# ارائه مدلی جهت پیش‌بینی و انجام معاملات سهام با استفاده از روش یادگیری عمیق

**ابوالفضل روحی**

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع گرایش سیستم‌های مالی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
abolfazl.financial@gmail.com

**محمد علی رستگار سرخه**

استادیار دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
ma_rastegar@modares.ac.ir

**چکیده**

در سالیان گذشته کارشناسان مالی همواره دنبال روش‌ها و تکنیک‌های متفاوتی بوده تا به وسیله آن بتوانند در رابطه با خرید، فروش و یا عدم انجام معامله یک سهم تصمیم‌گیری نمایند. در واقع همواره سرمایه‌گذاران در بازار سهام به دنبال راهی برای یافتن چرخه‌ی زمانی مناسب برای معامله‌ی سهام در قیمت‌های بهینه هستند. تحلیل‌گران بازار سرمایه معتقدند که بیشتر اطلاعات مربوط به سهام در قیمت‌های اخیر منعکس می‌شود. بنابراین اگر روند حرکات مشاهده و بررسی شود، بر این اساس قیمت‌ها قابل پیش‌بینی هستند. در پژوهش نیز تلاش شده است تا با ارائه مدلی جهت پیش‌بینی سهام اقدام شود. با ارائه‌ی مدل الگوریتم معاملاتی با ترکیب شبکه‌های عصبی CNN-LSTM که از محبوب‌ترین شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق هستند، جهت پیش‌بینی روند قیمت و تعیین نقاط خرید و فروش سهام اقدام شده است. به طور کلی ۳۶ پارامتر به عنوان داده‌های ورودی جهت تصویر سازی مورد استفاده قرار گرفته است که پارامتر قیمت پایانی، حجم معاملات صورت گرفته و ۳۴ اندیکاتور که داده‌های آن به صورت روزانه می‌باشد انتخاب شده است. نتایج حاصل شده از شبکه عصبی ترکیبی نشان می‌دهد به صورت میانگین دقت مدل برای پیش‌بینی نماد برابر با ۷۵٪ بوده است. همچنین بررسی پارامترهای Recall و Precision نشان می‌دهد بیش برازش در مدل رخ نداده است. بررسی معاملات در بازه ۳ ساله مورد نظر نشان از بازدهی بالای معاملات می‌دهد.

**واژگان کلیدی:** یادگیری عمیق، پیش‌بینی سهام، معاملات الگوریتمی، سرمایه‌گذاری در سهام

**مقدمه**

بازار سهام تصویری از انتظارات رشد آتی شرکت‌ها و همچنین اقتصاد است. عوامل زیادی به نوسان قیمت سهام نسبت داده شده است که شامل عوامل کلان اقتصادی، پیش بینی بازار و اعتماد به مدیریت و عملکرد شرکت می‌شود، اما محدود به آن نیست. پیشرفت تکنولوژی این امکان را برای عموم فراهم می‌کند تا به حجم بیشتری از اطلاعات به موقع دسترسی داشته باشند. این بدان معنی است که تجزیه و تحلیل سهام سخت‌تر و دشوارتر شده است زیرا حجم قابل توجهی از داده‌ها باید در زمان نسبتاً کوتاهی پردازش شوند. مردم امیدوارند که پیشرفت در داده های بزرگ، به ویژه در زمینه یادگیری عمیق، بتواند به آنها در تجزیه و تحلیل اطلاعات سهام کمک کند( Tsai, Hsiao,۲۰۱۰).

بازارهای سهام معمولاً توسط کارشناسان مالی بر اساس اطلاعات مربوط به گذشته پیش‌بینی می‌شدند. با این حال، پژوهش‌گران و دانشمندان داده با پیشرفت تکنولوژی و تکنیک‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق اقدام به حل مشکلات مربوط به پیش‌بینی کرده و همچنین، آن‌ها استفاده از روش‌های یادگیری عمیق را برای بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و افزایش دقت آن‌ها آغاز کرده‌اند. پیش‌بینی بازار سهام پر از چالش است و افراد معمولاً وقتی می‌خواهند یک مدل پیش‌بینی را تهیه کنند با برخی مشکلات روبرو می‌شوند اما همواره این مدل‌ها توانایی خود را در پیش‌بینی روند قیمت سهام ثابت کرده‌اند. این روش‌ها قصد دارند به طور خودکار الگوها را در میان مقدار زیادی اطلاعات شناسایی کرده و یاد بگیرند. الگوریتم‌ها توانایی این را داشته که به طور موثری خودآموز باشند و می‌توانند وظیفه پیش‌بینی نوسانات قیمت را به منظور بهبود استراتژی‌های معامله حل کنند. در سال‌های اخیر، روش‌های بسیاری از آن‌ها برای پیش‌بینی روند بازار سهام معرفی و بهبود یافته‌است( Nabipour et al.,۲۰۲۰ ).

روش یادگیری عمیق که عمدتاً در شناسایی تصویر و تشخیص گفتار به عملکرد بالایی دست می‌یابد، در زمینه یادگیری ماشین نیز توجهات را به خود جلب کرده است. رویکردهای یادگیری عمیق به یک روش مهم در مدل‌سازی روابط پیچیده در داده‌های زمانی تبدیل شده‌اند. با رشد در یادگیری عمیق ، می توان وظیفه یادگیری ویژگی را به طور موثرتری توسط شبکه طراحی شده برای این هدف انجام داد. هدف از انجام این مطالعه بررسی این روش‌ها و ارزیابی آن‌ها می‌باشد.

