



دانشکده مهندسی کامپیوتر

پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

پایان‌نامه برای دریافت درجه کارشناسی در رشته مهندسی کامپیوتر
گرایش هوش مصنوعی و رباتیک

نام دانشجو

مریم عظیم‌پور

شماره دانشجویی

۹۵۵۲۱۳۳۳

استاد راهنما

محمدرضا جاهد مطلق

شهریور ۱۴۰۰



تأییدیه‌ی هیأت داوران جلسه‌ی دفاع از پایان‌نامه

نام دانشکده: دانشکده مهندسی کامپیوتر

نام دانشجو: مریم عظیم‌پور

عنوان پایان‌نامه: پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

تاریخ دفاع: شهریور ۱۴۰۰

رشته: مهندسی کامپیوتر

گرایش: هوش مصنوعی و رباتیک

ردیف	سمت	نام و نام خانوادگی	مرتبه دانشگاهی	دانشگاه	امضا
۱	استاد راهنما	محمدرضا جاهد مطلق	استاد	علم و صنعت ایران	
۲	استاد مدعو داخلی	بهروز مینایی	دانشیار	علم و صنعت ایران	

تأییدیه‌ی صحت و اصالت نتایج

باسمه تعالی

اینجانب مریم عظیم‌پور به شماره دانشجویی ۹۵۵۲۱۳۳۳ دانشجوی رشته مهندسی کامپیوتر مقطع تحصیلی کارشناسی تأیید می‌نمایم که کلیه‌ی نتایج این پایان‌نامه حاصل کار اینجانب و بدون هرگونه دخل و تصرف است و موارد نسخه‌برداری‌شده از آثار دیگران را با ذکر کامل مشخصات منبع ذکر کرده‌ام. در صورت اثبات خلاف مندرجات فوق، به تشخیص دانشگاه مطابق با ضوابط و مقررات حاکم (قانون حمایت از حقوق مؤلفان و مصنفان و قانون ترجمه و تکثیر کتب و نشریات و آثار صوتی، ضوابط و مقررات آموزشی، پژوهشی و انضباطی ...) با اینجانب رفتار خواهد شد و حق هرگونه اعتراض درخصوص احقاق حقوق مکتسب و تشخیص و تعیین تخلف و مجازات را از خویش سلب می‌نمایم. در ضمن، مسؤولیت هرگونه پاسخگویی به اشخاص اعم از حقیقی و حقوقی و مراجع ذی‌صلاح (اعم از اداری و قضایی) به عهده‌ی اینجانب خواهد بود و دانشگاه هیچ‌گونه مسؤولیتی در این خصوص نخواهد داشت.

نام و نام خانوادگی: مریم عظیم‌پور

تاریخ و امضا:

مجوز بهره‌برداری از پایان‌نامه

بهره‌برداری از این پایان‌نامه در چهارچوب مقررات کتابخانه و با توجه به محدودیتی که توسط استاد راهنما به شرح زیر تعیین می‌شود، بلامانع است:

- ☐ بهره‌برداری از این پایان‌نامه برای همگان بلامانع است.
- ☐ بهره‌برداری از این پایان‌نامه با اخذ مجوز از استاد راهنما، بلامانع است.
- ☐ بهره‌برداری از این پایان‌نامه تا تاریخ ممنوع است.

استاد راهنما: محمدرضا جاهد مطلق

تاریخ:

امضا:

قدردانی

خداوند سبحان را سپاسگزارم که به بنده توفیق انجام و اتمام پژوهش حاضر را عنایت فرمود.
در آغاز بر خود لازم می‌دانم از استاد بزرگ و گرانقدر جناب آقای محمدرضا جاهد مطلق که راهنمایی
این پروژه را به عهده داشته‌اند صمیمانه تشکر و قدردانی کنم.
همچنین از سرکار خانم طیبه رفیعی و آقای توحید عابدینی که مرا در مسیر انجام این پروژه یاری کردند
صمیمانه تشکر می‌کنم که این پروژه بدون راهنمایی‌های ارزنده ایشان به انجام نمی‌رسید.
در پایان از پدر و مادر عزیزم که در طول انجام این پروژه مرا یاری کرده‌اند کمال تشکر و قدردانی را دارم.

