM با الگوریتم GWO برای نمادهای بورسی

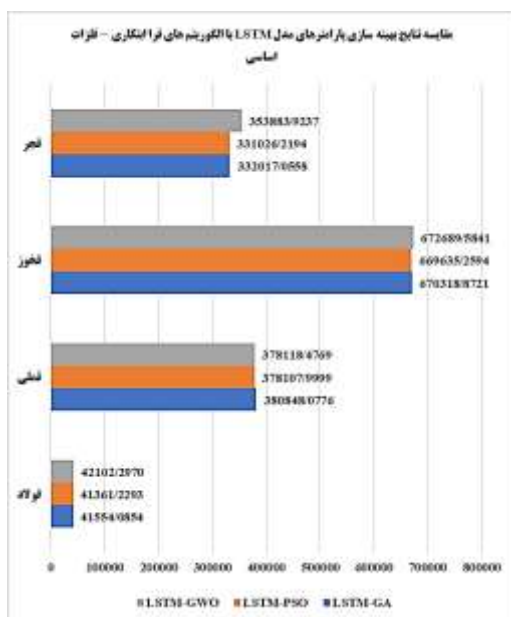
نام نماد	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R^2
وبملت	۷۸۴۲/۵۳۷۳	۸۸/۵۵۸۱	۷۲/۵۳۵۹	۰/۰۲۲۲	۰/۹۴۲۲۹۰
وبصادر	۲۸۱۵/۰۱۹				

نام نماد	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R ²
فملی	۳۷۸۱۱۸/۴۷۶۹	۶۱۴/۹۱۳۴	۲۰۴/۲۴۴۳	۰/۰۲۲۵	۰/۹۶۴۷۰۵
فخوز	۶۷۲۶۸۹/۵۸۴۱	۸۲۰/۱۷۶۶	۲۳۳/۸۳۸۶	۰/۰۲۵۰	۰/۹۷۷۵۹۰
فجر	۳۵۳۸۸۳/۹۳۳۷	۵۹۴/۸۸۱۴	۴۷۰/۱۳۸۰	۰/۰۲۰۳	۰/۹۷۳۳۲۶
خودرو	۳۶۱۵/۶۸۶۵	۶۰/۱۳۰۶	۵۰/۱۴۲۸	۰/۰۲۵۵	۰/۸۵۵۴۹۳
خسپا	۲۰۴۴/۸۵۴۰	۴۵/۲۲۰۱	۳۷/۵۳۹۲	۰/۰۲۲۴	۰/۸۸۰۷۷۳
خبهمن	۲۷۶۰/۷۹۶۳	۵۲/۵۴۳۳	۴۳/۲۸۷۹	۰/۰۲۳۸	۰/۸۳۶۳۶۳
خزامیا	۵۲۳۴۳/۳۲۹۶	۲۲۸/۷۸۶۶	۲۰۱/۷۸۱۱	۰/۰۲۸۷	۰/۸۷۴۴۹۳
دسبحان	۲۴۰۸۳۴/۲۶۸۷	۴۹۰/۷۴۸۷	۲۲۱/۸۸۲۴	۰/۰۱۷۳	۰/۹۸۸۱۴۳
دکوتر	۶۳۳۰/۴۲۴۵	۷۹/۵۶۴۰	۵۸/۰۱۶۰	۰/۰۱۸۱	۰/۹۹۰۳۷۶
دزهرای	۱۲۶۹۰/۰۷۶۵	۱۱۲/۶۵۰۲	۸۴/۰۰۰۲	۰/۰۱۷۵	۰/۹۸۱۴۴۰
درازک	۳۰۴۴۰۹۴/۷۵۴۳	۱۷۴۴/۷۳۳۴	۷۰۹/۷۵۱۰	۰/۰۲۶۰	۰/۹۷۶۴۹۷