داده‌های مالی به طور کلی برای انجام فرآیند پیش‌بینی به سه دسته کلی تقسیم بندی می‌شوند(Bai et al،۲۰۱۵):

- پیش‌بینی سری زمانی
- پیش‌بینی روند قیمت
- پیش‌بینی سیگنال معاملاتی

همواره سرمایه‌گذاران در بازار سهام به دنبال راهی برای یافتن چرخه‌ی زمانی مناسب برای معامله‌ی سهام در قیمت‌های بهینه هستند. اگر قیمت یک سهام به یک نقطه مورد نظر افزایش (کاهش) پیدا کرده و پس از آن قیمت کاهش (افزایش) یابد به این نقاط، نقاط برگشت می‌گویند(Tang et al ،۲۰۱۹). این نقاط برگشتی در نمودارهای مربوط به قیمت سهام، نقاطی هستند که خرد

جمعی بازار و سرمایه‌گذاران، باور نسبت به این موضوع داشته که این نقاط، نقطه برگشتی قیمت سهام می‌باشد. به طور کلی در نقاط برگشت یک فرآیند تغییر جهت و چرخش در قیمت سهام ایجاد می‌شود که در واقع ما در آن تغییر روند حرکتی سهم هستیم به این صورت که تغییر روند نزولی به روند صعودی و تغییر روند صعودی به روند نزولی در این نقطه رخ می‌دهد.

**بیان مسئله**

بورس اوراق بهادار در مقایسه با اوراق قرضه و سرمایه‌گذاری‌های سنتی بانکی بستر بهتری برای کسب سود است. اما به طور کلی بازدهی سود بیشتر اغلب ریسک بالاتری را با خود به همراه دارد. این عامل باعث می‌شود سرمایه‌گذاری سهام به یک نوع سرمایه گذاری دارای ریسک تبدیل شود. همواره یک استراتژی ایده آل برای همه سرمایه گذاران سهام، خرید با کمترین قیمت ممکن و فروش با بالاترین قیمت ممکن است. دستیابی به این استراتژی ایده آل دشوار و بسیار سخت است، زیرا قیمت سهام تابعی از عوامل شناخته شده و ناشناخته است اما سرمایه‌گذاران همواره دنبال بهترین روش‌ها هستند تا بتوانند تا حد ممکن روند قیمت سهام را پیش‌بینی کنند(Alimoradi, Khashani ،۲۰۱۸).

پیش‌بینی قیمت سهام موضوعی جدید نبوده و یک مشکل قدیمی و کلاسیک است. فرضیه بازار کارآمد بیان می‌کند که پیش‌بینی قیمت سهام امکان پذیر نیست و رفتار سهام به شیوه راه رفتن تصادفی است. اما تحلیل‌گران بازار سرمایه معتقدند که بیشتر اطلاعات مربوط به سهام در قیمت‌های اخیر منعکس می‌شود. بنابراین اگر روند حرکات مشاهده و بررسی شود، بر این اساس قیمت‌ها قابل پیش‌بینی هستند. علاوه بر این، تحرکات بازار سهام تحت تأثیر بسیاری از عوامل کلان اقتصادی مانند رویدادهای سیاسی، سیاست‌های شرکت‌ها، شرایط عمومی اقتصادی، شاخص قیمت کالاها، نرخ بانک، نرخ ارز بانکی، انتظارات سرمایه گذاران، گزینه‌های سرمایه گذاران نهادی، تحرکات دیگر بازارهای سهام، روانشناسی سرمایه‌گذاران و غیره است اما همواره تاریخچه قیمت سهم یکی از عوامل مهم در پیش‌بینی قیمت می‌باشد(Patel et al ،۲۰۱۵). پس دستیابی به این روش جهت پیش‌بینی و انجام معاملات سهام از مسائل اصلی ما در این پژوهش است .

**اهداف پژوهش**

همواره سرمایه‌گذاران در بازار سهام به دنبال راهی برای یافتن چرخه‌ی زمانی مناسب برای معامله‌ی سهام در قیمت‌های بهینه هستند. در واقع هدف آن‌ها خرید سهام در کمترین قیمت ممکن و فروش آن در بیشترین قیمت ممکن می‌باشد که در جهت آن، هدف ما در این پژوهش ایجاد یک سیستم معاملات الگوریتمی می‌باشد که به وسیله آن با استفاده از داده‌های تاریخی سهم روند قیمتی آن را پیش‌بینی نماید. در واقع ما با ترکیب دو شبکه عصبی CNN و LSTM نسبت به پیش‌بینی روند قیمت سهام معاملات آن اقدام می‌کنیم. محور اصلی پژوهش تلاش در جهت پیش‌بینی قیمت سهم و ارائه سیستم الگوریتمی برای معاملات آن‌می‌باشد.

**فرضیه های پژوهش**

در این تحقیق و پژوهش به جهت ساده سازی محاسبات و قابلیت اجرای شبکه عصبی و همچنین به جهت استفاده از برخی مفاهیم، مواردی به عنوان پیش فرض در نظر گرفته شده که عبارتند از:

- محدودیت در خرید یا فروش سهم وجود ندارد، در واقع به این معنا می‌باشد که صف خرید و فروش در سهام وجود نداشته و همواره امکان خرید و فروش سهم وجود دارد.
- داده‌ها و ورودی اطلاعات تاریخی سهم مانند قیمت و حجم معاملات، اطلاعات کافی را درجهت پیش‌بینی شاخص قیمت ایجاد می‌نماید.
- قیمت سهم به صورت تعدیل شده در نظر گرفته می‌شود.

**پیشینه تحقیق**

با بررسی‌های صورت گرفته، یکی از مورد توجه‌ترین و بیشترین حوزه‌های مورد بررسی در مباحث مالی، پیش‌بینی یک سری زمانی مالی، به ویژه درحوزه پیش‌بینی قیمت یک دارایی است که تمرکز اصلی آن بر تشخیص و پیش‌بینی روند قیمت یک دارایی می‌باشد. در سال‌های اخیر با معرفی و بررسی مدل‌های یادگیری عمیق برای تحقیقات و پژوهش‌های مالی، به حوزه مالی رونق جدیدی داده است و باعث انتشار مقالات بسیاری در این حوزه گردیده است. بر اساس بررسی‌های صورت گرفته در پژوهش‌های انجام شده در حوزه مالی در طی سال‌های اخیر اشاره بر این موضوع دارند که یادگیری عمیق نسبت به یادگیری ماشین موفق‌تر عمل کرده است و یکی از نکات جذاب برای محققان حوزه مالی می‌باشد(Sezer et al ،۲۰۲۰).

