

رویکردهای نوین در مدل سازی و پیش بینی بازارهای مالی: پیشرفت های اخیر و افق های 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، دانشکده مهندسی برق، گروه کنترل و سیستم، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران h_khaloozadeh@kntu.ac.ir

پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۲۵

دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۱۵

چکیده: سری های زمانی مالی اساسا پیچیده، دینامیک، نویزی، غیرخطی، غیرپارامتری و آشوبگونه هستند، لذا پیش بینی بازارهای مالی به عنوان یکی از چالش برانگیزترین زمینه ها در حوزه مهندسی و اقتصاد مطرح می باشد. با پیشرفت روزافزون هوش مصنوعی و روی کارآمدن روش های نوین یادگیری عمیق، مسأله پیش بینی بازار سهام با تحولات چشمگیری بخصوص در زمینه مدل های پیاده سازی و نیز حجم عظیمی از انواع داده های ورودی همراه شده است. چهار گام مهم برای ایجاد یک ساختار پیش بینی هوشمند سیستماتیک شامل: ورودی های مدل، انتخاب الگوریتم های پیش بینی و ارائه ساختار کلی مدل پیش بین، بکاربردن توابع خطای متناسب با مسأله جهت آموزش الگوریتم یادگیری و در نهایت ارزیابی صحیح نتایج با توجه به معیارهای مورد نظر می باشد. در این مقاله مرور جامعی بر رویکردهای اخیر مسأله پیش بینی بازار سهام با تمرکز بر چهار عامل فوق ارائه گردیده است. مهم ترین دست آوردهای این مقاله عبارتند از:

- ۱- بررسی همه جانبه مسأله شامل: مرور انواع ورودی های مدل، ساختارهای مختلف پیش بینی، آموزش مدل و انواع توابع خطای بکار برده شده، و نیز سنجه های ارزیابی نتایج، بصورت کاملا طبقه بندی شده و ساختاریافته بطوریکه نقشه راه مسأله و چالش های موجود را بسادگی در اختیار علاقه مندان قرار دهد و هر بخش زمینه پژوهشی مهمی را به پژوهشگران ارائه نماید.
- ۲- تحلیل کامل هر بخش، مشخص کردن کاربرد هریک از روش ها و بحث و بررسی مزایا و معایب آنها براساس آخرین پیشرفت ها و ارائه چشم اندازهایی از مرزهای پژوهشی مسأله
- ۳- مشخص کردن مسیر تحقیقاتی درحال انجام، رویکردهای آینده و مسائل باز جهت کمک به محققان و پژوهشگران علاقه مند به این حوزه.

کلمات کلیدی: بازارهای مالی، پیش بینی سری زمانی، روش های یادگیری عمیق، توابع خطا، سنجه های 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

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 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

پیش بینی بازار سهام به عنوان یکی از قدیمی ترین و در عین حال چالش برانگیزترین موضوعات، در حوزه تحقیقات مالی مطرح بوده است. فاما برای اولین بار فرضیه بازار کارا (EMH)^۱ را مطرح نمود [۱] که بیانگر عدم پیش بینی پذیری بازار و مبتنی بر نظریه گام تصادفی^۲ می باشد. در همان سال، ساموئلسون فرآیند تصادفی مارتنگال^۳ را به جای گام تصادفی برای رفتار سری زمانی مالی پیشنهاد کرد. علاوه بر تفاوت دیدگاه آنها، هر دوی آنها با سودآوری پیش بینی ها در بازارهای سهام کارآمد به ویژه با مزیت داده های تاریخی موافق هستند [۲] و [۳]. از اواسط دهه ۷۰ کوشش های جدید و گسترده ای در زمینه پیش بینی قیمت سهام با استفاده از روش های 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 مدل سازی و پیش بینی بازارهای مالی می باشد، ایجاد گردیده است. مدل های اولیه از روش های آماری برای پیش بینی استفاده می کردند که از جمله آنها مدل های خودبازگشتی (AR)^۴، خودبازگشتی میانگین متحرک (ARMA)^۵، خودبازگشتی یکپارچه میانگین متحرک (ARIMA)^۶ می باشد. [۵] مرور کاملی بر انواع مختلف روش های آماری در زمینه پیش بینی بازار سهام ارائه کرده است. روش های آماری تنها می توانند پیش بینی های خطی در سری های زمانی انجام دهند و از آنجایی که ماهیت داده ها در بازار مالی غیرخطی، غیرایستا، آشوبگونه و تحت تأثیر پارامترهای بسیار زیادی است، این روش ها قابلیت زیادی در پیش بینی اینگونه مسائل

نخواهند داشت [۶]. روش های یادگیری ماشین (ML)^۷ بدون نیاز به دانش اولیه درباره توزیع آماری داده های ورودی قادرند الگوهای پیچیده ای را شناسایی نموده و در نتیجه دقت و کارایی بالایی را برای پیش بینی بازارهای مالی از خود نشان دهند. انواع مختلف الگوریتم های یادگیری ماشین در سه دسته قرار دارند که شامل یادگیری با نظارت^۸، یادگیری بدون نظارت^۹ و یادگیری تقویتی^{۱۰} می باشند [۷]. از زمانی که اولین بار شبکه عصبی مصنوعی توسط وایت [۸] برای پیش بینی بازار سهام مورد استفاده قرار گرفت، محققان بسیاری به بهبود و توسعه این روش ها برای پیش بینی دقیق تر رو آوردند. طی چند سال گذشته با توسعه وب و در دسترس قرار گرفتن حجم زیادی از انواع مختلف داده های مالی، پیشرفت پردازش های کامپیوتری، رشد چشمگیر هوش مصنوعی و روی کارآمدن روش های یادگیری عمیق، پیش بینی بازارهای مالی با تحول عظیمی در ابعاد مختلف روبرو شده است. از سویی ارائه الگوریتم های یادگیری عمیق در حوزه پردازش تصویر و پردازش متن و از سویی دیگر حجم عظیم داده های متنی و تصویری موجود، موجب شد که داده های ورودی که در گذشته تنها شامل داده های تاریخی قیمت و شاخص های فنی بود، توسعه یابند و تحلیل بنیادی به کمک تحلیل تکنیکی آمده و پیش بینی های دقیق تری را به ارمغان آورند. نمودارهای شمعی^{۱۱} به طور گسترده ای برای نمایش حرکات قیمت سهام، مشتقات یا ارز برای یک دوره خاص استفاده می شوند و یکی از انواع نمودارهای محبوب برای معامله گران هستند [۹]. رویکردهایی مانند شبکه کانولوشن عصبی (CNN)^{۱۲} کمک بسیار زیادی در تحلیل این

