مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
مقاله پژوهشی
جلد۱۷، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۲، صفحه ۱۶۳-۱۴۹

رویکردهای نوین در مدل‌سازی و پیش‌بینی بازارهای مالی: پیشرفت‌های اخیر و افق‌های آینده

مهسا رجبی[۱]، حمید خالوزاده[۲]

[۱] دانشجوی دکتری مهندسی برق، گروه کنترل و سیستم، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران ma.rajabi@mail.kntu.ac.ir

[۲] استاد، دانشکدهٔ مهندسی برق، گروه کنترل و سیستم، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی،تهران، ایران h_khaloozadeh@kntu.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۱۵ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۲۵

چکیده: سری‌های زمانی مالی اساسا پیچیده، دینامیک، نویزی، غیرخطی، غیرپارامتری و آشوبگونه هستند، لذا پیش‌بینی بازارهای مالی به عنوان یکی از چالش برانگیزترین زمینه‌ها در حوزه مهندسی و اقتصاد مطرح می‌باشد. با پیشرفت روزافزون هوش مصنوعی و روی کارآمدن روش‌های نوین یادگیری عمیق، مسأله پیش‌بینی بازار سهام با تحولات چشمگیری بخصوص در زمینه مدل‌های پیاده‌سازی و نیز حجم عظیمی از انواع داده‌های ورودی همراه شده است. چهار گام مهم برای ایجاد یک ساختار پیش‌بینی هوشمند سیستماتیک شامل: ورودی‌های مدل، انتخاب الگوریتم‌های پیش‌بینی و ارائه ساختار کلی مدل پیش‌بین، بکاربردن توابع خطای متناسب با مسأله جهت آموزش الگوریتم یادگیری و در نهایت ارزیابی صحیح نتایج با توجه به معیارهای مورد نظر می‌باشد. در این مقاله مرور جامعی بر رویکردهای أخیر مسأله پیش‌بینی بازار سهام با تمرکز بر چهار عامل فوق ارائه گردیده است.

مهم‌ترین دست‌آوردهای این مقاله عبارتند از:

۱- بررسی همه جانبه مسأله شامل: مرور انواع ورودی‌های مدل، ساختارهای مختلف پیش‌بینی، آموزش مدل و انواع توابع خطای بکار برده شده، و نیز سنجه‌های ارزیابی نتایج، بصورت کاملا طبقه‌بندی شده و ساختاریافته بطوریکه نقشه راه مسأله و چالش‌های موجود را بسادگی در اختیار علاقه‌مندان قرار دهد و هر بخش زمینه پژوهشی مهمی را به پژوهشگران ارائه نماید.

۲- تحلیل کامل هر بخش، مشخص کردن کاربرد هریک از روش‌ها و بحث و بررسی مزایا و معایب آن‌ها براساس آخرین پیشرفت‌ها و ارائه چشم‌اندازهایی از مرزهای پژوهشی مسأله

۳- مشخص کردن مسیر تحقیقاتی درحال انجام، رویکردهای آینده و مسائل باز جهت کمک به محققان و پژوهشگران علاقه‌مند به این حوزه.

کلمات کلیدی: بازارهای مالی، پیش‌بینی سری زمانی، روش‌های یادگیری عمیق، توابع خطا، سنجه‌های ارزیابی

New approaches in modeling and forecasting financial markets: recent progress and future horizons

Mahsa Rajabi, Hamid Khaloozdeh

Abstract: Financial time series are fundamentally complex, dynamic, noisy, non-linear, non-parametric and chaotic, so forecasting financial markets is one of the most challenging fields in engineering and economics. With the increasing progress of artificial intelligence and the emergence of deep learning methods, the problem of stock market forecasting has been faced with significant developments, especially in the field of prediction models and big data. Four important steps to create

نویسنده عهده دار مکاتبات: حمید خالوزاده

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

a systematic intelligent forecasting model include model inputs, selection of forecasting algorithms and design of the general structure of the forecasting model, using appropriate loss functions to train the algorithm and finally suitable evaluation of the results, according to the desired criteria. In this paper, a comprehensive review of recent approaches to stock market forecasting is provided, focusing on the above steps.

The most important achievements of this paper are:

1- A comprehensive review of the problem, including: reviewing the types of model inputs, different prediction structures, training the model and types of loss functions used, and the evaluation metric of the results, in a fully classified and structured way to easily provide the road map and existing challenges for the enthusiasts and also an important research field of each section for the researchers.
2- Complete analysis of each part, specifying the application of each method and discussing their advantages and disadvantages based on the latest developments and providing perspectives on the research boundaries.
3- Determining the ongoing research path, future approaches and open issues for researchers interested in this field.

Keywords: Financial markets, time series forecasting, deep learning methods, loss function, evaluation metric.

۱- مقدمه

پیش‌بینی بازار سهام به عنوان یکی از قدیمی‌ترین و در عین حال چالش برانگیزترین موضوعات، در حوزه تحقیقات مالی مطرح بوده‌است. فاما برای اولین بار فرضیه بازار کارا (EMH)[1] را مطرح نمود [۱] که بیانگر عدم پیش‌بینی‌پذیری بازار و مبتنی بر نظریه گام تصادفی[2] می‌باشد. در همان سال، ساموئلسون فرآیند تصادفی مارتینگل[3] را به جای گام تصادفی برای رفتار سری زمانی مالی پیشنهاد کرد. علاوه بر تفاوت دیدگاه آنها، هر دوی آنها با سودآوری پیش‌بینی‌ها در بازارهای سهام کارآمد به ویژه با مزیت داده‌های تاریخی موافق هستند [۲] و [۳]. از اواسط دهه ۷۰ کوشش‌های جدید و گسترده‌ای در زمینه پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های ریاضی جدید و ابزارهای پیشرفته آغاز گردید [۴]. در نتیجه، ادبیاتی غنی مربوط به این حوزه که تلفیقی از علوم ریاضیات، آمار، مهندسی و اقتصاد با هدف مدل‌سازی و پیش‌بینی بازارهای مالی می‌باشد، ایجاد گردیده است. مدل‌های اولیه از روش‌های آماری برای پیش‌بینی استفاده می‌کردند که از جمله آنها مدل‌های خودبازگشتی(AR)[4]، خودبازگشتی میانگین متحرک (ARMA)[5]، خودبازگشتی یکپارچه میانگین متحرک (ARIMA)[6] می‌باشد. [۵] مرور کاملی بر انواع مختلف روش‌های آماری در زمینه پیش‌بینی بازار سهام ارائه کرده است. روش‌های آماری تنها می‌توانند پیش‌بینی‌های خطی در سری‌های زمانی انجام دهند و از آنجایی که ماهیت داده‌ها در بازار مالی غیرخطی، غیرایستا، آشوبگونه و تحت تأثیر پارامترهای بسیار زیادی است، این روش‌ها قابلیت زیادی در پیش‌بینی اینگونه مسائل نخواهند داشت [۶]. روش‌های یادگیری ماشین (ML)[7] بدون نیاز به دانش اولیه درباره توزیع آماری داده‌های ورودی قادرند الگوهای پیچیده‌ای را شناسایی نموده و در نتیجه دقت و کارآیی بالایی را برای پیش‌بینی بازارهای مالی از خود نشان دهند. انواع مختلف الگوریتم‌های یادگیری ماشین در سه دسته قرار دارند که شامل یادگیری بانظارت[8]، یادگیری بدون نظارت[9] و یادگیری تقویتی[10] می‌باشند [۷]. از زمانی که اولین بار شبکه عصبی مصنوعی توسط وایت [۸] برای پیش‌بینی بازار سهام مورد استفاده قرار گرفت، محققان بسیاری به بهبود و توسعه این روش‌ها برای پیش‌بینی دقیق‌تر روآوردند. طی چند سال گذشته با توسعه وب و در دسترس قرار گرفتن حجم زیادی از انواع مختلف داده‌های مالی، پیشرفت پردازش‌های کامپیوتری، رشد چشمگیر هوش مصنوعی و روی کارآمدن روش‌های یادگیری عمیق، پیش‌بینی بازارهای مالی با تحول عظیمی در ابعاد مختلف روبرو شده است. از سویی ارائه الگوریتم‌های یادگیری عمیق در حوزه پردازش تصویر و پردازش متن و از سویی دیگر حجم عظیم داده‌های متنی و تصویری موجود، موجب شد که داده‌های ورودی که در گذشته تنها شامل داده‌های تاریخچه قیمت و شاخص‌های فنی بود، توسعه یابند و تحلیل بنیادی به کمک تحلیل تکنیکی آمده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را به ارمغان آورند. نمودارهای شمعی[11] به‌طور گسترده‌ای برای نمایش حرکات قیمت سهام، مشتقات یا ارز برای یک دوره خاص استفاده می‌شوند و یکی از انواع نمودارهای محبوب برای معامله‌گران هستند [۹]. رویکردهایی مانند شبکه کانولوشن عصبی (CNN)[12] کمک بسیار زیادی در تحلیل این

[1] Efficient Market Hypothesis
[2] Rndom Walk
[3] Martingale stochastic process
[4] Auto-Regressive
[5] Auto-Regressive Moving Average
[6] Auto-Regressive Integrated Moving Average
[7] Machine Learning
[8] Supervised
[9] Unsupervised
[10] Reinforcement
[11] Candlestick
[12] Convolutional Neural Network

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

نمودارها به عنوان ورودی مدل‌های پیش‌بین نمود. به علاوه پایگاه‌های خبری معتبر و نیز فضای مجازی امکان دسترسی به انواع مختلفی از اخبار و تبادل نظرات سرمایه‌گذاران فراهم کرد. تأثیر اخبار و وقایع مختلف سیاسی، اجتماعی، اقتصادی، و نیز احساسات سرمایه‌گذاران در روند تغییرات قیمت غیر قابل چشم پوشی است [۱۰]. همزمان توسعه روش‌های پردازش زبان طبیعی (NLP)[1] امکان استفاده از این منبع مهم بنیادی را برای تحلیل بازار فراهم کرد. همچنین الگوریتم‌هایی ارائه شدند که با ماهیت سری‌های زمانی مالی متناسب بوده و قابلیت بخاطر سپاری بلند مدت و کوتاه مدت اطلاعات را دارا بودند، مانند شبکه حافظه بلند مدت کوتاه مدت (LSTM)[2] و به همین دلیل کاربرد زیادی در پیش‌بینی آنها پیدا کردند [۱۱]. همگی این عوامل موجب پیشرفت‌هایی در پیش‌بینی بازارهای مالی گردید که بسیار قابل توجه بوده و همچنان درحال گسترش است. در این مقاله با توجه به ساختار یک سیستم هوشمند پیس‌بینی که شامل انتخاب ورودی‌های مدل پیش‌بین، تعیین الگوریتم‌های یادگیری و همچنین ساختار کلی ترکیب آنها با توجه به نوع داده ورودی و نیز بهره بردن از ویژگی‌های هریک از آنها، آموزش الگوریتم‌ها به کمک توبع خطای متناسب با هدف پیش‌بینی و در نهایت ارزیابی صحیح نتایج به منظور بررسی عملکرد ساختارهای پیشنهادی، تحولات و پیشرفت‌های اخیر و مزایا و معایب آنها مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته است. ساختار ادامه مقاله بدین شرح است: بخش۲ به انواع ورودی‌های مدل و کاربرد آنها می‌پردازد. بخش۳ به مروری بر انواع الگوریتم‌های پیش‌بینی و روش‌های ترکیب آنها اشاره دارد. بخش۴ توابع خطا و مزایا و معایب آنها، بخش۵ انواع سنجه‌های ارزیابی براساس معیارهای مدنظر و بخش۶ کارهای آینده با توجه به مطالب بخش‌های قبل را بیان می‌کند. در نهایت بخش۷ نتیجه‌گیری خواهد بود.