تحولات در زمینه یادگیری ماشین با استفاده از روش‌های آماری موجود تجزیه و تحلیل داده‌ها، امکان استفاده از رایانه در کار پیش‌بینی بازارهای مالی را فراهم می‌کند. یادگیری ماشین در مورد ساخت سیستم‌های رایانه‌ای یا برنامه‌هایی است که می‌تواند از داده‌ها یاد بگیرد. رویکردهای یادگیری ماشین برای پیش‌بینی سهام بر بهبود عملکرد آن‌ها با تکنیک‌های مختلف برای استخراج ویژگی متمرکز شده است تا امیدوار کننده‌ترین ویژگی‌ها را از یک مجموعه داده انتخاب کند.

در ابتدا و گام‌های اولیه در سال ۱۹۸۸، وایت از شبکه عصبی برای پیش بینی سهام IBM استفاده کرد، اما نتایج به دست آمده خوب نبوده و از دقت کمی برخوردار بودند اما این پژوهش گامی به سمت استفاده از شبکه‌های عصبی و روش‌های یادگیری ماشینی و عمیق جهت پیش‌بینی بازار سهام بود(White ،۱۹۸۸). اما به مرور زمان و پیشرفت شبکه‌های عصبی و افزایش دقت مدل‌های یادگیری عمیق توجه پژوهش‌گران بیش از پیش به این روش‌ها سوق پیدا کرد. در ادامه به بررسی تحقیقات صورت گرفته در سال‌های اخیر خواهیم پرداخت.

در سال ۲۰۱۷ سی و همکاران در پژوهش خود یک مدل یادگیری تقویتی را پیشنهاد کردند که دارای عوامل چند هدفه و شبکه عصبی LSTM بود. مشخص شد که یادگیری ویژگی می تواند به عملکرد بهتر مدل کمک کند. شبکه LSTM تصمیمات مستمری می‌گرفت و می توانست موقعیت را در زمان مناسب تغییر دهد، که هزینه تراکنش و کارمزد را کاهش داد و ساختار چند هدفه سود خوبی را در محدوده ریسک قابل قبول ایجاد کرد(Si et al ،۲۰۱۷).

در پژوهش صورت گرفته توسط هیرانشا و گپالاکریشنان در سال ۲۰۱۸، آن‌ها از یک شبکه عصبی که یکی از تکنیک‌های هوشمند داده کاوی است و در طی ۱۰ سال گذشته توسط محققان در مناطق مختلف مورد استفاده قرار گرفته‌است، معرفی کرده و قصد دارد با آن به تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی بازار بپردازد. در این مقاله، از چهار نوع معماری یادگیری عمیق استفاده می‌کنند، به عنوان مثال

چند لایه (Perceptron (MLP، شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN)، حافظه کوتاه مدت (LSTM) و شبکه عصبی کانولوشن (CNN) برای پیش‌بینی قیمت سهام یک شرکت بر اساس قیمت‌های تاریخی موجود استفاده شده است. در اینجا از قیمت بسته شدن روزانه دو بازار سهام مختلف، بورس سهام ملی (NSE) هند و بورس سهام نیویورک (NYSE) استفاده می‌شود. در کار پیشنهادی، CNN عملکرد بهتری نسبت به سه شبکه دیگر دارد زیرا قادر است تغییرات ناگهانی در سیستم را ثبت کند زیرا از پنجره خاصی برای پیش‌بینی لحظه بعدی استفاده می‌شود. این کار مزیت استفاده از یک شبکه ترکیبی را که دو شبکه را برای ساخت مدلی برای پیش‌بینی ترکیب می‌کند، کشف نکرده است(Hiransha, Gopalakrishnan ،۲۰۱۸).

در مقاله ایپن و همکاران در سال ۲۰۱۹، یک مدل جدید یادگیری عمیق پیشنهاد داده می‌شود که چندین لایه شبکه عصبی کانولوشن و واحدهای حافظه کوتاه مدت دو جهته را ترکیب می‌کند. مدل پیشنهادی بر اساس مدل یادگیری عمیق تک خطی و بیش از شش برابر مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبانی در مجموعه داده بزرگ چالش S&P 500 عملکرد پیش‌بینی را بهبود می بخشد. این مقاله با ارائه چندین تنوع مدل یادگیری عمیق چندگانه و تک خطی بر اساس اندازه‌های مختلف هسته CNN و تعداد واحدهای LSTM دو جهته، باعث بهبود دقت پیش‌بینی و به حداقل خطا می‌شود. مدل‌های یادگیری عمیق به طور قابل توجهی از مدل رگرسیون و ماشین بردار پشتیبانی، هم از نظر MSE و هم روند پیش‌بینی شده پیشی می‌گیرند. در این پژوهش یک مدل یادگیری عمیق جدید ارائه داده شده‌است که چندین لایه CNN را برای استخراج ویژگی از داده‌ها و LSTM دو جهته در تجزیه و تحلیل داده‌های زمانی ترکیب می‌کند. مشاهده شد که لایه‌های CNN هنگامی که با LSTM دو جهته ترکیب می‌شوند عملکرد پیش‌بینی را از توالی زمانی در مقایسه با رگرسیون و SVM سنتی بهبود می‌بخشند(Eapen et al ،۲۰۱۹).

در سال ۲۰۲۰ نبی‌پور و همکاران مقاله‌ای را منتشر کرده‌اند که بیان می‌کند، ماهیت حرکت بازار سهام به دلیل عوامل تأثیرگذار مختلف همیشه برای سرمایه گذاران مبهم بوده‌است. این مطالعه با هدف کاهش قابل توجه خطر پیش‌بینی روند با الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق انجام می‌شود. چهار گروه بازار سهام، یعنی منابع مالی متنوع، نفت، مواد معدنی غیر فلزی و فلزات اساسی از بورس اوراق بهادار تهران، برای ارزیابی تجربی انتخاب می‌شوند. این مطالعه ۹ مدل یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم، جنگل تصادفی، تقویت انطباقی (Adaboost)، eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)، طبقه‌بندی بردار پشتیبانی (SVC، Naïve Bayes، K-) نزدیکترین همسایگان (KNN) و رگرسیون لجستیک را با هم مقایسه می‌کند. شبکه (ANN) و دو روش یادگیری عمیق قدرتمند شبکه عصبی تکرار شونده (RNN) و حافظه کوتاه مدت بلند مدت(LSTM) نیز مورد بررسی قرار گرفته و ده شاخص فنی از ده سال داده‌های تاریخی، مقادیر ورودی هستند و دو روش برای استفاده از آن‌هادر نظر گرفته شده است. . کارهای تجربی نشان داد که هنگامی که آن‌ها از داده‌های باینری به جای یک داده مداوم استفاده می‌کنند، بهبود چشمگیری در عملکرد مدل‌ها وجود دارد. در واقع، الگوریتم‌های یادگیری عمیق (RNN) و (LSTM) مدل برتر در هر دو رویکرد بودند(Nabipour ،۲۰۲۰ et al).