⁷ Machine Learning

⁸ Supervised

⁹ Unsupervised

¹⁰ Reinforcement

¹¹ Candlestick

¹² Convolutional Neural Network

¹ Efficient Market Hypothesis

² Random Walk

³ Martingale stochastic process

⁴ Auto-Regressive

⁵ Auto-Regressive Moving Average

⁶ Auto-Regressive Integrated Moving Average

مبتنی بر گزارش های مالی شرکتها و اطلاعات خارجی به عنوان عوامل سیاسی و اقتصادی است که به منظور تحلیل شرکت، صنعت، اقتصاد ملی و جهانی صورت می گیرد. این اطلاعات از داده های بدون ساختار به عنوان گزارش های مالی، مقالات خبری یا حتی داده های منتشر شده در فضای مجازی مانند توییتر گرفته شده است. در نهایت، رویکرد سوم، ترکیبی از اطلاعات حاصل از هر دو نوع ورودی تکنیکی و بنیادی را شامل می شود.

۲-۱ تحلیل تکنیکی

تحلیل تکنیکی به دلیل در دسترس بودن داده های مورد نیاز و نیز راحتی پردازش آنها همواره مورد استفاده تحلیل گران قرار گرفته است. سری زمانی تاریخچه قیمت و نیز شاخص های تکنیکی پس از محاسبه، به عنوان مهم ترین داده های تکنیکی مطرح می باشند که به شکل های مختلفی به عنوان ورودی به مدل های پیش بین داده می شوند.

- تاریخچه قیمت: بسیاری از پژوهش های صورت گرفته تا کنون، به منظور تحلیل تکنیکی بازار و اغلب با تمرکز بر بهبود مدل پیش بین تنها از سری های زمانی تاریخچه قیمت استفاده کرده اند [۱۴]، مانند: [۱۵]، [۱۶]، [۱۷] و [۱۸].

- ترکیبی از تاریخچه قیمت و شاخص های تکنیکی: شاخص های تکنیکی حاوی اطلاعات مهم و مفیدی هستند که می توانند نتایج پیش بینی را به میزان بسیار زیادی بهبود دهند. مانند: [۱۹]، [۲۰]، [۲۱] و [۲۲]. [۲۳] از ۸۲ متغیر برای پیش بینی جهت حرکت قیمتها استفاده کرده است که این مجموعه از متغیرها را می توان در هشت گروه مختلف دسته بندی کرد و عبارتند از: متغیرهای ابتدایی، شاخص های فنی، شاخص های بازار سهام جهانی، نرخ مبادله دلار آمریکا به سایر ارزها، کالاها، داده های شرکت های بزرگ بازارهای ایالات متحده، قراردادهای آتی و سایر متغیرهای مفید.

- تصاویر و نمودارها: اخیراً پژوهش هایی با کمک روش های پردازش تصویر به تجزیه و تحلیل نمودارها و تصاویر به عنوان ورودی مدل پیش بین پرداخته اند. برخی مطالعات مستقیماً از تصاویر نمودار سهام به عنوان ورودی مدل استفاده کرده اند. برای مثال [۲۴] از مدلی مبتنی بر تکنیک بازیابی تصویر برای استخراج خودکار ویژگی ها از تصاویر نمودار شمعی برای پیش بینی شاخص داو جونز استفاده کرده است. [۲۵] به کمک یک مدل پیشنهادی مبتنی بر CNN حرکت قیمت را بر اساس نمودارهای شمعی پیش بینی می کند. این مطالعات نشان داده اند که در میان متغیرهای ورودی مختلف، چنین مدل هایی الگوهای پیچیده غیر خطی مرتبط با بازده آینده سهام را به طور مؤثری استخراج می کنند. برخی پژوهش های دیگر، ابتدا شاخص های فنی را به تصاویر نمودار سری زمانی تبدیل کرده و سپس از روش های پردازش تصویر برای پیش بینی استفاده کرده اند. [۲۶] یک مدل

نمودارها به عنوان ورودی مدل های پیش بین نمود. به علاوه پایگاه های خبری معتبر و نیز فضای مجازی امکان دسترسی به انواع مختلفی از اخبار و تبادل نظرات سرمایه گذاران فراهم کرد. تأثیر اخبار و وقایع مختلف سیاسی، اجتماعی، اقتصادی، و نیز احساسات سرمایه گذاران در روند تغییرات قیمت غیر قابل چشم پوشی است [۱۰]. همزمان توسعه روش های پردازش زبان طبیعی (NLP)^۱ امکان استفاده از این منبع مهم بنیادی را برای تحلیل بازار فراهم کرد. همچنین الگوریتم هایی ارائه شدند که با ماهیت سری های 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)^۲ و به همین دلیل کاربرد زیادی در پیش بینی آنها پیدا کردند [۱۱]. همگی این عوامل موجب پیشرفت هایی در پیش بینی بازارهای مالی گردید که بسیار قابل توجه بوده و همچنان در حال گسترش است. در این مقاله با توجه به ساختار یک سیستم هوشمند پس بینی که شامل انتخاب ورودی های مدل پیش بین، تعیین الگوریتم های یادگیری و همچنین ساختار کلی ترکیب آنها با توجه به نوع داده ورودی و نیز بهره بردن از ویژگی های هریک از آنها، آموزش الگوریتم ها به کمک تویع خطای متناسب با هدف پیش بینی و در نهایت ارزیابی صحیح نتایج به منظور بررسی عملکرد ساختارهای پیشنهادی، تحولات و پیشرفت های اخیر و مزایا و معایب آنها مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته است. ساختار ادامه مقاله بدین شرح است: بخش ۲ به انواع ورودی های مدل و کاربرد آنها می پردازد. بخش ۳ به مروری بر انواع الگوریتم های پیش بینی و روش های ترکیب آنها اشاره دارد. بخش ۴ توابع خطا و مزایا و معایب آنها، بخش ۵ انواع سنج های ارزیابی براساس معیارهای مدنظر و بخش ۶ کارهای آینده با توجه به مطالب بخش های قبل را بیان می کند. در نهایت بخش ۷ نتیجه گیری خواهد بود.