۲- ورودی‌های مدل

همانطور که می‌دانیم عوامل خرد و کلان اقتصادی بسیاری مانند اقتصاد جهانی، رویدادهای سیاسی، اجتماعی، انتظارات سرمایه‌گذاران و غیره بر شکل‌گیری قیمت در بازارهای مالی اثرگذارند. یکی از مواردی که موجب بهبود نتایج پیش‌بینی بازارهای مالی می‌گردد، کیفیت اطلاعاتی است که به مدل پیش‌بین داده می‌شود [۱۲]. سه رویکرد اصلی برای تعیین ورودی‌های مدل وجود دارد [۱۳]. رویکرد اول تحلیل تکنیکی[3]، بر این فرض استوار است که رفتار آینده یک سری زمانی مالی تحت تأثیر رفتار گذشته آن است، بنابراین شاخص‌های فنی می‌توانند به معامله‌گران کمک کنند تا این رفتار را به نفع خود تفسیر کنند. این نوع تحلیل شامل ورودی‌های تاریخچه قیمت سهام (مانند قیمت بازشدن، بالاترین و پایین‌ترین قیمت، قیمت بسته شدن)[4]، حجم معاملات[5]، شاخص‌های فنی[6]، تجزیه و تحلیل الگوهای نمودار شمعی و ... می‌گردد. رویکرد دوم تحلیل بنیادی[7]، مبتنی بر گزارش‌های مالی شرکتها و اطلاعات خارجی به عنوان عوامل سیاسی و اقتصادی است که به منظور تحلیل شرکت، صنعت، اقتصاد ملی و جهانی صورت می‌گیرد. این اطلاعات از داده‌های بدون ساختار به‌عنوان گزارش‌های مالی، مقالات خبری یا حتی داده‌های منتشر شده در فضای مجازی مانند توئیتر گرفته شده است. در نهایت، رویکرد سوم، ترکیبی از اطلاعات حاصل از هر دو نوع ورودیِ تکنیکی و بنیادی را شامل می‌شود.

۲-۱ تحلیل تکنیکی

تحلیل تکنیکی به دلیل در دسترس بودن داده‌های مورد نیاز و نیز راحتی پردازش آنها همواره مورد استفاده تحلیل‌گران قرار گرفته است. سری زمانی تاریخچه قیمت و نیز شاخص‌های تکنیکی پس از محاسبه، به عنوان مهم‌ترین داده‌های تکنیکی مطرح می‌باشند که به شکل‌های مختلفی به عنوان ورودی به مدل‌های پیش‌بین داده می‌شوند.

– تاریخچه قیمت: بسیاری از پژوهش‌های صورت گرفته تا کنون، به منظور تحلیل تکنیکی بازار و اغلب با تمرکز بر بهبود مدل پیش‌بین تنها از سری‌های زمانی تاریخچه قیمت استفاده کرده‌اند [۱۴]، مانند: [۱۵]، [۱۶]، [۱۷] و [۱۸].

– ترکیبی از تاریخچه قیمت و شاخص‌های تکنیکی: شاخص‌های تکنیکی حاوی اطلاعات مهم و مفیدی هستند که می‌توانند نتایج پیش‌بینی را به میزان بسیار زیادی بهبود دهند. مانند: [۱۹]، [۲۰]، [۲۱] و [۲۲]. [۲۳] از ۸۲ متغیر برای پیش‌بینی جهت حرکت قیمتها استفاده کرده است که این مجموعه از متغیرها را می‌توان در هشت گروه مختلف دسته‌بندی کرد و عبارتند از: متغیرهای ابتدایی، شاخص‌های فنی، شاخص‌های بازار سهام جهانی، نرخ مبادله دلار آمریکا به سایر ارزها، کالاها، داده‌های شرکت‌های بزرگ بازارهای ایالات متحده، قراردادهای آتی و سایر متغیرهای مفید.

– تصاویر و نمودارها: اخیراً پژوهش‌هایی با کمک روش‌های پردازش تصویر به تجزیه و تحلیل نمودارها و تصاویر به عنوان ورودی مدل پیش‌بین پرداخته‌اند. برخی مطالعات مستقیماً از تصاویر نمودار سهام به عنوان ورودی مدل استفاده کرده‌اند. برای مثال [۲۴] از مدلی مبتنی بر تکنیک بازیابی تصویر برای استخراج خودکار ویژگی‌ها از تصاویر نمودار شمعی برای پیش‌بینی شاخص داوجونز استفاده کرده‌است. [۲۵] به کمک یک مدل پیشنهادی مبتنی بر CNN حرکت قیمت را بر اساس نمودارهای شمعی پیش‌بینی می‌کند. این مطالعات نشان داده‌اند که در میان متغیرهای ورودی مختلف، چنین مدل‌هایی الگوهای پیچیده غیرخطی مرتبط با بازده آینده سهام را به طور مؤثری استخراج می‌کنند. برخی پژوهش‌های دیگر، ابتدا شاخص‌های فنی را به تصاویر نمودار سری زمانی تبدیل کرده و سپس از روش‌های پردازش تصویر برای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. [۲۶] یک مدل

[1] Natural Language Processing
[2] Long-Short Term Memory
[3] Technical Analysis
[4] OHLC
[5] Volume
[6] Technical Indicator
[7] Fundamental Analysis

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

پیش‌بینی قیمت سهام مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن برای اعتبارسنجی کاربرد روش‌های یادگیری عمیق در بازارهای مالی پیشنهاد کرده است که در آن ۹ شاخص فنی به تصاویر نمودار سری زمانی تبدیل شده و به عنوان ورودی مورد استفاده قرار گرفته است. این مطالعه به دو موضوع مهم در مورد استفاده از CNN برای پیش‌بینی قیمت سهام می‌پردازد: نحوه استفاده از CNN و نحوه بهینه‌سازی آنها. نویسندگان مطرح می‌کنند که تنها استفاده از شاخص‌های تکنیکی به عنوان ورودی مدل کافی نبوده و اگر عوامل دیگری مانند قیمت طلا و نرخ بهره، به‌عنوان متغیرهای ورودی درنظرگرفته‌شوند، یک مدل پیش‌بین با عملکرد بهتر را می‌توان انتظار داشت. [۲۷] DQN[1] را با یک تخمین‌گر تابع شبکه عصبی کانولوشن بکاربرده است که تصاویر نمودار سهام را به عنوان ورودی برای پیش‌بینی بازار سهام جهانی دریافت می‌کند. ابتدا داده‌های قیمت بسته شده و حجم معاملات به تصاویر با ابعاد w در w تبدیل شده و سپس به عنوان ورودی به مدل پیش‌بین داده می‌شود. نتایج این تحقیق با کشف الگوهایی از تصاویر نمودار سهام نشان می‌دهد که فعالیت‌های سرمایه‌گذاری افراد از کشورها و فرهنگ‌های مختلف برای الگوهای قیمت و حجم خاص مشابه است.

با توجه به نکات ذکر شده در رابطه با ورودی‌های تکنیکی و طبق نتایج پژوهش‌های صورت گرفته، اضافه کردن TIها به‌همراه اطلاعات تاریخچه قیمت، تأثیر زیادی در بهبود نتایج داشته و همچنین بکار بردن روش‌های پردازش تصویر نیز موجب افزایش دقت پیش‌بینی شده است؛ اما تنها استفاده از تحلیل تکنیکی اطلاعات لازم را به عنوان ورودی به مدل پیش‌بین نداده و سهم مهم عوامل دیگر مانند اخبار و رویدادهای سیاسی، اجتماعی، اقتصادی و .. نادیده گرفته خواهد شد. در سالهای أخیر با پیشرفت روزافزون پردازش‌های کامپیوتری و نیز روی کارآمدن روش‌های یادگیری عمیق و پردازش متن، تحلیل‌گران بنیادی با هدف غنی‌کردن هرچه بیشتر اطلاعات ورودی مدل پیش‌بین، از روش‌های پردازش متن برای تحلیل اخبار، رویدادها، احساسات سرمایه‌گذاران و ... استفاده می‌کنند.

۲-۲ تحلیل بنیادی

بسیاری از نویسندگان با الهام از تحلیل بنیادی، استفاده از تکنیک‌های متن‌کاوی را برای تجزیه و تحلیل داده‌های متنی و استخراج اطلاعاتی که می‌تواند به فرآیند پیش‌بینی کمک کند، پیشنهاد می‌کنند. اخبار آنلاین و احساسات سرمایه‌گذاران می‌تواند تأثیر زیادی در روند قیمت در بازارهای مالی داشته باشد. [۲۸] نشان می‌دهد که در برخی موارد، سرمایه‌گذاران پس از اخبار مثبت تمایل به خرید داشته و منجر به استرس خرید و افزایش قیمت سهام می‌شوند و پس از اخبار منفی به فروش روآورده و در نتیجه قیمت‌ها کاهش می‌یابد. در سال‌های أخیر با پیشرفت چشمگیر روش‌های پردازش متن، چشم‌اندازهای جدیدی برای محققان در این حوزه ایجاد شده و پژوهش‌های بسیاری در این زمینه در حال انجام است. امروزه رسانه‌های اجتماعی به ابزاری ضروری برای گسترش دانش در مورد امور مالی، به ویژه بازارهای مالی تبدیل شده‌اند. فیدهای خبری بی‌شمار و امکان تبادل نظر سرمایه‌گذاران در بستر فضای مجازی از یک سو، و امکان تبدیل داده‌های کیفی مانند اخبار و اطلاعات متنی به برداری از ویژگی‌ها از سوی دیگر، موجب تغییر مسیر تحقیقات در پیش‌بینی بازارهای مالی طی چند سال اخیر شده است. [۲۹] با انجام مجموعه‌ای از آزمایش‌ها نشان داده است که عناوین خبری برای پیش‌بینی مفیدتر از محتوای اخبار هستند، به همین دلیل اغلب کارهای صورت گرفته از عناوین خبری برای پردازش متن استفاده کرده‌اند [۳۰، ۳۱، ۳۲]. منابع متنی به دو شکل مورد پردازش و استفاده قرار می‌گیرند. روش اول تحلیل احساسات است که با استفاده از روش‌های پردازش زبان طبیعی[2] قطبیت یک خبر به صورت مثبت، منفی و یا خنثی محاسبه شده و تحت عنوان شاخص احساسات[3] به مدل پیش‌بین داده می‌شود. در این نوع تحلیل، شاخص احساسات به همراه دیگر شاخص‌های تکنیکی به یک مدل پیش‌بین داده می‌شود.

