journal homepage: www.Jnabm.ir

Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM)

ISSN: 2783-5405

An intelligent stock price forecasting model based on deep learning: with dimensionality reduction approach

Shohreh Zokaei[1], Mohammad Reza Sanaei[*2], Akbar Mirzapour Babajan[3]

1- PhD Candidate of Information Technology Management, Department of Information Technology Management, Faculty of Management and Accounting, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

2*- Assistant Professor, Department of economy, Faculty of Management and Accounting, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

3- Assistant professor,Department Economics, Faculty of Management and Accounting, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

Abstract

Forecasting stock price and returns is one of the most complicated andcontroversial issues in financial markets . The stock market has always been influenced by the state of the national economy, investors; perceptions and political events, and the price series is highly non-linear and unstable. With continuous research and updating of researchers in the economic market and stock market theory, the components of stock price index prediction were gradually exposed and stock price prediction became possible. This research was also conducted with the aim of providing an intelligent stock price forecasting model based on deep learning in the Tehran Stock Exchange market - with the approach of dimensionality reduction techniques for managing the capital portfolio in order to increase returns and reduce investment risk . The data used in the period of 2020-2023 were received from the Kodal system and coded and analyzed using the CRISP method and using the Python programming language. A combination of LSTM, PCA and SVD algorithms was used for the proposed model. Comparing the combination of dimensionality reduction methods with artificial intelligence methods shows that the use of PCA dimensionality reduction method can improve the performance of deep learning compared to other data dimensionality reduction methods .

Keywords: Intelligent model, stock price prediction, deep learning

Citation:
Zokaei, S., Sanaei, M., & Mirzapour Babajan, A. (2024). An intelligent stock price forecasting model based on deep learning: with dimensionality reduction approach. Journal of Intelligent Marketing Management, 5(3), 299-324.

Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM), 1403, Volume 5, Number 3, Number 25
Publisher: Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM)
Type of Article: Scientific Research
https://doi.org/JABM.3.2.15564.35125656565047
© Authors
Received: 29/04/2024
Received in revised from: 07/09/2024
Accepted: 12/10/2024
Published online: 11/11/2024

journal homepage: www.Jnabm.ir

نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند

ISSN: 2783-5405

مدل هوشمند پیش‌بینی قیمت سهام مبتنی بر یادگیری عمیق: با رویکرد کاهش ابعاد

شهره زکایی[1]، محمدرضا ثنائی[2*]، اکبر میرزاپور باباجان[3]

۱- دانشجوی دکتری مدیریت فناوری اطلاعات، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت وحسابداری، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی.

۲*- استادیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکدهٔ مدیریت و حسابداری، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

۳- استادیار گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت وحسابداری، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

چکیده

پیش‌بینی قیمت و بازده سهام یکی از پیچیده‌ترین و بحث‌برانگیزترین موضوعات در بازارهای مالی است. بازار سهام همواره تحت تأثیر وضعیت اقتصاد ملی، تصورات سرمایه‌گذاران و رویدادهای سیاسی بوده است و سری قیمت‌ها به شدت غیرخطی و غیرثابت است. با تحقیقات مستمر و به‌روزرسانی محققان در بازار اقتصادی و تئوری بازار سهام، به‌تدریج مؤلفه‌های پیش‌بینی شاخص قیمت سهام در معرض دید قرار گرفتند و پیش‌بینی قیمت سهام امکان‌پذیر شد. این پژوهش نیز با هدف ارائهٔ مدل هوشمند پیش‌بینی قیمت سهام مبتنی بر یادگیری عمیق در بازار بورس اوراق بهادار تهران ـ با رویکرد تکنیک‌های کاهش ابعاد جهت مدیریت سبد سرمایه انجام شد تا افزایش بازده و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری ممکن شود. داده‌های استفاده‌شده در بازهٔ زمانی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۲ از سامانهٔ کدال دریافت و با استفاده از روش CRISP و با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون کدنویسی و تحلیل شدند. برای مدل پیشنهادی ترکیبی از الگوریتم‌های LSTM، PCA و SVD استفاده شد. مقایسهٔ ترکیب روش‌های کاهش ابعاد با روش‌های هوش مصنوعی نشان می‌دهد برای پیش‌بینی برای روز آتی به‌کارگیری روش کاهش ابعاد PCA می‌تواند عملکرد یادگیری عمیق را نسبت‌به سایر روش‌های کاهش ابعاد داده بهبود بخشد.

کلیدواژه‌ها: مدل هوشمند ، پیش‌بینی قیمت سهام، یادگیری عمیق.

استناد:

زکایی ، شهره و ثنائی ، محمدرضا و میرزاپور باباجان ، اکبر. (۱۴۰۳). مدل هوشمند پیش‌بینی قیمت سهام مبتنی بر یادگیری عمیق: با رویکرد کاهش ابعاد. مدیریت بازاریابی هوشمند, ۵ (۳), ۲۹۹-۳۲۴.

نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند،۱۴۰۳، دوره۵، شماره۳، پیاپی۲۵

ناشر: نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند

نوع مقاله: علمی پژوهشی

© نویسندگان

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۱۰

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۳/۰۶/۱۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۲۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۸/۲۱

https://doi.org/JABM.3.2.15564.35125656565047

مقدمه

بازار سهام نشان‌دهندهٔ یک رویکرد جمعی خرید و فروش ابزارهای مختلف به‌صورت عمومی و یا خصوصی است (چائودری و تخر[۱] ۲۰۲۱). دلیل اصلی که مردم در بازار سهام سرمایه‌گذاری می‌کنند، به‌دست آوردن سود است که لازمهٔ آن داشتن اطلاعات درست از بازار و تغییرات سهام و پیش‌بینی روند آیندهٔ آن است. بنابراین، سرمایه‌گذار نیازمند ابزارهای لازم قدرتمند و قابل اعتماد است که از طریق آن به پیش‌بینی قیمت سهام بپردازد (ژیانگ[۲] ۲۰۲۱). پیش‌بینی بازار مالی برای سرمایه‌گذاری در بازار سهام و مدیریت ریسک، بسیار بحرانی است. تلاش‌های آکادمیک بسیاری برای کشف روش‌های جدید و شاخص‌های پیش‌بینی جدید در جهت دستیابی به عملکرد بهتر وقف شده است (چن یو[۳] ۲۰۲۲). فعالان بازار سرمایه و پژوهشگران از روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی قیمت‌ها استفاده می‌کنند و همواره به دنبال استفاده از مدل‌ها و الگوریتم‌های نوینی هستند که بتوانند با رفع نقایص مدل‌های قبلی، با اطمینان بیشتر از آن بهره ببرند (کهیند[۴] و همکاران، ۲۰۲۳). در سال‌های اخیر، پیش‌بینی هوشمند مالی به جهت‌گیری امیدوارکننده‌ای برای توسعهٔ صنعت مالی تبدیل شده است که می‌تواند تا حد زیادی کارایی مدیریت ریسک مالی و تجزیه و تحلیل تصمیم‌گیری‌های مرتبط را بهبود بخشد (نیو[۵] و همکاران، ۲۰۲۰). با این حال به‌دلیل تصادفی بودن و بی‌ثباتی بازار سهام، درک تغییرات قیمت سهام دشوار است و اغلب برای دولت، تنظیم بازار سهام به‌طور مؤثر و به‌موقع آسان نیست (لیو و لونگ[۶] ۲۰۲۰). بازارهای سهام مالی، روزانه حجم عظیمی از اطلاعات قیمت سهام را تولید می‌کنند و دانش‌پژوهان و ذینفعان برای یادگیری و تسلط بر قوانین پیش‌بینی قیمت سهام بر استفاده از مجموعه داده‌های موجود تمرکز کرده‌اند (کنول[۷] ۲۰۲۲). توجه به تنوع متغیرهایی که می‌توان از آن‌ها برای پیش‌بینی استفاده کرد، مهم است. داده‌های خام قیمت، شاخص‌های فنی که از داده‌های تاریخی بیرون می‌آیند، سایر بازارهای مرتبط با بازار هدف، نرخ ارز، قیمت نفت و بسیاری از متغیرهای دیگر می‌توانند برای پیش‌بینی بازار مفید باشند. متأسفانه، معمولاً تجمیع چنین مجموعهٔ متنوعی از اطلاعات به گونه‌ای که یک الگوریتم پیش‌بینی خودکار بازار بتواند از آن‌ها استفاده کند، کار ساده‌ای نیست و از آنجایی که رفتار بازارهای سهام پیچیده، غیرخطی و پرسروصداست، استخراج ویژگی‌هایی که برای انجام پیش‌بینی‌ها به اندازهٔ کافی پر معنی و عمیق باشند، یک چالش اصلی است و به‌نظر می‌رسد یادگیری عمیق، رویکرد امیدوارکننده‌ای برای آن باشد (هراتی‌زاده و حسین‌زاده[۸] ۲۰۱۹). اگرچه روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین عملکرد مثبتی در پیش‌بینی قیمت سهام به‌دست آورده است، اما توانایی آن برای درک اطلاعات در سطح عمیق‌تر عمومی است که نیاز به بهبود بیشتر دارد (نیو و همکاران، ۲۰۲۰).