۲-۲ ورودی های مدل

همانطور که می دانیم عوامل خرد و کلان اقتصادی بسیاری مانند اقتصاد جهانی، رویدادهای سیاسی، اجتماعی، انتظارات سرمایه گذاران و غیره بر شکل گیری قیمت در بازارهای مالی اثرگذارند. یکی از مواردی که موجب بهبود نتایج پیش بینی بازارهای مالی می گردد، کیفیت اطلاعاتی است که به مدل پیش بین داده می شود [۱۲]. سه رویکرد اصلی برای تعیین ورودی های مدل وجود دارد [۱۳]. رویکرد اول تحلیل تکنیکی^۳، بر این فرض استوار است که رفتار آینده یک سری زمانی مالی تحت تأثیر رفتار گذشته آن است، بنابراین شاخص های فنی می توانند به معامله گران کمک کنند تا این رفتار را به نفع خود تفسیر کنند. این نوع تحلیل شامل ورودی های تاریخچه قیمت سهام (مانند قیمت باز شدن، بالاترین و پایین ترین قیمت، قیمت بسته شدن)^۴، حجم معاملات^۵، شاخص های فنی^۶، تجزیه و تحلیل الگوهای نمودار شمعی و ... می گردد. رویکرد دوم تحلیل بنیادی^۷

⁵ Volume

⁶ Technical Indicator

⁷ Fundamental Analysis

¹ Natural Language Processing

² Long-Short Term Memory

³ Technical Analysis

⁴ OHLC

قیمت ها کاهش می یابد. در سال های اخیر با پیشرفت چشمگیر روش های پردازش متن، چشم اندازهای جدیدی برای محققان در این حوزه ایجاد شده و پژوهش های بسیاری در این زمینه در حال انجام است. امروزه رسانه های اجتماعی به ابزاری ضروری برای گسترش دانش در مورد امور مالی، به ویژه بازارهای مالی تبدیل شده اند. فیدهای خبری بی شمار و امکان تبادل نظر سرمایه گذاران در بستر فضای مجازی از یک سو، و امکان تبدیل داده های کیفی مانند اخبار و اطلاعات متنی به برداری از ویژگی ها از سوی دیگر، موجب تغییر مسیر تحقیقات در پیش بینی بازارهای مالی طی چند سال اخیر شده است. [۲۹] با انجام مجموعه ای از آزمایش ها نشان داده است که عناوین خبری برای پیش بینی مفیدتر از محتوای اخبار هستند، به همین دلیل اغلب کارهای صورت گرفته از عناوین خبری برای پردازش متن استفاده کرده اند [۳۰، ۳۱، ۳۲]. منابع متنی به دو شکل مورد پردازش و استفاده قرار می گیرند. روش اول تحلیل احساسات است که با استفاده از روش های پردازش زبان طبیعی^۲ قضیت یک خبر به صورت مثبت، منفی و یا خنثی محاسبه شده و تحت عنوان شاخص احساسات^۳ به مدل پیش بین داده می شود. در این نوع تحلیل، شاخص احساسات به همراه دیگر شاخص های تکنیکی به یک مدل پیش بین داده می شود.

روش دوم پردازش متن های خبری و تبدیل آنها به برداری از ویژگی ها به کمک مدل های زبانی است و بردار نهایی به دلیل ماهیت متفاوتی که از داده های تکنیکی دارد اغلب به صورت جداگانه به یک مدل پیش بین مجزا داده می شود.

[۳۳ و ۳۴] از جمله مقالات مروری جدید در رابطه با کاربرد روش های مختلف پردازش متن در پیش بینی بازارهای مالی هستند.

۲-۲-۱ تحلیل احساسات

پیش بینی قیمت سهام براساس تحلیل احساسات، توجه بسیاری از محققان در حوزه مالی و پردازش زبان طبیعی را در رابطه با تأثیر اخبار و احساسات سرمایه گذاران بر رفتار آینده قیمت، به خود جلب کرده است [۳۴]. رسانه های اجتماعی بستر مناسبی برای انتقال نظرات، افکار و دیدگاه ها در مورد هر موضوعی بین مردم هستند و به طور قابل توجهی بر احساسات و تصمیمات افراد اثر می گذارند [۳۵]. اقتصاد رفتاری شواهد زیادی ارائه کرده است که نشان می دهد تصمیمات مالی به طور قابل توجهی توسط احساسات هدایت می شوند [۳۶]. پژوهش های بسیاری از شاخص احساسات به عنوان ورودی مدل برای بررسی اثر رویدادهای مختلف بر قیمت آینده سهام استفاده کرده اند، مانند: [۳۷، ۳۸، ۳۹].

۲-۲-۲ پردازش متن

در این روش متن های خبری ابتدا با استفاده از یک مدل زبانی^۴ به بردارهایی از ویژگی ها تبدیل می شوند. مدل زبانی یک توزیع احتمال روی دنباله ای از کلمات است. دو نوع مدل زبانی آماری (مانند HMM^۵) و

پیش بینی قیمت سهام مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن برای اعتبارسنجی کاربرد روش های 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 پیش بینی قیمت سهام می پردازد: نحوه استفاده از CNN و نحوه بهینه سازی آنها. نویسندگان مطرح می کنند که تنها استفاده از شاخص های تکنیکی به عنوان ورودی مدل کافی نبوده و اگر عوامل دیگری مانند قیمت طلا و نرخ بهره، به عنوان متغیرهای ورودی در نظر گرفته شوند، یک مدل پیش بین با عملکرد بهتر را می توان انتظار داشت. [۲۷] DQN^۱ را با یک تخمین گر تابع شبکه عصبی کانولوشن بکار برده است که تصاویر نمودار سهام را به عنوان ورودی برای پیش بینی بازار سهام جهانی دریافت می کند. ابتدا داده های قیمت بسته شده و حجم معاملات به تصاویر با ابعاد W در W تبدیل شده و سپس به عنوان ورودی به مدل پیش بین داده می شود. نتایج این تحقیق با کشف الگوهایی از تصاویر نمودار سهام نشان می دهد که فعالیت های سرمایه گذاری افراد از کشورها و فرهنگ های مختلف برای الگوهای قیمت و حجم خاص مشابه است.