اورتو و همکاران در سال ۲۰۲۱ به بررسی قابلیت پیش‌بینی چهار الگوریتم یادگیری عمیق پرسپترون چندلایه(MLP) ، شبکه عصبی کانولوشن(CNN) ، شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM) و ALSTM بر روی دو رمزارز بیت‌کوین و اتریوم پرداختند. نتایج نشان می‌دهد مدل ارائه شده MALSTM-FCN بهترین عملکرد را در شاخص‌های دقت و امتیاز F-1 مدل محدود ثبت می‌کند و

مدل CNN بهترین عملکرد را در مدل بدون محدودیت دارد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد مدل بدون محدودیت نسبت به مدل محدود در شاخص‌های اندازه‌گیری شده عملکرد بهتری نشان می‌دهد(Ortu et al ،۲۰۲۱).

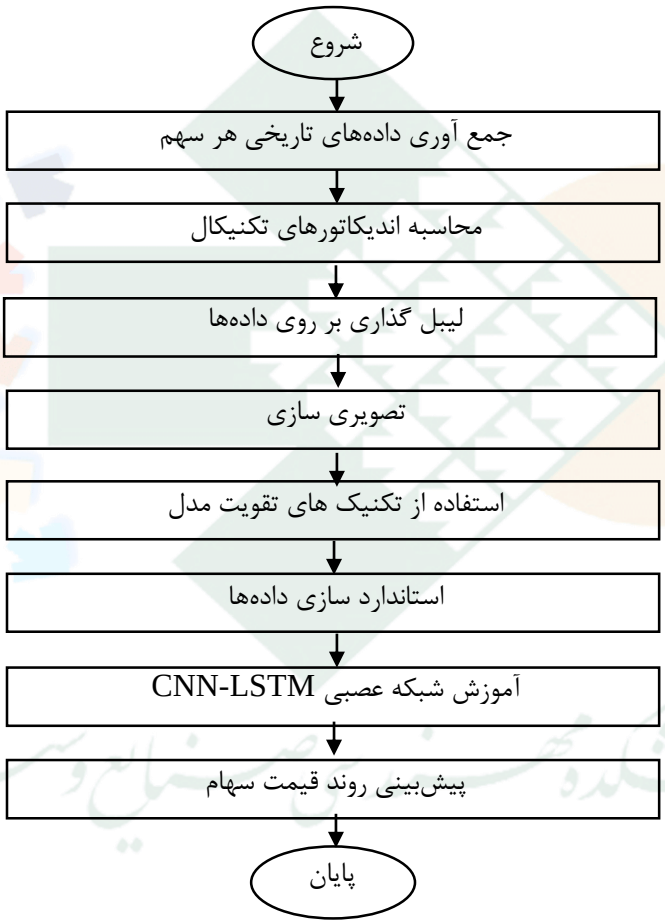
سال بعد در پژوهش انجام شده توسط شه و همکارانش به بررسی استراتژی‌های مختلف هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین (ML) برای پیش‌بینی قیمت سهام می‌پردازد. هدف این بررسی، بحث در مورد تکنیک‌های مختلف برای پیش‌بینی قیمت سهام است که شامل ARIMA، LSTM، Hybrid LSTM، CNN و Hybrid CNN است. با توجه به نتایج حاصل شده از نظر درصد دقت یا محاسبه خطا از نظر معیارهای دقت استاندارد مانند RMSE، MAPE، MAE، شبکه عصبی یادگیری عمیق عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد(Shah et al ،۲۰۲۲). در سال ۲۰۲۳ موخرجه و همکارانش جهت بیش‌بینی روند قیمت سهام از دو مدل ANN و CNN استفاده می‌کنند که نتایج نشان می‌دهد مدل ANN به دقت ۹۷,۶۶ درصد دست یافت، در حالی که مدل CNN به دقت ۹۸,۹۲ درصد دست یافته است(Mukhergee et al ،۲۰۲۳).

در مقالات داخلی نیز با توجه به اهمیت موضوع پیش‌بینی روند قیمتی سهام و محبوبیت آن پژوهش‌هایی نیز صورت گرفته است که در ادامه به برخی از آن‌ها می‌پردازیم. در مقاله‌ی رستگار و دستپاک مربوط به سال ۱۳۹۶ اشاره کرده است که به دلیل فاصله‌ای که بین سیگنال تغییر قیمت و خود تغییر قیمت وجود دارد می‌توان از آنها برای معاملات سود ده به کمک سیستم‌های معاملات الگوریتمی بهره گرفت. ارائه‌ی یک سیستم معاملاتی با تکرار بالا دارای مزیت‌هایی می‌باشد. استفاده از نوسانات درون‌روزی مهم‌ترین مزیتی است که فرصت سودآوری جدید را موجب می‌شود. در این پژوهش رویکرد استفاده از معامله‌گران داخلی به منظور پیش‌بینی روند آتی سهم ارائه می‌گردد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد مدل ارائه شده همیشه عملکردی بهتر از خرید و نگهداری داشته است.(رستگار، دستپاک، ۱۳۹۶)