مطالعات تحقیقاتی اخیر نشان داده است که مدل‌های پیش‌بینی یادگیری عمیق نتایج دقیق‌تری را در مقایسه با مدل‌های سنتی یادگیری ماشین در بازار مالی تولید می‌کنند. یادگیری عمیق معرف سلسله‌ای از الگوریتم‌هاست که در آن از چندین لایه پردازش اطلاعات به‌ویژه اطلاعات غیرخطی استفاده می‌شود تا بهترین ویژگی‌های مناسب از ورودی خام استخراج شود و از طرفی، بازار سهام دارای سیستمی بسیار پیچیده، غیرخطی و آشوب‌گونه است که تحت تأثیر شرایط سیاسی، اقتصادی و روان‌شناسی است. به همین جهت بررسی این سیستم بسیار دشوار به‌نظر می‌رسد و از این رو به مرور زمان، پژوهشگران دریافته‌اند که با روش‌های سنتی نمی‌توان یک سیستم پویا و پیچیده را تحلیل کرد و لذا به سمت استفاده از روش‌های هوشمند سوق پیدا کرده‌اند. تعداد بالای متغیرهای ورودی به‌طور معمول باعث افزایش پیچیدگی و به‌تبع آن کاهش کارایی الگو می‌شود. از این رو، استفاده از تکنیک‌های کاهش ابعاد ورودی، ممکن است به افزایش دقت الگوریتم کمک کند (شریف‌فر و همکاران، ۱۴۰۱). مشکل افزایش ناخواستهٔ ابعاد، مشکل فراگیری است. این مشکل، ناشی از تثبیت اندازه‌گیری و ضبط داده‌هاست که از گذشته وجود داشته است. این مسئله، مشکل جدیدی نیست، ولی اخیراً به‌دلیل افزایش داده‌ها،

اهمیت بیشتری پیدا کرده است. به‌کارگیری همهٔ عوامل نه‌تنها باعث ایجاد مشکلات فنی، بلکه باعث پیچیدگی مدل و افزایش اشتباهات آماری نیز می‌شود. بنابراین استفاده از تکنیک‌های مختلف کاهش ابعاد برای کاهش این خطاها و دسترسی به نتایج بهتر است. در این پژوهش قصد داریم که درخصوص ترکیب انتخاب الگوریتم‌های یادگیری عمیق و روش کاهش بُعد به‌منظور رسیدن به بالاترین میزان دقت پیش‌بینی قیمت سهام در یک روز آتی به ارزیابی میزان دقت هر یک از ترکیب‌ها و نهایتاً دستیابی به دقیق‌ترین ترکیب بپردازیم.

گفتنی است تحقیق حاضر به‌دلیل مدل‌سازی و اکتشافی بودن فاقد فرضیه است.

پیشینهٔ پژوهش

پیش‌بینی بازار سهام موضوعی حیاتی در بازار سهام جهانی است. به‌طور معمول، پیش‌بینی سهام بازار با پیش‌بینی دقیق روند و قیمت سهام، به‌منظور افزایش سود معاملاتی، مرتبط است. به‌دلیل غیرخطی بودن و نوسانی بودن بازار سهام، دستیابی به یک پیش‌بینی دقیق از روند سهام فرایندی چالش‌برانگیز است (جان و لاتا؛ ۲۰۲۳). به مرور زمان پژوهشگران دریافته‌اند که با روش‌های سنتی نمی‌توان یک سیستم پویا و پیچیده را تحلیل کرد و لذا به سمت استفاده از روش‌های هوشمند سوق پیدا کرده‌اند (شریف‌فر و همکاران، ۱۴۰۱). برخی افراد بر این باورند که براساس داده‌های تاریخی سهام، آیندهٔ قیمت سهام قابل پیش‌بینی است (مالکیل و فاما؛ ۱۹۷۰[1]). با این‌حال، پیش‌بینی دقیق از سری‌های زمانی به‌ویژه سری‌های زمانی مالی چندمتغیره به‌دلیل برخی عوامل پیچیده مانند تصادفی بودن ذاتی سری‌های زمانی همچنان چالش‌برانگیز است (نیو[1] و همکاران، ۲۰۲۰). در پژوهشی (شریف‌فر و همکاران، ۱۴۰۱) از ترکیب الگوریتم‌های یادگیری عمیق CNN و LSTM استفاده شده است. درخصوص تکنیک‌های کاهش ابعاد فقط از تکنیک PCA استفاده کرده است. نتیجهٔ این مقاله نشان می‌دهد که این الگوریتم ترکیبی عملکرد بهتری نسبت‌به الگوریتم RNN دارد. در پژوهشی دیگر (بهشتی و همکاران، ۱۴۰۱) به ارائهٔ یک روش پیش‌بینی قیمت روز آیندهٔ سهام براساس ساختار شبکهٔ عصبی عمیق با استفاده از داده‌های قیمت، مجموعه‌ای از شاخص‌های فنی و سرتیتر اخبار به‌عنوان ورودی مدل پرداخته شده است. از سه شبکهٔ SVM، MLP و RNN برای ارزیابی مدل استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل LSTM بالاترین دقت پیش‌بینی را با استفاده از اخبار و داده‌های مالی به‌دست آورده است. همچنین مدل LSTM در مقایسه با شبکه‌های عصبی SVM ،MLP، و RNN از عملکرد بهتری برخوردار است. در مقالهٔ خلیلی و همکاران (۱۴۰۰) با عنوان «ارزیابی و اعتبارسنجی معماری بهینهٔ یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام» (رویکرد الگوریتم حافظهٔ کوتاه‌مدت ماندگار LSTM)، توانای معماری‌های الگوریتم حافظهٔ کوتاه‌مدت ماندگار (LSTM) جهت پیش‌بینی قیمت سهام مورد بررسی قرار گرفته است. علاوه‌براین، ضمن طبقه‌بندی عوامل مؤثر بر قیمت سهام، مؤلفه‌های نشان‌دهندهٔ معاملات سهامداران حقیقی و حقوقی به‌عنوان عاملی اثرگذار بر قیمت سهام معرفی و بررسی شده است. برای اجرای مدل از سه گروه داده‌های قیمتی، شاخص‌های تکنیکال و معاملات سهامداران حقیقی و حقوقی استفاده شده است. نتایج تحقیق نشان از عملکرد بهتر معماری LSTM همراه با Out Drop نسبت‌به مدل سادهٔ آن و همچنین مدل RNN دارد. در این پژوهش نیز خلأ عدم استفاده از تکنیک‌های کاهش ابعاد محسوس است. باباجانی و همکاران (۱۳۹۸)، با رویکرد ترکیبی، با به‌کارگیری شبکهٔ عصبی بازگشتی مبتنی بر الگوریتم کلونی زنبورعسل مصنوعی (ABC- RNN)، درصدد ارائهٔ مدلی بهینه برای پیش‌بینی قیمت سهام در بورس تهران است. برای این منظور با استفاده از داده‌های سهام پذیرفته‌شده در بازار اول تابلوی اصلی بورس تهران که طی سال‌های ۱۳۹۰ تا پایان سال ۱۳۹۴ مورد معامله قرارگرفته است، ضمن تعریف مؤلفه‌های تکنیکال و بنیادی متعدد، با به‌کارگیری فرایند رگرسیون ـ هم‌بستگی قدم به قدم (SRCS)، مؤلفه‌های مؤثر بر قیمت سهام انتخاب شده و به‌عنوان ورودی مدل تعریف می‌شود. در مرحلهٔ بعد، الگوریتم کلونی زنبورعسل مصنوعی (ABC) در یک فضای طراحی پارامتری، برای بهینه کردن وزن‌ها و تورش‌های شبکهٔ عصبی بازگشتی به‌کار گرفته می‌شود. برای ارزیابی عملکرد مدل، از چندین

معیار برای سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس تهران استفاده می‌شود. نتایج نشان‌دهندهٔ آن است که استفاده از شبکهٔ عصبی بهینه‌شده با الگوریتم کلونی زنبورعسل مصنوعی، دقت قابل ملاحظه‌ای در مقایسه با سایر روش‌های پیش‌بینی دارد. در این پژوهش نیز از تکنیک‌های کاهش ابعاد استفاده نشده است. شوشتریان و همکاران (۱۳۹۷)، به طراحی و به‌کارگیری مدلی برای پیش‌بینی دقیق قیمت فلزات گران‌بها طبق قیمت آن‌ها در طول زمان پرداخته‌اند. در این تحقیق از دو روش LSTM و RNN برای پیش‌بینی قیمت فلزات گران‌بها استفاده شده است. مدل‌سازی‌های متنوعی بر روی داده‌ها انجام گرفته است و نتایج هرکدام مورد بررسی قرار گرفته‌اند. نتایج شبیه‌سازی‌ها براساس شرایط مختلف و در سری‌های زمانی مختلف در پایتون انجام شده و مورد مقایسه قرار گرفته است. نتیجهٔ پژوهش نشان داده است که روش RNN بهتر از روش LSTM عمل می‌کند. در این پژوهش از تکنیک‌های کاهش ابعاد استفاده نشده است. سانگ[۲] و همکاران (۲۰۲۳)، در مقاله‌ای با عنوان «احساسات سرمایه‌گذار براساس روش PCA مقیاس‌شده: پیش‌بینی‌کنندهٔ قوی نوسانات تحقق‌یافته در بازار سهام چین» به نتیجه می‌رسد که میزان دقت پیش‌بینی‌کننده ارتباط زیادی با کاهش ابعاد آن دارد. ژنگ[۳] و همکاران (۲۰۲۱)، در مقاله‌ای یک مدل پیش‌بینی ترکیبی با ترکیب تجزیه و تحلیل مؤلفهٔ اصلی ارائه کردیم (PCA) و شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) ارائه می‌کند که در آن قیمت سهام دو نوع صنعت هوافضا (تولیدکننده و اپراتور) بررسی شده است. نتایج نشان می‌دهد که PCA می‌تواند دقت و کارایی پیش‌بینی را بهبود بخشد. ینگی[۴] و همکاران (۲۰۲۰)، به مقایسهٔ انواع مدل‌های LSTM، MLP و CNN درخصوص پیش‌بینی شاخص‌های مالی در افق زمانی یک روزه پرداخته است. درنهایت با استفاده از خطای RMSE بهترین عملکرد به ترتیب برای CNN، LSTM و MLP بوده است. سایر پژوهش‌های انجام‌شده به صورت خلاصه در جدول ۱ آمده است:

جدول ۱: پیشینهٔ پژوهش

شمارهٔ مقاله	سال	ابزارها و روش‌ها	نتایج و دستاوردها
سینگا[۱۵] و همکاران	۲۰۱۹	تحلیل مؤلفه‌های اصلی مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان الگوریتم فراابتکاری ازدحام ذرات	مدل هیبردی در سه بُعد مهندسی ویژگی، مدل پیش‌بینی و بهینه‌سازی پارامترهای مدل پیش‌بینی ارائه شده است. نتایج حاکی از خطای ۰,۶۵ درصدی که عدد بسیار کوچکی است در پیش‌بینی قیمت سهام است.
لانگ[۱۶] و همکاران	۲۰۱۹	تحلیل مؤلفهٔ اساسی کرنل‌محور رگرسیون ماشین بردار پشتیبان.	نتایج حاکی از برتری مطلق روش تحلیل مؤلفهٔ اساسی کرنل‌محور در مهندسی ویژگی قیمت سهام است.
شاندر	۲۰۱۹	مدل آریما (مدل سری زمانی خطی) و قارچ (مدل سری زمانی غیرخطی).	عملکرد مدل هیبرید بهتر از عملکرد تک تک مدل‌ها به صورت مجزاست.
سینگ[۱۷] و همکاران	۲۰۱۹	مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان مدل فراابتکاری کرم شب‌تاب	بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌ها به افزایش دقت مدل منجر می‌شود.
ژو[۱۸] و همکاران	۲۰۱۹	الگوریتم جست‌وجوی متوازن شبکه‌های عمیق باور بیزین	نتایج مدل هیبرید نشان‌دهندهٔ برتری آن نسبت به مدل‌های مرجع است.
لیو[۱۹] و همکاران	۲۰۱۹	الگوریتم یادگیری انتقالی	با استفاده از منطق وزن‌دهی مبتنی بر الگوریتم یادگیری انتقالی ارائه‌شده، به کاهش ریسک در تصمیم‌گیری‌های مربوط به خرید یا فروش سهام منجر می‌شود.
چن[۲۰] و همکاران	۲۰۱۹	رویکرد یادگیری تقویتی تئوری گراف	این مدل هیبرید، ساختاری برای ساخت سیستم پیشنهاددهنده ارائه می‌دهد.

