

نویسندگان:

رضا تهرانی^۱

سعید فلاح پور^۲

سید مرتضی جعفری^۳

^۱ استاد، گروه مهندسی مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: rtehrani@ut.ac.ir

^۲ دانشیار، گروه مهندسی مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: falahpor@ut.ac.ir

^۳ نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: mortezasmj88@gmail.com

شناسه پژوهشگر (شماره ارکید) نویسنده مسئول: ۹۵۹۶-۹۳۰۶-۰۰۰۵-۰۰۰۹، تلفن: ۰۹۳۶۹۷۲۸۴۸۱

شناسه پژوهشگر (شماره ارکید)، ایمیل و تلفن نویسنده‌ی اول: ۴۸۰۰-۴۵۰۹-۰۰۰۲-۰۰۰۰، تلفن: ۰۹۱۲۳۴۸۳۸۸۸

شناسه پژوهشگر (شماره ارکید)، ایمیل و تلفن نویسنده‌ی دوم: ۵۹۵۸-۵۴۴۲-۰۰۰۲-۰۰۰۰، تلفن: ۰۹۱۲۳۹۴۵۹۴۷

ارائه مدل ترکیبی برای پیش بینی جهت حرکت قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی LSTM با شاخص های تکنیکال و اقتصاد کلان در بورس اوراق بهادار تهران

چکیده

هدف از انجام این پژوهش بررسی دقت پیش بینی جهت حرکت قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی LSTM با شاخص های تکنیکال و اقتصاد کلان است. برای رسیدن به این هدف، در گام نخست داده های قیمت سهام در دوره ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۲ استخراج می شود. در گام بعدی، ۴ مدل از شبکه عصبی مصنوعی LSTM به پیش بینی جهت حرکت قیمت می پردازند و در نهایت با یکدیگر مقایسه می شوند؛ مدل LSTM با شاخص های تکنیکال، مدل LSTM با شاخص های اقتصاد کلان، مدل ترکیبی تکنیکال و اقتصاد کلان و مدل پیشنهادی ما که ویژگی های دو LSTM تکنیکال و اقتصاد کلان را در یک مدل ترکیب نمی کند در عوض، یک مکانیسم تصمیم گیری مبتنی بر قانون را پیشنهاد می کند که به عنوان نوعی پس پردازش عمل می کند و از آن برای ترکیب نتایج خطوط پایه در یک تصمیم نهایی استفاده می شود. بدین منظور، از ۸۰ درصد کل داده ها به عنوان دوره یادگیری ماشین (درون نمونه) و مابقی داده ها به عنوان دوره آزمون (خارج از نمونه) استفاده شده است. نتایج پیش بینی ۱، ۳ و ۵ روزه برای دوره آزمون (خارج از نمونه) نشان می دهد که مدل پیشنهادی از سایر مدل ها عملکرد بهتری دارد و دقت سود بالای ۵۰ درصد کسب می کند.

واژه های کلیدی: بازار سرمایه، پیش بینی جهت حرکت قیمت سهام، شبکه عصبی مصنوعی LSTM

طبقه بندی موضوعی: C02-C53-C55-C58-G17

مقدمه

بازار سهام می تواند تحت تأثیر عوامل مختلفی قرار گیرد که می توانند بر قیمت سهام تأثیر بگذارند، مانند وضعیت اقتصاد، ثبات سیاسی و عملکرد تک تک شرکت ها. برای پیش بینی و تحلیل قیمت سهام، سرمایه گذاران می توانند از ابزارها و استراتژی های مختلفی استفاده کنند، از جمله تحلیل بنیادی که وضعیت مالی شرکت و شرایط صنعت را بررسی می کند و تحلیل تکنیکی که روندها و الگوهای قیمت سهام و حجم معاملات را در نظر می گیرد (نگوین^۴، ۲۰۲۰). سرمایه گذاری در بازار سهام بدون ریسک نیست، زیرا ارزش سهام می تواند تغییرات زیادی داشته باشد. با این وجود، سرمایه گذاری در بازار سهام می تواند در بلندمدت به سود قابل توجهی منجر شود.

معاملات الگوریتمی برای معامله گران محبوب تر از معاملات دستی می باشند زیرا این امکان را به معامله گران می دهند تا تصمیمات سریعتر و دقیق تری نسبت به معاملات دستی بگیرند. سیستم های معاملاتی الگوریتمی داده های بازار را در زمان واقعی تجزیه و تحلیل می کنند و فرصت های معاملاتی را شناسایی می کنند. آنها معاملات را بر اساس قوانین از پیش تعریف شده انجام می دهند و بر اساس عوامل مختلفی از جمله روند بازار، رویدادهای خبری و شاخص های فنی تصمیم می گیرند. (لی و همکاران^۵، ۲۰۱۹).

در سال های اخیر، هوش مصنوعی (AI)^۶ در صنعت مالی، از جمله بازار سهام، رواج بیشتری یافته است. الگوریتم های هوش مصنوعی توانایی تجزیه و تحلیل حجم وسیعی از داده ها و پیش بینی یا تصمیم گیری بر اساس آن تحلیل را دارند. این می تواند برای پیش بینی قیمت سهام، شناسایی روندها و تصمیم گیری برای سرمایه گذاری مفید باشد. به عنوان مثال، الگوریتم های هوش مصنوعی می توانند داده هایی مانند قیمت های تاریخی سهام، صورت های مالی شرکت و روندهای بازار در بازار سهام را برای پیش بینی عملکرد آینده تجزیه و تحلیل کنند. هوش مصنوعی همچنین می تواند شرایط بازار را در زمان واقعی نظارت کند و فرصت های خرید یا فروش سهام را شناسایی کند. در مجموع، هوش مصنوعی این پتانسیل را دارد که کارایی و دقت تحلیل و تصمیم گیری بازار سهام را به میزان قابل توجهی بهبود بخشد، که در نهایت می تواند منجر به نتایج سرمایه گذاری بهتر برای سرمایه گذاران شود. (آشتا و هرمن، میلانا و همکاران^۷، ۲۰۲۱).

4 Lim & Rokhim,(2020); Nguyen & Nguyen, (2020)

5 Li, Y., Zheng, W., & Zheng, Z. (2019)

3 Artificial Intelligence

7 Ashta & Herrmann,(2021); Milana & Ashta, (2021)

حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM)^۸ نوعی شبکه عصبی مصنوعی است که برای تجزیه و تحلیل و درک داده‌هایی طراحی شده است که وابستگی‌های طولانی مدت دارند و اغلب در تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی، مانند قیمت‌های بازار سهام استفاده می‌شود. داده‌های سری زمانی به ترتیب قیمت‌های سهام گذشته و سایر داده‌های مالی اشاره دارد و LSTM می‌تواند از این داده‌ها برای شناسایی الگوها و روندهایی استفاده کند که می‌توانند برای پیش‌بینی قیمت‌های سهام آتی استفاده شوند. LSTM به ویژه در تجزیه و تحلیل داده‌های بازار سهام مفید است زیرا می‌تواند داده‌ها را با چندین مرحله زمانی ورودی و خروجی مدیریت کند. به عنوان مثال، قیمت سهام یک شرکت ممکن است تحت تأثیر عوامل مختلفی مانند شاخص‌های اقتصادی، روند بازار و اخبار خاص شرکت قرار گیرد. این عوامل ممکن است تأثیر مستقیم یا غیرمستقیم بر قیمت سهام داشته باشند و مدل LSTM قادر است این روابط را به تصویر بکشد و از آنها برای پیش‌بینی دقیق‌تر استفاده کند. به طور کلی، LSTM و تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی می‌توانند ابزار قدرتمندی برای سرمایه‌گذارانی باشند که می‌خواهند بر اساس تجزیه و تحلیل داده‌های بازار سهام تصمیمات سرمایه‌گذاری آگاهانه بگیرند (مهتاب و سن، ۲۰۲۰)^۹.

در ادامه به روش‌شناسی پژوهش اشاره خواهد شد و پس از مروری بر مبانی نظری و تجربی مبحث یاد شده، یافته‌های تجربی حاصل از پژوهش حاضر ارائه خواهد شد و در انتها نتیجه‌گیری و بحث موضوعی مورد بررسی قرار خواهد گرفت

مبانی نظری

در سالین گذشته، مطالعات در زمینه یادگیری ماشین دارای یک روند افزایشی بوده است که مرتب با توسعه تکنیک‌های ریاضیاتی کامپیوتری در حال پیشرفت است. در بخشی از ادبیات شکل گرفته پیرامون این موضوع، مطالعات مختص به رویکردهای یادگیری ماشین است که در ادامه به تفکیک، مطالعات داخلی و خارجی بیان شده است.

راعی و همکاران (۱۳۹۵)، در پژوهش خود، به منظور افزایش دقت پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران، ترکیبی از روش‌های آماری و هوش مصنوعی به کار برده‌اند. مدل اصلی پیش‌بینی در این پژوهش، رگرسیون بردار پشتیبان بهینه شده به وسیله الگوریتم حرکت تجمعی ذرات بوده است. نتایج به دست آمده نشان داد که پیش‌پردازش روی داده‌ها و استفاده از رویکردهای یاد شده، خطای پیش‌بینی مدل را به طور چشمگیری کاهش داده است.

8 Long Short-Term Memory
9 Mehtab & Sen. (2020)

رضایی و همکاران (۲۰۲۱) الگوریتم های ترکیبی، LSTM CNN-CEEMD و LSTM-CNN-EMD را ارائه کردند که از تجزیه حالت تجربی کامل (CEEM) و تجزیه حالت تجربی (EMD) برای استخراج ویژگی های عمیق و توالی های زمانی برای قیمت سهام یک قدم جلوتر استفاده می کنند. پیش بینی نتایج نشان داد که ترکیب LSTM، CNN و CEEMD یا EMD دقت پیش بینی را بهبود بخشید و مدل های دیگر را شکست داد.