روش دوم پردازش متن‌های خبری و تبدیل آنها به برداری از ویژگی‌ها به کمک مدل‌های زبانی است و بردار نهایی به دلیل ماهیت متفاوتی که از داده‌های تکنیکی دارد اغلب به صورت جداگانه به یک مدل پیش‌بین مجزا داده می‌شود.

[۳۳ و ۳۴] از جمله مقالات مروری جدید در رابطه با کاربرد روش‌های مختلف پردازش متن در پیش‌بینی بازارهای مالی هستند.

۲-۲-۱ تحلیل احساسات

پیش‌بینی قیمت سهام براساس تحلیل احساسات، توجه بسیاری از محققان در حوزه مالی و پردازش زبان طبیعی را در رابطه با تأثیر اخبار و احساسات سرمایه‌گذاران بر رفتار آینده قیمت، به خود جلب کرده است [۳۴]. رسانه‌های اجتماعی بستر مناسبی برای انتقال نظرات، افکار و دیدگاه‌ها در مورد هر موضوعی بین مردم هستند و به‌طور قابل‌توجهی بر احساسات و تصمیمات افراد اثر می‌گذارند [۳۵]. اقتصاد رفتاری شواهد زیادی ارائه کرده است که نشان می‌دهد تصمیمات مالی به طور قابل توجهی توسط احساسات هدایت می‌شوند [۳۶]. پژوهش‌های بسیاری از شاخص احساسات به عنوان ورودی مدل برای بررسی اثر رویدادهای مختلف بر قیمت آینده سهام استفاده کرده‌اند، مانند: [۳۷، ۳۸، ۳۹].

۲-۲-۲ پردازش متن

در این روش متن‌های خبری ابتدا با استفاده از یک مدل زبانی[4] به بردارهایی از ویژگی‌ها تبدیل می‌شوند. مدل زبانی یک توزیع احتمال روی دنباله‌ای از کلمات است. دو نوع مدل زبانی آماری (مانند HMM[5]) و

[1] Deep Q-Network
[2] NLP
[3] Sentiment Index
[4] Language model
[5] Hidden Markov Model

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

مدل‌های زبان عصبی مانند RNN در NLP وجود دارد. پس از RNN، شبکه LSTM به دلیل خاصیت انتخابیِ به حافظه سپردن یا فراموش کردن اطلاعات، مورد توجه قرار گرفته و سپس نوع پیشرفته‌تر آن GRU[1] که به دلیل سادگی و سرعت بیشتر، کاربرد بیشتری پیدا کرد [۴۰]. در هرسه این روش‌ها و بهبود یافته‌های آنها، به دلیل خاصیت دنباله‌ای، قابلیت پردازش کل جمله بصورت موازی وجود ندارد. در سال ۲۰۱۷ با ارائه مکانیزم توجه[2] [۴۱] حوزه NLP پیشرفت چشمگیری پیدا کرد. در ترنسفورمرها بجای استفاده از RNN، از پشته‌هایی از انکدر و دیکدر استفاده می‌گردد. در سال ۲۰۱۸ ساختار BERT[3] توسط محققان شرکت گوگل ارائه شد و توانست در بیش از ۱۱ حوزه از NLP بهترین نتایج را کسب کند. برت یک مدل پیش آموزش دیده[4] با حجم بسیار بالایی از داده های بدون برچسب، را در اختیار قرار داده است تا با Fine-tune کردن آن برای انواع مختلفی از کاربردهای موردنظر استفاده شود. ظهور چنین پیشرفت‌هایی موجب کاربرد بسیار آنها در حوزه پردازش متن‌های خبری برای پیش‌بینی بازارهای مالی شد. [۴۲] و [۴۳] از جمله اولین پژوهش‌هایی هستند که تنها از متن‌های خبری برای پیش‌بینی روند بازار استفاده کرده‌اند. در [۴۳] از یک روش یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بازار سهام مبتنی بر رویداد استفاده می‌شود. ابتدا، رویدادها از متن خبری استخراج شده و به‌صورت بردارهای متراکم نشان داده می‌شوند که با استفاده از یک شبکه تانسور عصبی جدید آموزش می‌بینند. از طرفی، یک شبکه عصبی پیچیده عمیق برای مدل‌سازی تأثیرات کوتاه‌مدت و بلندمدت رویدادها بر روی حرکات قیمت سهام بکار برده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی بازار نشان می‌دهد که این ساختار نسبت به ساختارهای گزارش‌شده قبلی که براساس داده‌های تاریخی سهام S&P 500 آموزش دیده‌اند، توانایی بیشتری برای کسب سود دارد. [۴۴] از بردارهای تعبیه رویداد استخراج شده از عناوین اخبار به عنوان ورودی‌های CNN و از تاریخچه قیمت و مجموعه‌ای از شاخص های فنی به عنوان ورودی شبکه LSTM استفاده می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که در نظر گرفتن اطلاعات عددی و متنی به عنوان ورودی به یک ساختار پیش‌بین می تواند عملکرد پیش‌بینی را بهبود بخشد. [۴۵] از ساختارهای مجزا و ترکیبی LSTM برای داده‌های عددی تاریخچه قیمت و CNN برای داده‌های متنی استفاده کرده است. مقایسه نتایج نشان داده است که داده‌های عناوین خبری به تنهایی نتایج بهتری از داده‌های عددی به تنهایی دارد، همچنین ساختار ترکیبی نتایجی بهتر از ساختارهای مجزا به دنبال داشته است.

باتوجه به موارد فوق، تحلیل بنیادی از موضوعات داغ در زمینه پیش‌بینی بازارهای مالی است که همچنان با چالش‌هایی نیز روبروست. منابع خبری بسیار زیادی وجود دارند که با بیان‌های مختلف وقایع و رویدادهای مهم را گزارش می‌کنند و از سویی جمع‌آوری داده‌های متنی و برچسب‌گذاری آنها نیز کاری سخت و زمان‌بر است. همچنین روش‌های مختلفی برای بازنمایی ویژگی‌های متنی وجود دارند. لذا انتخاب منابع خبری، روش پردازش متن و جمع‌آوری داده‌های ساختاریافته و نیز روش یادگیری بکار برده شده از عواملی هستند که بر عملکرد پیش‌بینی در حوزه مالی اثرگذارند و بایستی مدنظر قرار داده شوند. در [۴۶] برخی ترکیبات مختلف منابع خبری، روش‌های بازنمایی متن و روش یادگیری مورد مطالعه قرار گرفته و نتایج آنها با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

۲-۳ ترکیب تحلیل تکنیکی و بنیادی

[۴۷] از ترکیب داده‌های تاریخچه قیمت، حجم معاملات، شاخص‌های تکنیکی و نیز شاخص احساسات برای پیش‌بینی بازار سهام استفاده کرده است. داده‌های ورودی به شبکه حافظه کوتاه مدت بلند مدت داده شده است که ساختار آن شامل ۴ بخش لایه ورودی، لایه LSTM، لایه توجه و لایه خروجی است. [۴۸] از شاخص‌های فنی و نیز شاخص احساسات برای پیش‌بینی استفاده کرده و نشان می‌دهد که احساسات سرمایه‌گذاران می تواند به طور مؤثر دقت پیش بینی مدل را بهبود بخشد. در [۴۹] سیستمی ارائه می‌شود که اطلاعات خبری مرتبط و شاخص‌های فنی را برای افزایش قابلیت پیش‌بینی روند روزانه قیمت سهام ترکیب می‌کند. ساختار کلی مدل پیش‌بین بصورت چندوجهی است که داده‌های تکنیکی به طور جداگانه به ماشین بردار پشتیبان[5] و داده‌های خبری نیز جداگانه به ماشین‌های بردار پشتیبان داده می‌شوند. در نهایت خروجی‌های بدست آمده برای تعیین جهت قیمت ترکیب می‌گردند. عملکرد نهایی نشان می‌دهد که این مدل می‌تواند به دقت و بازدهی بالاتری نسبت به سیستم با یک نوع ورودی دست یابد. [۵۰] از عناوین اخبار مالی و مجموعه‌ای از ۷ شاخص‌های فنی به عنوان ورودی استفاده می‌کند. در این پژوهش یک ساختار چندوجهی[6] بگونه‌ای بکار برده شده است که داده‌های تکنیکی به یک شبکه LSTM برای تعیین جهت قیمت آینده داده می‌شوند. از طرفی عناوین خبری ابتدا به یک لایه بازنمایی و سپس به یک CNN داده شده و خروجی مدل CNN نیز به یک LSTM داده می‌شود. در نهایت خروجی‌های مربوط به ورودی‌های تکنیکی و متنهای خبری با هم ترکیب شده و پیش‌بینی انجام می‌شود.

با توجه به نکات ذکر شده در رابطه با ورودی‌های مدل پیش‌بین، انتخاب آنها به صورتی که اطلاعات با کیفیت‌تری در اختیار مدل پیش‌بین قرار داده شود بسیار حائز اهمیت است. استفاده از بهترین مدل‌های پیش‌بینی درحالی که داده‌های ورودی مسأله حاوی اطلاعات دقیقی از مسأله نباشد، عملکرد واقعی مناسبی به دنبال نخواهد داشت. بررسی مقالات مختلف نشان می‌دهد که ترکیب تحلیل تکنیکی و بنیادی موجب بهبود نتایج پیش‌بینی نسبت به استفاده از یک نوع ورودی برای مدل پیش‌بین می‌گردد. از

[1] Gated Recurrent Unit
[2] Attention
[3] Bidirectional Encoder Representations from Transformers
[4] Pre-trained
[5] Support Vector Machine
[6] Multi-Modal

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

مسائل مهم در ترکیب تحلیل تکنیکی و بنیادی، موضوع ساختار کلی مدل پیش‌بین است که در بخش بعد مورد بررسی قرار خواهد گرفت. نحوه بکارگیری بازنمایی متن‌های خبری و ساختن مدل پیش‌بین با توجه به نوع داده ورودی بر نتیجه نهایی اثرگذار خواهد بود. از آنجایی که داده‌های ورودی مورد استفاده در تحلیل تکنیکی و بنیادی از انواع متفاوتی هستند، بنابراین انتظار می‌رود با انتخاب مدل‌های پیش‌بین مناسب برای هریک و با استفاده از ساختارهای چندوجهی، سپس تعیین جواب نهایی با ترکیب آنها، به نتایج بهتری دست یافت.