		یادگیری انتقالی	
ژانگ و همکاران	۲۰۱۹	الگوریتم یادگیری انتقالی الگوریتم یادگیری حافظهٔ کوتاه‌مدت ـ بلند مدت	طراحی و معماری این مدل ترکیبی به بهبود قابل توجه در دقت پیش‌بینی سهام‌های با رفتار نامنظم منجر شده است.
پنگ[۲۱] و همکاران	۲۰۱۹	شبکه‌های سلسله‌مراتبی توجه	الگوریتم ارائه‌شده به پیش‌بینی با دقت بالای رفتارهای هیجانی منجر می‌شود.
چانگ و شین[۲۲]	۲۰۱۹	یک مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی و الگوریتم نقشه‌های خودسازمانده	این مدل ترکیبی دارای دقت بالا در تشخیص جهت‌گیری‌های سهم (بالارونده، پایین‌رونده) است.
تیاگو[۲۳] و همکاران	۲۰۱۹	الگوریتم عمیق MFNN شبکه‌های حافظهٔ کوتاه‌مدت ـ بلندمدت	استفاده از این رویکرد مهندسی ویژگی به افزایش ارزش سهام‌ها در خرید و فروش‌های مبتنی بر این الگوریتم نسبت به الگوریتم‌های دیگر منجر شده است.
بگ اوم[۲۴] و همکاران	۲۰۱۹	خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر منطق فازی و شبکه‌های عصبی	شاخصی برای افت یا خیزش سهام معرفی شده که هدف محاسبه و تخمین این شاخص با استفاده از منطق نروفازی است. نتایج حاکی از دقت بالای ۹۹ درصد در پیش‌بینی درست افت یا خیزش قیمت سهام شرکت تولید رایانهٔ اپل دارد.
یرین[۲۵] و همکاران	۲۰۲۰	خوشه‌بندی به روش کای ـ میانگین مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان با جنگل‌های تصادفی	این رویکرد هیبرید خطای کم‌تری نسبت‌به مدل‌های مشابه و مرجع دارد.
میشل[۲۶] و همکاران	۲۰۲۰	تبدیلات موجک	با بهبود عملکرد مدل پیش‌بینی در تشخیص نقاط پرت،

		یادگیری عمیق حافظهٔ کوتاه‌مدت ـ بلندمدت	به افزایش تعمیم‌پذیری مدل در پیش‌بینی قیمت سهام منجر شود.
گئولینگ[۲۷] و همکاران	۲۰۲۰	شبکهٔ هامبرشین ـ واینر فازی	این مدل ترکیبی قادر است شیفت‌های پویای موجود در داده‌ها را به خوبی پیش‌بینی و مدل کند.
بوکیج[۲۸] و همکاران	۲۰۲۰	شبکه‌های عصبی عمیق پیچشی الگوریتم حافظهٔ کوتاه‌مدت ـ بلندمدت	مدل قادر است رفتارهای مشابه و نقطهٔ تغییر این رفتارها را در گذر زمان شناسایی کند و از این رو، نقاط عطف قیمتی سهام‌ها را پیش‌بینی نماید.
پائولینا و مسکو؛[۲۹] کامینگ و[۳۰] همکاران	۲۰۲۰	تحلیل مؤلفهٔ اساسی تجزیهٔ سری زمانی با الگوریتم CEEMD	تجزیهٔ سری زمانی به عوامل فصلی، روند و تصادفی و پیش‌بینی جداگانهٔ هر سری به افزایش دقت مدل عمیق در پیش‌بینی منجر شده است.
کریستوف[۳۱] و همکاران	۲۰۲۰	الگوریتم ژنتیک با شبکه‌های عصبی عمیق پیچشی	بدون بهینه‌سازی پارامتر کارا در الگوریتم‌های عمیق، امکان دستیابی به دقت بالا وجود نخواهد داشت.
لی لی[۳۲] و همکاران	۲۰۲۱	رویکرد پروفت	نیازمند داده‌های مبتنی بر زمان برای پیش‌بینی دقیق

روش‌شناسی تحقیق

نوع مطالعه در تحقیق حاضر، مطالعه از نوع توصیفی و مدل‌سازی است. در فاز مدل‌سازی، رویکرد موجود، رویکرد CRISP-DM[۳۳] است که شامل گام‌های زیر است:

گام یک:

شناخت ماهیت کسب‌وکار: شناخت ماهیت سهام و شیوهٔ رفتارها و تعاملات موجود میان بازیگران مختلف، در این مرحله در دستور کار خواهد بود.

گام ۲: شناخت داده:

پس از آنکه بازار بورس موردنظر انتخاب شد، داده‌ها از منظر مختلف نظیر تمیز بودن، وجود داده‌های پرت، رفتارهای معمول و الگوهای اولیه موجود مورد بررسی قرار می‌گیرد.

گام ۳: آماده‌سازی داده:

داده‌های خام انتخابی در اکثر مواقع مناسب تحلیل نیستند. اگر داده گم‌شده باشد، باید با استراتژی مناسب پر شود. اگر تبدیلات و نرمال‌سازی نیاز است باید صورت گیرد، اگر لازم باشد از روی ویژگی‌های موجود، ویژگی‌های جدید ایجادشده یا ویژگی‌های جدید نظیر ایام تعطیلات و ... به داده‌ها الحاق شود و ... این مرحله یک گام مهم و کلیدی در رسیدن به نتایج با دقت بالاست.

گام ۴: مدل‌سازی:

در این مرحله مدل‌سازی اولیهٔ مدل هیبرید یادگیری عمیق در کنار مدل یادگیری انتقالی طراحی و پیاده‌سازی خواهد شد.

گام ۵: ارزیابی:

مدل‌ها باید از نظر شاخص‌هایی نظیر دقت و تعمیم‌پذیری پیش‌بینی مورد مقایسه قرار گیرند تا بهترین مدل انتخاب شود.

گام ۶: جاری‌سازی:

بعد از انتخاب بهترین مدل، باید مدل پیش‌بینی در قالب ساختار خودکار، در یک سیستم تعبیه شود تا در یک فرایند همیشگی پیش‌بینی‌ها به‌دست آید. این ساختار، در قالب یک سیستم پیشنهاددهنده ارائه خواهد شد.

در مرحلهٔ مطالعهٔ کتابخانه‌ای، روش گردآوری اطلاعات در این پژوهش به‌صورت کتابخانه‌ای بوده و مطالب به‌دست آمده حاصل از مطالعه و بررسی کتب، مقالات، پروژه‌های تحقیقاتی، پایان‌نامه‌ها و سایت‌های علمی و فنی است. در بخش داده‌های مربوط به مدل‌سازی، داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، داده‌های قیمت سهام‌های مختلف دربازار بورس است. ازاین‌رو، این داده‌ها از طریق درگاه‌های الکترونیکی تعبیه‌شده دریافت خواهد شد. به‌منظور گردآوری اطلاعات از بانک‌های اطلاعاتی موجود در درگاه‌های داده‌ای بورس (داخلی یا خارجی) استفاده خواهد شد. به‌منظور تجزیه و تحلیل داده‌ها، مدل‌سازی و ساخت سیستم توصیه‌گر، از نرم‌افزار کدنویسی پایتون استفاده خواهد شد.

مدل ریاضی تحقیق

در این پژوهش هدف استفاده از ترکیب الگوریتم یادگیری عمیق LSTM که درخصوص سری‌های زمانی مالی استفاده می‌شود با تکنیک‌های کاهش بُعد شامل PCA و SVD جهت ارائهٔ مدل پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار است.

پس از مشخص شدن مجموعه شاخص‌های مؤثر بر قیمت سهام، که یکی از اهداف کاربردی این پژوهش است، از تکنیک‌های کاهش ابعاد برای حذف ویژگی‌های نامربوط و اضافی از مجموعه داده‌ها استفاده می‌شود که کارایی مدل‌های یادگیری عمیق را به‌طور چشمگیری افزایش خواهد داد. لذا در ادامه تکنیک‌های کاهش بُعد مورد استفاده در این پژوهش معرفی می‌شود.

کاهش ابعاد با تحلیل مؤلفهٔ اساسی PCA

تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) روشی است که تعدادی از داده‌های خام مرتبط را به تعداد کمی از ترکیبات خطی نامرتبط، بدون تغییر دادن ساختار داده‌های نمونه، تبدیل می‌کند. برای کاهش ابعاد و ساده کردن مسائل پیچیدهٔ چندبُعدی، تعداد کم‌تری از متغیرهایی که اطلاعات داده‌های اساسی را بیشتر منعکس می‌کنند، جایگزین تعداد متغیرهای زیاد می‌شوند.