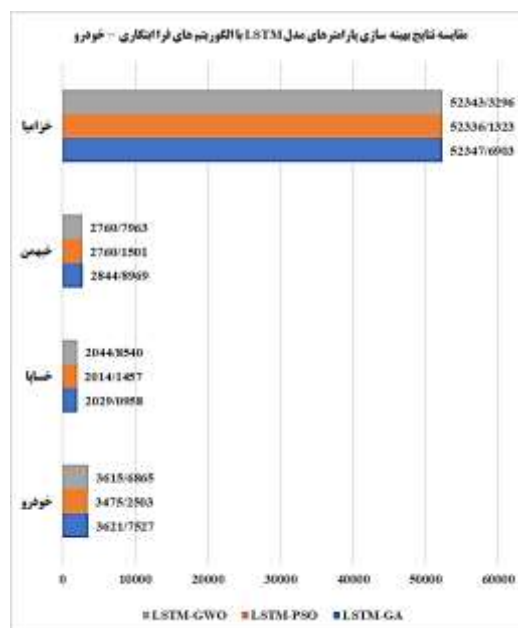
۴-۴. قایسه نتایج PSO، GA و GWO برای بهینه سازی پارامترهای LSTM

در این بخش نتایج مربوط به الگوریتم LSTM با بهینه سازی پارامترها توسط الگوریتم های PSO، GA و GWO به تفکیک دسته های نمادهای بورسی مقایسه می شوند. همان طور که در شکل ۳ مشاهده می شود در اکثر موارد الگوریتم PSO نتایج بهتری را کسب نموده است. حال آنکه GA و GWO نتایج مشابهی داشته و در برخی موارد GA و در برخی موارد GWO بهتر عمل نموده است.