باجلان و همکاران (۱۳۹۵)، یک مدل پیش بینی بر اساس روش ماشین بردار پشتیبان تعدیل شده با استفاده از وزن دار کردن تابع جریمه مدل و با توجه به حجم معاملات واقعی روزانه به منظور افزایش دقت پیش بینی نوسان های کوتاه مدت در بازار سهام و دستیابی به راهبرد معاملاتی بهینه، ارائه داده اند. نتایج نشان می دهد مدل ماشین بردار پشتیبان وزندهی شده، همراه با روش انتخاب ویژگی هیبرید پیشنهاد شده، میزان دقت پیش بینی را به میزان چشمگیری افزایش داده و نیز نتایج راهبرد معاملاتی پیشنهاد شده را نسبت به راهبردهای رقیب، هم از دیدگاه میزان بازده کلی و هم از دیدگاه میزان بیشینه ضرر در طول دوره سرمایه گذاری، بهبود می بخشد.

سیده مژگان بهشتی مسئله گو و همکاران (۱۴۰۲)، یک روش پیش بینی قیمت روز آینده سهام بر اساس ساختار شبکه عصبی عمیق با استفاده از داده های قیمت، مجموعه ای از شاخص های فنی و سر تیترا اخبار به عنوان ورودی مدل ارائه کرده است. نتایج نشان می دهد که مدل LSTM بالاترین دقت پیش بینی ۶۹٫۱۹٪ را با استفاده از اخبار و داده های مالی به دست آورده است. داده های خبری با دقت ۶۵٫۶۲٪ و داده های عددی با دقت ۵۱٫۸۹٪ می باشند. همچنین مدل LSTM در مقایسه با شبکه های عصبی SVM و MLP و RNN از عملکرد بهتری برخوردار می باشد.

جعفر باباجانی و همکاران (۱۳۹۸)، با به کارگیری شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی (ABC-RNN)، مدلی بهینه برای پیش بینی قیمت سهام در بورس تهران ارائه کردند. برای این منظور با استفاده از داده های سهام پذیرفته شده در بازار اول تابلوی اصلی بورس تهران ضمن تعریف مؤلفه های تکنیکال و بنیادی متعدد، با به کارگیری فرآیند رگرسیون-همبستگی قدم به قدم (SRCS)، مؤلفه های مؤثر بر قیمت سهام انتخاب شده و به عنوان ورودی مدل تعریف می شود. نتایج نشان دهنده آن است که استفاده از شبکه عصبی بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی، دقت قابل ملاحظه ای در مقایسه با سایر روش های پیش بینی دارد.

فلاحپور و علیپور (۱۳۹۳)، به پیش بینی شاخص کل سهام بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل های مختلف شبکه های عصبی مبتنی بر تجزیه موجک پرداخته اند. نتایج این پژوهش نشان می دهد، عملکرد شبکه عصبی موجکی در پیش بینی شاخص سهام سطح خطای کمتری دارد و از شبکه عصبی بهتر است.

ذوقی و همکاران (۱۴۰۰)، با یادگیری عمیق به پیش بینی جهت بازار در قراردادهای آتی سکه طلای بورس کالای ایران با استفاده از تبدیل موجک، خودرمنگار انباشته و حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM) می پردازند. بررسی ها نشان می دهد که روش پیشنهادی از سایر روش ها پیشی می گیرد و به دقت و بازدهی بالاتری دست می یابد.

در بخش مطالعات خارجی نیز مطالعات در زمینه پیش بینی قیمت سهام بر اساس مدل های یادگیری ماشین در دهه اخیر روند چشمگیری داشته است که در ادامه به مرور برخی از آن ها پرداخته شده است. لی و همکاران (۲۰۲۰)^{۱۰} پیش بینی پذیری احساسات سرمایه گذاران در بازار سهام چین را با استفاده از مواد تولید شده توسط کاربر آنلاین برای سنجش احساسات و با مقایسه ریتم های الگوهای طبقه بندی متن مختلف، مدل های پیش بینی قیمت، افق های زمانی و سیستم های به روز رسانی اطلاعات بررسی کرد. یافته ها نشان داد که احساسات روزانه سرمایه گذاران فقط اطلاعات پیش بینی شده برای قیمت های افتتاحیه را ارائه می دهد، اما احساسات سرمایه گذار ساعتی دوساعت اطلاعات پیش بینی کننده را برای قیمت های بسته ارائه می کند. این نشان می دهد که سرمایه گذاران انتظارا ت خود را در ساعات بازار تعدیل می کنند.

ماگولوری و راگواتی (۲۰۲۰)^{۱۱} از مدل میانگین متحرک یکپارچه رگرسیون خودکار (ARIMA) برای پیش بینی قیمت سهام استفاده کردند. نتایج نشان داد که این مدل در پیش بینی قیمت های آتی و پیش بینی بازار سهام مؤثر است.

پاتل و همکاران (۲۰۱۵)^{۱۲}، به پیش بینی شاخص سهام نیویورک و همچنین شاخص S&P ۵۰۰ برای یک دوره ۱۰ ساله بر اساس مدل های مختلف یادگیری ماشین همچون جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج بررسی آن ها نشان دهنده این واقعیت است که مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) خطای کمتری نسبت به سایر رویکردهای مورد استفاده داشته است.

سانی و همکاران (۲۰۲۰)^{۱۳} در این تحقیق، یک چارچوب جدید پیش بینی قیمت سهام با استفاده از دو مدل رایج پیشنهاد شده است. مدل شبکه عصبی بازگشتی (RNN) یعنی مدل حافظه کوتاه مدت بلند مدت (LSTM) و مدل حافظه کوتاه مدت دو جهته (BI-LSTM). از نتایج شبیه سازی، می توان اشاره کرد که با استفاده از این مدل های RNN یعنی LSTM و BI-LSTM با تنظیم فرآیند مناسب، طرح پیشنهادی ما می تواند روند سهام آینده را با دقت بالا پیش بینی کند. RMSE برای هر دو مدل

¹⁰ Li, Y., Bu, H., Li, J., & Wu, J. (2020)

¹¹ Maguluri, L. P., & Rengaswamy, R. (2020)

¹² Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015)

¹³ Sunny, M. A. I., Maswood, M. M. S., & Alharbi, A. G. (2020)

LSTM و BI-LSTM با تغییر تعداد دوره‌ها، لایه‌های پنهان، لایه‌های متراکم و واحدهای مختلف مورد استفاده در لایه‌های پنهان اندازه‌گیری شد تا مدل بهتری پیدا شود که بتوان از آن برای پیش‌بینی دقیق قیمت سهام آتی استفاده کرد.

کیم و همکاران (۲۰۱۸)^{۱۴}، یک مدل جدید ترکیبی حافظه کوتاه‌مدت (LSTM) برای پیش‌بینی نوسانات قیمت سهام پیشنهاد کردند که مدل LSTM را با مدل‌های نوع ناهمسانی شرطی خودبازگشتی تعمیم یافته (GARCH) ترکیب می‌کند. همچنین از داده‌های شاخص KOSPI 200 برای کشف مدل‌های ترکیبی پیشنهادی استفاده می‌کنند که یک LSTM را با یک تا سه مدل از نوع GARCH ترکیب می‌کنند. علاوه بر این، عملکرد آنها را با روش‌های موجود با تجزیه و تحلیل مدل‌های منفرد، مانند GARCH، میانگین متحرک وزنی نمایی، شبکه عصبی پیش‌خور عمیق (DFN) و LSTM، و همچنین مدل‌های ترکیبی DFN که ترکیبی از یک DFN با یک مدل از نوع GARCH است با مدل‌های هیبریدی LSTM پیشنهادی مقایسه شده است. کشف شده که LSTM، یک مدل ترکیبی پیشنهادی که مدل LSTM را با سه مدل از نوع GARCH ترکیب می‌کند، کمترین خطاهای پیش‌بینی را از نظر میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین مربع خطا (MSE)، MAE تعدیل‌شده ناهمسانی (HMAE) دارد.

گاو و همکاران (۲۰۲۱)^{۱۵}، مدل جدیدی برای بهینه‌سازی پیش‌بینی سهام طراحی کردند که طیف وسیعی از شاخص‌های فنی، از جمله شاخص‌های احساسات سرمایه‌گذار و داده‌های مالی را ترکیب می‌کند، و کاهش ابعاد را بر روی بسیاری از عوامل تأثیرگذار قیمت سهام بازتابی شده با استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق LASSO و PCA انجام می‌دهند. علاوه بر این، مقایسه عملکرد LSTM و GRU برای پیش‌بینی بازار سهام تحت پارامترهای مختلف انجام شد. تحقیقات نشان می‌دهد که اولاً هر دو مدل LSTM و GRU می‌توانند قیمت سهام را به طور موثر پیش‌بینی کنند، نه یکی بهتر از دیگری، دوماً برای دو روش کاهش ابعاد مختلف، هر دو مدل عصبی با استفاده از LASSO توانایی پیش‌بینی بهتری را نسبت به مدل‌های با استفاده از PCA نشان می‌دهند.