برای استخراج مؤلفهٔ اساسی، داده‌های اصلی باید استاندارد شوند، بدین معنا که میانگین کرنش کم می‌شود و سپس بر واریانس تقسیم می‌شود تا تأثیر ابعاد مختلف ازبین برود.

$$\begin{cases} Y_{ij}^{*} = \frac{x_{ij} - \overline{x}_j}{s_j} \\ i = 1,2,..,m\,;\, j = 1,2,\ldots,n \end{cases} \qquad (۳-۱)$$

سپس ماتریس ضریب هم‌بستگی R محاسبه شده و مقدار ویژه (i=1,2,…,n) با حل معادلهٔ مشخصه $|\lambda E - R| = 0$ به‌دست می‌آید.

$$\begin{cases} R = \left[\frac{1}{m-1}\sum_{k=1}^{n} Y_{ti}.\,Y_{ij}\right] \\ i = 1,2,..,n\,;\, j = 1,2,\ldots,n \end{cases} \qquad (2-3)$$

مقدار ویژهٔ λ_i واریانس مؤلفه‌های اساسی است و برای توصیف اطلاعات موجود در جهت بردار ویژگی مربوطه، استفاده می‌شود. بزرگی مقدار ویژگی به‌طور مستقیم منعکس‌کنندهٔ تأثیر هر جزء اساسی است. سهم در واریانس یک بردار ویژه، از تقسیم مقدار یک مقدار ویژه بر مجموع همهٔ مقادیر ویژه به‌دست می‌آید.

$\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{n}\lambda_k}$ i امین مؤلفه اساسی است. $\frac{\sum_{k=1}^{i}\lambda_k}{\sum_{k=1}^{n}\lambda_k}$ نرخ مشارکت تجمعی ابعاد اساسی i قبلی است. بایستی اطمینان حاصل شود که جزء اساسی انتخاب‌شده حاوی بیشترین اطلاعات از داده‌های اصلی است. درنهایت مقدار بار مؤلفه اساسی محاسبه می‌شود و مقدار امتیاز جزء اساسی به‌عنوان داده‌های آموزشی جدید به‌دست می‌آید (ژانگ[۳۴]،۲۰۲۳).

$$\begin{cases} T = p(z_i, x_j) = \sqrt{\lambda_i}\, a_{ij} \\ i = 1,2,..,m\,;\, j = 1,2,\ldots,n \end{cases} \qquad (۳-۳)$$

تجزیهٔ مقدار منفرد SVD

تجزیه SVD اساساً نوعی تجزیهٔ ماتریس است. برای داده‌های سهام، می‌توان آن را به‌عنوان یک ماتریس $m \times n$ ، که در آن m تعداد رکوردهای داده‌های سهام و n تعداد ویژگی‌های سهام است (برای مثال، ابعاد)، نشان داد.

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} \ldots x_{1n} \\ . \\ . \\ . \\ x_{m1} \ldots x_{mn} \end{pmatrix} \qquad (۳-۴)$$

SVD برای تجزیهٔ ماتریس دادهٔ سهام به صورت زیر استفاده می‌شود:

$$X = U \sum V^T \qquad (۳-۵)$$

$$X^T X = (VS^T U^T) USV^T = V(S^T S)V^T \qquad (۳-۶)$$

$$XX^T = USV^T (VS^T U^T) = U(SS^T)U^T \qquad (۳-۷)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} \qquad (۳-۸)$$

در معادلهٔ (۳-۶)، ماتریس ویژگی $X^T X$، درواقع ماتریس V در SVD است. در معادلهٔ (۳-۷) ، ماتریس ویژگی XX^T، درواقع ماتریس U در SVD است. در معادلهٔ (۳-۸) جذر مقدار ویژهٔ $\sum$ ماتریس برابر است با مقدار ویژهٔ ماتریس $X^T X$. به‌طور خاص، ماتریس U یک ماتریس منفرد راست $m \times m$ است، ماتریس $\sum$ یک ماتریس $m \times n$ است و ماتریس V یک ماتریس منفرد راست $n \times n$ است.

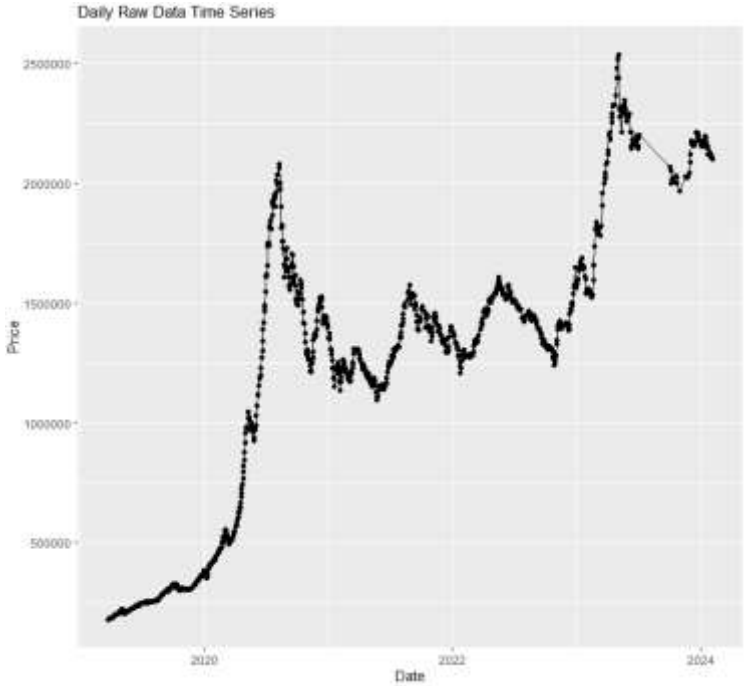
براساس SVD، ماتریس X را می‌توان به شکلی تبدیل کرد که در آن سه ماتریس ضرب می‌شوند. این عناصر مورب ماتریس$\sum$ مقادیر منفرد ماتریس X هستند که تقریباً می‌توانند اهمیت ویژگی در ماتریس را منعکس کنند. مقادیر منفرد کوچک در ماتریس را می‌توان نادیده گرفت، زیرا ممکن است نویز باشند (سان[۳۵] همکاران، ۲۰۲۱).

آمار توصیفی

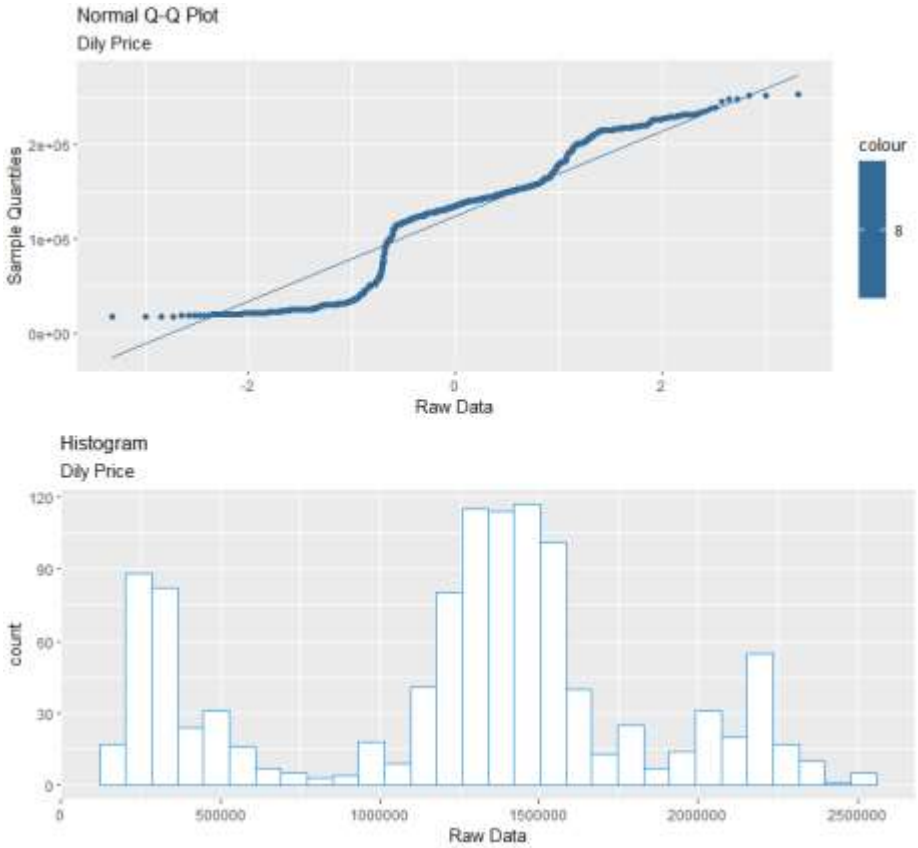
داده‌های گردآوری‌شده شامل قیمت آغازین، قیمت پایانی، بیشترین قیمت، کم‌ترین قیمت، میزان تغییر و درصد تغییر شاخص کل قیمت بورس تهران در دورهٔ زمانی سال ۱۳۹۸ تا بهمن‌ماه سال ۱۴۰۲ جامعهٔ آماری ما را تشکیل می‌دهد. داده‌ها به‌صورت روزانه گردآوری شده و مجموعاً مشتمل بر ۱۱۱۰ مشاهده مربوط به ۱۸۰۰ روز بوده که از این میان داده‌های مربوط به ۳۶ روز که مربوط به متغیر درصد تغییر هستند از نمونه حذف شدند. خلاصه‌ای از وضعیت داده‌های روزانه در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین شکل ۲ نمودار تغییرات قیمت در بازهٔ مذکور را نشان می‌دهد.