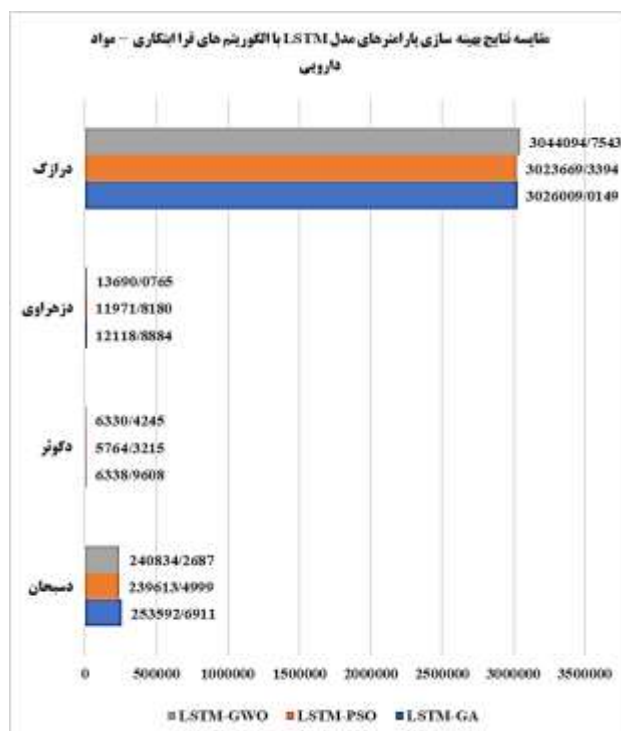




فلزات اساسی



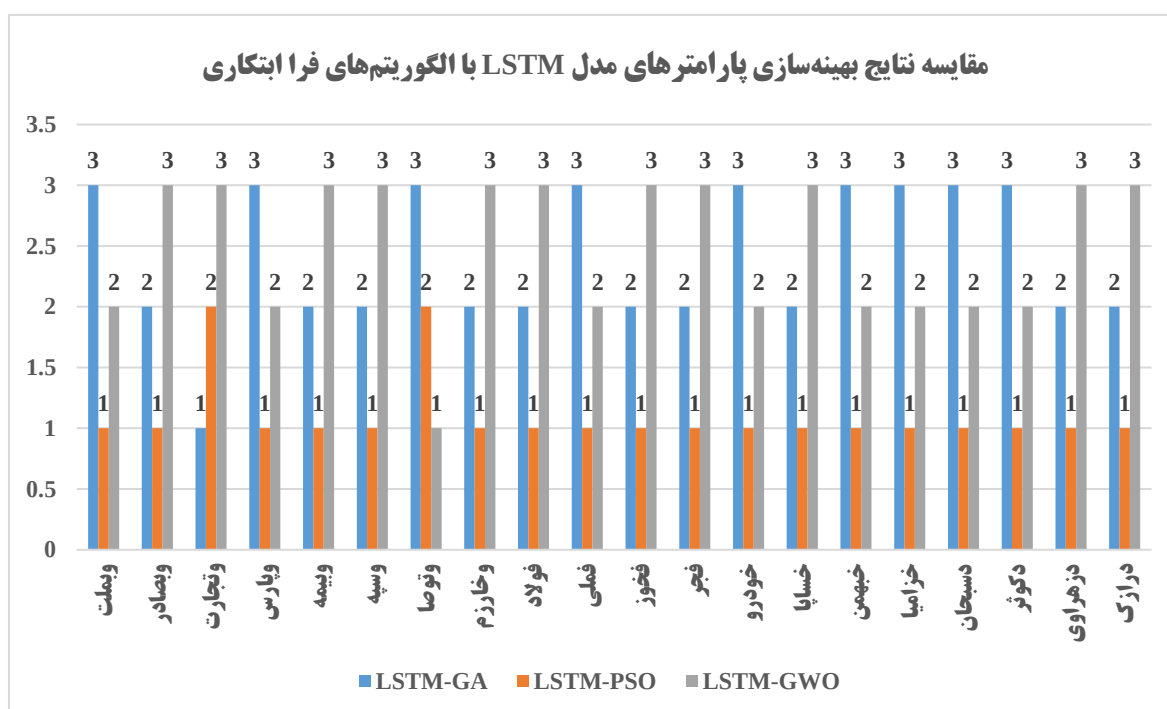
خودرو



مواد دارویی

شکل ۳. مقایسه نتایج PSO و GWO برای بهینه‌سازی پارامترهای LSTM

در شکل ۴ در اکثر موارد الگوریتم PSO نتایج بهتر و رتبه ۱ را کسب نموده است. حال آنکه الگوریتم GA و GWO نتایج مشابهی داشته و در برخی موارد الگوریتم GA رتبه ۲ و GWO رتبه ۳ و بالعکس را کسب نموده‌اند. همچنین جدول ۱۲ مقایسه توزیع فراوانی نتایج رتبه‌بندی الگوریتم‌های GA، PSO و GWO برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل LSTM نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود الگوریتم PSO در ۱۸ مورد رتبه اول را کسب نموده و برتری دارد.



شکل ۴. مقایسه نتایج رتبه‌بندی الگوریتم‌های GA، PSO و GWO برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل LSTM

جدول ۱۲. مقایسه فراوانی نتایج رتبه‌بندی الگوریتم‌های GA، PSO و GWO برای بهینه‌سازی پارامترهای LSTM

رتبه ۳	رتبه ۲	رتبه ۱	الگوریتم بهینه‌سازی
۹	۱۰	۱	GA
۰	۲	۱۸	PSO
۱۱	۸	۱	GWO

۵- نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهاد‌های سیاستی

بر اساس مطالعه انجام گرفته، سرمایه‌گذاران از زمان تأسیس بازارهای سهام، سعی در پیش‌بینی نوسانات قیمت سهام داشته‌اند. بااین‌حال، در آن زمان، مقدار داده‌های قابل‌دسترس برای آن‌ها محدود بود و روش‌های پردازش این داده‌ها نسبتاً ساده بود. طی زمان، میزان داده‌های در دسترس سرمایه‌گذاران به‌طور قابل‌توجهی افزایش یافته است و