با توجه به نکات ذکر شده در رابطه با ورودی های تکنیکی و طبق نتایج پژوهش های صورت گرفته، اضافه کردن TI ها به همراه اطلاعات تاریخی قیمت، تأثیر زیادی در بهبود نتایج داشته و همچنین بکار بردن روش های پردازش تصویر نیز موجب افزایش دقت پیش بینی شده است؛ اما تنها استفاده از تحلیل تکنیکی اطلاعات لازم را به عنوان ورودی به مدل پیش بین نداده و سهم مهم عوامل دیگر مانند اخبار و رویدادهای سیاسی، اجتماعی، اقتصادی و .. نادیده گرفته خواهد شد. در سالهای اخیر با پیشرفت روزافزون پردازش های کامپیوتری و نیز روی کار آمدن روش های یادگیری عمیق و پردازش متن، تحلیل گران بنیادی با هدف غنی کردن هر چه بیشتر اطلاعات ورودی مدل پیش بین، از روش های پردازش متن برای تحلیل اخبار، رویدادها، احساسات سرمایه گذاران و ... استفاده می کنند.

۲-۲ تحلیل بنیادی

بسیاری از نویسندگان با الهام از تحلیل بنیادی، استفاده از تکنیک های متن - کاوی را برای تجزیه و تحلیل داده های متنی و استخراج اطلاعاتی که می تواند به فرآیند پیش بینی کمک کند، پیشنهاد می کنند. اخبار آنلاین و احساسات سرمایه گذاران می تواند تأثیر زیادی در روند قیمت در بازارهای مالی داشته باشد. [۲۸] نشان می دهد که در برخی موارد، سرمایه گذاران پس از اخبار مثبت تمایل به خرید داشته و منجر به استرس خرید و افزایش قیمت سهام می شوند و پس از اخبار منفی به فروش رو آورده و در نتیجه

^۴ Language model

^۵ Hidden Markov Model

^۱ Deep Q-Network

^۲ NLP

^۳ Sentiment Index

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 تاریخیچه 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 می‌تواند به طور مؤثر دقت پیش‌بینی 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^۵ 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^۶ 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 متنی 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

مدل‌های زبان عصبی مانند RNN در NLP وجود دارد. پس از RNN، شبکه LSTM به دلیل خاصیت انتخابی به حافظه سپردن یا فراموش کردن اطلاعات، مورد توجه قرار گرفته و سپس نوع پیشرفته‌تر آن GRU^۱ که به دلیل سادگی و سرعت بیشتر، کاربرد بیشتری پیدا کرد [۴۰]. در هر سه 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^۲ [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^۳ توسط محققان شرکت گوگل ارائه شد و توانست در بیش از ۱۱ حوزه از NLP بهترین نتایج را کسب کند. برت یک مدل پیش‌آموزش دیده^۴ با حجم بسیار بالایی از داده‌های 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 به صورت بردارهای مترام 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 گزارش شده 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 تاریخیچه قیمت و مجموعه‌ای از شاخص‌های 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 پیش-بین می‌تواند عملکرد پیش‌بینی را بهبود بخشد. [۴۵] از ساختارهای مجزا و ترکیبی LSTM برای داده‌های عددی تاریخیچه 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 پیش-بینی بازارهای مالی است که همچنان با چالش‌هایی نیز روبروست. منابع خبری بسیار زیادی وجود دارند که با بیان‌های مختلف وقایع و رویدادهای

^۵ Support Vector Machine

^۶ Multi-Modal

^۱ Gated Recurrent Unit

^۲ Attention

^۳ Bidirectional Encoder Representations from Transformers

^۴ Pre-trained

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

۳- انتخاب الگوریتم های پیش بینی و ارائه ساختار

کلی مدل پیش بین

در بخش قبل اهمیت داده های ورودی مدل پیش بین و انواع آنها، مورد بررسی قرار گرفتند. برای داده های مختلف، الگوریتم های مختلفی مناسب هستند [۵۱]. روش های پیش بینی بازار سهام را می توان به سه دسته کلی روش های سنتی یا کلاسیک^۱، روش های مدرن (یادگیری ماشین و یادگیری عمیق) و روش های ترکیبی طبقه بندی کرد [۵۲]. در دو حالت اول روش های سنتی و مدرن به تنهایی مورد استفاده قرار گرفته (تک-وجهی^۲) و در حالت سوم مجموعه ای از چند روش به منظور بهره بردن از مزایای آنها، بصورت ترکیبی^۳ یا چندوجهی بکار می روند.

۳-۱ روش های کلاسیک

از جمله روش های کلاسیکی که به منظور پیش بینی بازار سهام مورد استفاده قرار گرفته اند، می توان به مدل های AR، ARMA و ARIMA اشاره کرد که از میان آنها مدل ARIMA به طور گسترده در زمینه های مختلف پیش بینی استفاده شده است [۵۳]. برخی مطالعات مانند [۵۴]، [۵۵]، [۵۶] و [۵۷] از روش های کلاسیک برای پیش بینی سری های زمانی مالی استفاده کرده اند. روش های کلاسیک تنها می توانند پیش بینی خطی را در سری های زمانی انجام دهند و این ویژگی باعث می شود چنین مدل هایی برای پیش بینی سری های زمانی با مؤلفه های غیرخطی نامناسب باشند [۵۸].