جدول۲ : مشخصات داده‌های گردآوری‌شده (منبع: یافته‌های پژوهش)

آماره	قیمت آغازین	قیمت پایانی	بالاترین قیمت	کم‌ترین قیمت	میزان تغییر	درصد تغییر
میانگین	۱,۲۴۲,۴۷۴	۱,۲۳۶,۶۰۳	۱,۲۴۹,۶۴۳	۱,۲۴۳,۴۷۵	۱۳,۳۸۴	۰
انحراف معیار	۵۹۵,۷۹۷	۵۹۱,۸۹۳	۵۹۷,۴۴۴	۵۹۴,۴۲۶	۱۶,۰۲۹	۰
چارک اول	۹۳۸,۷۰۹	۹۲۶,۲۳۰	۹۴۹,۶۰۷	۹۴۳,۱۲۲	۲,۵۲۱	۰
میانهٔ	۱,۳۵۵,۴۶۶	۱,۳۴۴,۹۴۵	۱,۳۶۱,۵۷۲	۱,۳۵۵,۲۹۶	۷,۶۱۹	۰
چارک سوم	۱,۵۴۷,۰۷۶	۱,۵۴۰,۱۸۲	۱,۵۵۲,۷۸۴	۱۵۴۵,۹۷۴	۱۸,۳۹۵	۰
بیشینه	۲,۵۳۵,۲۳۷	۲,۵۲۷۵۴۶	۲,۵۴۸,۲۲۷	۲,۵۳۵,۲۳۷	۱۳۲,۹۰۸	۰
کمینه	۱۷۸,۷۸۸	۱۷۸,۷۴۳	۱۷۹,۱۹۴	۱۷۹,۱۹۴	۰	۰
چولگی	۰,۳۰۸۶۵۵۱۸۸_	۰,۳۰۸۰۳۸۹۶۸_	۰,۳۱۱۸۹۸۴۷_	۰,۳۱۱۰۴۴۲۴۹_	۲,۳۰۳۴۲۷۰۹۱	۱,۳۰۳۵۳۶۶۲۳
کشیدگی	۰,۶۷۲۱۵۲۱۰۲_	۰,۶۷۱۸۲۴۶۷_	۰,۶۷۱۲۳۹۷۳_	۰,۶۷۰۷۶۴۶۲۷_	۷,۷۸۶۴۲۲۳۳۵	۱,۳۴۵۲۴۵۰۶۹
تعداد داده	۱۱۱۰	۱۱۱۰	۱۱۱۰	۱۱۱۰	۱۱۱۰	۱۱۱۰



شکل ۱: نمودار روزانهٔ سری زمانی قیمت شاخص قیمت بورس تهران (منبع: یافته‌های پژوهش)

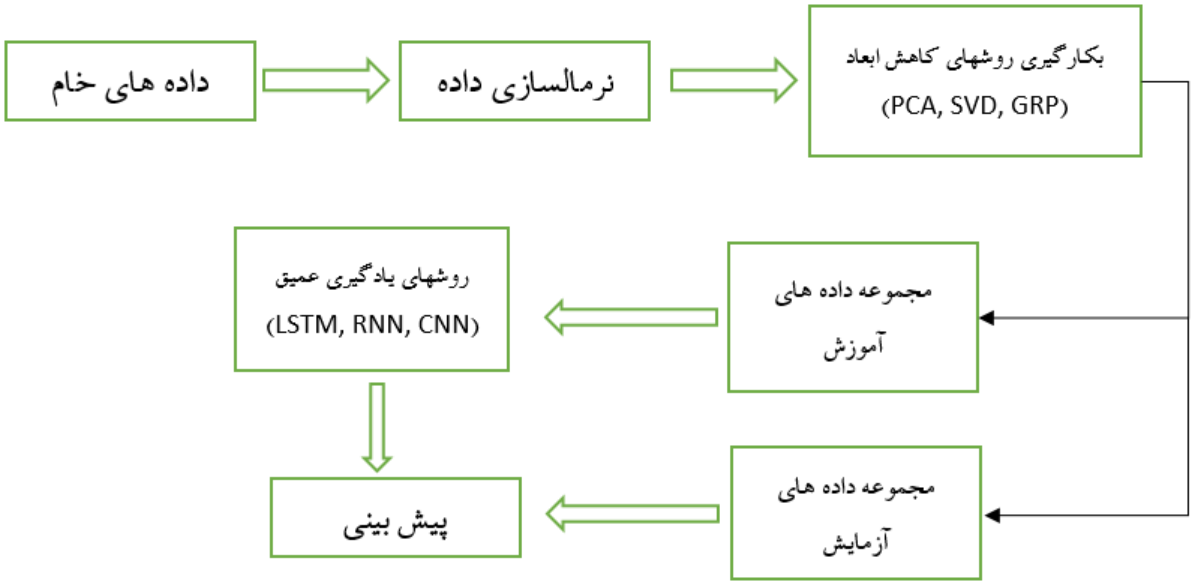


شکل ۲: نمودار Q ـ Q نرمالیتی و هیستوگرام میانگین قیمت روزانه (منبع: یافته‌های پژوهش)

یافته‌های پژوهش

در این بخش از تحقیق به ارائهٔ نتایج حاصل از مدل‌های پیش‌بینی و بررسی دقت هر مدل می‌پردازیم. بر این اساس دو روش کاهش ابعاد PCA، SVD و الگوریتم یادگیری عمیق LSTM شبکه‌های عصبی طراحی شده و پس از بهینه‌سازی ابرپارامترهای هر مدل، با استفاده از داده‌های ورودی آموزش داده شدند. درنهایت داده‌های آزمایشی به‌منظور سنجش دقت هر مدل به الگوریتم‌ها داده شده و دقت آن‌ها اندازه گرفته شد.

فرایند الگوریتم پیشنهادی برای پیش‌بینی قیمت سهام براساس روش‌های کاهش ابعاد و الگوریتم‌های یادگیری عمیق در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل۳: فرایند الگوریتم پیشنهادی (منبع: یافته‌های پژوهش)

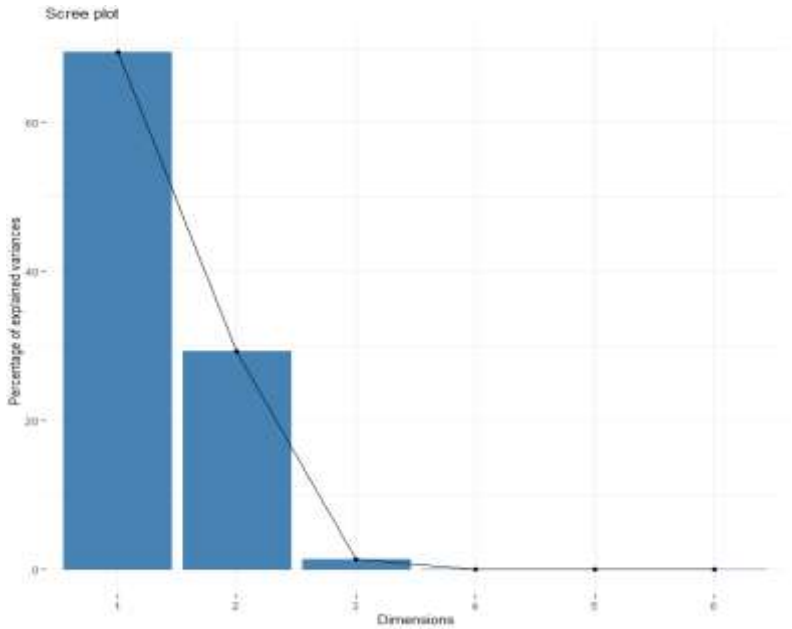
تجزیه و تحلیل نتایج کاهش ابعاد

تجزیه و تحلیل مؤلفهٔ اصلی (PCA)

ممکن است بین شاخص‌های فنی مختلفی که بر قیمت سهام تأثیر می‌گذارند هم‌بستگی وجود داشته باشد. در این تحقیق از نرم‌افزار R برای انجام تحلیل مؤلفه‌های اصلی بر روی شش شاخص فنی شامل قیمت بازگشایی، قیمت بالا، قیمت پایین، قیمت پایانی، میزان تغییر و درصد تغییر استفاده شده است. نتیجهٔ تجزیه و تحلیل به‌صورت جدول ۳ نشان داده شده است. طبق جدول ۳ و مطابق با برآوردهای پژوهش، حدود ۶۹/۴۴ درصد پراکندگی مجموعه داده‌ها توسط مؤلفهٔ اول بازگو شده است. همچنین، حدود ۲۹/۳ درصد پراکندگی توسط مؤلفهٔ دوم تبیین می‌شود. بنابراین، حدود ۹۸/۶۷ درصد پراکندگی مجموعه داده‌ها توسط مؤلفهٔ اول و دوم بازگو شده است. برای انتخاب تعداد مؤلفه‌های هدف بزرگ‌تر یا مساوی ۸۵ درصد تعیین شده است که بنابراین دو مؤلفهٔ اصلی استخراج شده و برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌شود. شکل ۵ تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی مجموعه داده‌ها را نشان می‌دهد.

جدول۳: نتایج تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (منبع: یافته‌های پژوهش)

مؤلفه‌ها	مقادیر بردار ویژه			استخراج ویژگی‌های اصلی		
	کل	درصد پراکندگی	مقدار ویژه	کل	درصد پراکندگی	مقدار ویژه
مؤلفهٔ اول	۶۹,۴۴	۶۹,۴۴	۴,۱۷	۶۹,۴۴	۶۹,۴۴	۴,۱۷
مؤلفهٔ دوم	۹۸,۶۷	۲۹,۲۳	۱,۷۵	۹۸,۶۷	۲۹,۲۳	۱,۷۵
مؤلفهٔ سوم	۹۹,۹۹	۱,۳۲	۰,۰۸			
مؤلفهٔ چهارم	۱۰۰,۰۰۰	۰,۰۱	۰,۰۰			
مؤلفهٔ پنجم	۱۰۰,۰۰۰	۰,۰۰	۰,۰۰			
مؤلفهٔ ششم	۱۰۰,۰۰۰	۰,۰۰	۰,۰۰			



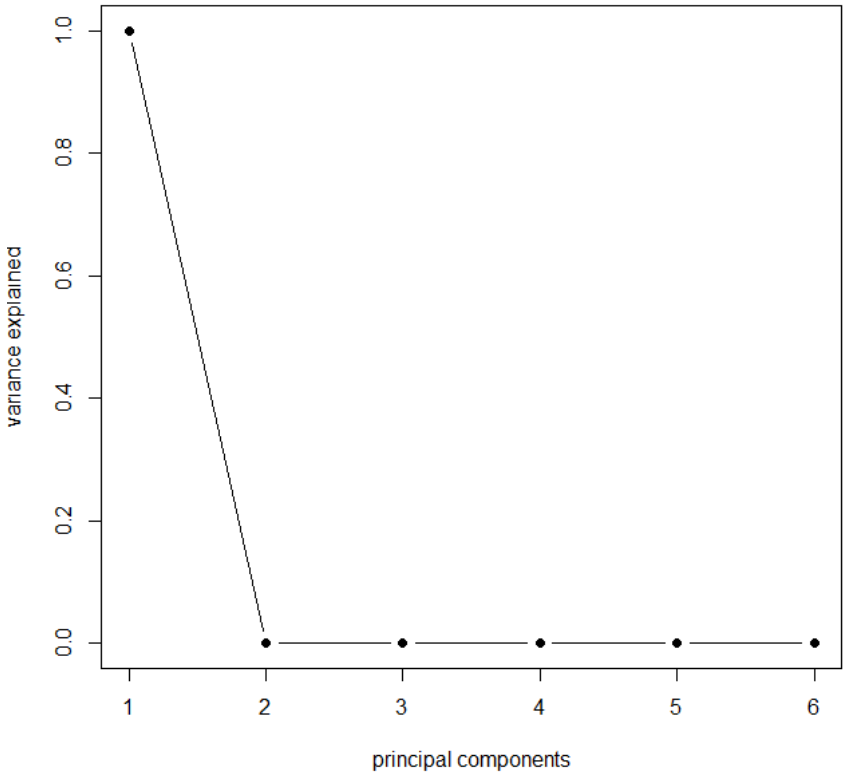
شکل۴ : نتایج تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (منبع: یافته‌های پژوهش)