۳- انتخاب الگوریتم‌های پیش‌بینی و ارائه ساختار کلی مدل پیش‌بین

در بخش قبل اهمیت داده‌های ورودی مدل پیش‌بین و انواع آنها، مورد بررسی قرار گرفتند. برای داده‌های مختلف، الگوریتم‌های مختلفی مناسب هستند [۵۱]. روش‌های پیش‌بینی بازار سهام را می‌توان به سه دسته کلی روش‌های سنتی یا کلاسیک[1]، روش‌های مدرن (یادگیری ماشین و یادگیری عمیق) و روش‌های ترکیبی طبقه‌بندی کرد [۵۲]. در دو حالت اول روش‌های سنتی و مدرن به تنهایی مورد استفاده قرار گرفته (تک-وجهی[2]) و در حالت سوم مجموعه‌ای از چند روش به منظور بهره بردن از مزایای آنها، بصورت ترکیبی[3] یا چندوجهی بکار می‌روند.

۳-۱ روش‌های کلاسیک

از جمله روش‌های کلاسیکی که به منظور پیش‌بینی بازار سهام مورد استفاده قرار گرفته‌اند، می‌توان به مدل‌های AR، ARMA و ARIMA اشاره کرد که از میان آنها مدل ARIMA به طور گسترده در زمینه‌های مختلف پیش‌بینی استفاده شده است [۵۳]. برخی مطالعات مانند [۵۴]، [۵۵]، [۵۶] و [۵۷] از روش‌های کلاسیک برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی استفاده کرده‌اند. روش‌های کلاسیک تنها می‌توانند پیش‌بینی خطی را در سری‌های زمانی انجام دهند و این ویژگی باعث می‌شود چنین مدل‌هایی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی با مؤلفه‌های غیرخطی نامناسب باشند [۵۸].

۳-۲ روش‌های مدرن

محققان حوزه‌های سیستم‌های ریاضی و دینامیکی برای رفع نواقص مدل‌های خطی، روش‌های جدیدی به نام روش‌های مدرن برای پیش‌بینی قیمت‌ها در بازار سهام پیشنهاد کرده‌اند [۵۹]، که با پیشرفتهای اخیر در قدرت محاسباتی رایانه‌ها و مهم‌تر از آن توسعه الگوریتم‌های یادگیری ماشین و رویکردهای پیشرفته‌تر آن یعنی یادگیری عمیق، موجب توسعه الگوریتم‌های جدیدی برای تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی داده‌های سری زمانی شده‌اند [۶۰]. در ادبیات، انواع مختلفی از تکنیکهای یادگیری ماشین برای کاربرد در پیش‌بینی بازارهای مالی توسعه داده شده است [۶۱]. از جمله آنها شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)[4] است که اولین بار توسط وایت [۸]، برای پیش‌بینی بازار سهام مورد استفاده گرفت. هرچند در آن کار ابتدایی نتایج مورد انتظار بدست نیامد و مشکلاتی مانند بیش‌برازش[5] و پیچیدگیِ[6] کم مطرح شد، اما در ادامه موفقیت‌های بسیاری بدست آورده و محققان بسیاری از ANN برای پیش‌بینی بازارهای مالی استفاده کردند [۶۲]، [۶۳] و [۶۴]. ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)[7] [۶۵] و [۶۶]، K نزدیک‌ترین همسایگی (KNN)[8] [۶۷] و [۶۸]، جنگل تصادفی (RF)[9] [۶۹] و [۷۰]، و درخت تصمیم (DT)[10] [۷۱] و [۷۲] از جمله پرکاربردترین روش‌های یادگیری ماشین در مسائل پیش‌بینی بازار سهام هستند.

در سال‌های اخیر، مدل‌های یادگیری عمیق به دلیل توانایی منحصربفرد در برخورد با کلان داده و یادگیری روابط غیرخطی بین ویژگی‌های ورودی و هدف پیش‌بینی، عملکرد بهتری نسبت به هر دو مدل سنتی و یادگیری ماشین در مسائل مربوط به پیش‌بینی بازار سهام، نشان داده‌اند [۷۳]. رویکردهای یادگیری عمیق با موفقیت در طیف گسترده‌ای از مسائل مانند طبقه‌بندی، پیش‌بینی سری های زمانی، بینایی ماشین و پردازش زبان طبیعی استفاده شده است [۷۴]. همانند روش‌های یادگیری ماشین، روش‌های یادگیری عمیق مختلفی برای پیش‌بینی بازارهای مالی مورد استفاده قرار گرفته‌اند که از جمله آنها می‌توان شبکه عصبی کانولوشن (CNN)، شبکه عصبی بازگشتی عمیق[11] (RNN)، شبکه حافظه بلند مدت کوتاه مدت (LSTM)، واحد بازگشتی گیتی[12] (GRU)، ماشین بولتزمن محدود[13] (RBM)، شبکه باور عمیق[14] (DBN) [۷۵] و ... را نام برد. [۷۶] مرور کاملی بر این روش‌ها و نیز کاربرد آنها در پیش‌بینی بازار سهام ارائه کرده است.

RNN به دلیل خاصیت بازگشتی می‌تواند مسأله دنباله‌ای بودن سری-های زمانی را تا حد زیادی برآورده کند. اما از جمله محدودیتهای RNN این است که تنها زمانی خوب عمل می‌کند که وابستگی‌های کوتاه مدت مطرح باشد، در حالیکه ممکن است اطلاعات مورد نیاز، توسط داده‌های نامعتبر زیادی از نقطه کنونی فاصله داشته باشد. در این موارد RNN نمی-تواند به درستی عمل کند و دلیل آن، محوشدگی گرادیان است. این مسأله و دلایل آن توسط [۷۷] و [۷۸] بررسی شده است. از سوی دیگر در RNN با اضافه کردن اطلاعات جدید، کل اطلاعات موجود با اعمال یک تابع مورد تاثیر واقع می‌شود لذا کل اطلاعات تغییر می‌یابد و در واقع تفاوتی بین اطلاعات "مهم" و "نه چندان مهم" وجود ندارد. این مشکلات با ارائه

[1] Traditional
[2] Uni-Modal
[3] Hybrid
[4] Artificial Neural Network
[5] Over fit
[6] Complexity
[7] Support Vector Machine
[8] K-Nearest Neighbor
[9] Random Forest
[10] Decision Tree
[11] Recurrent Neural Network
[12] Gated Recurrent Unit
[13] Restricted Boltzmann Machine
[14] Deep Belief Network

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

شبکه‌های LSTM حل شده است. در LSTM اطلاعات طی مکانیزمی که به نام حالتهای سلولی شناخته می‌شود انتقال می‌یابند. LSTMها با داشتن واحد حافظه می‌توانند بصورت انتخابی اطلاعاتی را به حافظه سپرده یا فراموش کنند. در حال حاضر LSTM یکی از پرکاربردترین روش‌هایی است که برای پیش‌بینی مسائل دنباله‌ای و سری‌های زمانی مالی مورد استفاده قرار می‌گیرد. دلیل عملکرد بسیار مناسب آن حفظ اطلاعات مهم و فراموش کردن اطلاعات غیرمهم است. LSTM [۷۷] علیرغم اینکه در سال ۱۹۹۷ معرفی شده بود چندان مورد توجه نگرفت، اما با ظهور روش‌های یادگیری عمیق مجددا مورد استقبال واقع شده و نتایج بسیار خوبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی به دنبال داشت. GRU [۷۹] که در ۲۰۱۴ معرفی شد تغییریافته‌ای از ساختار LSTM است که در آن گیت فراموشی و ورودی ترکیب شده‌اند، لذا ساده‌تر بوده، بنابراین پیچیدگی کمتر، سرعت آموزش بالاتر و نیاز به داده ورودی کمتری دارد. [۸۰]، [۸۱] و [۸۲] از جمله کارهایی هستند که از LSTM برای پیش‌بینی بازار سهام استفاده کرده‌اند. در [۸۱] نتایج تجربی با SVM، MLP، DT، RF، RL و KNN مقایسه شده و نشان داده است که مدل پیشنهادی برمبنای LSTM می‌تواند از همه مدل‌های یادگیری ماشین فوق بهتر عمل کند. [۸۲] نیز نشان می‌دهد که شبکه LSTM نسبت به روش‌های RF، ANN و SVR عملکرد بهتری دارد. [۸۳] از GRU و تکنیکی برای افزایش تعداد داده‌های ورودی برای پیش‌بینی روند قیمت سهام و [۸۴] از GRU برای ترکیب احساسات خبری سهام همبسته به منظور پیش‌بینی جهت حرکت قیمت استفاده کرده است. یکی دیگر از روش‌های پرکاربرد در زمینه پیش‌بینی بازارهای مالی CNN است. شبکه‌های عصبی کانولوشن، شبکه‌های عصبی چندلایه هستند که بدون پیش پردازش زیادی می‌توانند برای استخراج خودکار ویژگی‌های داده‌های ورودی بویژه تصاویر بکار روند. در هر لایه از CNN، عملیات کانولوشن با اعمال فیلترهایی با اندازه‌های مختلف بر روی ورودی‌ها انجام می‌شود [۸۵]. در حوزه پیش‌بینی مالی از CNN برای پردازش نمودارهای شمعی [۸۶] و [۸۷]، پیش‌بینی روند بازار سهام به کمک داده‌های تکنیکی [۱۲] و نیز داده‌های متنی [۸۸] و [۸۹] استفاده می‌گردد. همچنین مقالات دیگری از روش‌های RNN [۹۰] و [۹۱]،DBN [۹۲] و RBM [۹۳] برای پیش‌بینی بازارهای مالی استفاده نموده‌اند.