۳-۲ روش های مدرن

محققان حوزه های سیستم های ریاضی و دینامیکی برای رفع نواقص مدل های خطی، روش های جدیدی به نام روش های مدرن برای پیش بینی قیمت ها در بازار سهام پیشنهاد کرده اند [۵۹]، که با پیشرفتهای اخیر در قدرت محاسباتی رایانه ها و مهم تر از آن توسعه الگوریتم های یادگیری ماشین و رویکردهای پیشرفته تر آن یعنی یادگیری عمیق، موجب توسعه

الگوریتم های جدیدی برای تجزیه و تحلیل و پیش بینی داده های سری زمانی شده اند [۶۰]. در ادبیات، انواع مختلفی از تکنیکهای یادگیری ماشین برای کاربرد در پیش بینی بازارهای مالی توسعه داده شده است [۶۱]. از جمله آنها شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)^۴ است که اولین بار توسط وایت [۸] برای پیش بینی بازار سهام مورد استفاده گرفت. هرچند در آن کار ابتدایی نتایج مورد انتظار بدست نیامد و مشکلاتی مانند بیش برآزش^۵ و پیچیدگی^۶ کم مطرح شد، اما در ادامه موفقیت های بسیاری بدست آورده و محققان بسیاری از ANN برای پیش بینی بازارهای مالی استفاده کردند [۶۲]، [۶۳] و [۶۴]. ماشین های بردار پشتیبان (SVM)^۷ [۶۵] و [۶۶]، K نزدیک ترین همسایگی (KNN)^۸ [۶۷] و [۶۸]، جنگل تصادفی (RF)^۹ [۶۹] و [۷۰]، و درخت تصمیم (DT)^{۱۰} [۷۱] و [۷۲] از جمله پرکاربردترین روش های یادگیری ماشین در مسائل پیش بینی بازار سهام هستند.

در سال های اخیر، مدل های یادگیری عمیق به دلیل توانایی منحصربفرد در برخورد با کلان داده و یادگیری روابط غیرخطی بین ویژگی های ورودی و هدف پیش بینی، عملکرد بهتری نسبت به هر دو مدل سنتی و یادگیری ماشین در مسائل مربوط به پیش بینی بازار سهام، نشان داده اند [۷۳]. رویکردهای یادگیری عمیق با موفقیت در طیف گسترده ای از مسائل مانند طبقه بندی، پیش بینی سری های زمانی، بینایی ماشین و پردازش زبان طبیعی استفاده شده است [۷۴]. همانند روش های یادگیری ماشین، روش های یادگیری عمیق مختلفی برای پیش بینی بازارهای مالی مورد استفاده قرار گرفته اند که از جمله آنها می توان شبکه عصبی کانولوشن (CNN)، شبکه عصبی بازگشتی عمیق^{۱۱} (RNN)، شبکه حافظه بلند مدت کوتاه مدت (LSTM)، واحد بازگشتی گیتی^{۱۲} (GRU)، ماشین بولتزمن محدود^{۱۳} (RBM)، شبکه باور عمیق^{۱۴} (DBN)^{۱۵} و ... را نام برد. [۷۶] مرور کاملی بر این روش ها و نیز کاربرد آنها در پیش بینی بازار سهام ارائه کرده است.

RNN به دلیل خاصیت بازگشتی می تواند مسأله دنباله ای بودن سری های زمانی را تا حد زیادی برآورده کند. اما از جمله محدودیتهای RNN این است که تنها زمانی خوب عمل می کند که وابستگی های کوتاه مدت مطرح باشد، در حالیکه ممکن است اطلاعات مورد نیاز، توسط داده های 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 می شود لذا کل اطلاعات تغییر می یابد و در واقع تفاوتی بین اطلاعات "مهم" و "نه چندان مهم" وجود ندارد. این مشکلات با ارائه

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

¹ Traditional

² Uni-Modal

³ Hybrid

⁴ Artificial Neural Network

⁵ Over fit

⁶ Complexity

⁷ Support Vector Machine

را رویکرد چندوجهی می نامیم. برای مثال [۹۴] از ترکیب LSTM و CNN برای پیش بینی قیمت با استفاده از نمودارهای شمعدانی استفاده کرده و نشان داده است که نتیجه این ترکیب نسبت به روش های LSTM و CNN به تنهایی دقیق تر است. [۹۵] یک روش پیش بینی قیمت سهام بر اساس ترکیب LSTM و CNN پیشنهاد می کند. ورودی مدل داده های تاریخی، شامل هشت ویژگی OHLC، حجم، گردش مالی، فراز و نشیب و تغییر است که در مرحله اول CNN برای استخراج مؤثر ویژگی ها و سپس LSTM برای پیش بینی قیمت سهام با استفاده ویژگی های استخراج شده بکار می رود. نتایج تجربی نشان داده است که CNN-LSTM می تواند یک پیش بینی قابل اعتماد قیمت سهام را با بالاترین دقت پیش بینی نسبت به MLP, CNN, GRU و LSTM ارائه کند. [۹۶] از ترکیب LSTM و RNN برای پیش بینی بهره برده است.

۳-۴ روش های چندوجهی

در [۹۷] ابتدا داده های تحلیل احساسات از تویتر استخراج شده، سپس داده های 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 تویتر مورد استفاده قرار گرفته است. ساختار چندوجهی تشکیل شده از یک سو شامل یک شبکه عصبی کانولوشنال یک بعدی است که طبقه بندی احساسات را انجام می دهد و از سوی دیگر شامل یک CNN دو بعدی که طبقه بندی تصاویر را بر اساس داده های نمودار شمعدانی انجام می دهد. نتایج بدست آمده در مقایسه با مدل های تک وجهی که به تنهایی از داده های احساسی یا نمودارهای شمعدانی استفاده می کردند، دقت بالاتری را نشان داده است. [۵۰] از دو نوع داده ورودی عددی تاریخچه قیمت و متنی عناوین خبری استفاده می کند. یک ساختار LSTM برای داده های تاریخچه قیمت و یک ساختار CNN برای داده های متنی عناوین خبری بکار برده شده و در نهایت ویژگی های استخراج شده از هر دو روش پس از به هم چسباندن^۱ به یک شبکه کاملاً متصل داده شده است. نتایج پیش بینی عملکرد بهتر ساختار پیشنهادی را نسبت به CNN تک وجهی نشان می دهد. همچنین در این کار فقط از عناوین خبری روز گذشته برای پیش بینی قیمت استفاده شده است و نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر آن نسبت به مدل هایی است که از اخبار روز، هفته و ماه گذشته استفاده می کنند؛ بنابراین فرضیه اثر کوتاه مدت اخبار بر بازارهای مالی را تقویت می کند. [۹۸] از دو نوع داده ورودی شامل سری زمانی قیمت و تصویر به عنوان ورودی مدل چندوجهی استفاده می کند. مدل پیشنهادی ویژگی های استخراج شده از ساختار خاصی از LSTM برای داده های سری زمانی قیمت و ساختار خاصی از CNN برای نمودارهای شمعدانی را ترکیب می کند. عملکرد مدل پیشنهادی نسبت به مدل های تک وجهی CNN و LSTM بهتر است. این مطالعه نشان می دهد که خطای پیش بینی را می توان با استفاده از ترکیبی از ویژگی های زمانی و