روش‌های جدیدی برای پردازش این داده‌ها نیز در دسترس قرار گرفته است. حتی با وجود تمام پیشرفت‌های اخیر در فناوری و الگوریتم‌های معاملاتی پیشرفته، پیش‌بینی دقیق حرکت قیمت سهام برای اکثر دانشگاهیان و سرمایه‌گذاران چالشی بسیار دشوار است. مدل‌های سنتی که برای دهه‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند و معمولاً مبتنی بر تحلیل‌های بنیادی، تحلیل فنی و روش‌های آماری (مانند رگرسیون) هستند، اغلب قادر به انعکاس کامل پیچیدگی مسئله‌ای نیستند که در حال حاضر به آن پرداخته می‌شود (Aldhyani & Alzahrani, 2022). بدین منظور پژوهش حاضر با هدف مقایسه عملکرد الگوریتم‌های فرابتکاری در جهت پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از داده‌های روزانه سهام منتخب برای سال‌های ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ انجام گرفت. در این پژوهش ابتدا پیش‌پردازش بر روی داده‌ها صورت گرفت. سپس داده‌های مورد استفاده به صورت ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمایش انتخاب شد. در ادامه، با استفاده از داده‌های آموزشی مدل داده‌کاوی LSTM به عنوان یک‌لایه بازگشتی در مدل RNN برای پیش‌بینی قیمت آخرین معامله در بازار سهام کشور ایران به صورت مجزا برای نمادهای بورسی مختلف آموزش داده شد. در فرآیند آموزش، فراپارامترهای هر مدل به کمک الگوریتم‌های فرابتکاری GWO، GA و PSO تعیین شد. در نهایت مدل‌های آموزش داده شده با استفاده از داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شوند. نتایج نشان داده که الگوریتم PSO در بهینه‌سازی پارامترها توانایی بیشتری دارا است. همچنین الگوریتم‌های GWO و GA دارای نتایج مشابهی می‌باشند.

نتایج مطالعه حاضر و مطالعات مشابه در خصوص پیش‌بینی قیمت سهام در بازار سهام برای سرمایه‌گذاران، مدیران نهادهای فعال در بازار سرمایه و نیز مسئولان بازار سرمایه اهمیت زیادی دارد. اول اینکه، سرمایه‌گذاران می‌توانند با استفاده از مدل‌های مناسب در خصوص پیش‌بینی قیمت سهام، تصمیم‌گیری در مورد خرید یا فروش سهام خود را با خطای کمتری انجام دهند. همچنین، پیش‌بینی قیمت سهام با خطای کمتر، به آن‌ها کمک می‌کند تا ریسک‌های مرتبط با سرمایه‌گذاری در بازار سهام را بهتر درک کنند و برای کاهش آن‌ها اقدام کنند. از سوی دیگر، پیش‌بینی قیمت سهام به شرکت‌ها و مدیران نهادهای بازار سرمایه کمک می‌کند تا بتوانند برنامه‌های مالی خود از جمله سرمایه‌گذاری‌ها و سیاست‌های سرمایه‌گذاری را بر اساس پیش‌بینی‌های درست در مورد قیمت سهام خود تنظیم کنند. با توجه به اینکه مدل‌های محاسباتی انعطاف‌پذیر مانند LSTM نیازمند داده‌های آماری بسیار زیادی هستند، ممکن است استفاده از بازه زمانی گسترده‌تر تأثیر قابل توجهی بر تفاوت پیش‌بینی‌ها داشته باشد. به عنوان یک موضوع تحقیقاتی، به محققان پیشنهاد می‌شود که مدل‌ها را در بازه‌های زمانی مختلف ارزیابی کرده و نتایج آن‌ها را با یکدیگر مقایسه کنند. برای تحقیقات آتی، استفاده از سایر مدل‌های یادگیری عمیق به ویژه رویکرد ترکیبی LSTM و CNN پیشنهاد می‌شود. همچنین می‌توان برای تعیین پارامترهای بهینه الگوریتم پیشنهادی یعنی LSTM از الگوریتم‌های فرابتکاری دیگری مانند الگوریتم جستجوی باکتری، الگوریتم خفاش، بهینه‌سازی ازدحام گربه و الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده نمود. در نهایت، در پژوهش‌های آتی می‌توان از طیف گسترده‌تری از متغیرهای ورودی مانند داده‌های قیمتی (قیمت اولیه،

بالاترین قیمت، پایین‌ترین قیمت و حجم معاملات) و شاخص‌های فنی استفاده کرد و تأثیر هر گروه از این متغیرها را بر دقت پیش‌بینی بررسی نمود.