۳-۳ روش‌های ترکیبی

به کمک درحالیکه هیچ روش واحدی نمی‌تواند پیش‌بینی دقیق را تضمین کند، ترکیب تکنیکهای مختلف یا استفاده از چند روش مجزا و ترکیب نتایج آنها برای بهبود عملکرد پیش‌بینی اغلب سودمند است [۵۱]. روش‌های ترکیبی را به دو دسته می‌توان تقسیم کرد. دسته اول روش‌هایی هستند که از یک نوع داده ورودی برای پیش‌بینی بهره می‌گیرند و دسته دوم مدل‌هایی که از انواع مختلفی از داده‌ها به عنوان مثال عددی، متنی یا تصویر استفاده می‌کنند. در این مقاله حالت اول را رویکرد ترکیبی و حالت دوم را رویکرد چندوجهی می‌نامیم. برای مثال [۹۴] از ترکیب CNN و LSTM برای پیش‌بینی قیمت با استفاده از نمودارهای شمعدانی استفاده کرده و نشان داده است که نتیجه این ترکیب نسبت به روش‌های CNN و LSTM به‌تنهایی دقیق‌تر است. [۹۵] یک روش پیش‌بینی قیمت سهام بر اساس ترکیب CNN و LSTM پیشنهاد می‌کند. ورودی مدل داده‌های تاریخی، شامل هشت ویژگی OHLC، حجم، گردش مالی، فراز و نشیب و تغییر است که در مرحله اول CNN برای استخراج مؤثر ویژگی‌ها و سپس LSTM برای پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده ویژگی‌های استخراج شده بکار می‌رود. نتایج تجربی نشان داده است که CNN-LSTM می‌تواند یک پیش‌بینی قابل اعتماد قیمت سهام را با بالاترین دقت پیش‌بینی نسبت به MLP, CNN, RNN, LSTM, CNN-RNN ارائه کند. [۹۶] از ترکیب LSTM و GRU برای پیش‌بینی بهره برده است.

۳-۴ روش‌های چندوجهی

در [۹۷] ابتدا داده‌های تحلیل احساسات از توییتر استخراج شده، سپس داده‌های سری زمانی تاریخی سهام به نمودار شمعی تبدیل شده است تا الگوهای حرکت سهام را شناسایی کند. بنابراین دو نوع داده ورودی شامل تصاویر نمودارهای شمعدانی و نیز تحلیل احساسات توئیتر مورد استفاده قرار گرفته است. ساختار چندوجهی تشکیل شده از یک سو شامل یک شبکه عصبی کانولوشنال یک بعدی است که طبقه‌بندی احساسات را انجام می‌دهد و از سوی دیگر شامل یک CNN دو بعدی که طبقه‌بندی تصاویر را بر اساس داده های نمودار شمعدانی انجام می‌دهد. نتایج بدست آمده در مقایسه با مدل‌های تک‌وجهی که به تنهایی از داده‌های احساسی یا نمودارهای شمعدانی استفاده می‌کردند، دقت بالاتری را نشان داده‌است. [۵۰] از دو نوع داده ورودی عددی تاریخچه قیمت و متنی عناوین خبری استفاده می‌کند. یک ساختار LSTM برای داده‌های تاریخچه قیمت و یک ساختار CNN برای داده‌های متنی عناوین خبری بکار برده شده و در نهایت ویژگی‌های استخراج شده از هر دو روش پس از به هم چسباندن[1] به یک شبکه کاملا متصل داده شده است. نتایج پیش‌بینی عملکرد بهتر ساختار پیشنهادی را نسبت به CNN تک‌وجهی نشان می‌دهد. همچنین در این کار فقط از عناوین خبری روز گذشته برای پیش‌بینی قیمت استفاده شده است و نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر آن نسبت به مدل‌هایی است که از اخبار روز، هفته و ماه گذشته استفاده می‌کنند؛ بنابراین فرضیه اثر کوتاه مدت اخبار بر بازارهای مالی را تقویت می‌کند. [۹۸] از دو نوع داده ورودی شامل سری زمانی قیمت و تصویر به عنوان ورودی مدل چندوجهی استفاده می‌کند. مدل پیشنهادی ویژگی‌های استخراج شده از ساختار خاصی از LSTM برای داده‌های سری زمانی قیمت و ساختار خاصی از CNN برای نمودارهای شمعدانی را ترکیب می‌کند. عملکرد مدل پیشنهادی نسبت به مدل‌های تک‌وجهی CNN و LSTM بهتر است. این مطالعه نشان می‌دهد که خطای پیش‌بینی را می‌توان با استفاده از ترکیبی از ویژگی‌های زمانی و

[1] Concatenate

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

تصویری از همان داده‌ها به جای استفاده جداگانه از آنها به طور مؤثر کاهش داد.

٤- توابع خطا

توابع خطا برای تعیین پارامترهای شبکه مورد استفاده می‌گیرند و انتخاب بهترین مدل پیش‌بین بستگی به انتخاب تابع خطا نیز خواهد داشت، چراکه یک مدل می‌تواند با یک تابع خطای متفاوت نتایج بدتری را نشان دهد و این خود نشان‌دهنده اهمیت بسیار بالای دقت در ساختن تابع خطای مدل پیش‌بین براساس ماهیت مسأله مورد نظر است. از آنجایی که نتایج پیش‌بینی‌های مالی برای تصمیم‌گیری خرید یا فروش مورد استفاده قرار می‌گیرند، بنابراین پیش‌بینی مالی اساسا یک مساله تصمیم‌گیری می‌باشد که در آن جهت پیش‌بینی در تعیین تصمیم نهایی بسیار مهم است [۹۹]. لذا هزینه پیش‌بینی کمتر یا بیشتر از مقدار واقعی بایستی در مرحله آموزش شبکه توسط تابع خطا درنظرگرفته شود. اکثر کارهای صورت گرفته تا کنون از توابع خطای متقارن مانند MSE، MAE، RMSE، R^2 و ... برای آموزش استفاده کرده‌اند، واین درحالی است که فرض تقارن برای تابع خطا در چنین مسائلی صحیح نمی‌باشد. به عنوان مثال، فرض کنیم قیمت واقعی در گام بعد افزایش خواهد یافت که بایستی منجر به تصمیم خرید گردد، و مدل پیش‌بین قیمت گام بعد را با دقتی بالا اما به صورت کاهشی پیش‌بینی نماید، در این صورت نتیجه پیش‌بینی هرچند مقدار MSE کمی داشته باشد، ولی منجر به تصمیم فروش خواهد شد.

اگرچه در اغلب کارهای صورت گرفته تا کنون توابع خطای مرسوم و متقارن برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی بکار برده شده‌اند، اما برخی پژوهش‌ها نیز از توابع خطای نامتقارن استفاده کرده‌اند. برای مثال در [۱۰۰] یک ضریب جریمه α در نظرگرفته شده است بطوریکه اگر جهت پیش‌بینی صحیح باشد α مقدار کمتری خواهد داشت و در غیر این صورت مقدار آن افزایش خواهد یافت (رابطه ۱ و ۲).

$$L = \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{N} \alpha(\widetilde{x_t} - x_t)^2 \qquad (۱)$$

$$\alpha = \begin{cases} \beta & if\ (\widetilde{x_t} - x_{t-1})(x_t - x_{t-1}) > 0 \\ 2-\beta & else \end{cases} \qquad (۲)$$

$$\beta \in (10,)$$

[۱۰۱] نشان می دهد که صرفاً در نظر گرفتن دقت جهت[1] (DA) سودآوری استراتژی های معاملاتی را تضمین نمی‌کند زیرا ممکن است جهت های واقعی را در موقعیت هایی با سود کم و جهت های اشتباه را در موقعیت هایی با سود بیشتر پیش‌بینی کنیم. بنابراین، اندزه خطا نیز مهم است. در این مطالعه خطاها (با ضریب مقیاس W تعریف شده توسط کاربر) با توجه به معیارهای زیر مقیاس بندی می‌شوند: اندازه خطا، جهت پیش‌بینی و تازگی مشاهدات (رابطه۳).

$$L_W = I^{-W}\sum_{i=1}^{I}(Y_i - \phi_i)^2 \qquad (۳)$$

در [۱۰۲] خانواده ای از توابع خطا ارائه شده است که توابع خطای مرسوم را نیز به عنوان مواردی خاص در خود جای داده است (رابطه۴). در این رابطه کنترل مقدار خطا توسط یک پارامتر (p) و کنترل میزان عدم تقارن توسط پارامتری دیگر (α) صورت می گیرد.

$$L(e) = [\alpha + (1-2\alpha)1(e<0)]|e|^p \qquad (۴)$$

p مجموعه ای از اعداد صحیح مثبت و $\alpha \in (0.1)$ است و هر دو توسط کاربر مشخص می گردند. حالتهای خاص این تابع خطا شامل توابع خطای متقارن زمانی که $\alpha = \frac{1}{2}$ است، مانند: مربعات خطا $p = 2$ و قدرمطلق خطا $p = 1$ و در حالت نامتقارن زمانی که $\alpha \neq \frac{1}{2}$ است، مانند: quad- quad loss به ازای $p = 2$ و lin-lin loss به ازای $p = 1$ می‌باشد. در این پژوهش نشان داده شده است که استفاده از توابع خطای نامتقارن نتایج پیش‌بینی تستهای تجربی را بطور قابل توجهی تغییر می‌دهد.

باتوجه به نکات ارائه شده، تلاش برای آموزش منطقی‌تر مدل‌های پیش‌بین گامی بسیار مهم و اولیه در پیش‌بینی بازارهای مالی است. درنظرگرفتن مقدار خطا، جهت تغییرات قیمت و توابع خطای نامتقارن، کمک بسیاری به بهبود نتایج پیش‌بینی از نظر افزایش سود معاملات خواهد داشت. از سویی دیگر می‌دانیم که در عمل، پیش‌بینی‌ای بهتر است که منجر به سود بیشتر و ریسک کمتری گردد، لذا ارائه توابع خطایی که از همان ابتدا مدل را براساس این دو معیار آموزش دهند می‌تواند تأثیر بسزایی در بهبود نتایج پیش‌بینی داشته باشد. از جمله این توابع می‌توان بازده، نسبت شارپ[2] و حداکثر افت سرمایه[3] را نام برد. ساختن توابع خطایی براساس این معیارها و یا ترکیب آنها با توابع خطای دیگر، موجب آموزش و تعیین پارامترهای مدلی می گردد که در نهایت به سود بیشتر و ریسک کمتر منتهی شود.

٥- سنجه‌های ارزیابی

سنجه‌های ارزیابی مختلفی در پژوهش‌های صورت گرفته تا کنون مورد استفاده قرار گرفته‌اند، که می‌توان آنها را به دسته‌های زیر تقسیم‌بندی نمود.

٥-١ سنجه‌های دسته‌بندی[4]

سنجه‌هایی هستند که برای ارزیابی عملکرد الگوریتم دسته‌بندی در تعیین جهت‌های حرکت، مورد استفاده قرار می گیرند؛ از جمله:

Direction Accuracy, precision, recall, sensitivity, specificity, F1-score, macro-average F-score,

[1] Direction Accuracy
[2] Sharpe ratio
[3] Maximum Drawdown
[4] Classification Metrics

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

Matthews's correlation coefficient, Theil's U coefficient, hit ratio, average relative variance.

۵-۲ سنجه‌های رگرسیون[1]

این دسته از سنجه‌ها برای ارزیابی نتایج عملکرد مدل در پیش‌بینی قیمت بکار می‌روند. مانند:

MAE[2], RMAE[3], MSE[4], normalized MSE, RMSE[5], relative RMSE, normalized RMSE, MAPE[6], RMSRE[7], mutual information, R^2.