شبکه های LSTM حل شده است. در LSTM اطلاعات طی مکانیزمی که به نام حالت های سلولی شناخته می شود انتقال می یابند. LSTM ها با داشتن واحد حافظه می توانند بصورت انتخابی اطلاعاتی را به حافظه سپرده یا فراموش کنند. در حال حاضر LSTM یکی از پرکاربردترین روش هایی است که برای پیش بینی مسائل دنباله ای و سری های زمانی مالی مورد استفاده قرار می گیرد. 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 روش های یادگیری عمیق مجدداً مورد استقبال واقع شده و نتایج بسیار خوبی در پیش بینی سری های زمانی مالی به دنبال داشت. GRU [۷۹] که در ۲۰۱۴ معرفی شد تغییر یافته ای از ساختار LSTM است که در آن گیت فراموشی و ورودی ترکیب شده اند، لذا ساده تر 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 پیش بینی بازار سهام استفاده کرده اند. در [۸۱] نتایج تجربی با SVM، MLP، DT، RF، RL و KNN مقایسه شده و نشان داده است که مدل پیشنهادی بر مبنای LSTM می تواند از همه مدل های یادگیری ماشین فوق بهتر عمل کند. [۸۲] نیز نشان می دهد که شبکه LSTM نسبت به روش های RF، ANN و SVR عملکرد بهتری دارد. [۸۳] از GRU و تکنیکی برای افزایش تعداد داده های ورودی برای پیش بینی روند قیمت سهام و [۸۴] از GRU برای ترکیب احساسات خبری سهام همبسته به منظور پیش بینی جهت حرکت قیمت استفاده کرده است. یکی دیگر از روش های کاربرد در زمینه پیش بینی بازارهای مالی CNN است. شبکه های عصبی کانولوشن، شبکه های عصبی چند لایه هستند که بدون پیش پردازش زیادی می توانند برای استخراج خودکار ویژگی های داده های ورودی بویژه تصاویر بکار روند. در هر لایه از CNN، عملیات کانولوشن با اعمال فیلترهایی با اندازه های مختلف بر روی ورودی ها انجام می شود [۸۵]. در حوزه پیش بینی مالی از CNN برای پردازش نمودارهای شمعی [۸۶] و [۸۷]، پیش بینی روند بازار سهام به کمک داده های تکنیکی [۱۲] و نیز داده های متنی [۸۸] و [۸۹] استفاده می گردد. همچنین مقالات دیگری از روش های RNN [۹۰] و [۹۱]، DBN [۹۲] و RBM [۹۳] برای پیش بینی بازارهای مالی استفاده نموده اند.

۳-۳ روش های ترکیبی

به کمک درحالی که هیچ روش واحدی نمی تواند پیش بینی دقیق را تضمین کند، ترکیب تکنیک های مختلف یا استفاده از چند روش مجزا و ترکیب نتایج آنها برای بهبود عملکرد پیش بینی اغلب سودمند است [۵۱]. روش های ترکیبی را به دو دسته می توان تقسیم کرد. دسته اول روش هایی هستند که از یک نوع داده ورودی برای پیش بینی بهره می گیرند و دسته دوم مدل هایی که از انواع مختلفی از داده ها به عنوان مثال عددی، متنی یا تصویر استفاده می کنند. در این مقاله حالت اول را رویکرد ترکیبی و حالت دوم

¹ Concatenate

کاربر) با توجه به معیارهای زیر مقیاس بندی می شوند: اندازه خطا، جهت پیش بینی و تازگی مشاهدات (رابطه ۳).

$$L_W = I^{-W} \sum_{i=1}^I (Y_i - \phi_i)^2 \quad (3)$$

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 (رابطه ۴). در این رابطه کنترل مقدار خطا توسط یک پارامتر (p) و کنترل میزان عدم تقارن توسط پارامتری دیگر (α) صورت می گیرد.

$$L(e) = [\alpha + (1 - 2\alpha)1(e < 0)]|e|^p \quad (4)$$

p مجموعه ای از اعداد صحیح مثبت و $\alpha \in (0,1)$ است و هر دو توسط کاربر مشخص می گردند. حالت های خاص این تابع خطا شامل توابع خطای متقارن زمانی که $\alpha = \frac{1}{2}$ است، مانند: مربعات خطا $p = 2$ و قدر مطلق 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 $p = 1$ می باشد. در این پژوهش نشان داده شده است که استفاده از توابع خطای نامتقارن نتایج پیش بینی تست های تجربی را بطور قابل توجهی تغییر می دهد. با توجه به نکات ارائه شده، تلاش برای آموزش منطقی تر مدل های پیش بین گامی بسیار مهم و اولیه در پیش بینی بازارهای مالی است. در نظر گرفتن مقدار خطا، جهت تغییرات قیمت و توابع خطای نامتقارن، کمک بسیاری به بهبود نتایج پیش بینی از نظر افزایش سود معاملات خواهد داشت. از سویی دیگر می دانیم که در عمل، پیش بینی ای 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 می تواند تأثیر بسزایی در بهبود نتایج پیش بینی داشته باشد. از جمله این توابع می توان بازده، نسبت شارپ^۲ و حداکثر افت سرمایه^۳ 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.