مصطفی طامندی و همکاران (۱۴۰۲) در مقاله‌ای تحت عنوان "پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام شرکت‌های بیمه بورسی با استفاده از الگوریتم‌های رده‌بندی: مقایسه روش‌های رگرسیون لجستیک، KNN، درخت تصادفی و جنگل تصادفی" پرداخته‌اند. در این پژوهش با استفاده از رویکردهای رگرسیون لجستیک KNN، درخت تصمیم و جنگل تصادفی که در زمره روش‌های رده‌بندی یادگیری آماری می‌باشند به مشاهده روند قیمت سهام شرکت بیمه سامان و مقایسه دقت هر کدام از روش‌ها پرداخته

14 Kim, H. Y., & Won, C. H. (2018)

15 Gao, Y., Wang, R., & Zhou, E. (2021)

شده است. نتیجه‌ی پژوهش بر روی این داده‌ها طی سال‌های ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۲ نشان می‌دهد که روش رگرسیون لجستیک در برآورد روند قیمت سهام شرکت بیمه سامان نسبت به روش‌های ذکر شده دیگر از دقت بالاتری برخوردار است. (مصطفی طامندی و عسکری پور، محیا، ۱۴۰۲)

با توجه به تحقیقات گذشته، شبکه عصبی LSTM می‌تواند در پیش‌بینی قیمت سهام موثر واقع شود. در این پژوهش قصد داریم بررسی کنیم که آیا مدل‌های مورد بررسی می‌توانند دقت سود بالای ۵۰٪ را کسب کنند یا خیر؟ همچنین مقایسه‌ای بین مدل‌های مورد بررسی صورت می‌گیرد و در نهایت بهترین مدل از جهت دقت سود انتخاب می‌شود.

روش‌شناسی پژوهش

شبکه‌های عصبی بازگشتی^{۱۶}: یک شبکه عصبی بازگشتی نوعی از شبکه عصبی مصنوعی است که در آن ارتباط بین گره یک گراف هدایت شده در طول سری زمانی را ایجاد می‌کند. این رویکرد به صورت بازگشتی عمل می‌کند؛ یعنی عملیاتی برای تمامی سری تصادفی انجام می‌گیرد و خروجی آن وابسته به ورودی فعلی و عملیات‌های قبلی است. این مهم از طریق تکرار یک خروجی از شبکه در زمان t ورودی شبکه در زمان $t+1$ انجام می‌شود (یعنی خروجی از مرحله قبل با ورودی تازه در مرحله جدید ترکیب می‌شوند). بدین ترتیب، این رویکرد می‌تواند وقایع مختلف تکرارشونده و تأثیرگذار را شناسایی و در پیش‌بینی‌های بعدی مورد استفاده قرار دهد.

رابطه (۱-۱) که نشان‌دهنده یک شبکه بازگشتی ساده است را در نظر بگیرید،

رابطه (۱)

$$h_t = \sigma(w_x x_t + w_h h_{t-1})$$

که در آن h نورون‌های مخفی، w_x و w_h به ترتیب ماتریس‌های وزن ورودی‌ها و خروجی‌های بازگشتی هستند. همچنین تابع σ ، تابع فعال‌سازی بخش پنهان است.

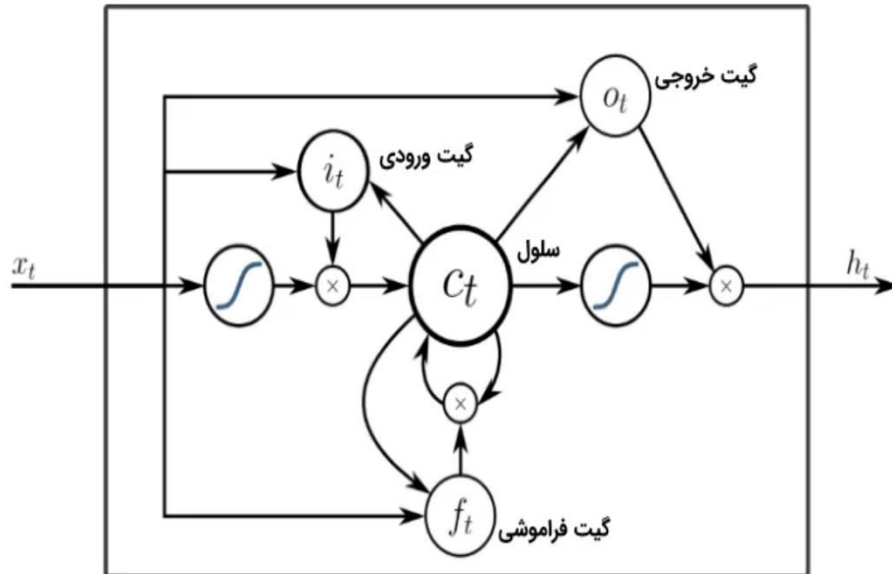
حافظه طولانی کوتاه مدت LSTM^{۱۷}: نوعی از شبکه عصبی بازگشتی است که برای غلبه بر مشکل حافظه کوتاه مدت شبکه‌های عصبی بازگشتی طراحی شده است. سلول حافظه ساختار اولیه LSTM از یک دروازه ورودی و یک دروازه خروجی تشکیل شده است. در حالی که گیت ورودی تصمیم می‌گیرد که کدام اطلاعات باید در سلول حافظه نگهداری یا به روز شود، دروازه خروجی کنترل می‌کند که کدام اطلاعات باید خروجی شود. دروازه فراموشی مسئول تنظیم مجدد حالت حافظه است که حاوی اطلاعات

¹⁶ Recurrent Neural Networks | RNN

¹⁷ long/Short Term Memory | LSTM

قدیمی است. علاوه بر این، آموزش انتشار کامل به عقب در طول زمان ویژگی های نهایی است که به مدل LSTM اضافه شده است. (آلتای و ساتمن، ۲۰۰۵)^{۱۸}

۱



نمودار ۱: شبکه عصبی LSTM

Xهای موجود در نمودار، گیت‌ها هستند و وزن و گاهی تابع فعال‌سازی خود را دارند. برای هر نمونه، Xها تصمیم می‌گیرند داده‌ها را به جلو پاس دهند یا خیر، حافظه را پاک کنند یا نه و به همین ترتیب. گیت ورودی، تصمیم می‌گیرد که چه میزان اطلاعات از آخرین نمونه در حافظه نگه‌داری می‌شود. گیت خروجی میزان داده‌های پاس داده شده به لایه بعدی را تنظیم می‌کند و گیت فراموشی، نرخ خارج شدن از موارد ذخیره شده در حافظه را کنترل می‌کند. آنچه بیان شد، یک شکل بسیار ساده از سلول‌های LSTM است و معماری‌های متعدد دیگری نیز برای این نوع از شبکه‌های عصبی، موجود است. یک لایه LSTM بر اساس روابط (۱-۲) تا (۱-۴) فرمول‌بندی می‌شود:

رابطه (۲)

$$f_t = w_{fx}x_t + w_{fh}h_{t-1} + b_f$$

¹⁸ Altay, E., & Satman, M. H. (2005)

$$\begin{aligned}
 i_t &= w_{tx}x_t + w_{ih}h_{t-1} + b_i \\
 g_t &= w_{gx}x_t + w_{gh}h_{t-1} + b_g \\
 o_t &= w_{ox}x_t + w_{oh}h_{t-1} + b_o
 \end{aligned}$$

رابطه (۳)

$$\begin{aligned}
 f_t &= \text{sig}(f_t) \\
 i_t &= \text{sig}(i_t) \\
 g_t &= \text{tanh}(g_t) \\
 o_t &= \text{sig}(o_t)
 \end{aligned}$$

رابطه (۴)

$$\begin{aligned}
 c_t &= f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \\
 h_t &= o_t \odot \text{tanh}(c_t)
 \end{aligned}$$

در روابط (۲-۱) تا (۴-۱)، sig و tanh (سیگموئید) توابع فعال‌سازی ریاضی^{۱۹} هستند و \odot عمل ضرب نقطه‌ای^{۲۰} است. w و b به ترتیب بیانگر ماتریس وزن^{۲۱} و بردار بایاس^{۲۲} می‌باشند. sig و tanh به ترتیب مربوط به دروازه‌های فراموشی، ورودی و خروجی و g مربوط به سلول نامزد^{۲۳} است. ماتریس‌های وزن (w_x) و بردارهای بایاس برای هر دروازه جداگانه تعیین می‌شوند. همچنین، t نشان‌دهنده زمان کنونی^{۲۴} است. توابع فعال‌سازی به صورت نقطه‌ای^{۲۵} عمل می‌کنند.

متغیرهای پژوهش

متغیرهای کلان اقتصادی

از منظر سرمایه‌گذاری، اطلاعات درباره‌ی تاثیر متغیرهای اقتصادی کلان بر روی بازار سهام و شاخص‌های آن برای اهداف تنوع‌سازی در پرتفولیو بسیار مناسب است و به سرمایه‌گذاران این امکان را

¹⁹ Logistic Activation Function

²⁰ Dot Product

²¹ Weight Matrix

²² Bias Vector

²³ Candidate Cell

²⁴ Current Time Step

²⁵ Element-Wise

می دهد تا تصمیمات بهتری در خصوص سرمایه‌گذاری داشته باشند. به عنوان مثال زمانی که نرخ بهره بالا باشد، سرمایه‌گذاران ممکن است بجای سرمایه‌گذاری در بورس، اوراق قرضه خریداری کنند و یا زمانی که تورم بالا است در بخش‌های اقتصادی که نسبت به تغییرات تورم مقاوم‌تر است سرمایه‌گذاری کنند.