همچنین در سال ۱۳۹۹ در مقاله‌ای دیگر از رستگار و یافتیان بیان می‌کند که هدف این پژوهش ایجاد یک سیستم معاملاتی خودکار با استفاده از پردازش تصویر به وسیله‌ی شبکه عصبی پیچشی است. بدین منظور، در ابتدا پس از دریافت داده‌های مورد نیاز برای سهام منتخب، ۲۸ اندیکاتور تحلیل تکنیکال انتخاب و مقادیر هر کدام به صورت جداگانه برای هر سهم محا سبه شد. سپس سری‌های زمانی این اندیکاتورها به تصاویر ۲ بعدی تبدیل شده و در نتیجه برای هر داده روی سری زمانی قیمت سهم، یک تصویر دو بعدی با ابعاد ۲۸ × ۲۸ ساخته شد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که در ۸۰ ٪ موارد، این روش بازدهی بیشتری نسبت به استراتژی مرسوم خرید و نگهداری کسب کرده است.(رستگار، یافتیان، ۱۳۹۹) در مقاله شریف فر و همکارانش در جهت پیش‌بینی سهام اقدام شده است که در آن با استفاده از شبکه عصبی پیچشی (CNN) صورت گرفته است. در این مدل متغیرهای ورودی دو دسته کلی شامل تاریخچه قیمتی سهم و همچنین اندیکاتورهای تکنیکال می‌باشد. آن‌ها به بررسی معماری‌های مختلف CNN و مقایسه آن‌ها با یکدیگر و شبکه عصبی RNN پرداختند. نتایج حاصل شده نشان داده که استفاده از CNN تابع فعال سازی RELU عملکرد بهتری را نسبت به سایر معماری‌ها و شبکه عصبی RNN دارد.(شریف فر و همکاران، ۱۴۰۱) بررسی تحقیقات انجام شده در بازارهای جهانی و در بازارهای داخلی به طور کلی نشان از عملکرد مطلوب روش‌های یادگیری عمیق دارد.

## روش تحقیق

در این مطالعه و پژوهش تلاش می‌شود با جمع آوری داده‌های مورد نیاز مربوط به سوابق تاریخی قیمت سهم و حجم معاملات انجام شده در بازار بورس تهران اقدام کرده و سپس با استفاده از این داده‌ها جهت محاسبه اندیکاتورهای تکنیکال اقدام شده تا به وسیله آن بتوان تصویر سازی را انجام داده و برای استفاده از الگوریتم CNN-LSTM مورد استفاده قرار گیرد. ساختار کلی روش و مدل تحقیق در تصویر ۱ به نمایش در آمده است.




**تصویر۱ ساختار مدل پیشنهادی در این پژوهش**

جهت جمع آوری داده‌های اولیه مورد نظر منابع مختلفی وجود دارد که می‌تواند تاریخچه تعدیل شده سهام را به‌دست آورد، در این پژوهش از سامانه بورس ویو[۱]جهت دریافت این اطلاعات استفاده شده است که در مجموع داده‌های قیمت پایانی، اولین قیمت

[۱] https://www.bourseview.com/

معامله، بالاترین قیمت معامله انجام شده، پایین‌ترین قیمت معامله انجام شده و در نهایت حجم معاملات صورت گرفته، دریافت گردیده است. داده‌های استخراج شده در چارچوب زمانی روزانه بوده است که از تاریخ ۱/ ۱۳۹۰/۱ تا تاریخ ۲۹/ ۱۲/ ۱۴۰۰ در بازه زمانی حدودا ۱۱ ساله جمع آوری گردیده شده که در جدول ۱ به نمایش درآمده است.

| نماد | نام شرکت صنعت | تاریخ شروع داده | تاریخ اتمام داده | تعداد داده |
|---|---|---|---|---|
| خساپا | سایپا | ۱۳۹۰/۱/۰۶ | ۱۴۰۰/۱۲/۲۸ | ۲۳۲۵ |
| سفارس | سیمان فارس و خوزستان | ۱۳۹۰/۱/۰۶ | ۱۴۰۰/۱۲/۲۸ | ۲۵۶۹ |
| وبملت | بانک ملت | ۱۳۹۰/۱/۰۶ | ۱۴۰۰/۱۲/۲۸ | ۲۲۵۳ |
| کروی | توسعه معادن روی ایران | ۱۳۹۰/۱/۰۶ | ۱۴۰۰/۱۲/۲۸ | ۲۵۳۴ |
| کچاد | معدنی‌وصنعتی‌چادرملو | ۱۳۹۰/۱/۰۶ | ۱۴۰۰/۱۲/۲۸ | ۲۴۲۶ |

**جدول ۱ نمادهای مورد استفاده در پژوهش**

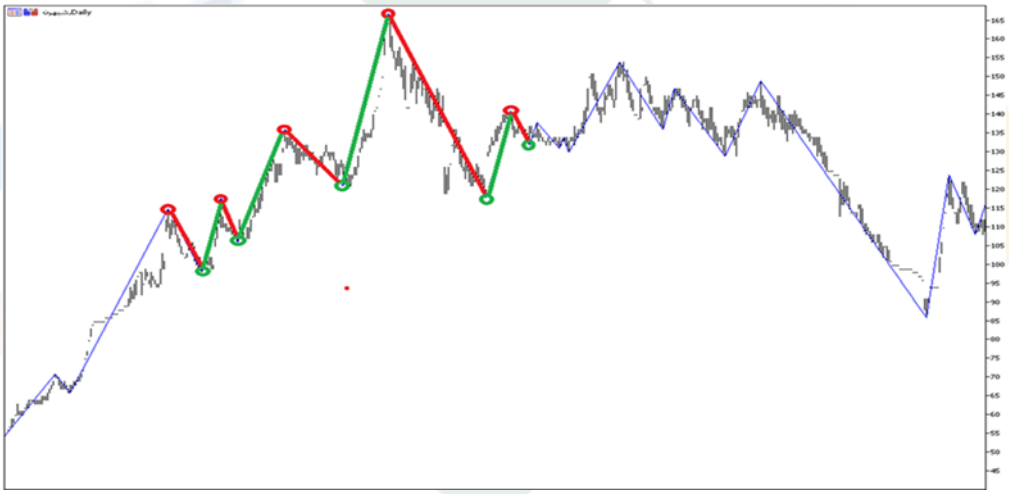
در شبکه عصبی CNN داده‌های ورودی نیاز است به صورت تصویر باشد به همین دلیل باید داده‌های سری زمانی به تصویر تبدیل شوند تا شبکه CNN این امکان را داشته تا فرآیند تست و آموزش در آن صورت گیرد. حال برای ساخت تصویر از اندیکاتورهای تکنیکال که داده‌های سری زمانی هستند استفاده شده است. در این پژوهش ملاک تعیین اندیکاتورهای تکنیکال بر اساس که نتایج مورد قبول تحقیقات پیشین می‌باشد. در واقع تصویر ورودی به شبکه عصبی CNN شامل ۳۶ پارامتر بوده و ماتریس اجزای تصویر آن را تشکیل داده است که این مقادیر در جدول ۲ مشخص می‌باشد. اما موردی که باید مد نظر باشد این است که ما جهت افزایش دقت و تشخیص بهتر روند نیاز به تاریخچه کوتاه مدت و بلند مدت سهم داشته به همین دلیل در برخی از اندیکاتورها در دوره‌های زمانی متفاوت استفاده شده است.