مریم عظیم‌پور

شهریور ۱۴۰۰

پیش‌بینی قیمت سهام مبنایی برای تصمیم‌گیری در حوزه سرمایه‌گذاری در بازار بورس اوراق بهادار برای سرمایه‌گذاران می‌باشد. پژوهشگران حوزه مالی و سرمایه‌گذاری همواره به دنبال یافتن روش‌های مناسب برای پیش‌بینی قیمت سهام بوده و در این راستا از روش‌ها و الگوریتم‌های متفاوتی استفاده کرده و می‌کنند. در برخی از این روش‌ها که در دسته‌ی تحلیل‌های تکنیکال^۱ قرار می‌گیرند، تغییرات شاخص‌ها و ویژگی‌های بازار بورس در طول زمان، مانند یک سری عددی متغیر با زمان در نظر گرفته می‌شود و سعی می‌شود با یافتن الگوها و روندها در داده‌های گذشته، رفتار احتمالی آینده آن پیش‌بینی شود. پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، به ویژه شبکه‌های عصبی بازگشتی^۲ که در تعیین روند سری‌های زمانی عملکرد بهتری به نسبت مدل‌های دیگر دارند، امکان این را فراهم کرده که بتوان با استفاده از روش‌ها و مدل‌های گوناگون هوش مصنوعی تحلیل بهتر و پیش‌بینی دقیق‌تری از رفتار آینده بازار بورس و شاخص‌های مالی به دست آورد. از این رو در دهه‌های اخیر شاهد علاقه‌مند شدن صاحب نظران حوزه مالی به استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی و تحلیل شاخص‌های مالی هستیم.

در این پروژه سعی شده‌است تا با استفاده از روش‌های مرسوم تحلیل تکنیکال و با به‌کارگیری شبکه عصبی دارای حافظه طولانی کوتاه-مدت^۳، الگوی تغییر قیمت یک نماد در گذشته استخراج و با تعمیم آن به آینده، روند احتمالی قیمت نماد در روزهای آینده پیش‌بینی شود. در این راستا ابتدا با استفاده از برخی روش‌های مرسوم تحلیل تکنیکال مانند روش باندهای بولینگر^۴، اندیکاتور میانگین متحرک همگرایی و واگرایی^۵، شاخص قدرت نسبی^۶ و...، شاخص‌ها و داده‌های مفیدی بر اساس داده‌های گذشته‌ی نماد موردنظر تولید شده‌است. سپس یک شبکه عصبی دارای حافظه طولانی کوتاه-مدت، با استفاده از این داده‌ها آموزش داده شده‌است و در نهایت قیمت پایانی آن نماد در روزهای آینده پیش‌بینی شده‌است.

واژگان کلیدی: هوش مصنوعی، شبکه عصبی، بورس ایران، تحلیل تکنیکال، پیش‌بینی قیمت سهام، شبکه‌های عصبی بازگشتی

¹ Technical Analysis

² Recurrent Neural Network (RNN)

³ Long Short-Term Memory (LSTM)

⁴ Bollinger Bands

⁵ Moving Average Convergence Divergence (MACD)

⁶ Relative Strength Index (RSI)

فهرست مطالب

ح	فهرست تصاویر
خ	فهرست جداول
۱	فصل ۱: مقدمه
۱-۱	مقدمه ۱-۱
۳	فصل ۲: مروری بر منابع
۳-۲	مقدمه ۳-۲
۳-۲-۲	تعاریف، اصول و مبانی نظری ۳-۲-۲
۳-۲-۲-۱	بازار بورس ۳-۲-۲-۱
۳-۲-۲-۲	تحلیل تکنیکال ۳-۲-۲-۲
۳-۲-۲-۳	اندیکاتور ۳-۲-۲-۳
۳-۲-۲-۴	شبکه عصبی بازگشتی ۳-۲-۲-۴
۳-۲-۲-۵	شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت ۳-۲-۲-۵
۳-۲-۳	مروری بر کارهای مرتبط ۳-۲-۳
۱۰	فصل ۳: روش تحقیق
۱۰-۳	مقدمه ۱۰-۳
۱۰-۳-۲	تشریح کامل روش تحقیق ۱۰-۳-۲
۱۰-۳-۲-۱	جمع‌آوری داده ۱۰-۳-۲-۱