نرخ بهره و تورم دو شاخص اساسی قدرت یک اقتصاد هستند. اگر عرضه پاسخگوی تقاضا نباشد، تورم رخ می دهد و نرخ بهره نیز افزایش می یابد. (یلدرم و همکاران، ۲۰۲۱)^{۲۶}

نرخ بهره ۲۷ یا نرخ سود هزینه‌ای است که در ازای استقراض پول پرداخت می‌کنید. نرخ بهره به عنوان درصدی از کل مبلغ وام گرفته شده بیان می‌شود. در ایران بانک مرکزی نرخ بهره سپرده‌های بانکی را مشخص می‌کند. بانک‌های مرکزی هر کشور با ابزارهایی که در دست دارند، می‌توانند نرخ بهره را کم و یا زیاد کنند. به واسطه کم و زیاد کردن نرخ بهره، می‌توان شرایط اقتصادی، تورم و میزان نقدینگی داخل یک کشور را کنترل و به سمت بازارهای هدف هدایت کرد. در یک اقتصاد با نرخ بهره بالا، مردم به پس انداز سرمایه‌های خود روی می‌آورند. زیرا از نرخ سود پس انداز خود بیشتر سود دریافت می‌کنند تا دیگر سرمایه‌گذاری‌ها. در چنین شرایطی بازار سهام آسیب می‌بیند زیرا سرمایه‌گذاران ترجیح می‌دهند پول خود را در جایی قرار دهند که ریسک کمتری دارد. در مجموع به نظر می‌رسد که نرخ بهره بالا موجب تضعیف بازار بورس می‌شود و تغییرات آن روی بازار بورس و شاخص قیمت سهام تاثیرگذار است (سعیدی و همکاران، 2011)^{۲۸}

تورم یک مقیاس کمی از نرخ افزایش سطح قیمت سبیدی از کالاها و خدمات در یک دوره‌ی زمانی مشخص است. به عبارت دیگر تورم افزایش پیوسته سطح عمومی قیمت‌ها و کاهش توانایی خرید واحد پولی است و معمولاً به صورت درصد بیان می‌شود. در شرایط تورمی به طور متوسط سود اسمی شرکت‌ها پس از مدت زمانی افزایش می‌یابد. در واقع سودآوری افزایش نیافته، بلکه سود اسمی تحت تاثیر تورم افزایش یافته است. زمانی که سود اسمی افزایش می‌یابد، قیمت اسمی سهام نیز افزایش خواهد یافت. اثر دیگر تورم این است که موجب کاهش ارزش ذاتی هر سهم می‌شود. در سال‌هایی که نرخ تورم بالا باشد، کیفیت سود واقعی شرکت‌ها (سود اقتصادی) پایین می‌آید. علاوه بر این شرایط تورمی باعث کاهش قدرت خرید مردم می‌شود. افزایش هزینه‌های زندگی به گونه‌ای خواهد بود که فرصت سرمایه‌گذاری و پس انداز از آن‌ها گرفته شده و درآمدها بیشتر صرف هزینه‌های جاری می‌شوند. از سوی دیگر کاهش سرمایه‌گذاری، منجر به کاهش تقاضا برای سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار و به تبع کاهش شاخص سهام می‌شود.

²⁶ Yildirim, D. C., Toroslu, I. H., & Fiore, U. (2021)

²⁷ Interest Rate

²⁸ سعیدی پرویز، و همکاران (۲۰۱۱).

داده‌های تورم از سایت بانک مرکزی ایران^{۲۹} و نرخ بهره از سایت بورس ویو^{۳۰} استخراج شده است.

تحلیل تکنیکال

مطالعه رفتارهای بازار با استفاده از نمودارها و با هدف پیش‌بینی آینده روند قیمت‌ها می‌باشد. مهم‌ترین اصل تحلیل تکنیکال این است که همه چیز در قیمت لحاظ شده است. یک تحلیلگر تکنیکی معتقد است قیمت فعلی همه اطلاعات را درباره یک سهم در بردارد، زیرا تمام اطلاعات تأثیر خود را قبلاً بر نمودار قیمت گذاشته‌اند. دومین اصل تحلیل تکنیکال این است که، قیمت‌ها بر اساس روندها حرکت می‌کنند و یا به عبارت دیگر قیمت‌ها دوست دارند که روند فعلی خود را حفظ کنند، به جای آنکه تغییر جهت بدهند. سومین اصل تحلیل تکنیکال نیز می‌گوید: تاریخ تکرار می‌شود، که بر پایه این عقیده به مطالعه تاریخچه قیمت می‌پردازیم، زیرا کلیدی است برای پیش‌بینی آینده، در واقع می‌گوید آینده چیزی نیست جز تاریخ گذشته.

باتوجه به عملکرد آن‌ها، شاخص‌های تکنیکال را می‌توان به سه دسته بندی کرد: عقب ماندگی، پیشرو و نوسان. اندیکاتورهای عقب ماندگی که به آن‌ها شاخص‌های روند نیز گفته می‌شود، از عملکرد قیمت گذشته پیروی می‌کنند. MA و MACD بهترین نمونه از اندیکاتورهای عقب مانده هستند. شاخص‌های پیشرو که به عنوان اندیکاتورهای مبتنی بر حرکت نیز شناخته می‌شوند، با هدف پیش‌بینی جهت روند قیمت در آینده و نشان دادن نرخ‌های تغییر در قیمت هستند. ROC و RSI شناخته شده ترین نمونه‌های شاخص‌های پیشرو هستند. شاخص‌های مبتنی بر نوسان، سطوح نوسان قیمت را اندازه‌گیری می‌کنند. BB پرکاربردترین شاخص مبتنی بر نوسانات است.

در این پژوهش از اندیکاتورهای مویینگ اوریج^{۳۱}، اندیکاتور MADC^{۳۲}، اندیکاتور ROC^{۳۳}، اندیکاتور مومنتوم، اندیکاتور RSI^{۳۴}، اندیکاتور بولینگر باند^{۳۵} و اندیکاتور CCI^{۳۶} برای ورودی مدل استفاده شده است.

میانگین متحرک یک شاخص پیروی از روند (یا عقب ماندگی) است که قیمت‌ها را با میانگین‌گیری آنها در یک دوره مشخص نشان می‌دهد. MA نه تنها می‌تواند جهت روند را شناسایی کند، بلکه سطوح حمایت و مقاومت بالقوه را نیز تعیین می‌کند.

²⁹ www.cbi.ir

³⁰ www.bourseview.com

³¹ Moving Average

³² Moving Average Convergence Divergence

³³ Rate of Change

³⁴ Relative Strength Index

³⁵ Bollinger Band

³⁶ Commodity Channel Indicator

MACD یک نوسان ساز حرکتی است که توسط جerald آپل در اواخر دهه ۱۹۷۰ توسعه یافت. این یک شاخص پیروی از روند است که از میانگین متحرک نمایی کوتاه مدت و بلند مدت قیمت‌ها استفاده می‌کند. MACD از میانگین متحرک کوتاه مدت برای شناسایی سریع تغییرات قیمت و از میانگین متحرک بلند مدت برای تأکید بر روندها استفاده می‌کند. (ازرهان، ۲۰۲۱) ۳۷

نرخ تغییر (ROC) یک نوسان ساز مومنتوم است که سرعت قیمت را تعیین می‌کند.

این شاخص با محاسبه نسبت بین قیمت بسته شدن فعلی و قیمت بسته شدن زمان قبلی مشخص شده، درصد جهت را اندازه گیری می‌کند.

مومنتوم میزان تغییر قیمت را در طی یک دوره مشخص اندازه گیری می‌کند. این یک شاخص پیشرو است که با افزایش و کاهش قیمت را نشان می‌دهد یا با ادامه روند فعلی ثابت می‌ماند. تکانه بر اساس تفاوت قیمت‌ها برای یک بازه زمانی معین محاسبه می‌شود (نلسون و همکاران، ۲۰۱۷) ۳۸

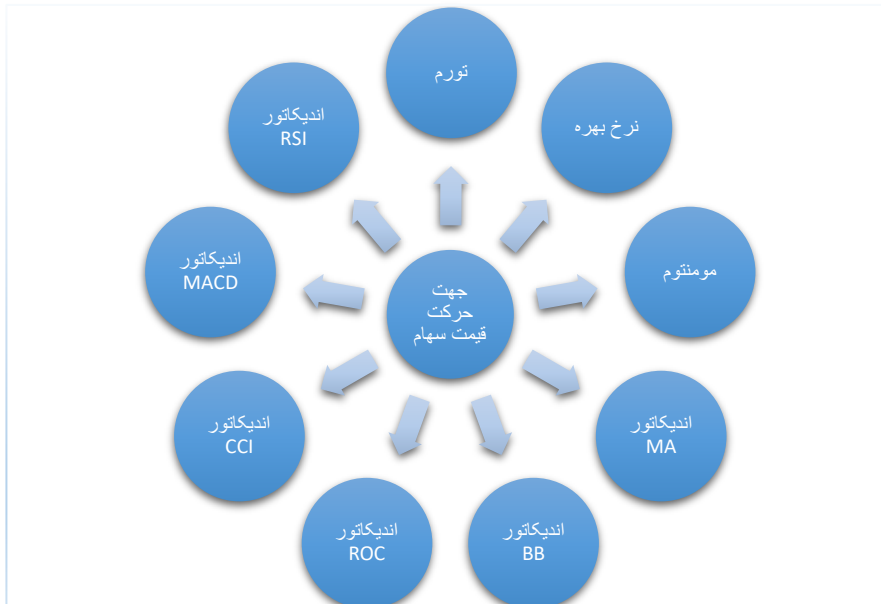
شاخص قدرت نسبی (RSI) یک شاخص حرکتی است که توسط جی. ولز وایلدر در سال ۱۹۷۸ ایجاد شد. RSI یک نوسان ساز است، به این معنی که مقادیر آن بین ۰ تا ۱۰۰ تغییر می‌کند و می‌تواند سطوح اشباع خرید و اشباع را تعیین می‌کند.