| داده ورودی | تعداد | داده ورودی | تعداد |
|---|---|---|---|
| قیمت پایانی | ۱ | اندیکاتور ATR | ۱ |
| حجم معاملات | ۱ | اندیکاتور UOS | ۳ |
| اندیکاتور MACD | ۴ | اندیکاتور KJD | ۳ |
| اندیکاتور MACD-trigger | ۲ | اندیکاتور ADX | ۱ |
| اندیکاتور EMA | ۲ | اندیکاتور OBV | ۱ |
| اندیکاتور RSI | ۴ | اندیکاتور MFI | ۱ |
| اندیکاتور SMA | ۲ | اندیکاتور BBU | ۱ |
| اندیکاتور William %R | ۳ | اندیکاتور VWAP | ۱ |
| اندیکاتور Stochastic | ۳ | اندیکاتور BIAS | ۱ |
| اندیکاتور TR | ۱ | | |

**جدول۲ داده‌های ورودی به شبکه عصبی**

بعد از استخراج و دریافت داده‌ها یکی از مهم‌ترین مراحل در این پژوهش برچسب‌زنی[1] و لیبل گذاری بر روی داده‌ها می باشد. روش کار الگوریتم و شبکه‌ی عصبی در این پژوهش به صورت است که مدل تعدادی تصویر با لیبل‌های مشخصی را دریافت می‌کند از این قسمت می‌توان به اهمیت لیبل‌گذاری پی‌برد که هر گونه خطا و اشتباه در این فرآیند می‌تواند دقت مدل نهایی را کم کرده و در نتایج تاثیر بسزایی بگذارد، پس می‌توان این مرحله را از مهم‌ترین بخش‌های فرآیند مدل سازی بیان نمود. این برچسب‌ها برای مدل، سیگنال‌های خرید و فروش سهم را مشخص کرده و تعیین می‌کند که در چه زمانی باید اقدام به خرید و فروش سهم کرد.

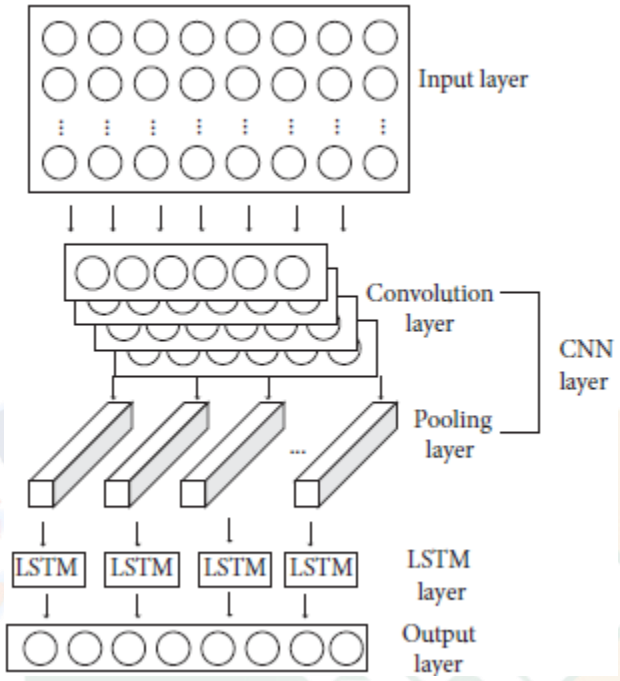
در این روش جهت رفع مشکل نامتوازن بودن داده‌ها و جلوگیری از بیش برازش برای برچسب‌زنی و لیبل‌گذاری از دو دسته‌بندی استفاده می‌کنیم که در واقع این لیبل‌ها نشان دهنده روند صعودی یا نزولی بودن سهم می‌باشند. در تصویر ۲ نیز نحوه لیبل‌گذاری به نمایش درآمده است.



**تصویر۲ نمایش لیبل‌گذاری روند صعودی(سبز) و روند نزولی(قرمز) بر روی بخشی از داده‌ها**

پس از جمع آوری و آماده سازی داده‌ها حال نیاز است تا مدل خود را ایجاد نماییم. در این پژوهش با استفاده از ترکیب دو شبکه عصبی کانولوشن (CNN) و حافظه کوتاه و بلند مدت (LSTM) اقدام به پیش‌بینی سهام می‌نماییم. در واقع داده‌های ورودی پس از جمع آوری و بهینه سازی، در ابتدا وارد شبکه عصبی CNN می‌شوند. در این مدل، جایگزین لایه dense در انتهای شبکه CNN قرار می‌گیرد ما از شبکه LSTM استفاده می‌کنیم. در واقع خروجی شبکه CNN به عنوان ورودی شبکه LSTM عمل خواهد کرد. به طور کلی ورودی شبکه‌ی LSTM به صورت تعدادی بردار می‌باشد، در صورتی که خروجی شبکه CNN به عنوان ورودی شبکه LSTM است به صورت تک عددی بوده به همین دلیل نیاز است تا ابتدا هر عدد را به یک بردار تبدیل کرده تا بتوان از آن به عنوان داده‌های ورودی شبکه LSTM استفاده نماییم. در تصویر ۳ شکلی شماتیک از ساختار سلول شبکه عصبی CNN-LSTM به نمایش در آمده است(Lu et al ،۲۰۲۰).