۳-۲-۲ محاسبه‌ی اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال ۱۱

۳-۲-۳ آماده‌سازی داده‌ها برای شبکه‌ی عصبی ۱۱

۳-۲-۴ آموزش شبکه‌ی عصبی ۱۲

فصل ۴: نتایج و تفسیر آن‌ها ۱۵

۴-۱ مقدمه ۱۵

۴-۲ مجموعه داده‌های ارزیابی ۱۵

۴-۳ ارزیابی نتایج ۱۶

فصل ۵: جمع‌بندی و پیشنهادات ۱۸

۵-۱ مقدمه ۱۸

۵-۲ جمع‌بندی ۱۸

۵-۳ پیشنهادات ۱۹

مراجع ۲۰

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی ۲۳

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی ۲۵

فهرست تصاویر

- ۱-۲ ساختار واحد LSTM ۷
- ۱-۳ معماری شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت یک لایه ۱۳
- ۲-۳ معماری شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت دو لایه ۱۴
- ۱-۴ نتایج پیش‌بینی قیمت پایانی شبکه‌ی LSTM یک لایه به ازای داده‌های ارزیابی ۱۶
- ۲-۴ نتایج پیش‌بینی قیمت پایانی شبکه‌ی LSTM دو لایه به ازای داده‌های ارزیابی ۱۶

فهرست جداول

۴-۱ میانگین درصد خطای مطلق در دو مدل یک لایه و دولایه ۱۷

فصل ۱

مقدمه

۱-۱ مقدمه

پیش‌بینی رفتار و حرکت‌های آینده‌ی بازار بورس اوراق بهادار، موضوعی است که به مدت طولانی توجه محققان را به خود جلب کرده‌است. گروهی از پژوهشگران حوزه مالی و سرمایه‌گذاری بر این باورند که امکان پیش‌بینی دقیق حرکات آینده‌ی بازار بورس وجود ندارد، اما شواهد و گزاره‌های رسمی‌ای وجود دارد که نشان می‌دهد با انتخاب مناسب متغیرها و مدل‌سازی مناسب، این امکان وجود دارد که با استفاده از داده‌های سهام در گذشته و تحلیل مناسب آن‌ها، قیمت آینده‌ی سهام و الگوی تغییرات بازار سرمایه را با دقت نسبتاً بالایی پیش‌بینی کرد [۱۷].

در عصر حاضر، با جهانی شدن اقتصاد و تسهیلات فناوری دیجیتال، تولید و انباشت داده‌ها به سرعت بی‌سابقه‌ای رسیده‌است و حجم رو به رشد داده‌ها بسیار بیشتر از توان انسان در تحلیل آن‌ها با روش‌های سنتی و غیر هوشمند است. همچنین داده‌های سری زمانی مالی به دلیل روندهای بلندمدت، تغییرات فصلی و حرکات نامنظم، بسیار پیچیده‌تر از سایر داده‌های آماری هستند [۴]. این تغییرات به شدت تحت تأثیر عوامل بیرونی مانند رویدادهای سیاسی، اقتصادی و اجتماعی و حتی نظرات سرمایه‌گذاران و عوامل روانشناسی مؤثر بر آنان قرار می‌گیرند [۲۵]. رشد مداوم چنین داده‌های متغیر و نامنظمی، نیاز مبرم به طراحی و استفاده از روش‌های خودکار و هوشمند برای تحلیل کارآمد این داده‌ی حجیم و پیچیده را ایجاد کرده‌است. به همین دلیل در سال‌های اخیر محققان حوزه‌های مالی و سرمایه‌گذاران برای تحلیل بازار بورس و شناسایی روند قیمت سهام،

به تکنیک‌های هوشمند و به‌خصوص شبکه‌های عصبی مصنوعی روی آورده‌اند [۴].
به طور کلی روش‌های اصلی تحلیل بازار بورس به منظور پیش‌بینی رفتار آن در آینده، در ۲ دسته‌ی اصلی جای می‌گیرند:

- تحلیل بنیادی^۱
- تحلیل تکنیکال^۲

در تحلیل بنیادی عوامل مؤثر بر ارزش سهام، مانند وضعیت اقتصادی، شرایط صنعت، وضعیت سیاسی و غیره بررسی می‌شود. از سوی دیگر در تحلیل تکنیکال با تحلیل داده‌های گذشته و مطالعه‌ی روندهای موجود در آن، سعی می‌شود قیمت سهام در آینده پیش‌بینی شود [۲۱].