باندهای بولینگر (BB) به یک شاخص مبتنی بر نوسانات اشاره دارد که توسط جانبول لینگر در دهه ۱۹۸۰ ایجاد شد. دارای سه باند بالایی، میانی و پایینی است در حالی که باند میانی میانگین متحرک در یک دوره خاص می‌باشد، باندهای بالا و پایین با انحرافات استاندارد در قیمت محاسبه می‌شوند که در بالا و پایین باند میانی قرار می‌گیرند. فاصله بین باندها به نوسانات قیمت بستگی دارد.

شاخص کانال کالا (CCI) یک شاخص مبتنی بر حرکت است که توسط دونالد لمبرت در سال ۱۹۸۰ ایجاد شد. CCI بر این اصل استوار است که قیمت‌های فعلی را باید بر اساس قیمت‌های گذشته اخیر بررسی کرد، نه بر اساس قیمت‌های گذشته دور، تا از گیج شدن حال جلوگیری شود. الگوها را می‌توان برای برجسته کردن یک روند جدید یا هشدار در برابر شرایط شدید استفاده کرد. علاوه بر این، CCI شرایط اشباع خرید و فروش را شناسایی می‌کند.

37 Özorhan, M. O. (2017)

38 Nelson, D. M., Pereira, A. C., & De Oliveira, R. A. (2017, May)



نمودار ۲: مدل مفهومی پژوهش

تجزیه و تحلیل هیستوگرام و محاسبه آستانه

برای یافتن حد آستانه بهینه از روش آنتروپی استفاده می‌کنیم. بدین صورت که برای تک تک حدود آستانه آنتروپی را محاسبه کرده و سپس حد آستانه ای که بیشترین آنتروپی را دارد به عنوان حد آستانه بهینه انتخاب می‌کنیم. برای کاهش زمان جست و جو و افزایش کارایی محاسبات یک حد بالا برای الگوریتم جست و جوی بهینه تعیین می‌کنیم. بدین صورت که اخلاف‌های کلوزهای متوالی را ابتدا از کوچک به بزرگ مرتب کرده سپس در ۱۰ دسته با فاصله‌های یکسان قرار می‌دهیم سپس فراوانی تجمعی هر دسته را محاسبه می‌کنیم و اولین داده ای که فراوانی تجمعی آن از ۸۵ درصد بیشتر باشد به عنوان حد بالای حد آستانه برای الگوریتم جست و جوی خود قرار می‌دهیم به عبارت دیگر فرض می‌کنیم حد آستانه بهینه در بازه ۰ تا حد بالای حد آستانه که از الگوریتم اخیر به دست آمده است.

نقاط داده ما بر اساس تجزیه و تحلیل هیستوگرام و رویکرد آنتروپی برچسب‌گذاری می‌شوند. در پایان این عملیات، با استفاده از مقدار آستانه، نقاط داده را به سه کلاس تقسیم می‌کنیم:

۱. مربوط به افزایش قیمتی است که بیش از مقدار آستانه است.

۲. مربوط به کاهش قیمتی است که بیش از مقدار آستانه است.

۳. مربوط به تغییر قیمتی است که کمتر از مقدار آستانه است (بدون عمل).

تنها زمانی که اختلاف بین دو نقطه داده متوالی بزرگتر یا کمتر از حد آستانه باشد، نقطه داده بعدی به عنوان افزایش یا کاهش در نظر گرفته می‌شود. در غیر این صورت، ما نقطه داده بعدی را بدون تغییر در نظر می‌گیریم.

مدل‌های پژوهش

در این پژوهش ۴ مدل با یکدیگر مقایسه می‌شوند؛ مدل LSTM با شاخص‌های تکنیکال، مدل LSTM با شاخص‌های اقتصادکلان، مدل ترکیبی تکنیکال و اقتصادکلان و مدل پیشنهادی ما که ویژگی‌های و ورودی‌های دو LSTM تکنیکال و اقتصادکلان را در یک مدل ترکیب نمی‌کند در عوض، یک مکانیسم تصمیم‌گیری مبتنی بر قانون را پیشنهاد می‌کند که به عنوان نوعی پس پردازش عمل می‌کند و از آن برای ترکیب نتایج خطوط پایه در یک تصمیم‌گیری نهایی استفاده می‌شود. در واقع در مدل پیشنهادی با ترکیب نتایج دو مدل اول و منطق تصمیم‌گیری هوشمند و با استفاده از قوانین زیر عمل می‌کند:

۱. اگر پیش‌بینی یک مدل کمتر از حد آستانه باشد، تصمیم‌گیری نهایی بدون عمل (نه افزایش قیمت نه کاهش قیمت) خواهد بود.

۲. اگر پیش‌بینی‌های دو مدل مورد توافق باشد، تصمیم‌گیری نهایی مدل را هم همان در نظر می‌گیریم.

۳. اگر پیش‌بینی‌های دو مدل متفاوت باشد، برای تصمیم‌گیری نهایی مدلی را انتخاب می‌کنیم که احتمال پیش‌بینی آن بیشتر باشد؛ اگر احتمال یکسان باشد، پیش‌بینی مدل تکنیکال را انتخاب می‌کنیم.

معیار ارزیابی شبکه

معیارهای ارزیابی عملکرد در واقع روشی برای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی هستند که بر اساس آنها بهترین مدلی که کمترین خطا و بیشترین دقت پیش‌بینی را داشته باشد، انتخاب می‌شود. ما در اینجا برای ارزیابی دقت مدل از یک رویکرد نوین استفاده می‌کنیم. هدف نهایی این رویکرد به دست آوردن نسبت تعداد پیش‌بینی‌های سود ده به کل تعداد پیش‌بینی‌ها است. بدین منظور اگر جهت حرکت قیمت بدون در نظر گرفتن حد آستانه هم راستا با جهت پیش‌بینی باشد ما این جواب را در دسته جواب‌های درست به حساب می‌آوریم.

یافته‌های پژوهش

در این پژوهش قیمت سهم شبندر (پالایش نفت بندرعباس)، فملی (صنایع مس ایران)، خودرو (ایران خودرو) و شپدیس (پتروشیمی پردیس) متغیر وابسته هستند که قصد داریم جهت حرکت آن‌ها را پیش‌بینی کنیم. همچنین متغیرهای مستقل عبارتند از: قیمت‌های بالای سهم، قیمت‌های پایین سهم، قیمت بسته شدن سهم، قیمت باز شدن سهم، اندیکاتور مووینگ اوریج (MA)، اندیکاتور MACD، اندیکاتور ROC، اندیکاتور مومنتوم، اندیکاتور RSI، اندیکاتور بولینگر باند (BB)، اندیکاتور CCI، نرخ تورم ایران، نرخ بهره ایران، قیمت بسته شدن شاخص کل.

داده‌های بورس از نرم افزار TSE CLINET بصورت روزانه و داده‌های اقتصادکلان از سایت بانک مرکزی ۳۹ ایران به صورت ماهانه برای چهار شرکت شبندر (پالایش نفت بندرعباس)، فملی (ملی مس ایران)، خودرو (ایران خودرو) و شپدیس (پتروشیمی پردیس) از سال ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۲ استخراج شده است. ۸۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد به عنوان تست در نظر گرفته شده‌اند.

برای مقایسه مدل‌ها از روش درصد موفقیت (دقت سود) استفاده شده است.

در جداول ذیل نتایج پیش‌بینی مدل‌ها آورده شده است.

جدول ۱: نتایج پیش‌بینی یک روزه مدل تکنیکال

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهم شبندر (%)	دقت سود در سهم فملی (%)	دقت سود در سهم خودرو (%)	دقت سود در سهم شپدیس (%)
۵۰	۴۶,۵	۴۳,۳	۴۰,۶	۴۲,۷
۱۰۰	۵۵,۰۰	۴۷,۲۱	۳۸,۹	۴۷,۲
۱۵۰	۴۸,۹۷	۴۵,۶۹	۳۹,۳	۴۴,۸
۲۰۰	۵۲,۲۷	۵۱,۲۴	۳۷,۴	۴۱,۹
میانگین	۵۰,۶۹	۴۶,۸۶	۳۹,۰۵	۴۴,۱۵

جدول ۲: نتایج پیش‌بینی یک روزه مدل اقتصاد کلان

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر (%)	دقت سود در سهام فملی (%)	دقت سود در سهام خودرو (%)	دقت سود در سهام شپدیس (%)
۵۰	۵۰,۲۶	۴۹,۶۵	۴۵,۶	۴۷,۹
۱۰۰	۵۰,۹۳	۴۸,۴۷	۴۲,۹	۴۷,۸
۱۵۰	۵۳,۱۱	۴۸,۶۰	۴۴,۸	۴۹,۵
۲۰۰	۵۴,۴۳	۴۸,۳۲	۴۸,۹	۵۱,۳
میانگین	۵۲,۱۰	۴۸,۷۶	۴۵,۵۵	۴۹,۱۲

جدول ۳: نتایج پیش‌بینی یک روزه مدل ترکیبی

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر (%)	دقت سود در سهام فملی (%)	دقت سود در سهام خودرو (%)	دقت سود در سهام شپدیس (%)
۵۰	۴۷,۶۲	۴۷,۶	۴۵,۱	۴۸,۹
۱۰۰	۵۵,۴۰	۴۵,۹۶	۴۴,۵	۴۷,۷