[1] Labeling




**تصویر ۳. ساختار سلول CNN-LSTM (Lu et al, 2020)**

برای ساخت شبکه عصبی CNN-LSTM مشابه مدل‌های دیگر شبکه‌های عصبی عمل می‌کنیم. در واقع نیاز است بعد از اجرای مدل عملکرد آن مورد ارزیابی و اعتبار سنجی قرارگیرد. اعتبار سنجی متقاطع (Cross Validation) روش آماری می‌باشد که می‌تواند به وسیله آن می‌توان این مورد را بررسی نمود. به عنوان مثال، در K-fold-Cross-Validation، باید مجموعه داده‌ها را به چند قسمت تقسیم کرد، سپس مدل را روی همه بخش‌های تقسیم شده ، از ابتدا و اولین قسمت تا انتها و آخرین قسمت، مدل را آموزش داد.

**یافته ها**

برای سنجش دقیق مدل نیاز است تا در ابتدا از ماتریس درهم‌ریختگی استفاده کنیم. به دلیل اینکه ماتریس درهم‌ریختگی می‌تواند به تفکیک مشخص کند از داده‌هایی که توسط شبکه عصبی CNN-LSTM پیش‌بینی شده است چه تعداد از آن به درستی پیش‌بینی شده یا چه تعداد از آن‌ها درست بوده و پیش‌بینی نشده و همچنین چه تعداد از داده‌هایی که اشتباه بوده است و در بخش‌داده‌های درست قرار گرفته، در کنار آن به دلیل اینکه به وسیله ماتریس درهم‌ریختگی می‌توان معیارهای Recall، Precision و F1 Score به دست آورد و تحلیل دقیق‌تری از مدل حاصل شود. جدول ۳ نتایج مربوط به ماتریس درهم‌ریختگی هر سهم را نشان می‌دهد.

| نماد | ماتریس درهم‌ریختگی | | دقت |
|---|---|---|---|
| کچاد | ۲۲۲ | ۶۶ | ۷۵.۷۲۳ |
| | ۱۰۲ | ۳۰۲ | |
| کروی | ۲۶۲ | ۷۰ | ۷۷.۰۵۴ |
| | ۹۲ | ۲۸۲ | |
| سفارس | ۲۶۲ | ۴۲ | ۶۸.۳۶۲ |
| | ۱۸۲ | ۲۲۲ | |
| خساپا | ۲۸۲ | ۳۷ | ۷۹.۸۷۳ |
| | ۹۰ | ۲۲۲ | |
| وبملت | ۲۳۲ | ۴۷ | ۷۵.۳۴۷ |
| | ۹۵ | ۲۰۲ | |

**جدول ۳ ماتریس درهم‌ریختگی هر سهم**

با بررسی مدل درمی‌یابیم که دقت مدل به صورت میانگین برابر با ۷۵٪ بوده است که نشان از عملکرد مطلوب و کارایی مناسب آن در پیش‌بینی روند قیمت سهام را دارد. نتایج حاصل شده مربوط به دقت مدل، نشان می‌دهد مدل تا حد زیادی توانسته ضعف‌های مربوط به مدل CNN را در پژوهش‌های صورت گرفته در گذشته پوشش داده و دقت بالایی را حاصل نمایددر جدول ۴ نیز سایر پارامتر ها نیز نمایش داده شده و در کنار آن در یک بازه زمانی ۳ سال از ابتدای سال ۱۳۹۸ تا ابتدای سال ۱۴۰۱ معاملات سهام نیز صورت گرفته است که شامل سه بازه صعودی، نزولی و نرمال بازار بوده است که نتایج ان به نمایش در می‌آید.

| نماد | دقت | Recall | Precision | F1 Score | بازدهی |
|---|---|---|---|---|---|
| کچاد | ۷۵.۷۲۳٪ | ۶۸.۵۱۹٪ | ۷۷.۰۸۳٪ | ۷۲.۵۴۹٪ | ۳۶۰.۳۷۰٪ |
| وبملت | ۷۵.۳۴۷٪ | ۷۰.۹۴۸٪ | ۸۳.۱۵۴٪ | ۷۶.۵۶۸٪ | ۲۷۶.۰۵۰٪ |
| کروی | ۷۷.۰۵۴٪ | ۷۴.۰۱۱٪ | ۷۸.۹۱۶٪ | ۷۶.۳۸۵٪ | ۳۸۰.۵۷۰٪ |
| خساپا | ۷۹.۸۷۳٪ | ۷۵.۸۰۶٪ | ۸۸.۴۰۱٪ | ۸۱.۶۲۱٪ | ۴۳۹.۴۶۰٪ |
| سفارس | ۶۸.۳۶۲٪ | ۵۹.۰۰۹٪ | ۸۶.۱۸۴٪ | ۷۰.۰۵۳٪ | ۳۸۹.۰۸۰٪ |

**جدول۴. نتایج مدل در پیش‌بینی هر سهم**

با بررسی پارامترهایی همچون Recall، Precision و F1 Score در می‌یابیم با وجود دقت نسبتا بالای مدل اما بیش برازی در نتایج حاصل شده رخ نداده و عملکرد مطلوب شبکه را نمایش می‌دهد. همچنین در این بازه ۳ ساله بازدهی مطلوبی نیز معاملات حاصل شده است.

**بحث و نتیجه‌گیری**

در این مطالعه با ترکیب دو شبکه عصبی یادگیری عمیق CNN-LSTM و با استفاده از داده‌های تاریخی سهام شامل تاریخچه قیمتی و اندیکاتورها به عنوان داده ورودی در شبکه عصبی ترکیبی جهت پیش‌بینی قیمت سهام اقدام می‌گردد. ملاحظه می‌شود که نتایج مربوط به دقت مدل درصد خوبی را به نمایش در آورده که نشان از عملکرد مناسب مدل جهت پیش‌بینی سهام می‌دهد. به صورت میانگین دقت مدل برای پیش‌بینی نماد برابر با ۷۵٪ بوده است. با توجه به تحقیقات مشابه به خصوص پیش‌بینی بازار سهام ایران با استفاده از شبکه عصبی پیچشی توسط یافتیان و رستگار دقت به مراتب افزایش داشته و بیش برازش نیز در آن رخ نداده است. همچین در معاملات انجام شده نیز متوسط بازدهی سالانه معاملات بازدهی بیشتری را حاصل نموده است و به طور کلی با توجه به نتایج شبکه عصبی ترکیبی CNN-LSTM عملکرد قابل قبول و مناسبی را از خود نشان می‌دهد.