منابع

منابع داخلی

- رستمی، ژیل، فتاحی، شهرام و سهیلی، کیومرث. (۱۴۰۲). مدل‌سازی و تخمین بازده بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های پویا. اقتصاد مالی (اقتصاد مالی و توسعه)، ۱۱۷ (پیاپی ۶۲)، ۱۸۵-۲۱۶.
- سهرابی، میر برگ کار؛ سید مظفر، چیرانی و خردیار، سینا. (۲۰۲۲). مقایسه مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در پیش‌بینی شاخص بازار سهام. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار.
- شریف فر، امیر؛ خلیلی عراقی، مریم؛ رئیسی وانانی، ایمان و فلاح شمس، میرفیض. (۲۰۲۲). کاربرد معماری‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام (رویکرد شبکه عصبی پیچشی CNN). مدیریت دارایی و تأمین مالی، ۱۰ (۳)، ۱-۲۰.
- حیدری، مهدی و امیری، حمیدرضا. (۱۴۰۱). بررسی قدرت مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در پیش‌بینی روند قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران تحقیقات مالی، ۲۴ (۴)، ۶۰۲-۶۲۳.
- نمکی، علی و کافی موسوی، فاطمه. (۱۴۰۱). بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از الگوریتم‌های CNN-LSTM و شبکه عصبی پیچشی، چهارمین همایش سالانه انجمن مالی ایران، اصفهان، <https://civilica.com/doc/1688368>

منابع خارجی

- Aldhyani, T. H. & Alzahrani, A. (2022). Framework for predicting and modeling stock market prices based on deep learning algorithms. *Electronics*, 11(19), 3149.
- Al-Nefaie, A. H. & Aldhyani, T. H. (2022). Predicting Close Price in Emerging Saudi Stock Exchange: Time Series Models. *Electronics*, 11(21), 3443.
- Al-Tashi, Q. Md Rais, H. Abdulkadir, S. J. Mirjalili, S. & Alhussian, H. (2020). A review of grey wolf optimizer-based feature selection methods for classification. *Evolutionary Machine Learning Techniques: Algorithms and Applications*, 273-286.
- Behera, J. Pasayat, A. K. Behera, H. & Kumar, P. (2023). Prediction based mean-value-at-risk portfolio optimization using machine learning regression algorithms for multi-national stock markets. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 120, 105843.
- Chen, W. Zhang, H. & Jia, L. (2022). A novel two-stage method for well-diversified portfolio construction based on stock return prediction using machine learning. *The North American Journal of Economics and Finance*, 63, 101818.
- Fama, E. F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of financial economics*, 49(3), 283-306.
- Gurjar, M. Naik, P. Mujumdar, G. & Vaidya, T. (2018). Stock market prediction using ANN. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 5(3), 2758-61.
- Hu, Z. Zhao, Y. & Khushi, M. (2021). A survey of forex and stock price prediction using deep learning. *Applied System Innovation*, 4(1), 9.
- Huang, Y. Capretz, L. F. & Ho, D. (2021, December). Machine learning for stock prediction based on fundamental analysis. In 2021 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI) (pp. 01-10). IEEE.
- Jin, Z. Yang, Y. & Liu, Y. (2020). Stock closing price prediction based on sentiment analysis and LSTM. *Neural Computing and Applications*, 32, 9713-9729.
- Lu, W. Li, J. Wang, J. & Qin, L. (2021). A CNN-BiLSTM-AM method for stock price prediction. *Neural Computing and Applications*, 33, 4741-4753.

- Ma, Y. Wang, Y. Wang, W. & Zhang, C. (2023). Prediction-based mean–variance portfolios with risk budgeting based on neural networks. *Expert Systems with Applications*, 230, 120638.
- Mahajan, V. Thakan, S. & Malik, A. (2022). Modeling and forecasting the volatility of NIFTY 50 using GARCH and RNN models. *Economies*, 10(5), 102.
- Sahab, M. G. Toropov, V. V. & Gandomi, A. H. (2013). A review on traditional and modern structural optimization: problems and techniques. *Metaheuristic applications in structures and infrastructures*, 25-47.
- Sirignano, J. & Cont, R. (2019). Universal features of price formation in financial markets: perspectives from deep learning. *Quantitative Finance*, 19(9), 1449-1459.
- Ta, V. D. Liu, C. M. & Tadesse, D. A. (2020). Portfolio optimization-based stock prediction using long-short term memory network in quantitative trading. *Applied Sciences*, 10(2), 437.
- Verma, S. Mishra, S. Sharma, V. Nandal, M. Garai, S. & Alkhayyat, A. (2024). Distinctive Assessment of Neural Network Models in Stock Price Estimation. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*.