۱۵۰	۴۶,۶۷	۵۶,۳۰	۴۸,۹	۴۵,۲
۲۰۰	۶۲,۵۰	۵۲,۱۵	۴۹,۹	۵۰,۹
میانگین	۵۳,۰۵	۵۰,۵۰	۴۷,۱	۴۸,۱۷

جدول ۴: نتایج پیش‌بینی یک روزه مدل پیشنهادی

تکرار در مدل	تکرار در مرحله آموزش تکنیکال	دقت سود در سهام شبندر(%)	دقت سود در سهام فملی(%)	دقت سود در سهام خودرو(%)	دقت سود در سهام شپدیس(%)
۵۰	۵۰	۷۰,۸	۶۸,۷۴	۵۴,۷	۶۴,۸
۵۰	۱۰۰	۷۳,۵	۷۲,۳۶	۵۷,۴	۶۷,۵
۵۰	۱۵۰	۶۹,۶	۷۰,۲۳	۵۵,۹	۶۶,۸
۵۰	۲۰۰	۷۱,۱۳	۶۶,۵۶	۵۹,۸	۶۳,۳
۱۰۰	۵۰	۷۰,۵۹	۶۵,۲۴	۶۱,۲	۶۴,۸
۱۰۰	۱۰۰	۶۹,۲۳	۶۵,۶۹	۵۷,۶	۶۵,۹
۱۰۰	۱۵۰	۷۶,۵	۶۴,۲۱	۵۸,۱	۶۶,۷
۱۰۰	۲۰۰	۷۲,۶۴	۶۳,۱۴	۶۰,۲	۶۸,۵
۱۵۰	۵۰	۷۷,۳۲	۶۵,۹۴	۶۳,۵	۶۹,۸
۱۵۰	۱۰۰	۶۴,۶۲	۶۷,۱۴	۵۸,۶	۶۹,۷

۱۵۰	۱۵۰	۶۵,۵۰	۶۹,۳۶	۵۹,۸	۶۹,۱
۱۵۰	۲۰۰	۷۲,۹۸	۶۹,۴۵	۵۹,۹	۶۳,۷
۲۰۰	۵۰	۶۹,۵۶	۶۵,۴۲	۶۱,۵	۷۰,۳
۲۰۰	۱۰۰	۶۷,۲۰	۶۲,۳۰	۶۲,۸	۷۱,۲
۲۰۰	۱۵۰	۷۴,۱۲	۶۷,۱۹	۶۳,۳	۷۰,۳
۲۰۰	۲۰۰	۷۳,۶۰	۶۶,۶۵	۶۳,۴	۷۴,۷
میانگین		۷۱,۱۸	۶۶,۸۵	۵۹,۸۵	۶۷,۹۴

برای هر آزمایش ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ تکرار را در مراحل آموزشی انجام داده شد تا مدل‌های مختلف را به درستی مقایسه کنیم. زمان‌های اجرای آزمایش‌ها تقریباً با تعداد تکرارها خطی بود.

همان‌طور که در جداول بالا مشاهده می‌شود، نتایج مدل‌ها برای پیش‌بینی یک روزه نشان می‌دهد که مدل ۴ یا همان مدل پیشنهادی عملکرد بهتری از سایر مدل کسب می‌کند؛ مدل ۴ برای هر چهار سهم شبندر، فملی، خودرو و شپدیس به طور میانگین دقت سود ۷۱,۱۸٪، ۶۶,۸۵٪، ۵۹,۸۵٪ و ۶۷,۹۴٪ کسب می‌کند و دقت سود بالای ۵۰٪ را به دست می‌آورد.

جدول ۵: نتایج پیش‌بینی سه روزه مدل تکنیکال

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر(٪)	دقت سود در سهام فملی(٪)	دقت سود در سهام خودرو(٪)	دقت سود در سهام شپدیس(٪)
۵۰	۵۷,۴۴	۵۵,۳۲	۵۰,۹	۵۳,۱
۱۰۰	۵۴,۴	۵۶,۲۹	۵۰,۳	۵۲,۶
۱۵۰	۳۹,۸۳	۴۳,۹	۴۴,۶	۵۵,۱

۲۰۰	۵۳,۵۷	۴۷,۳۵	۴۷,۹	۵۰,۷
میانگین	۵۱,۳۱	۵۰,۶۴	۴۸,۴۲	۵۲,۸۷

جدول ۶: نتایج پیش‌بینی سه روزه مدل اقتصادکلان

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر(%)	دقت سود در سهام فملی(%)	دقت سود در سهام خودرو(%)	دقت سود در سهام شپدیس(%)
۵۰	۴۳,۳۱	۴۵,۳۶	۴۲,۶	۴۹,۷
۱۰۰	۴۷,۷۸	۴۹,۸۷	۴۹,۶	۴۶,۵
۱۵۰	۵۱,۳۷	۴۵,۹۵	۴۴,۳	۴۸,۹
۲۰۰	۵۱,۸۵	۵۴,۶۱	۴۷,۳	۵۲,۳
میانگین	۴۸,۵۸	۴۸,۹۴	۴۵,۹۵	۴۹,۳۵

جدول ۷: نتایج پیش‌بینی سه روزه مدل ترکیبی

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر(%)	دقت سود در سهام فملی(%)	دقت سود در سهام خودرو(%)	دقت سود در سهام شپدیس(%)
۵۰	۴۳,۱۶	۴۷,۶۰	۴۲,۹	۴۷,۹
۱۰۰	۴۳,۸۱	۵۱,۲۴	۴۴,۸	۴۴,۴
۱۵۰	۴۲,۶۸	۴۴,۳۶	۴۱,۶	۴۵,۶
۲۰۰	۵۶,۷۲	۴۳,۵۱	۴۹,۶	۴۹,۹

میانگین ۴۶,۵۹ ۴۶,۶۷ ۴۴,۷۲ ۴۶,۹۵

جدول ۸: نتایج پیش‌بینی سه روزه مدل پیشنهادی

تکرار در مرحله آموزش تکنیکال	تکرار در مرحله آموزش مدل اقتصادکلان	دقت سود		دقت سود		دقت سود	
		در سهام شبندر(%)	در سهام فملی(%)	در سهام خودرو(%)	در سهام شپدیس(%)		
۵۰	۵۰	۵۹,۳۹	۵۸,۶۵	۶۸/۵۱	۶۹/۴۶		
۵۰	۱۰۰	۵۸,۷۱	۵۵,۴۵	۶۵/۰۶	۶۹/۵۳		
۵۰	۱۵۰	۶۱,۶	۵۷,۶۹	۶۵/۸۷	۷۴/۶۵		
۵۰	۲۰۰	۷۵,۳۶	۵۷,۲۳	۶۶/۶۵	۶۴/۵۸		
۱۰۰	۵۰	۷۶,۰۶	۵۶,۶۰	۶۲/۵۵	۶۹/۸۰		
۱۰۰	۱۰۰	۶۹,۴۱	۵۷,۴۷	۶۲/۹۴	۶۰/۵۰		
۱۰۰	۱۵۰	۶۷,۴۴	۵۷,۹۰	۶۳/۴۵	۷۴/۸۲		
۱۰۰	۲۰۰	۷۰,۸۰	۶۰,۱۴	۶۹/۱۲	۷۳/۲۹		
۱۵۰	۵۰	۶۹,۷۹	۵۶,۹۴	۶۵/۹۳	۶۴/۴۴		
۱۵۰	۱۰۰	۷۷,۷۸	۵۲,۱۸	۶۹/۶۹	۶۰/۵۳		
۱۵۰	۱۵۰	۶۶,۶۷	۵۳,۳۹	۶۰/۵۹	۶۴/۰۹		
۱۵۰	۲۰۰	۵۹,۴۱	۵۸,۶۹	۶۸/۵۶	۶۳/۳۷		

۲۰۰	۵۰	۷۱,۳۰	۵۴,۶۵	۶۷/۵۴	۷۴/۹۷
۲۰۰	۱۰۰	۷۶,۲۰	۵۵,۶۹	۶۵/۱۷	۶۳/۸۹
۲۰۰	۱۵۰	۷۵,۵۱	۵۹,۳۴	۶۲/۵۱	۶۲/۳۴
۲۰۰	۲۰۰	۷۰,۲۹	۶۳,۵۹	۶۲/۲۲	۶۳/۴۹
میانگین		۶۹,۱۱	۵۷,۲۲	۶۵.۴۰	۶۷.۱۱

در جداول بالا، نتایج مدل‌ها برای پیش‌بینی سه روزه نشان می‌دهد که مدل ۴ یا همان مدل پیشنهادی عملکرد بهتری از سایر مدل‌ها کسب می‌کند؛ مدل ۴ برای هر چهار سهم شبندر، فملی، خودرو و شپدیس به طور میانگین دقت سود ۶۹,۱۱٪، ۵۷,۲۲٪، ۶۵,۴٪ و ۶۷,۱۱٪ کسب می‌کند و دقت سود بالای ۵۰٪ را به دست می‌آورد.