۵-۳ سنجه‌های سود[8]

سنجه‌هایی هستند که میزان سود یا ریسک حاصل از نتایج پیش‌بینی مدل را محاسبه می‌کنند. برخی از مهم‌ترین سنجه‌های برمبنای سود عبارتند از:

- نوسان سالانه[9]: بیانگر میزان ریسک سرمایه‌گذاری در بازه زمانی مشخص است که هرچه بیشتر باشد ریسک سرمایه‌گذاری بیشتر خواهد بود.

- بازده یا بازده سالانه[10]: بیانگر میزان سود سرمایه‌گذاری در بازه زمانی مشخص می‌باشد.

- نسبت شارپ: سنجه جامعی است که شامل هر دو معیار ریسک و سود می‌شود. این سنجه نسبت میانگین بازده به دست آمده مازاد، بر نرخ سود بدون ریسک، به ازای هر واحد از نوسان‌پذیری یا ریسک کلی است.

- حداکثر افت سرمایه[11]: معیاری است برای بزرگترین افت قیمت یک دارایی و در واقع نشانگر ریسک نزولی در یک دوره زمانی مشخص است.

از آنجایی که مدل‌سازی و پیش‌بینی‌های صورت گرفته متمرکز بر بازارهای مالی است، لذا تجزیه و تحلیل نتایج براساس هدف نهایی سرمایه‌گذاران که همان سود و ریسک است بسیار مهم بنظر می‌رسد؛ چراکه مدلی با دقت بالا لزوماً مدلی سودآور نیست و پیش‌بینی ای که منجر به سود نگردد بی معنی خواهد بود. این مسأله در برخی پژوهش‌ها نیز مورد بررسی قرار گرفته است. به عنوان مثال در [۱۰۳] دقت پیش‌بینی‌ها براساس دو معیار دقت در جهت تغییرات قیمت (DA) و بازده سالانه محاسبه شده است. در برخی حالتها با وجود دقت بالای ۶۰ درصدِ جهت‌های پیش‌بینی شده، بازده سالانه منفی است. دلیل این مسأله تشخیص صحیح جهت در تغییرات کم و تشخیص نادرست در تغییرات قیمت زیاد بیان شده است. در [۱۰۴] آزمایشات متعددی انجام گرفته و نشان داده شده است که یکی از مدل‌های آزمایش شده با دقت بالای ۸۰ درصد، عملا منجر به سودی نزدیک به صفر می‌شود؛ بنابراین پیشنهاد شده است که ارزیابی نتایج براساس سود بدست آمده مورد بررسی قرار گیرد. در [۱۰۵] آزمایشی با دقت پیش‌بینی جهت ۶۰ درصد، منجر به ۲۲- درصد ضرر شده است و دلیل آن احتمال پیش‌بینی‌های اشتباه در حرکات اصلی ذکر شده است.

با توجه به موارد ذکر شده فوق و طبق همان استدلال بیان شده در رابطه با انتخاب تابع خطا برای آموزش مدل، مجددا اهمیت انتخاب سنجه ارزیابی براساس هدف نهایی سرمایه‌گذاری که همان بیشترین سود و کمترین ریسک ممکن است تأیید می‌گردد. انتخاب سنجه ارزیابی نادرست منجر به انتخاب نادرست بهترین مدل پیش‌بین و در نهایت سود کمتر می‌گردد.

۶- کارهای آینده

در این بخش با هدف کمک به محققان علاقه‌مند به این حوزه پژوهشی، چشم‌اندازهایی برای روشن‌تر شدن مسیر تحقیقاتی آینده ارائه می‌گردد، که شامل ورودی‌های مسأله، مدل‌های پیش‌بینی، آموزش شبکه و در نهایت ارزیابی نتایج خواهد بود.

۶-۱ داده‌های ورودی

داده‌های ورودی اطلاعاتی هستند که به مدل پیش‌بین داده می‌شوند، لذا هرچه غنی‌تر باشند بر بهبود نتایج پیش‌بینی اثرگذارتر خواهند بود. با توجه به مرور صورت گرفته بیشترین نوع داده تصویر مربوط به نمودارهای شمعدانی است که می‌توان در آینده انواع مختلفی از داده‌های تصویری را به عنوان ورودی مورد بررسی وپردازش قرار داد. از سویی جمع‌آوری داده‌های متنی و عناوین خبری به دلیل وسعت تولید و انتشار آنها، بیانهای مختلف رویدادهای گوناگون و نیز گاهی جهت‌گیری‌های صورت گرفته در آنها، موضوعی بسیار چالش برانگیز است و تهیه یک مجموعه داده غنی و باکیفیت می‌تواند کمک شایانی به بهبود نتایج باشد. همچنین اغلب منابع داده متنی آماده در حال حاضر به زبان انگلیسی هستند که فراهم کردن مجموعه داده متنی به زبان فارسی برای پیش‌بینی بازار سهام داخلی بسیار مفید خواهد بود.

۶-۲ مدل پیش‌بین

در بخش مدل‌های پیش‌بینی انواع مختلفی از ساختارهایی که تا کنون مورد بررسی قرار گرفته‌اند و ترکیبات آنها، ارائه گردید. هرچند تلاش برای ایجاد ساختارهای مختلفی که بتوانند قابلیت پیش‌بینی بهتری ارائه نمایند همچنان جای کار و تحقیق خواهد داشت. از سویی تمرکز اغلب پژوهش‌ها بر پیش‌بینی کوتاه مدت بوده و ارائه ساختاری که برای پیش‌بینی بلندمدت طراحی شده باشد، همچنان جای کار بسیار زیادی دارد. به عنوان مثال در [۱۰۶] ساختار مدلی برای پیش‌بینی ده روز بعد ارائه شده است. این

[1] Regression Metrics
[2] Mean Absolute Error
[3] Root Mean Absolute Error
[4] Mean Squared Error
[5] Root Mean Squared Error
[6] Mean Absolute Percentage Error
[7] Root mean squared relative error
[8] Profit Metrics
[9] Annualized Volatility
[10] Annualized Return
[11] Maximum Drawdown

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

موضوع می‌تواند یکی از زمینه‌های تحقیقاتی آینده در طراحی ساختار مدل پیش‌بین را ارائه نماید.

می‌دانیم که روش‌های پردازش متن با سرعت بالایی در حال پیشرفت هستند اما در رابطه با مسأله پیش‌بینی بازارهای مالی کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌اند، لذا استفاده از روش‌های پردازش متن با قابلیت بالا همچنان می‌تواند مورد توجه محققان قرار گیرد.

۶-۳ توابع خطا

همانطور که در بخش مربوطه مطرح شد، آموزش مدل به کمک تابع خطا با هدف ارائه پیش‌بینی‌هایی صورت می‌گیرد که بتوانند اهداف سرمایه‌گذاران برآورده کنند. مهم‌ترین این اهداف بیشترین سود و کمترین ریسک هستند. باتوجه به این موضوع پیشنهاد می‌شود توابع خطایی ارائه گردند که ضمن برآورده کردن شرایط لازم برای تابع خطا، از جنس سود و ریسک باشند. از جمله معیارهایی که می‌توانند این موراد را شامل شوند نسبت شارپ است که بیانگر نسبت سود به ریسک است و ترکیب این معیار با دیگر معیارهای مرسوم مقدار خطا مانند MSE,MAE و ... می‌تواند در این راستا سودمند باشد. درحال حاضر تنها پژوهش صورت گرفته [۴۴] است که تابع خطایی بصورت ترکیب کراس انتروپی[1] با نسبت شارپ برای پیش‌بینی روند بازار سهام بکار برده و نتایج آن نشان داده است که عملکرد مالی را می‌توان با افزودن یک تابع ریسک-پاداش[2] به تابع خطای مورد استفاده در فرآیند آموزش بهبود بخشید.

۶-۴ سنجه‌های ارزیابی

ارزیابی نتایج، مرحله نهایی پیش‌بینی است که در آن بهترین مدل بر اساس معیارهایی انتخاب می‌گردد. مسلما معیار نامناسب موجب انتخاب نادرست و در نتیجه پیش‌بینی‌هایی خواهد شد که در عمل نتایج سودمندی نخواهند داشت. با توجه به همان استدلال بیان شده در تعیین تابع خطا، در اینجا نیز استفاده از سنجه‌هایی برمبنای سود و ریسک پیشنهاد می‌گردند.

از سویی دیگر در معیارهای مرسوم مانند نسبت شارپ از انحراف معیار[3] برای محاسبه ریسک استفاده شده است، اما می‌دانیم برای محاسبه واقعی‌تر ریسک می‌توان از معیارهای دیگر مانند VaR[4]، CVaR[5] و ... استفاده کرد. بنابراین کارهای ریاضی قابل انجام روی معیار ریسک و سنجه‌های ارزیابی به‌منظور نزدیک‌تر کردن آنها به واقعیت از مهم‌ترین مسائل قابل بررسی و تحلیل خواهد بود. از جمله کارهای اخیر، [۱۰۷] است که در آن معیار جدیدی برای اندازه‌گیری ریسک داده‌هایی که دارای توزیع نامتقارن هستند ارائه شده است و می‌تواند الهام بخش محققان باشد.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله مروری بر روش‌های پیش‌بینی در بازارهای مالی و رویکردهای اخیر آن ارائه شد. هدف از این مقاله ارائه نقشه راه تحقیقاتی در حوزه پیش‌بینی بازارهای مالی و پوشش مسائل مربوط به آن است که در چهار بخش ورودی‌های مدل، الگوریتم‌ها و ساختارهای مختلف پیش‌بینی، آموزش مدل به کمک توابع خطا و نیز ارزیابی نتایج است که هریک گام بسیار مهمی در حل مسأله پیش‌بینی بازارهای مالی محسوب می‌گردند. در بخش ورودی‌های مدل انواع مختلف داده‌های ورودی شامل: داده‌های تکنیکی و بنیادی مورد بررسی قرار گرفت که شامل داده‌های عددی تاریخچه قیمت، شاخص‌های تکنیکی، تصاویر و نمودارها و داده‌های متنی بصورت شاخص احساسات و نیز پردازش متن‌های خبری است که از میان آنها در نظر گرفتن تحلیل بنیادی با توجه به پیشرفتهای حوزه NLP در سال‌های اخیر بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. همچنین مدل‌های مختلف پیش‌بین مرور شد که شامل انواع مدل‌های تک‌وجهی، چندوجهی و ترکیبی است. از جمله روش‌های بسیار پرکاربرد در زمینه پیش‌بینی بازارهای مالی با توجه به مرور صورت گرفته روش LSTM برای سری‌های زمانی و CNN برای استخراج ویژگی از تصاویر و نیز داده‌های متنی، و همچنین ترکیب آنهاست. آموزش مدل پیش‌بین به کمک تابع خطا صورت می‌گیرد. انتخاب تابع خطایی که با واقعیات مسأله همخوانی بیشتری داشته باشد به بهبود نتایج پیش‌بینی در عمل کمک می‌کند. اغلب پژوهش‌ها از توابع خطای مرسوم متقارن برای آموزش مدل استفاده کرده‌اند. برخی پژوهش‌های صورت گرفته تا کنون در زمینه ارائه توابع خطای نامتقارن یا برمبنای اهداف سرمایه‌گذاری در این مقاله مرور شد و تحقیقات پیش رو نیز ارائه گردید. ارزیابی نتایج منجر به انتخاب مدل پیش‌بین و تصمیم‌گیری در رابطه با روش‌های مناسب حل مسأله می‌گردد که حساسیت این موضوع را بخوبی نشان می‌دهد. هرچند این زمینه بیشتر از تابع خطا مورد توجه بوده و سنجه‌های مناسبی بر مبنای سود و یا سود و ریسک تا کنون ارائه شده است که مورد بررسی قرار گرفتند، اما همچنان جای پژوهش و تحقیق و کار ریاضی زیادی در آن وجود دارد.