تجزیهٔ مقدار منفرد (SVD)

تجزیهٔ ارزش منفرد (SVD) یک تکنیک جبر خطی است که برای کاهش ابعاد استفاده می‌شود. هنگامی که SVD را به مجموعهٔ دادهٔ خود اعمال می‌کنید، سه ماتریس U، D و V به‌دست می‌آید. U $_{(M \times K)}$ دارای M ردیف است که در آن M تعداد ویژگی‌های اصلی است و K ابعاد کاهش یافته است. هر ردیف در U نشان‌دهندهٔ یک ویژگی در فضای اصلی است. ماتریس D $_{(K \times K)}$ حاوی مقادیر منفرد است. مقادیر منفرد نشان‌دهندهٔ اهمیت ابعاد مربوطه در فضای کاهش‌یافته است. آن‌ها به ترتیب نزولی مرتب شده‌اند، بنابراین اولین مقدار در ماتریس بزرگ‌ترین است و الی اخر. مقادیر منفرد میزان توضیح‌دهندگی پراکندگی توسط هر بعد را نشان می‌دهد. V $_{(K \times N)}$ ماتریس V دارای K ردیف و N ستون است که N تعداد نمونه‌هاست. هر ردیف در V نشان‌دهندهٔ نمونه‌ای در فضای اصلی است. نتایج جدول ۴ و شکل ۶ نشان می‌دهد که مؤلفهٔ اول حدود ۹۹/۹۹ درصد پراکندگی داده‌ها را بازگو می‌کند.

جدول ۴ : نتایج تجزیهٔ مقادیر منفرد (منبع: یافته‌های پژوهش)

استخراج ویژگی‌های اصلی		مقادیر منفرد		مؤلفه‌ها
درصد پراکندگی	تجمعی	درصد پراکندگی	درصد تجمعی پراکندگی	درصد پراکندگی	
۹۹,۹۹۴۰۵	۹۹,۹۹۴۰۵	۹۹,۹۹۴۰۵	۹۹,۹۹۴۰۵	مؤلفهٔ اول
		۰,۰۰۳۰۷۰۱۷۵	۹۹,۹۹۷۱۲	مؤلفهٔ دوم
		۰,۰۰۱۹۲۴۰۹	۹۹,۹۹۹۵	مؤلفهٔ سوم
		۰,۰۰۰۹۱۰۲۱۹	۹۹,۹۹۹۹۵	مؤلفهٔ چهارم
		۰,۰۰	۱۰۰,۰۰	مؤلفهٔ پنجم
		۰,۰۰	۱۰۰,۰۰	مؤلفهٔ ششم



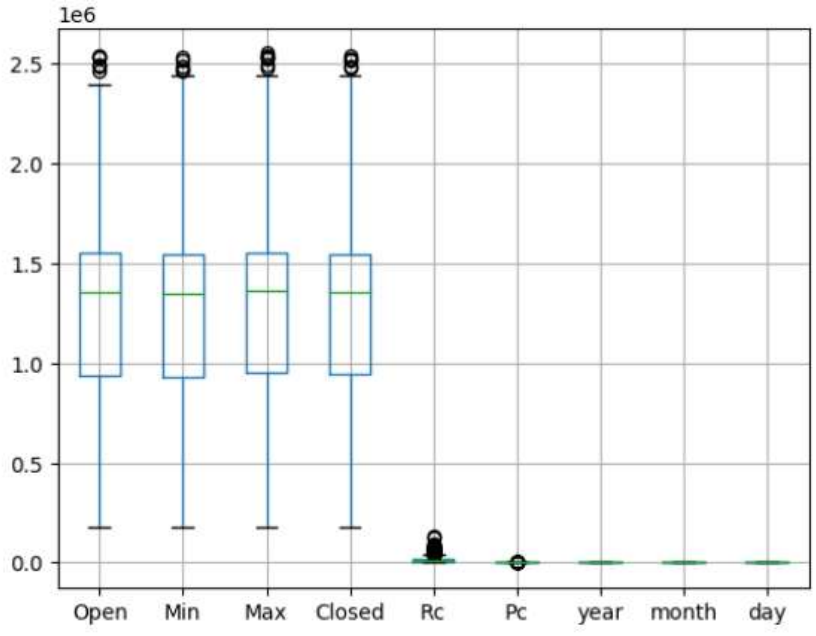
شکل۵: نتایج تجزیهٔ مقادیر منفرد (منبع: یافته‌های پژوهش)

تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از مدل‌های پیش‌بینی

نتایج حاصل از مدل LSTM

الگوریتم‌های PCA/LSTM (یک مدل ترکیبی از تحلیل مؤلفهٔ اصلی (PCA) و شبکه‌های عصبی بازگشتی از نوع حافظهٔ بلند کوتاه‌مدت (LSTM))، SVD/LSTM (یک مدل ترکیبی از تجزیهٔ مقادیر منفرد (SVD) و شبکه‌های عصبی بازگشتی از نوع حافظهٔ بلند کوتاه‌مدت (LSTM)) و GRP/LSTM و شبکه‌های عصبی بازگشتی از نوع حافظهٔ بلند کوتاه‌مدت (LSTM)) است. از روش‌های PCA ، SVD در این الگوریتم‌ها برای کاهش ابعاد و از LSTM برای پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده می‌شود.

ابتدا، مرحلهٔ پیش‌پردازش داده‌ها صورت پذیرفت که عبارت بودند از: ۱. جمع‌آوری و سازماندهی داده‌های خام؛ ۲. بررسی مقادیر گمشده و داده‌های پرت؛ و ۳. نرمال‌سازی داده برای یکسان‌سازی ویژگی‌ها که در یک مقیاس باشند. در همین راستا از لگاریتم قیمت‌ها برای مدل‌سازی استفاده شده است.



شکل۶: نمودار جعبه‌ای برای هر یک از متغیرهای تحقیق (منبع: یافته‌های پژوهش)

در مرحلهٔ دوم، برای کاهش ابعاد مجموعهٔ داده از تجزیه و تحلیل مؤلفهٔ اصلی (PCA)، تجزیهٔ مقادیر منفرد (SVD) استفاده شده است. این مرحله به حفظ مهم‌ترین اطلاعات کمک می‌کند و در عین حال ویژگی‌های اضافی یا کم‌تر مهم را حذف می‌کند. برای تعیین تعداد بهینهٔ ویژگی‌ها و متغیرهای توضیحی در هر یک از مرحلهٔ سوم، نوبت به تقسیم داده‌ها به مجموعه داده‌های آموزشی و مجموعه داده‌های آزمایشی می‌رسد. در این مرحله از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و از ۲۰ درصد مابقی برای اعتبارسنجی و آزمایش شبکه استفاده شده است.

مرحلهٔ چهارم، مرحلهٔ طراحی شبکه LSTM است. این مرحله با تعداد ۶ لایه LSTM، تعداد ۵۰ واحد در لایهٔ اول و دوم که در مابین این دو لایه دو لایه dropout(۰,۲) قرار داده شده است. در لایهٔ پنجم تعداد ۵۰ واحد و در لایهٔ آخر از ۱ واحد استفاده شده است تا یک معماری مناسب برای مدل LSTM باشد. در این مرحله می‌بایست شبکهٔ LSTM طوری باشد که مؤلفه‌های به‌دست آمده از روش‌های کاهش ابعاد را به‌عنوان ورودی کاهش‌یافته بپذیرد. با استفاده از مجموعه دادهٔ آموزشی، مدل LSTM آموزش داده شد. در این مدل از تابع بهینه‌ساز adam و تابع زیان MSE استفاده شده است. تعداد تکرار هر شبکه ۵۰ درنظر گرفته شد. برای جلوگیری از بیش‌برازش آستانهٔ صبر ۵۶ و اندازهٔ دسته ۳۲ در شبکه ۳۲ درنظر گرفته شده است.

در مرحلهٔ پنجم برای ارزیابی مدل برای پیش‌بینی از معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و خطای میانگین مربعات ریشه (RMSE) استفاده شده است که در جدول ۵ گزارش شده است.

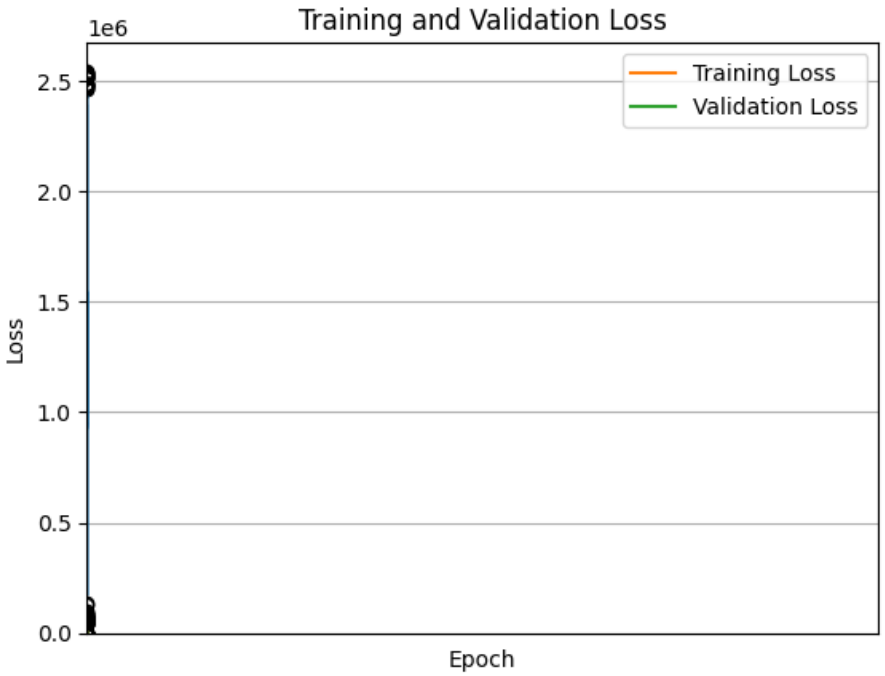
پس از تنظیم شبکه با پارامترهای مذکور، در روش PCA/LSTM و در روش SVD/LSTM در تکرار ۱۲ به نتیجهٔ مطلوب رسیده است.