جدول ۹: نتایج پیش‌بینی پنج روزه مدل تکنیکال

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر(٪)	دقت سود در سهام فملی(٪)	دقت سود در سهام خودرو(٪)	دقت سود در سهام شپدیس(٪)
۵۰	۴۳,۴۰	۴۲,۶۹	۴۲/۱۲	۴۷/۸۴
۱۰۰	۴۷,۱۱	۴۱,۲۴	۴۶/۹۱	۴۸/۸۷
۱۵۰	۴۴,۷۴	۴۷,۴۱	۴۶/۶۶	۴۴/۴۶
۲۰۰	۵۴,۰۰	۴۶,۶۰	۴۲/۱۴	۴۸/۹۸
میانگین	۴۷,۳۱	۴۴,۴۸	۴۴.۴۵	۴۷.۵۴

جدول ۱۰: نتایج پیش‌بینی پنج روزه مدل اقتصادکلان

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر(%)	دقت سود در سهام فملی(%)	دقت سود در سهام خودرو(%)	دقت سود در سهام شپدیس(%)
۵۰	۴۸,۱۳	۵۲,۲۵	۴۶/۴۱	۴۵/۶۲
۱۰۰	۴۱,۴۸	۵۴,۶۰	۴۵/۵۶	۴۵/۹۶
۱۵۰	۴۵,۷۳	۴۶,۲۳	۴۹/۵۳	۴۸/۵۱
۲۰۰	۶۴,۱۸	۴۷,۵۶	۴۵/۶۴	۴۳/۶۹
میانگین	۴۹,۸۸	۵۰,۰۲	۴۶.۷۹	۴۵.۹۵

جدول ۱۱: نتایج پیش‌بینی پنج روزه مدل ترکیبی

تکرار در مرحله آموزش	دقت سود در سهام شبندر(%)	دقت سود در سهام فملی(%)	دقت سود در سهام خودرو(%)	دقت سود در سهام شپدیس(%)
۵۰	۴۴,۴۴	۴۶,۹۹	۴۸,۶	۵۱,۹
۱۰۰	۴۲,۷۲	۴۶,۳۷	۴۴,۷	۵۰,۲
۱۵۰	۴۶,۵۱	۴۶,۵۲	۴۹,۶	۴۸,۶
۲۰۰	۶۱,۲۵	۴۷,۲۳	۵۰,۲	۵۲,۶

میانگین ۴۸,۷۳ ۴۶,۷۷ ۴۸,۲۷ ۵۰,۸۲

جدول ۱۲: نتایج پیش‌بینی پنج روزه مدل پیشنهادی

تکرار در مرحله آموزش تکنیکال	تکرار در مرحله آموزش مدل اقتصاد کلان	دقت سود در شبندر(%)	دقت سود در سهم فملی(%)	دقت سود در خودرو(%)	دقت سود در شپدیس(%)
۵۰	۵۰	۶۵,۳۱	۶۱,۲۰	۶۸/۵۹	۷۱/۷۲
۵۰	۱۰۰	۶۳,۲۵	۶۴,۲۱	۶۱/۳۶	۶۹/۲۱
۵۰	۱۵۰	۷۱,۳۰	۶۴,۸۰	۶۵/۸۸	۶۶/۵۹
۵۰	۲۰۰	۷۳,۴۹	۶۵,۳۷	۶۰/۴۴	۶۸/۰۵
۱۰۰	۵۰	۶۶,۶۲	۶۱,۴۷	۶۸/۱۰	۷۰/۰۵
۱۰۰	۱۰۰	۶۷,۹۸	۶۱,۱۴	۶۴/۳۵	۶۳/۸۶
۱۰۰	۱۵۰	۶۵,۴۵	۶۰,۵۹	۶۱/۴۴	۷۳/۷۶
۱۰۰	۲۰۰	۶۵,۵۲	۵۹,۴۷	۶۳/۹۳	۶۳/۱۸
۱۵۰	۵۰	۷۴,۲۶	۵۹,۶۵	۶۵/۵۳	۶۵/۷۸
۱۵۰	۱۰۰	۷۶,۳۵	۶۱,۲۳	۶۶/۳۳	۶۹/۷۳
۱۵۰	۱۵۰	۷۴,۲۵	۶۴,۶۲	۶۹/۳۱	۶۴/۹۱
۱۵۰	۲۰۰	۷۲,۹۰	۶۶,۸۷	۶۳/۱۴	۷۰/۶۰
۲۰۰	۵۰	۶۵,۲۳	۶۳,۲۹	۶۹/۲۵	۶۵/۷۸

۲۰۰	۱۰۰	۶۵,۸۷	۶۲,۴۸	۶۵/۷۰	۶۹/۴۳
۲۰۰	۱۵۰	۶۶,۴۹	۵۸,۳۷	۶۴/۲۵	۶۵/۴۷
۲۰۰	۲۰۰	۶۹,۶۱	۶۰,۲۸	۶۲/۱۹	۶۹/۴۰
میانگین		۶۸,۹۹	۶۲,۲۰	۶۴.۹۹	۶۷.۹۷

پیش‌بینی ۵ روزه مدل‌ها نیز نتایج پیش‌بینی یک روزه و سه روزه را تکرار می‌کند. مدل ۴ برای پیش‌بینی ۵ روز آینده دقت سود ۶۸,۹۹٪، ۶۲,۲۰٪، ۶۴,۹۹٪ و ۶۷,۹۷٪ را برای سهام شبندر، فملی، ایران خودرو و شپدیس کسب می‌کند.

جدول ۱۳: خلاصه پیش‌بینی‌های انجام شده در ۴ مدل مورد بررسی

مدل	دقت سود پیش‌بینی یک روزه (%)	دقت سود پیش‌بینی سه روزه (%)	دقت سود پیش‌بینی پنج روزه (%)
مدل تکنیکال	۴۸,۱۸	۵۰,۸۱	۴۵,۹۵
مدل اقتصادکلان	۴۸,۸۸	۴۸,۲۰	۴۸,۱۶
مدل تکنیکال - اقتصادکلان	۴۹,۶۹	۴۶,۲۳	۴۸,۶۴
مدل پیشنهادی	۶۶,۴۵	۶۴,۷۱	۶۶,۰۳

با توجه به جدول فوق، می‌توان نتیجه گرفت که هدف اصلی این پژوهش (برتری مدل ۴ از سایر مدل‌ها و کسب دقت سود بالای ۵۰٪) به خوبی به اثبات رسیده است.

بحث و نتیجه‌گیری

بازار بورس به عنوان یکی از ارکان بازار سرمایه در رشد اقتصادی هر کشور حائز اهمیت است. لذا انتخاب یک رویکرد مناسب در سرمایه‌گذاری در بازار بورس، برای سرمایه‌گذاران موضوعی مهم است. برای انجام سرمایه‌گذاری، تحلیل و بررسی روند تغییرات اطلاعات در گذشته برای داشتن پیش‌بینی درست از روند تغییرات اطلاعات در آینده بسیار مهم است

این پژوهش به منظور پیش‌بینی جهت حرکت قیمت چهار سهام شبندر، فملی، خودرو و شپدیس با استفاده از ۴ مدل LSTM (مدل LSTM با شاخص‌های تکنیکال، مدل LSTM با شاخص‌های اقتصادکلان، مدل ترکیبی تکنیکال و اقتصادکلان و مدل پیشنهادی ما که ویژگی‌های دو LSTM تکنیکال و اقتصادکلان را در یک مدل ترکیب نمی‌کند در عوض، یک مکانیسم تصمیم‌گیری مبتنی بر قانون را پیشنهاد می‌کند که به عنوان نوعی پس پردازش عمل می‌کند و از آن برای ترکیب نتایج خطوط پایه در یک تصمیم نهایی استفاده می‌شود) در بازه‌های زمانی ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۲ انجام شد. پیش‌بینی‌ها شامل دوره‌های ۳،۱ و ۵ روزه بود. عملکرد مدل‌ها با استفاده از دقت سود(نسبت تعداد پیش‌بینی‌های درست به کل پیش‌بینی‌ها) سنجیده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که مدل ۴ (مدل پیشنهادی) از سایر مدل‌ها عملکرد بهتری دارد و میانگین دقت سود ۶۹،۷۶٪ در سهام شبندر، ۶۲،۰۹٪ در سهام فملی، ۶۳،۴۱٪ در سهام خودرو و ۶۷،۶۷٪ در سهام شپدیس را به دست می‌آورد. لازم به ذکر است که مدل ۴ میانگین دقت سود بالای ۵۰٪ را به دست می‌آورد و این مقدار دقت سود توجیه‌پذیر است. با توجه به توضیحات ارائه شده از این پژوهش می‌توان نتیجه‌گیری کرد که شاخص‌های کلان اقتصادی و تکنیکال نمی‌توانند به صورت جداگانه یا با هم، برای پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام استفاده شوند در حالی که به جای ترکیب این پارامترها در یک LSTM واحد، پردازش آن‌ها به طور جداگانه با LSTM‌های مختلف و ترکیب نتایج آن‌ها با استفاده از منطق تصمیم‌گیری هوشمند، دقت پیش‌بینی را به طور قابل توجهی بهبود می‌بخشد.

۳-۵ محدودیت‌های تحقیق

- اولین محدودیت تحقیق در اختیار نداشتن آمار متغیرهای کلان اقتصادی به صورت روزانه است؛ به دلیل اینکه پیش‌بینی ما برای یک، سه و پنج روز آینده می‌باشد، در صورتی که داده‌های اقتصاد کلان را بصورت روزانه در اختیار داشتیم احتمالاً می‌توانست تاثیر مثبتی بر دقت سود مدل داشته باشد.
- در این پژوهش، به دلیل کمبود منابع محاسباتی، به ازای هر مدل، از یک معماری واحد برای همه سهام‌ها استفاده شد. استفاده از معماری پویا به ازای هر سهم ممکن است دقت سود بالاتری داشته باشد.