مراجع

[1] Fama EF. The behavior of stock-market prices. The journal of Business. 1965 Jan 1;38(1):34-105.

[2] Fama EF. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. The journal of Finance. 1970 May 1;25(2):383-417.

[1] Cross-entropy
[2] Risk-Reward
[3] Standard Deviation
[4] Value at Risk
[5] Conditional Value at Risk

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

[3] Samuelson PA. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. InThe world scientific handbook of futures markets 2016 (pp. 25-38).

[۴] خالوزاده ح, خاکی صدیق ع. ارزیابی روشهای پیش بینی پذیری قیمت سهام و تعیین میزان قابلیت پیش بینی در بازار بورس تهران. پژوهش های مدیریت در ایران. (3)7;29 Sep . 2003

[5] Atsalakis GS, Valavanis KP. Surveying stock market forecasting techniques-Part I: Conventional methods. Journal of Computational Optimization in Economics and Finance. 2010;2(1):45-92.

[6] Bhattacharjee I, Bhattacharja P. Stock price prediction: a comparative study between traditional statistical approach and machine learning approach. In2019 4th international conference on electrical information and communication technology (EICT) 2019 Dec 20 (pp. 1-6). IEEE.

[7] Sarker IH. Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. SN computer science. 2021 May;2(3):160.

[8] White H. Economic prediction using neural networks: The case of IBM daily stock returns. InICNN 1988 Jul 24 (Vol. 2, pp. 451-458).

[9] Hung CC, Chen YJ, Guo SJ, Hsu FC. Predicting the price movement from candlestick charts: a CNN-based approach. International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing. 2020;34(2):111-20.

[10] Sari R, Kusnanto K, Aswindo M. Determinants of Stock Investment Decision Making: A Study on Investors in Indonesia. Golden Ratio of Finance Management. 2022 Sep 30;2(2):120-31.

[11] Fjellström C. Long short-term memory neural network for financial time series. In2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) 2022 Dec 17 (pp. 3496-3504). IEEE.

[12] Hoseinzade E, Haratizadeh S, Khoeini A. U-cnnpred: A universal cnn-based predictor for stock markets. arXiv preprint arXiv:1911.12540. 2019 Nov 28.

[13] Vargas MR, Dos Anjos CE, Bichara GL, Evsukoff AG. Deep leaming for stock market prediction using technical indicators and financial news articles. In2018 international joint conference on neural networks (IJCNN) 2018 Jul 8 (pp. 1-8). IEEE.

[14] Zhou Z, Gao M, Liu Q, Xiao H. Forecasting stock price movements with multiple data sources: Evidence from stock market in China. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2020 Mar 15;542:123389.

[15] Ding G, Qin L. Study on the prediction of stock price based on the associated network model of LSTM. International Journal of Machine Learning and Cybernetics. 2020 Jun;11:1307-17.

[16] Sachdeva A, Jethwani G, Manjunath C, Balamurugan M, Krishna AV. An effective time series analysis for equity market prediction using deep learning model. In2019 International Conference on Data Science and Communication (IconDSC) 2019 Mar 1 (pp. 1-5). IEEE.

[17] Hossain MA, Karim R, Thulasiram R, Bruce ND, Wang Y. Hybrid deep learning model for stock price prediction. In2018 ieee symposium series on computational intelligence (ssci) 2018 Nov 18 (pp. 1837-1844). IEEE.

[18] Kalyoncu S, Jamil A, Karataş E, Rasheed J, Djeddi C. Stock market value prediction using deep learning. Data Science and Applications. 2020 Dec 31;3(2):10-4.

[19] Siami-Namini S, Tavakoli N, Namin AS. A comparative analysis of forecasting financial time series using arima, lstm, and bilstm. arXiv preprint arXiv:1911.09512. 2019 Nov 21.

[20] Agrawal M, Shukla PK, Nair R, Nayyar A, Masud M. Stock Prediction Based on Technical Indicators Using Deep Learning Model. Computers, Materials & Continua. 2022 Jan 1;70(1).

[21] Fazeli A, Houghten S. Deep learning for the prediction of stock market trends. In2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) 2019 Dec 9 (pp. 5513-5521). IEEE.

[22] Parray IR, Khurana SS, Kumar M, Altalbe AA. Time series data analysis of stock price movement using machine learning techniques. Soft Computing. 2020 Nov;24:16509-17.

[23] Hoseinzade E, Haratizadeh S. CNNpred: CNN-based stock market prediction using a diverse set of variables. Expert Systems with Applications. 2019 Sep 1;129:273-85.

[24] Tsai CF, Quan ZY. Stock prediction by searching for similarities in candlestick charts. ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS). 2014 Jul 1;5(2):1-21.

[25] Guo SJ, Hsu FC, Hung CC. Deep candlestick predictor: a framework toward forecasting the price movement from candlestick charts. In2018 9th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP) 2018 Dec 26 (pp. 219-226). IEEE.

[26] Sachdeva A, Jethwani G, Manjunath C, Balamurugan M, Krishna AV. An effective time series analysis for equity market prediction using deep learning model. In2019 International Conference on Data Science and Communication (IconDSC) 2019 Mar 1 (pp. 1-5). IEEE.

[27] Lee J, Kim R, Koh Y, Kang J. Global stock market prediction based on stock chart images using deep Q-network. IEEE Access. 2019 Nov 14;7:167260-77.

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

[28] Nofsinger JR. The impact of public information on investors. Journal of Banking & Finance. 2001 Jul 1;25(7):1339-66.

[29] Ding X, Zhang Y, Liu T, Duan J. Using structured events to predict stock price movement: An empirical investigation. InProceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP) 2014 Oct (pp. 1415-1425).

[30] Liu Y, Zeng Q, Ordieres Meré J, Yang H. Anticipating stock market of the renowned companies: A knowledge graph approach. Complexity. 2019 Aug 7;2019.

[31] Tang J, Chen X. Stock market prediction based on historic prices and news titles. InProceedings of the 2018 international conference on machine learning technologies 2018 May 19 (pp. 29-34).

[32] Yun H, Sim G, Seok J. Stock prices prediction using the title of newspaper articles with korean natural language processing. In2019 international conference on artificial intelligence in information and communication (ICAIIC) 2019 Feb 11 (pp. 019-021). IEEE.

[33] Ashtiani MN, Raahmei B. News-based intelligent prediction of financial markets using text mining and machine learning: A systematic literature review. Expert Systems with Applications. 2023 Jan 9:119509.

[34] TajMazinani M, Hassani H, Raei R. A comprehensive review of stock price prediction using text mining. Advances in Decision Sciences. 2022;26(2):116-52.

[35] Lee CS, Cheang PY, Moslehpour M. Predictive analytics in business analytics: decision tree. Advances in Decision Sciences. 2022 Mar 1;26(1):1-29.

[36] Zhang X, Shi J, Wang D, Fang B. Exploiting investors social network for stock prediction in China's market. Journal of computational science. 2018 Sep 1;28:294-303.

[37] Swathi T, Kasiviswanath N, Rao AA. An optimal deep learning-based LSTM for stock price prediction using twitter sentiment analysis. Applied Intelligence. 2022 Sep;52(12):13675-88.

[38] Qiu Y, Song Z, Chen Z. Short-term stock trends prediction based on sentiment analysis and machine learning. Soft Computing. 2022 Mar;26(5):2209-24.

[39] Carosia AE, Coelho GP, Silva AE. Analyzing the Brazilian financial market through Portuguese sentiment analysis in social media. Applied Artificial Intelligence. 2020 Jan 2;34(1):1-9.

[40] Ghadimpour M, Ebrahimi SB. Forecasting Financial Time Series Using Deep Learning Networks: Evidence from Long-Short Term Memory and Gated Recurrent Unit. Iranian Journal of Finance. 2022 Oct 1;6(4):81-94.

[41] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, Kaiser Ł, Polosukhin I. Attention is all you need. Advances in neural information processing systems. 2017;30.

[42] Ding X, Zhang Y, Liu T, Duan J. Using structured events to predict stock price movement: An empirical investigation. InProceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP) 2014 Oct (pp. 1415-1425).

[43] Ding X, Zhang Y, Liu T, Duan J. Deep learning for event-driven stock prediction. InTwenty-fourth international joint conference on artificial intelligence 2015 Jun 25.

[44] Oncharoen P, Vateekul P. Deep learning using risk-reward function for stock market prediction. InProceedings of the 2018 2nd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence 2018 Dec 8 (pp. 556-561).

[45] Tang J, Chen X. Stock market prediction based on historic prices and news titles. InProceedings of the 2018 international conference on machine learning technologies 2018 May 19 (pp. 29-34).

[46] Lin WC, Tsai CF, Chen H. Factors affecting text mining based stock prediction: Text feature representations, machine learning models, and news platforms. Applied Soft Computing. 2022 Nov 1;130:109673.

[47] Wu S, Liu Y, Zou Z, Weng TH. S_I_LSTM: stock price prediction based on multiple data sources and sentiment analysis. Connection Science. 2022 Dec 31;34(1):44-62.

[48] Jin Z, Yang Y, Liu Y. Stock closing price prediction based on sentiment analysis and LSTM. Neural Computing and Applications. 2020 Jul;32:9713-29.

[49] Zhai Y, Hsu A, Halgamuge SK. Combining news and technical indicators in daily stock price trends prediction. InAdvances in Neural Networks–ISNN 2007: 4th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2007, Nanjing, China, June 3-7, 2007, Proceedings, Part III 4 2007 (pp. 1087-1096). Springer Berlin Heidelberg.