به دلیل ماهیت داده‌های بازار بورس که می‌توان آن‌ها را مانند سری‌های زمانی در نظر گرفت، شبکه‌های عصبی بازگشتی و به‌ویژه شبکه‌ی حافظه طولانی کوتاه-مدت کاربرد بیشتری در تحلیل و شناسایی الگوها در این داده‌ها دارند. این گونه از شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل ساختار متفاوت خود، توانایی به‌خاطر سپردن داده‌های گذشته و استفاده از آن‌ها برای محاسبه خروجی موردنظر را دارند و به همین دلیل در کشف الگوهای بلند مدت در داده‌ها و تعمیم آن‌ها برای پیش‌بینی رفتار آینده‌ی سامانه، به نسبت گونه‌های دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی بهتر و دقیق‌تر عمل می‌کنند [۱۰].

در این پروژه سعی شده‌است تا با استفاده از روش‌های مرسوم تحلیل تکنیکال و همچنین استفاده از شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت، تحلیلی از روند تغییرات قیمت نماد سیمان فارس و خوزستان (سفارس) که نمادی در بازار بورس ایران است، به دست آید و با استفاده از الگوهای به دست آمده از داده‌های گذشته‌ی این نماد، پیش‌بینی قیمت روزهای آینده‌ی آن انجام شود.

در فصل‌های آتی، ابتدا به بررسی مفاهیم به کار رفته در این پژوهش و سپس ارائه‌ی دقیق کارهای انجام شده پرداخته می‌شود. در انتها نتایج بررسی شده و جمع‌بندی نهایی و پیشنهادات ارائه می‌شوند.

¹Fundamental Analysis

²Technical Analysis

فصل ۲

مروری بر منابع

۱-۲ مقدمه

در این فصل به بررسی و تعریف مفاهیم به کاررفته در پروژه مانند تعریف شبکه‌ی عصبی دارای حافظه طولانی کوتاه-مدت، مفهوم تحلیل تکنیکال و شاخص‌های آماری به کار رفته و سپس به بررسی فعالیت‌های مشابه انجام‌شده در رابطه با موضوع پژوهش پرداخته می‌شود.

۲-۲ تعاریف، اصول و مبانی نظری

۱-۲-۲ بازار بورس

بازار بورس اوراق بهادار یا بازار سهام^۱، محلی برای معاملات سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار است. سرمایه‌گذاران در این بازار به هدف کسب سود بیشتر، به خرید و فروش سهام شرکت‌های مختلف می‌پردازند[۲۱]. در ادامه به بررسی اصطلاحات مربوط به بازار سهام پرداخته می‌شود.

- قیمت آغازین^۲ : قیمتی است که در آغاز هر جلسه‌ی رسمی معاملاتی برای هر سهم در تابلوی بورس اعلام می‌شود [۲].

^۱Stock Market

^۲Open Price

● قیمت پایانی^۳ : هر سهم در طول یک روز معاملاتی ممکن است در قیمت‌های متفاوتی معامله شود. اگر از این قیمت‌ها میانگین وزنی بگیریم، قیمت پایانی سهم تا همان لحظه به دست می‌آید. قیمت پایانی یکی از مؤلفه‌های مؤثر در تعیین قیمت روز بعد است. همچنین قیمت پایانی تعدیل شده، قیمتی است که در آن اثرات تغییرات سرمایه و تقسیم سود نقدی اعمال شده باشد و با استفاده از فرمول ویژه‌ای محاسبه می‌شود [۷].

● حجم معاملات^۴ : به تعداد سهامی که در یک بازه‌ی زمانی مشخص (معمولاً یک روز) در بازار سهام معامله می‌شود، حجم معاملات می‌گویند. حجم معاملات یکی از شاخص‌های مهم در تحلیل تکنیکال است و تأثیر زیادی بر قیمت روزهای بعد دارد [۹].

۲-۲-۲ تحلیل تکنیکال

تحلیل تکنیکال در حدود سال ۱۹۰۰ توسط Charles Dow معرفی شد. طبق تعریفی که توسط این محقق و افراد دیگر ارائه شده است، تحلیل تکنیکال فرآیند تحلیل داده‌ها و قیمت‌های قدیمی به منظور پیش‌بینی قیمت احتمالی آینده است. در تحلیل تکنیکال، تحلیلگر به دنبال الگوها و روندهای موجود در داده‌های بازار بورس می‌گردد و بر اساس آن‌ها می‌تواند رفتار آینده‌ی بازار و تغییرات آن را به طور مؤثری پیش‌بینی کند [۱۲].