۵- سنجه های ارزیابی

سنجه های ارزیابی مختلفی در پژوهش های صورت گرفته تا کنون مورد استفاده قرار گرفته اند، که می توان آنها را به دسته های زیر تقسیم بندی نمود.

۵-۱ سنجه های دسته بندی^۴

سنجه هایی هستند که برای ارزیابی عملکرد الگوریتم دسته بندی در تعیین جهت های حرکت، مورد استفاده قرار می گیرند؛ از جمله:

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

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

۴- توابع خطا

توابع خطا برای تعیین پارامترهای شبکه مورد استفاده می گیرند و انتخاب بهترین مدل پیش بین بستگی به انتخاب تابع خطا نیز خواهد داشت، چرا که یک مدل می تواند با یک تابع خطای متفاوت نتایج بدتری را نشان دهد و این خود نشان دهنده اهمیت بسیار بالای دقت در ساختن تابع خطای مدل پیش بین براساس ماهیت مسأله مورد نظر است. از آنجایی که نتایج پیش بینی های مالی برای تصمیم گیری خرید یا فروش مورد استفاده قرار می گیرند، بنابراین پیش بینی مالی اساساً یک مسأله تصمیم گیری می باشد که در آن جهت پیش بینی در تعیین تصمیم نهایی بسیار مهم است [۹۹]. لذا هزینه پیش بینی کمتر یا بیشتر از مقدار واقعی بایستی در مرحله آموزش شبکه توسط تابع خطا در نظر گرفته شود. اکثر کارهای صورت گرفته تا کنون از توابع خطای متقارن مانند MSE, MAE, RMSE, R^2 و ... برای آموزش استفاده کرده اند، و این درحالی است که فرض تقارن برای تابع خطا در چنین مسائلی صحیح نمی باشد. به عنوان مثال، فرض کنیم قیمت واقعی در گام بعد افزایش خواهد یافت که بایستی منجر به تصمیم خرید گردد، و مدل پیش بین قیمت گام بعد را با دقتی بالا اما به صورت کاهشی پیش بینی نماید، در این صورت نتیجه پیش بینی هر چند 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 پیش بینی سری های زمانی مالی بکار برده شده اند، اما برخی پژوهش ها نیز از توابع خطای نامتقارن استفاده کرده اند. برای مثال در [۱۰۰] یک ضریب جریمه α در نظر گرفته شده است بطوریکه اگر جهت پیش بینی صحیح باشد α مقدار کمتری خواهد داشت و در غیر این صورت مقدار آن افزایش خواهد یافت (رابطه ۱ و ۲).

$$L = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N \alpha (\tilde{x}_t - x_t)^2 \quad (1)$$

$$\alpha = \begin{cases} \beta & \text{if } (\tilde{x}_t - x_{t-1})(x_t - x_{t-1}) > 0 \\ 2 - \beta & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

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

[۱۰۱] نشان می دهد که صرفاً در نظر گرفتن دقت جهت^۱ (DA) سودآوری استراتژی های معاملاتی را تضمین نمی کند زیرا ممکن است جهت های واقعی را در موقعیت هایی با سود کم و جهت های اشتباه را در موقعیت هایی با سود بیشتر پیش بینی کنیم. بنابراین، اندازه خطا نیز مهم است. در این مطالعه خطاها (با ضریب مقیاس W تعریف شده توسط

³ Maximum Drawdown

⁴ Classification Metrics

¹ Direction Accuracy

² Sharpe ratio

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، مجدداً اهمیت انتخاب سنج ارزیابی براساس هدف نهایی سرمایه‌گذاری که همان بیشترین سود و کمترین ریسک ممکن است تأیید می‌گردد. انتخاب سنج 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 مسئله، 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 و پردازش 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

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

۵-۲ سنج‌های رگرسیون^۱

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

MAE^۲, RMAE^۳, MSE^۴, normalized MSE, RMSE^۵, relative RMSE, normalized RMSE, MAPE^۶, RMSRE^۷, mutual information, R^۲.

۵-۳ سنج‌های سود^۸

سنج‌هایی هستند که میزان سود یا ریسک حاصل از نتایج پیش‌بینی مدل را محاسبه می‌کنند. برخی از مهم‌ترین سنج‌های بر مبنای سود عبارتند از:

- نوسان سالانه^۹: بیانگر میزان ریسک سرمایه‌گذاری در بازه زمانی مشخص است که هرچه بیشتر باشد ریسک سرمایه‌گذاری بیشتر خواهد بود.

- بازده یا بازده سالانه^{۱۰}: بیانگر میزان سود سرمایه‌گذاری در بازه زمانی مشخص می‌باشد.

- نسبت شارپ: سنج جامعی است که شامل هر دو معیار ریسک و سود می‌شود. این سنج 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^{۱۱}: 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 پیش‌بینی‌ای که منجر به سود نگردد بی‌معنی خواهد بود. این مسئله 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 درصد جهت‌های پیش‌بینی شده، بازده سالانه منفی است. دلیل این مسئله 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، عملاً 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

^۷ Root mean squared relative error

^۸ Profit Metrics

^۹ Annualized Volatility

^{۱۰} Annualized Return

^{۱۱} Maximum Drawdown

^۱ Regression Metrics

^۲ Mean Absolute Error

^۳ Root Mean Absolute Error

^۴ Mean Squared Error

^۵ Root Mean Squared Error

^۶ Mean Absolute Percentage Error

مسائل قابل بررسی و تحلیل خواهد بود. از جمله کارهای اخیر، [۱۰۷] است که در آن معیار جدیدی برای اندازه گیری ریسک داده هایی که دارای توزیع نامتقارن هستند ارائه شده است و می تواند الهام بخش محققان باشد.