[50] Vargas MR, De Lima BS, Evsukoff AG. Deep learning for stock market prediction from financial news articles. In2017 IEEE international conference on computational intelligence and virtual environments for measurement systems and applications (CIVEMSA) 2017 Jun 26 (pp. 60-65). IEEE.

[51] Ruhal R, Prashar EV. A Comparative Study Of Statistical Methods And Machine Learning Approaches For Stock Price Prediction. Journal of

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR). 2023.

[52] Shahrokhi SR, Khaloozadeh H, Momeni H. Analyzing the Advantage of Combination of Density Forecasts in Tehran Stock Exchange. International Journal of Industrial Electronics Control and Optimization. 2021 Jan 1;4(1):23-31.

[53] Atsalakis GS, Valavanis KP. Surveying stock market forecasting techniques-Part I: Conventional methods. Journal of Computational Optimization in Economics and Finance. 2010;2(1):45-92.

[54] Siami-Namini S, Tavakoli N, Namin AS. A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. In2018 17th IEEE international conference on machine learning and applications (ICMLA) 2018 Dec 17 (pp. 1394-1401). IEEE.

[55] Araújo RD, Nedjah N, Oliveira AL, Meira SR. A deep increasing–decreasing-linear neural network for financial time series prediction. Neurocomputing. 2019 Jun 28;347:59-81.

[56] Mondal P, Shit L, Goswami S. Study of effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices. International Journal of Computer Science, Engineering and Applications. 2014 Apr 1;4(2):13.

[57] Adebiyi AA, Adewumi AO, Ayo CK. Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction. Journal of Applied Mathematics. 2014 Mar 5;2014.

[58] McDonald S, Coleman S, McGinnity TM, Li Y, Belatreche A. A comparison of forecasting approaches for capital markets. In2014 IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics (CIFEr) 2014 Mar 27 (pp. 32-39). IEEE.

[59] SINAYI, HA, S. MORTAZAVI, and Y. TAYMOORIASL. "THE PREDICTION TEHRAN EXCHANGE PRICE INDEX (TEPLX) USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN)." (2005): 59-83.

[60] Siami-Namini S, Namin AS. Forecasting economics and financial time series: ARIMA vs. LSTM. arXiv preprint arXiv:1803.06386. 2018 Mar 16.

[61] Kumbure MM, Lohrmann C, Luukka P, Porras J. Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review. Expert Systems with Applications. 2022 Jul 1;197:116659.

[62] Rajihy Y, Nermend K, Alsakaa A. Back-propagation artificial neural networks in stock market forecasting. an application to the Warsaw stock exchange WIG20. Aestimatio: The IEB International Journal of Finance. 2017(15):88-99.

[63] De Oliveira FA, Nobre CN, Zárate LE. Applying Artificial Neural Networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index–Case study of PETR4, Petrobras, Brazil. Expert systems with applications. 2013 Dec 15;40(18):7596-606.

[64] Niaki ST, Hoseinzade S. Forecasting S&P 500 index using artificial neural networks and design of experiments. Journal of Industrial Engineering International. 2013 Dec;9:1-9.

[65] Madge S, Bhatt S. Predicting stock price direction using support vector machines. Independent work report spring. 2015;45.

[66] Kurani A, Doshi P, Vakharia A, Shah M. A comprehensive comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machines (SVM) on stock forecasting. Annals of Data Science. 2023 Feb;10(1):183-208.

[67] Zhang N, Lin A, Shang P. Multidimensional k-nearest neighbor model based on EEMD for financial time series forecasting. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications. 2017 Jul 1;477:161-73.

[68] Yunneng Q. A new stock price prediction model based on improved KNN. In2020 7th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE) 2020 Dec 18 (pp. 77-80). IEEE.

[69] Khaidem L, Saha S, Dey SR. Predicting the direction of stock market prices using random forest. arXiv preprint arXiv:1605.00003. 2016 Apr 29.

[70] Yin L, Li B, Li P, Zhang R. Research on stock trend prediction method based on optimized random forest. CAAI Transactions on Intelligence Technology. 2023 Mar;8(1):274-84.

[71] Vaiz JS, Ramaswami M. A study on technical indicators in stock price movement prediction using decision tree algorithms. American Journal of Engineering Research (AJER). 2016;5(12):207-12.

[72] Alimohamadi AM, Abbasimehr MH, Javaheri A. Prediction of stock return using financial ratios: A decision tree approach. Financial Management Strategy. 2015 Dec 22;3(4):125-46.

[73] Jiang W. Applications of deep learning in stock /market prediction: recent progress. Expert Systems with Applications. 2021 Dec 1;184:115537.

[74] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. nature. 2015 May 28;521(7553):436-44.

[75] Chen JH, Hao YH, Wang H, Wang T, Zheng DW. Futures price prediction modeling and decision-making based on DBN deep learning. Intelligent Data Analysis. 2019 Jan 1;23(S1):53-65.

[76] Thakkar A, Chaudhari K. A comprehensive survey on deep neural networks for stock market: The need, challenges, and future directions. Expert

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

Systems with Applications. 2021 Sep 1;177:114800.

[77] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural computation. 1997 Nov 15;9(8):1735-80.

[78] Bengio Y, Simard P, Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. IEEE transactions on neural networks. 1994 Mar;5(2):157-66.

[79] Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, Bahdanau D, Bougares F, Schwenk H, Bengio Y. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. arXiv preprint arXiv:1406.1078. 2014 Jun 3.

[80] Baek Y, Kim HY. ModAugNet: A new forecasting framework for stock market index value with an overfitting prevention LSTM module and a prediction LSTM module. Expert Systems with Applications. 2018 Dec 15;113:457-80.

[81] Sanboon T, Keatruangkamala K, Jaiyen S. A deep learning model for predicting buy and sell recommendations in stock exchange of thailand using long short-term memory. In2019 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS) 2019 Feb 23 (pp. 757-760). IEEE.

[82] Nikou M, Mansourfar G, Bagherzadeh J. Stock price prediction using DEEP learning algorithm and its comparison with machine learning algorithms. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. 2019 Oct;26(4):164-74.

[83] Zhang J, Rong W, Liang Q, Sun H, Xiong Z. Data augmentation based stock trend prediction using self-organising map. InNeural Information Processing: 24th International Conference, ICONIP 2017, Guangzhou, China, November 14-18, 2017, Proceedings, Part II 24 2017 (pp. 903-912). Springer International Publishing.

[84] Liu J, Lu Z, Du W. Combining enterprise knowledge graph and news sentiment analysis for stock price prediction.

[85] Taye MM. Theoretical understanding of convolutional neural network: concepts, architectures, applications, future directions. Computation. 2023 Mar 6;11(3):52.

[86] Brim A, Flann NS. Deep reinforcement learning stock market trading, utilizing a CNN with candlestick images. Plos one. 2022 Feb 18;17(2):e0263181.

[87] Andriyanto A, Wibowo A, Abidin NZ. Sectoral stock prediction using convolutional neural networks with candlestick patterns as input images. International Journal. 2020 Jun;8(6).

[88] Liao S, Wang J, Yu R, Sato K, Cheng Z. CNN for situations understanding based on sentiment analysis of twitter data. Procedia computer science. 2017 Jan 1;111:376-81.

[89] Sun L, Xu W, Liu J. Two-channel attention mechanism fusion model of stock price prediction based on cnn-lstm. Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing. 2021 Jul 22;20(5):1-2.

[90] Chen W, Yeo CK, Lau CT, Lee BS. Leveraging social media news to predict stock index movement using RNN-boost. Data & Knowledge Engineering. 2018 Nov 1;118:14-24.

[91] Zhu Y. Stock price prediction using the RNN model. InJournal of Physics: Conference Series 2020 Oct 1 (Vol. 1650, No. 3, p. 032103). IOP Publishing.

[92] Ren Y, Mao J, Liu Y, Li Y. A novel dbn model for time series forecasting. IAENG International Journal of Computer Science. 2017 Mar 1;44(1):79-86.

[93] Liang Q, Rong W, Zhang J, Liu J, Xiong Z. Restricted Boltzmann machine based stock market trend prediction. In2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) 2017 May 14 (pp. 1380-1387). IEEE.

[94] Ramadhan A, Palupi I, Wahyudi BA. Candlestick Patterns Recognition using CNN-LSTM Model to Predict Financial Trading Position in Stock Market. Journal of Computer System and Informatics (JoSYC). 2022 Sep 3;3(4):339-47.

[95] Lu W, Li J, Li Y, Sun A, Wang J. A CNN-LSTM-based model to forecast stock prices. Complexity. 2020 Nov 23;2020:1-0.

[96] Hossain MA, Karim R, Thulasiram R, Bruce ND, Wang Y. Hybrid deep learning model for stock price prediction. In2018 ieee symposium series on computational intelligence (ssci) 2018 Nov 18 (pp. 1837-1844). IEEE.

[97] Ho TT, Huang Y. Stock price movement prediction using sentiment analysis and CandleStick chart representation. Sensors. 2021 Nov 29;21(23):7957.

[98] Kim T, Kim HY. Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model using different representations of the same data. PloS one. 2019 Feb 15;14(2):e0212320.

[99] Elliott G, Timmermann A. Economic forecasting. Journal of Economic Literature. 2008 Mar 1;46(1):3-56.

[100] Zhang, D., Jiang, Q., & Li, X. (2004). Application of neural networks in financial data mining. In *International Conference on Computational Intelligence* (pp. 392-395).

[101] Hayward, S. (2004, December). Evolutionary artificial neural network optimisation in financial engineering. In *Fourth International Conference*

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]

on Hybrid Intelligent Systems (HIS'04) (pp. 210-215). IEEE.

[102] Elliott G, Timmermann A, Komunjer I. Estimation and testing of forecast rationality under flexible loss. The Review of Economic Studies. 2005 Oct 1;72(4):1107-25.

[103] Oncharoen P, Vateekul P. Deep learning for stock market prediction using event embedding and technical indicators. In2018 5th international conference on advanced informatics: concept theory and applications (ICAICTA) 2018 Aug 14 (pp. 19-24). IEEE.

[104] Song Y, Lee JW, Lee J. A study on novel filtering and relationship between input-features and target-vectors in a deep learning model for stock price prediction. Applied Intelligence. 2019 Mar 15;49:897-911.

[105] Matsubara T, Akita R, Uehara K. Stock price prediction by deep neural generative model of news articles. IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems. 2018 Apr 1;101(4):901-8.no. 4, pp. 901_908, 2018.

[106] Rajabi M, Khaloozadeh H. Long-term prediction in Tehran stock market using a new architecture of Deep neural networks. AUT Journal of Modeling and Simulation. 2020 Dec 1;52(2):179-88.

[107] Eini EJ, Khaloozadeh H. Tail variance for generalized skew-elliptical distributions. Communications in Statistics-Theory and Methods. 2022 Jan 17;51(2):519-36.

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/joc.17.2.149]