طبق نتایج ارائه‌شده در جدول ۵ و مطابق با هر سه معیار ارزیابی خطا RMSE، MAE و MSE، خطای روش PCA/LSTM کم‌تر از روش SVD/LSTM است.

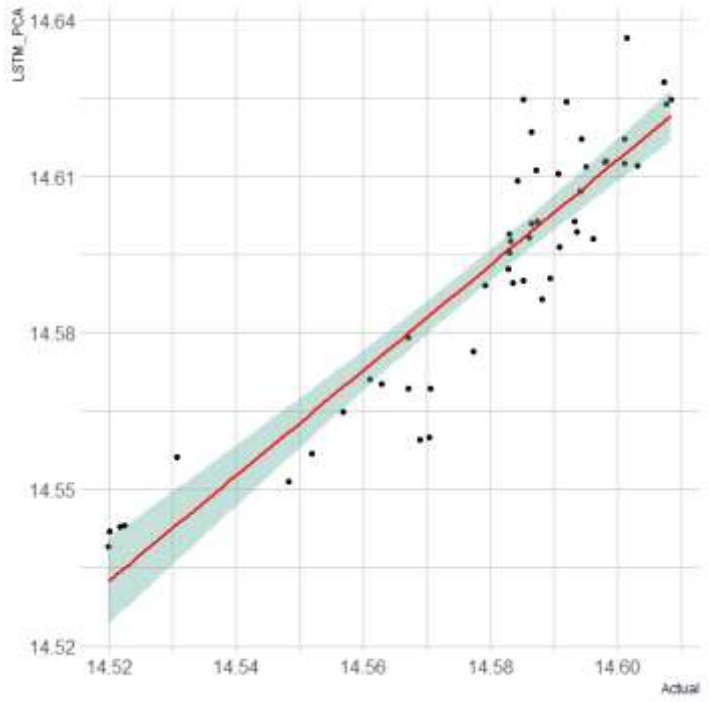
جدول ۵ : خطاها و دقت پیش‌بینی مدل‌های ترکیبی کاهش ابعاد و LSTM (منبع: یافته‌های پژوهش)

الگوریتم	RMSE	MAE	MSE
LSTM_PCA	0.116344	0.094399	0.013536
LSTM_SVD	0.15092	0.120106	0.022777

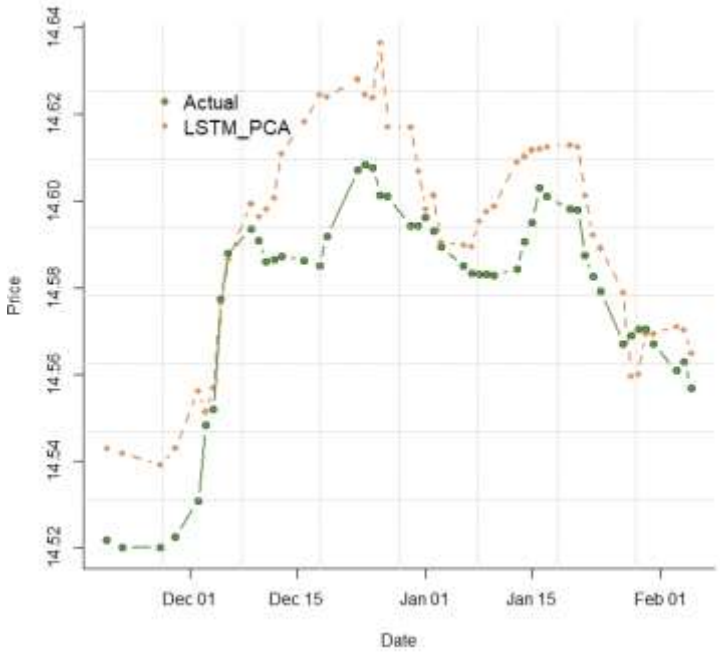
شکل‌های ۸، ۹ و ۱۰ منحنی قیمت‌های واقعی مربوط به داده‌های آزمایشی و مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط شبکهٔ LSTM را نشان می‌دهد. با نگاهی به این نمودارها به راحتی می‌توان دید که منحنی حاصل از مدل PCA/LSTM به منحنی قیمت‌های واقعی نزدیک‌تر است.



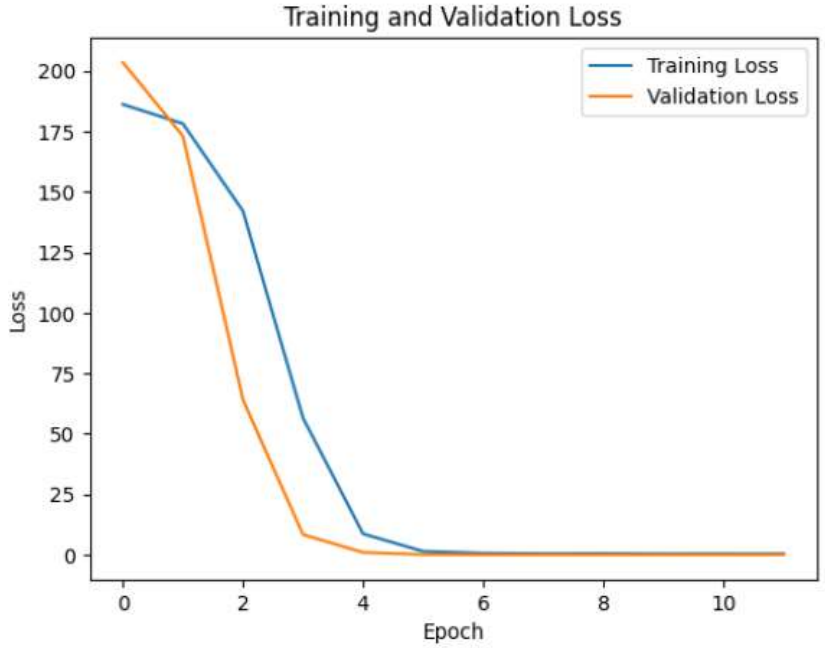
شکل ۷: نمودار تابع زیان (loss function) برای الگوریتم PCA/LSTM (منبع: یافته‌های پژوهش)



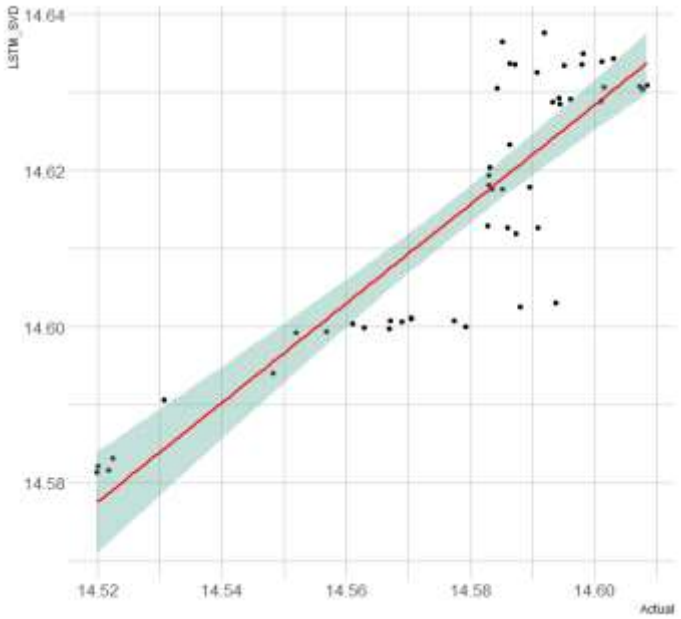
شکل ۸: ودار پراکنش قیمت پیش‌بینی‌شده براساس قیمت واقعی مربوط به مدل PCA/LSTM (منبع: یافته‌های پژوهش)



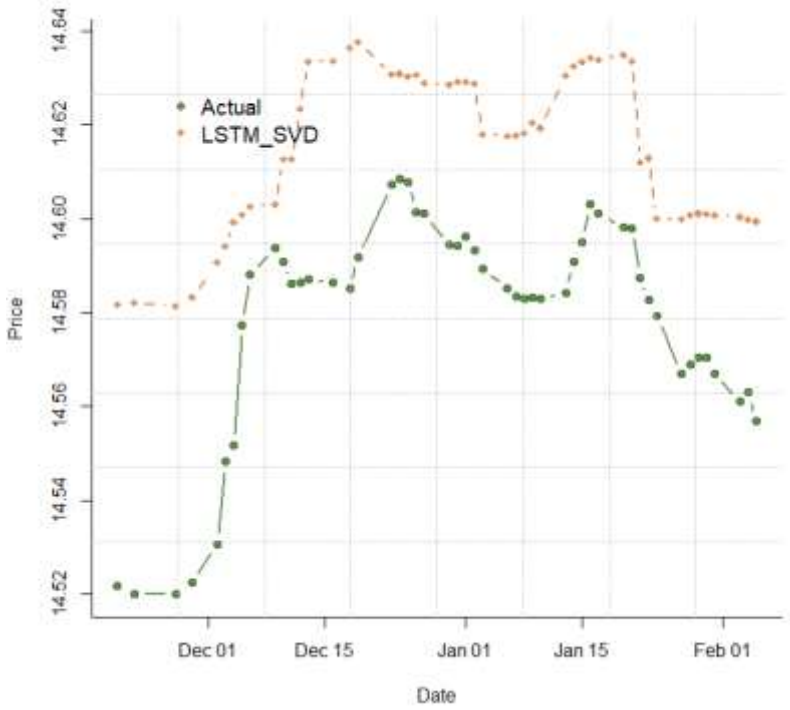
شکل ۹: نمودار قیمت پیش‌بینی‌شده توسط مدل (PCA/LSTM) و قیمت واقعی (منبع: یافته‌های پژوهش)



شکل ۱۰: نمودار تابع زیان (loss function) برای الگوریتم SVD/LSTM (منبع: یافته‌های پژوهش)



شکل۱۱: نمودار پراکنش قیمت پیش‌بینی‌شده براساس قیمت واقعی مربوط به مدل SVD/LSTM (منبع: یافته‌های پژوهش)



شکل ۱۲: نمودار قیمت پیش‌بینی‌شده توسط مدل(SVD/LSTM) و قیمت واقعی (منبع: یافته‌های پژوهش)

تحلیل کلی نمودارها

در این بخش به تحلیل نمودارهای حاصل از مدل‌های پیش‌بینی می‌پردازیم. تحلیل نمودارها از آن جهت اهمیت دارد که ممکن است برخی تجزیه و تحلیل‌ها صرفاً با در دست داشتن خطاهای پیش‌بینی قابل دریافت نباشد.