۷- نتیجه گیری

در این مقاله مروری بر روش های پیش بینی در بازارهای مالی و رویکردهای اخیر آن ارائه شد. هدف از این مقاله ارائه نقشه راه تحقیقاتی در حوزه پیش بینی بازارهای مالی و پوشش مسائل مربوط به آن است که در چهار بخش ورودی های مدل، الگوریتم ها و ساختارهای مختلف پیش بینی، آموزش مدل به کمک توابع خطا و نیز ارزیابی نتایج است که هر یک گام بسیار مهمی در حل مسأله پیش بینی بازارهای مالی محسوب می گردند. در بخش ورودی های مدل انواع مختلف داده های ورودی شامل: داده های تکنیکی و بنیادی مورد بررسی قرار گرفت که شامل داده های عددی تاریخچه قیمت، شاخص های تکنیکی، تصاویر و نمودارها و داده های متنی بصورت شاخص احساسات و نیز پردازش متن های خبری است که از میان آنها در نظر گرفتن تحلیل بنیادی با توجه به پیشرفتهای حوزه NLP در سال های اخیر بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. همچنین مدل های مختلف پیش بین مرور شد که شامل انواع مدل های تک وجهی، چندوجهی و ترکیبی است. از جمله روش های بسیار پر کاربرد در زمینه پیش بینی بازارهای مالی با توجه به مرور صورت گرفته روش LSTM برای سری های زمانی و CNN برای استخراج ویژگی از تصاویر و نیز داده های متنی، و همچنین ترکیب آنهاست. آموزش مدل پیش بین به کمک تابع خطا صورت می گیرد. انتخاب تابع خطایی که با واقعیات مسأله همخوانی بیشتری داشته باشد به بهبود نتایج پیش بینی در عمل کمک می کند. اغلب پژوهش ها از توابع خطای مرسوم متقارن برای آموزش مدل استفاده کرده اند. برخی پژوهش های صورت گرفته تا کنون در زمینه ارائه توابع خطای نامتقارن با بر مبنای اهداف سرمایه گذاری در این مقاله مرور شد و تحقیقات پیش رو نیز ارائه گردید. ارزیابی نتایج منجر به انتخاب مدل پیش بین و تصمیم گیری در رابطه با روش های مناسب حل مسأله می گردد که حساسیت این موضوع را بخوبی نشان می دهد. هر چند این زمینه بیشتر از تابع خطا مورد توجه بوده و سنج های 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.

موضوع می تواند یکی از زمینه های تحقیقاتی آینده در طراحی ساختار مدل پیش بین را ارائه نماید.

می دانیم که روش های پردازش متن با سرعت بالایی در حال پیشرفت هستند اما در رابطه با مسأله پیش بینی بازارهای مالی کمتر مورد بررسی قرار گرفته اند، لذا استفاده از روش های پردازش متن با قابلیت بالا همچنان می تواند 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 پیش بینی هایی صورت می گیرد که بتواند اهداف سرمایه گذاران برآورده کنند. مهم ترین این اهداف بیشترین سود و کمترین ریسک هستند. باتوجه به این موضوع پیشنهاد می شود توابع خطایی ارائه گردند که ضمن برآورده کردن شرایط لازم برای تابع خطا، از جنس سود و ریسک باشند. از جمله معیارهایی که می توانند این موارد 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 ... می تواند در این راستا سودمند باشد. در حال حاضر تنها پژوهش صورت گرفته [۴۴] است که تابع خطایی بصورت ترکیب کراس انتروپی^۱ با نسبت شارپ برای پیش بینی روند بازار سهام بکار برده و نتایج آن نشان داده است که عملکرد مالی را می توان با افزودن یک تابع ریسک-پاداش^۲ به تابع خطای مورد استفاده در فرآیند آموزش بهبود بخشید.

۶-۴ سنج های ارزیابی

ارزیابی نتایج، مرحله نهایی پیش بینی است که در آن بهترین مدل بر اساس معیارهایی انتخاب می گردد. مسلماً معیار نامناسب موجب انتخاب نادرست و در نتیجه پیش بینی هایی 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 سنج هایی بر مبنای سود و ریسک پیشنهاد می گردند. از سویی دیگر در معیارهای مرسوم مانند نسبت شارپ از انحراف معیار^۳ برای محاسبه ریسک استفاده شده است، اما می دانیم برای محاسبه واقعی تر ریسک می توان از معیارهای دیگر مانند CVaR^۴، VaR^۵ و ... استفاده کرد. بنابراین کارهای ریاضی قابل انجام روی معیار ریسک و سنج های ارزیابی به منظور نزدیک تر کردن آنها به واقعیت از مهم ترین

مراجع

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

⁵Conditional Value at Risk

¹ Cross-entropy

² Risk-Reward

³ Standard Deviation

⁴ Value at Risk

- [3] Samuelson PA. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. In *The world scientific handbook of futures markets* 2016 (pp. 25-38).
- [۴] خالوزاده ح، خاکی صدیق ع. ارزیابی روشهای پیش‌بینی پذیری قیمت سهام و تعیین میزان قابلیت پیش‌بینی در بازار بورس تهران. پژوهش‌های مدیریت در ایران. 2003. Sep 29;7(3).
- [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. In *2019 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. In *2022 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 learning for stock market prediction using technical indicators and financial news articles. In *2018 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. In *2019 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. In *2018 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] Siarni-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. In *2019 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. In *2018 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. In *2019 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.

- [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. In *Proceedings 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. In *Proceedings 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. In *2019 international conference on artificial intelligence in information and communication (ICAIIIC)* 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. In *Proceedings 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. In *Twenty-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. In *Proceedings 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. In *Proceedings 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. In *Advances 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. In *2017 IEEE international conference on computational intelligence and virtual environments for measurement systems and applications (CIVEMSA)* 2017 Jun 26 (pp. 60-65). IEEE.
- [51] Ruhail R, Prashar EV. A Comparative Study Of Statistical Methods And Machine Learning Approaches For Stock Price Prediction. *Journal of*

- 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] Siامي-Namini S, Tavakoli N, Namin AS. A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. In 2018 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] Adebisi 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. In 2014 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] Siامي-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, Zárte 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. In 2020 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*

- 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. In *2019 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. In *Neural 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. In *Journal 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. In *2017 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. In *2018 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*

- 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. In 2018 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.