۴-۵ پیشنهادات

با توجه به نتایج پیش‌بینی مدل ۴ و دقت مناسب این مدل در این مسیر، پیشنهاد می‌شود موضوع سیگنالدهی ایجاد شده و وجود راهبرد سودآور بین بازارهای موازی مورد توجه بازیگران بازارهای مالی و سرمایه‌گذاران قرار گیرد تا بتوانند با دانش از تغییرات بین بازارها و پیش‌بینی آنها به کنترل ریسک و بازدهی مالی بپردازند. برای مطالعات آتی نیز پیشنهادات زیر مطرح می‌شود:

- مدل‌های یاد شده در این پژوهش، در پیش‌بینی جهت حرکت در سایر بازارها مثل بازار طلا و ارز مورد استفاده قرار گیرد.
- می‌توان از دیگر متغیرهای موثر بر قیمت سهام نظیر قیمت جهانی کامودیتی‌ها، نرخ ارز و سایر متغیرهای تحلیل بنیادی برای پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام استفاده کرد.
- به عقیده ی برخی از کارشناسان، شاخص قیمت سهام نشان‌گر خوبی برای بازار بورس نیست به همین دلیل استفاده از شاخص هم وزن به جای شاخص قیمت سهام پیشنهاد می‌شود.

منابع

۱. بهشتی مسئله گو، سیده مزگان، افشار کاظمی، حقیقت منفرد، & رضاییان. (۲۰۲۳). یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بازار سهام با استفاده از اطلاعات عددی و متنی) رویکرد الگوریتم حافظه کوتاه مدت ماندگار (LSTM مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۱۴، (55)
۲. باباجانی، جعفر، تقوا، بولو، قاسم & عبدالهی. (۲۰۱۹). مقاله پژوهشی: پیش‌بینی قیمت سهام در بورس تهران با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی. راهبرد مدیریت مالی، 195-228، 7(2),
۳. ذوقی، سهیل، راعی، & فلاح‌پور. (۲۰۲۲). ارائه مدل پیش‌بینی‌گر جهت بازار در معاملات آتی سکه طلای بورس کالای ایران با استفاده از الگوریتم حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM). مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۵۳(۱۳)، ۳۴-۵۳.
۴. باجلان، سعید؛ فلاح‌پور، سعید؛ دانا، ناهید. (۱۳۹۵). "پیش‌بینی روند تغییرات قیمت سهام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان وزن‌دهی شده و انتخاب ویژگی هیبرید به منظور ارائه استراتژی معاملاتی بهینه"، راهبرد مدیریت مالی، ۴(۳)، ۱۲۱-۱۴۸
۵. راعی، رضا؛ نیک‌عهد، علی؛ حبیبی، مصطفی. (۱۳۹۵). "پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با ترکیب روش‌های آنالیز مؤلفه‌های اصلی، رگرسیون بردار پشتیبان و حرکت جمعی ذرات"، راهبرد مدیریت مالی، ۴(۴)، ۱-۲۳
۶. فلاح‌پور، سعید؛ علی‌پور، ریکنده، جواد. (۱۳۹۳). "پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی در بورس اوراق بهادار تهران"، راهبرد مدیریت مالی، ۲(4)، ۳۱-۱۵
۷. سعیدی پرویز & بقیه عیسی. (۲۰۱۱). بررسی رابطه بین تغییرات نرخ بهره با، بازده و سودآوری موسسات مالی در بورس اوراق بهادار تهران.
۸. سعیدی پرویز & بقیه عیسی. (۲۰۱۱). بررسی رابطه بین تغییرات نرخ بهره با، بازده و سودآوری موسسات مالی در بورس اوراق بهادار تهران.

9. Beheshti Tahemgo, Seyedeh Mozghan, v Afsharkazemi, Hekat Mofard, and Rezaian. (2023). For the first time to predict the stock market using numerical and textual information (LSTM algorithm approach). *Bahadar Financial Engineering and Administrative Management*, 14.(ΔΔ)
10. Babajani, Jafar, Taqwa, Bolo, Qasim and Abdulahi. (2019). Research paper: stock price prediction in Tehran stock exchange using neural network optimized with artificial bee colony algorithm. *Financial Management Strategy*, 7(2), 195-228.
11. Zoghi, Sohail, Rai and Fallahpour. (2022). Presenting a predictive model for market direction in Iran Commodity Exchange gold coin futures using short-term memory (LSTM) algorithm. *Financial engineering and book management*, 53(13), 34-53.
12. Bajlan, Saeed; Falahpour, Saiddana, Nahid. (2015). "Prediction of stock price changes using weighted support vector machine and hybrid feature selection in order to provide optimal management strategy", *Financial Management Strategy*, 4(3), 121-148
13. Rai, Reza; Nikahed, Ali; Habibi, Mustafa. (2016). "Forecasting Tehran Stock Exchange Index by combining Principal Components Analysis, Support Vector Regression and Cumulative Movement of Particles", *Financial Management Strategy*, 4(4).1-23.
14. Falahpour, Saeed; Alipour Rikende, Javad. (2013). "Prediction of stock index using wavelet neural networks in Tehran Stock Exchange", *Financial Management Strategy*, 2(4), 15-31
15. Saeedi Parviz, and Paqeh Isa. (2011). Investigating the relationship between changes in interest rates, efficiency and profitability of financial institutions in Tehran Stock Exchange.
16. Saeedi Parviz, and Paqeh Isa. (2011). Investigating the relationship between changes in interest rates, efficiency and profitability of financial institutions in

Tehran Stock Exchange.

17. Rezaei, H., Faaljou, H., & Mansourfar, G. (2021). Stock price prediction using deep learning and frequency decomposition. *Expert Systems with Applications*, 169, 114332.
18. Nguyen, T. N. L., & Nguyen, V. C. (2020). The determinants of profitability in listed enterprises: A study from Vietnamese stock exchange. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(1), 47–58.
19. Sunny, M. A. I., Maswood, M. M. S., & Alharbi, A. G. (2020, October). Deep learning-based stock price prediction using LSTM and bi-directional LSTM model. In *2020 2nd novel intelligent and leading emerging sciences conference (NILES)* (pp. 87-92). IEEE.
20. Li, Y., Bu, H., Li, J., & Wu, J. (2020). The role of text-extracted investor sentiment in Chinese stock price prediction with the enhancement of deep learning. *International Journal of Forecasting*, 36(4), 1541-1562.
21. Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). "Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques". *Expert Systems with Applications*, 42, 4, 2162-2172.
22. Maguluri, L. P., & Rengaswamy, R. (2020). An Efficient Stock Market Trend Prediction Using the Real-Time Stock Technical Data and Stock Social Media Data. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 13(4).
23. Kim, H. Y., & Won, C. H. (2018). Forecasting the volatility of stock price index: A hybrid model integrating LSTM with multiple GARCH-type models. *Expert Systems with Applications*, 103, 25-37.
24. Gao, Y., Wang, R., & Zhou, E. (2021). Stock prediction based on optimized LSTM and GRU models. *Scientific Programming*, 2021, 1-8.
25. Lim, H., & Rokhim, R. (2021). Factors affecting profitability of pharmaceutical company: an Indonesian evidence. *Journal of Economic Studies*, 48(5), 981-995.
26. Li, Y., Zheng, W., & Zheng, Z. (2019). Deep robust reinforcement learning for

practical algorithmic trading. *IEEE Access*, 7, 108014-108022.

27. Ashta, A., & Herrmann, H. (2021). Artificial intelligence and fintech: An overview of opportunities and risks for banking, investments, and microfinance. *Strategic Change*, 30(3), 211-222.
28. Milana, C., & Ashta, A. (2021). Artificial intelligence techniques in finance and financial markets: a survey of the literature. *Strategic Change*, 30(3), 189-209.
29. Mehtab, S., & Sen, J. (2020, November). Stock price prediction using CNN and LSTM-based deep learning models. In *2020 International Conference on Decision Aid Sciences and Application (DASA)* (pp. 447-453). IEEE.
30. Wang, L., Cao, Q., Zhang, Z., Mirjalili, S., & Zhao, W. (2022). Artificial rabbits optimization: A new bio-inspired meta-heuristic algorithm for solving engineering optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 114, 105082.
31. Altay, E., & Satman, M. H. (2005). Stock market forecasting: artificial neural network and linear regression comparison in an emerging market. *Journal of Financial Management & Analysis*, 18(2), 18.
32. Yıldırım, D. C., Toroslu, I. H., & Fiore, U. (2021). Forecasting directional movement of Forex data using LSTM with technical and macroeconomic indicators. *Financial Innovation*, 7, 1-36.
33. Özorhan, M. O. (2017). Forecasting direction of exchange rate fluctuations with two dimensional patterns and currency strength.
34. Nelson, D. M., Pereira, A. C., & De Oliveira, R. A. (2017, May). Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks. In *2017 International joint conference on neural networks (IJCNN)* (pp. 1419-1426). IEEE

Presenting a hybrid model for predicting the direction of stock price movement using LSTM with technical and macroeconomic indicators in Tehran Stock Exchange.

The purpose of this research is to check the accuracy of forecasting the direction of stock price movement using LSTM neural network with technical and macroeconomic indicators. To achieve this goal, in the first step, stock price data is extracted in the period from 2017 to 2023. In a step, 4 models of LSTM artificial neural network predict the direction of price movement and are finally compared. LSTM model with technical indicators, LSTM model with macroeconomic indicators, combined technical and macroeconomic model, and our proposed model which does not combine the features of two LSTM technical and macroeconomic in one model, instead, it proposes a decision making mechanism based on the law, which is proposed Gives. It acts as a processing and is used to combine the basic results into a final decision. For this purpose, 80% of the totals have been used as the machine learning period (in-sample) and the rest of the data as the test period (out-of-sample). The 1, 3, and 5-day forecast results for the test period (out of sample) show that the proposed model has better performance than other models and an accuracy of over 50%

Keywords: capital market, stock price movement prediction, LSTM artificial