نمودارهای قیمت پیش‌بینی‌شده و قیمت واقعی توسط مدل‌های تحقیق (اشکال) نشان می‌دهند که مدل PCA/LSTM به‌دلیل نزدیکی داده‌های پیش‌بینی‌شده به داده‌های اصلی، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را ارائه داده‌اند. نزدیکی بین مقادیر قیمت پیش‌بینی‌شده و قیمت واقعی در شکل‌ها نسبت به سایر مدل‌ها پیداست و نشان می‌دهد که به‌کارگیری روش هوش مصنوعی LSTM با روش‌های کاهش بُعد برای دادهٔ بازار سهام ایران از دقت بالاتری برخوردار است و به‌کارگیری روش کاهش ابعاد PCA می‌تواند عملکرد الگوریتم LSTM را بهبود بخشد.

۱. مقایسهٔ نتایج جدول براساس معیارهای ارزیابی عملکرد مدل، MSE، MAE و RMSE نشان می‌دهد که روش‌های کاهش ابعاد PCA موجب عملکرد بهتر شبکهٔ LSTM می‌شود.

۲. در بین الگوریتم‌های معرفی‌شده در این تحقیق، الگوریتم PCA/LSTM دارای عملکرد بهتری نسبت به دیگر مدل معرفی شده است.

نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر به تفصیل در قالب جدول‌ها و نمودارها ارائه شد. اکنون به ارائهٔ خلاصه‌ای از نتایج به‌دست‌آمده می‌پردازیم. جدول ۶ خلاصهٔ یافته‌های این تحقیق را برای مقایسهٔ راحت‌تر مدل‌های استفاده‌شده در این تحقیق نشان می‌دهد.

جدول۶ :خطاها و دقت پیش‌بینی مدل‌های ترکیبی کاهش ابعاد (PCA ـ SVD ـ GRP) و شبکه‌های هوش مصنوعی (LSTM ـ RNN ـ CNN) (منبع: یافته‌های پژوهش)

الگوریتم	RMSE	MAE	MSE
LSTM	0.170869	0.152367	0.029196
LSTM_PCA	0.116344	0.094399	0.013536
LSTM_SVD	0.15092	0.120106	0.022777

با توجه به معیارهای ارزیابی مدل‌های ارائه‌شده در این تحقیق (جدول ۶) می‌توان نتیجه گرفت که مدل PCA/LSTM پایین‌ترین خطا را در مقایسه با سایر مدل‌ها ارائه می‌دهد. بنابراین پاسخ به این سؤال که آیا روش کاهش ابعاد روی عملکرد الگوریتم یادگیری عمیق اثرگذار است، مثبت است، هرچند که روش‌های کاهش ابعاد با دیگر روش‌های این تحقیق نتایج مثبتی دربر نداشته است. این یافته با یافته‌های شریف‌فر و همکاران (۱۴۰۱) و سانگ و همکاران (۲۰۲۳) همخوانی دارد. مطابق این تحقیقات، مدل پیش‌بینی بر مدل‌های ترکیبی کاهش ابعاد با هوش مصنوعی دقت بالاتری از سایر مدل‌ها دارد.

مقایسهٔ ترکیب روش‌های کاهش ابعاد با روش‌های هوش مصنوعی نشان می‌دهد برای پیش‌بینی برای روز آتی به‌کارگیری روش کاهش ابعاد PCA می‌تواند عملکرد یادگیری عمیق را نسبت به سایر روش‌های کاهش ابعادِ داده بهبود بخشد. این یافته‌ها با نتایج ژنگ و هی (۲۰۲۱) مطابقت دارد.

منابع

شریف‌فر، امیر، خلیلی، مریم، رئیسی وانانی، ایمان، میرفیض فلاح، شمس (۱۴۰۰). کاربرد معماری‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام (رویکرد شبکهٔ عصبی پیچشی)؛ *مدیریت دارایی و تامین مالی*، ۳۸، ۱ـ۲۰.

Bauckhage, C., Kersting, K., Hadiji, F. (2013). Mathematical models of fads explain the temporal dynamics of internet memes, in *Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Medi*a.

Beg¨um, D., Lorenzo, B. (2015). A Novel Active Learning Method in Relevance Feedback for Contentbased Remote Sensing Image Retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53, 5, 2323–2334.*.

Christoph, K., Rodner, E., Freytag, A., Denzler, J. (2016). Active and Continuous Exploration with Deep Neural Networks and Expected Model Output Changes. *arXiv preprint arXiv:1612.06129.*

Chung, H., Shin, K. S. (2018). Genetic algorithm ـ optimized long short ـ term memory network for stock market prediction. *Sustain, vol. 10, no. 10.*

Chung, H., Shin, K. S. (2020). Genetic algorithm ـ optimized multi ـ channel convolutional neural network for stock market prediction. *Neural Comput. Appl., vol. 32, no. 12,* 7897–7914.

Guoliang, H., Li, Y., Zhao, W. (2017). An Uncertainty and Density based Active Semi ـ supervised Learning Scheme for Positive Unlabeled Multivariate Time Series Classification. *Knowledge ـ Based Systems, 124 (2017), 80–92..*

Jiang, W. (2020). Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress, Elsevier J., pp. 1–97.

Kaiming, H., Zhang, X., Ren, Sh., Sun., J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition.. *In International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 770–778.

Kanwal, A., et al. (2023). BiCuDNNLSTM-1dCNN—A hybrid deep learning-based predictive model for stock price prediction, Expert Systems With Applications, vol.202, pp 17-31.

Li, X., Xie, H., Lau, R. Y. K., Wong, T. L., Wang, F. L. (2018). Stock Prediction via Sentimental Transfer Learning. *IEEE Access, vol. 6,* 73110–73118.

Lilly, Sh., Gupta, S., Ragavender, N., Anirudh, R. M., Divya, D., (2021). Time Series Model for Stock Market Prediction Utilising Prophet. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education; Trabzon , 12*(6), 4529 ـ 4534.

Liu, H., Long, Z. (2020). An improved deep learning model for predicting stock market price time series. *Digit. Signal Process. A Rev. J., vol. 102, p. 102741.*

Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C. Y., et al., (2016). SSD: Single shot multibox detector.. *Lecture notes in computer science (including subseries lecture notes in artificial intelligence and lecture notes in bioinformatics).*

Long, W., Lu, Z., Cui, L. (2019). Deep learning ـ based feature engineering for stock price movement prediction. *Knowledge ـ Based Syst., vol. 164,* 163–173.

Michiel, H. (2013). Encyclopaedia of Mathematics:. *Volume 6: Subject IndexAuthor Index. Springer Science & Business Media..*

Pang, X., Zhou, Y., Wang, P., Lin, W., Chang, V. (2020). An innovative neural network approach for stock market prediction. *Supercomput., vol. 76, no. 3,* 2098–2118.

Paulina, H., Masko, D. (2015). The Impact of Imbalanced Training Data for Convolutional Neural Networks.. *Degree Project in Computer Science, KTH Royal Institute of Technology* .

Sinaga, F. M., Felix, M. J., Halim, A. (2019). Stock Trend Prediction using SV ـ kNNC and SOM. *Proc. 2019 4th Int. Conf. Informatics Comput. ICIC 2019.*

Singh, S., Ahmad, M., Bhattacharya, A., Azhagiri, M. (2019). Predicting stock market trends using hybrid SVM model and LSTM with sentiment determination using natural language processing. *Int. J. Eng. Adv. Technol., vol. 9, no. 1, 2870–2875.*

Xu, Y., Yang, C., Peng, S., Nojima, Y. (2020). A hybrid two ـ stage financial stock forecasting algorithm based on clustering and ensemble learning. *Appl. Intell.*

Yarin, G., Ghahramani, Z. (2016). Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning. *In International Conference on Machine Learning.* 1050–1059.

Zahedi, M. S., Bokaei, M. H., Shoeleh, F., Yadollahi, M. M., Doostmohammadi, E., Farhoodi, M. (2018). Persian word embedding evaluation benchmarks. *Electrical Engineering (ICEE), Iranian Conference,* pp. 1583–1588,.

Zhang, G. P. (2007). A neural network ensemble method with jittered training data for time series forecasting. *Inf. Sci., 177*(23), 5329–5346.

Zhang, J., Teng, Y. F., Chen, W. (2019). Support vector regression with modified firefly algorithm for stock price forecasting. *Appl. Intell., vol. 49, no. 5, 1658–1674.*

Zhang, R., Yuan, Z., Shao, X. (2018). A New Combined CNN ـ RNN Model for Sector Stock Price Analysis. *" Proc. ـ Int. Comput. Softw. Appl. Conf., vol. 2,* 546–551 .

Zhang, Y., Yan, B., Aasma, M. (2020). A novel deep learning framework: Prediction and analysis of financial time series using CEEMD and LSTM. *Expert Syst. Appl., vol. 159, 113609.*

---

[1] Thakkar & Chaudhari
[2] Jiang
[3] Chenyao Ma
[4] Kehinde
[5] Niu
[6] Liu & Long
[7] Kanwal
[8] Hoseinzade & Haratizadeh
[9] John and Latha
[10] Malkiel and Fama
[11] Niu
[12] song
[13] zheng & he
[14] Yengi
[15] Sinaga
[16] Long
[17] Singh
[18] Xu
[19] Liu
[20] Chen
[21] Pang
[22] Chung and shik Shin
[23] Thiago
[24] Beg¨um
[25] Yarin
[26] Michiel
[27] Guoliang
[28] Bauckhage
[29] Paulina Hensman & David Masko
[30] Kaiming
[31] Christoph
[32] Lilly
[33] Cross-industry standard process for data mining
[34] Zhang
[35] Sun
[36] Patience
[37] Batch size