در این پژوهش تلاش شد تا با استفاده از شبکه عصبی ترکیبی CNN-LSTM به پیش‌بینی روند قیمت سهام اقدام شود که به صورت میانگین دقت مدل برابر ۷۵٪ بوده جهت افزایش میزان دقت می‌توان از سایر شبکه‌های عصبی ترکیبی استفاده کرده و دقت آن را بررسی نمود، همچنین جهت افزایش دقت مدل نیز می‌توان از داده‌های ورودی دیگری نیز مانند پارامترهای سهام،شاخص اقتصادی استفاده نمود. در داده‌های ورودی شبکه عصبی CNN نیز می‌توان از شاخص‌های تکنیکال دیگری استفاده نموده و در جهت افزایش دقت آن نیز اقدام نمود.

دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها

## منابع


رستگار، محمدعلی؛ دستپاک، محسن؛ (۱۳۹۷)، ارائه مدل معاملاتی با فراوانی زیاد، همراه با مدیریت پویای سبد سهام به روش یادگیری تقویتی در بورس اوراق بهادار تهران، تحقیقات مالی، ۲۰(۱)، ۱۶-۱.

شریف فر, امیر, خلیلی عراقی, مریم, رئیسی وانانی, ایمان, فلاح شمس, میرفیض. (۱۴۰۱). کاربرد معماری‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام (رویکرد شبکه عصبی پیچشی CNN). مدیریت دارایی و تامین مالی, ۱۰(۳), ۱-۲۰.

یافتیان، امیرحسین؛ رستگار، محمدعلی؛ آبان (۱۳۹۹)، طراحی یک سیستم معاملاتی خودکار با استفاده از شبکه عصبی پیچشی، چشم انداز مدیریت مالی، ۱۰، ۱۵۳-۱۸۴.

Alimoradi, M. R., & Kashan, A. H. (2018). A league championship algorithm equipped with network structure and backward Q-learning for extracting stock trading rules. Applied soft computing, 68, 478-493.

Bai, L., Yan, S., Zheng, X., & Chen, B. M. (2015). Market turning points forecasting using wavelet analysis. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 437, 184-197.

Eapen, J., Bein, D., & Verma, A. (2019, January). Novel deep learning model with CNN and bi-directional LSTM for improved stock market index prediction. In 2019 IEEE 9th annual computing and communication workshop and conference (CCWC) (pp. 0264-0270). IEEE.

H. White, “Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns,” Earth Surface Processes & Landforms, vol. 8, no. 5, pp. 409–422, 1988.

Hiransha, M., Gopalakrishnan, E. A., Menon, V. K., & Soman, K. P. (2018). NSE stock market prediction using deep-learning models. Procedia computer science, 132, 1351-1362.

Lu, W., Li, J., Li, Y., Sun, A., & Wang, J. (2020). A CNN-LSTM-based model to forecast stock prices. Complexity, 2020, 1-10.

Mukherjee, S., Sadhukhan, B., Sarkar, N., Roy, D., & De, S. (2023). Stock market prediction using deep learning algorithms. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 8(1), 82-94.

Nabipour, M., Nayyeri, P., Jabani, H., Mosavi, A., & Salwana, E. (2020). Deep learning for stock market prediction. Entropy, 22(8), 840.

Nabipour, M., Nayyeri, P., Jabani, H., Shahab, S., & Mosavi, A. (2020). Predicting stock market trends using machine learning and deep learning algorithms via continuous and binary data; a comparative analysis. IEEE Access, 8, 150199-150212..

Ortu, M., Uras, N., Conversano, C., Bartolucci, S., & Destefanis, G. (2022). On technical trading and social media indicators for cryptocurrency price classification through deep learning. Expert Systems with Applications, 198, 116804.

Sezer, O. B., Gudelek, M. U., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Financial time series forecasting with deep learning: A systematic literature review: 2005–2019. Applied soft computing, 90, 106181.

Shah, J., Vaidya, D., & Shah, M. (2022). A comprehensive review on multiple hybrid deep learning approaches for stock prediction. Intelligent Systems with Applications, 200111.

Si, W., Li, J., Ding, P., & Rao, R. (2017, December). A multi-objective deep reinforcement learning approach for stock index future's intraday trading. In 2017 10th International symposium on computational intelligence and design (ISCID) (Vol. 2, pp. 431-436). IEEE.

Tang, H., Dong, P., & Shi, Y. (2019). A new approach of integrating piecewise linear representation and weighted support vector machine for forecasting stock turning points. Applied soft computing, 78, 685-696.

# A model for forecasting and conducting stock transactions using deep learning method

**Abolfazl rouhi**
**Master of Financial Engineering, Faculty of Industrial Engineering & Systems, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran**
abolfazl.financial@gmail.com

**Mohammad Ali Rastegar**
**Assistant Professor, Financial Engineering Group, Industrial Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.**
ma_rastegar@modares.ac.ir

## Abstract

In the past years, financial experts have always been looking for different methods and techniques so that they can make a decision regarding the purchase, sale or non-transaction of a share. In fact, investors in the stock market are always looking for a way to find the right time cycle for stock trading at optimal prices. Capital market analysts believe that most information about stocks is reflected in recent prices. Therefore, if the trend of movements is observed and checked, prices can be predicted based on this. In the research, an attempt has been made to provide a model for stock forecasting. By presenting the trading algorithm model with the combination of CNN-LSTM neural networks, which are among the most popular deep learning neural networks, it has been done to predict the price trend and determine the buying and selling points of stocks. In general, 36 parameters have been used as input data for visualization, the final price parameter, the volume of transactions, and 34 indicators whose data are daily have been selected. The results obtained from the combined neural network show that the average accuracy of the model for symbol prediction was 75%. Also, the review of Recall and Precision parameters shows that overfitting did not occur in the model. Examining the transactions in the 3-year period shows the high efficiency of the transactions.

**Keywords**: Deep learning, stock forecasting, algorithmic trading, stock investing