۳-۲-۲ اندیکاتور

در تحلیل تکنیکال، با استفاده از محاسبات ریاضی بر اساس قیمت و حجم معاملات گذشته‌ی سهام یک نماد معاملاتی، توابعی ریاضی برای پیش‌بینی روند بازار تهیه می‌شود که در اصطلاح به آن‌ها اندیکاتور^۵ گفته می‌شود. اندیکاتورها عموماً به صورت مصور و به شکل نمودار نمایش داده می‌شوند تا استخراج اطلاعات از آن‌ها راحت‌تر انجام پذیرد [۱۲]. در پژوهش حاضر از چهار اندیکاتور مرسوم استفاده شده است که در ادامه به معرفی آن‌ها پرداخته می‌شود.

^۳Close Price

^۴Volume

^۵Indicator

● میانگین متحرک نمایی

برای درک بهتر مفهوم میانگین متحرک نمایی^۶، ابتدا لازم است با میانگین متحرک ساده^۷ آشنا شویم. میانگین متحرک ساده در تحلیل تکنیکال، میانگین قیمت‌های یک بازه‌ی زمانی انتخاب شده را نشان می‌دهد. این اندیکاتور یکی از مهم‌ترین اندیکاتورها در تحلیل تکنیکال است. میانگین متحرک را می‌توان برای بازه‌های زمانی متفاوت محاسبه کرد. یک میانگین متحرک ۱۰ روزه، میانگین قیمت پایانی ۱۰ روز اول را به عنوان اولین داده تولید می‌کند. داده‌ی بعدی میانگین قیمت پایانی ۱۰ روز بعدی، یعنی روز دوم تا یازدهم را نشان می‌دهد و به همین ترتیب میانگین تمام بازه‌های ۱۰ تایی را محاسبه می‌کند [۱۵].

میانگین متحرک نمایی برای بهبود میانگین متحرک ساده طراحی شده است. در این اندیکاتور با این فرض که داده‌های جدید به نسبت داده‌های قدیمی مرتبط‌تر و حاوی اطلاعات مفیدتری هستند، به داده‌های جدیدتر وزن بیشتری هنگام میانگین‌گیری داده می‌شود و به این ترتیب اهمیت داده‌های جدید بیشتر می‌شود. این کار باعث شده است تا میانگین متحرک نمایی نسبت به تغییرات سریع‌تر پاسخ دهد [۱۵].

● شاخص قدرت نسبی^۸

شاخص قدرت نسبی یکی از اندیکاتورهای مهم در تحلیل تکنیکال است که اندازه‌ی تغییرات اخیر قیمت را برای ارزیابی شرایط خرید اشباع^۹ یا فروش اشباع^{۱۰} اندازه‌گیری می‌کند. در تحلیل سنتی و غیر هوشمند، زمانی که شاخص قدرت نسبی که بین اعداد ۰ تا ۱۰۰ در نوسان است، کمتر از ۳۰ باشد، شرایط فروش اشباع و اگر بیشتر از ۷۰ باشد، شرایط خرید اشباع تشخیص داده می‌شود که این شرایط بر قیمت روزهای آینده تأثیرگذار است [۱۲].

● میانگین متحرک همگرایی و واگرایی^{۱۱}

میانگین متحرک همگرایی و واگرایی یکی از شناخته شده‌ترین اندیکاتورها در تحلیل تکنیکال است. این

^۶Exponential Moving Average (EMA)

^۷Simple Moving Average (SMA)

^۸Relative Strength Index (RSI)

^۹Oversold

^{۱۰}Overbought

^{۱۱}Moving Average Convergence Divergence (MACD)

شاخص رابطه‌ی بین دو میانگین متحرک قیمت یک نماد را نشان می‌دهد و از تفریق میانگین متحرک نمایی ۲۶ روزه از میانگین متحرک نمایی ۱۲ روزه به دست می‌آید [۲۳].

میانگین متحرک نمایی ۹ روزه از میانگین متحرک همگرایی و اگرایی، خط سیگنال^{۱۲} نامیده می‌شود. زمانی که مقدار MACD از خط سیگنال بیشتر باشد، احتمال افزایش قیمت سهم و زمانی که مقدار MACD از خط سیگنال کمتر باشد، احتمال کاهش قیمت سهم افزایش می‌یابد [۱۲].

● باندهای بولینگر^{۱۳}

باندهای بولینگر یکی از معروف‌ترین و پر استفاده‌ترین ابزارهای تحلیل تکنیکال هستند که توسط جان بولینگر^{۱۴} به منظور تشخیص وضعیت فروش اشباع یا خرید اشباع طراحی شده‌اند. باندهای بولینگر شامل سه خط می‌شود؛ باند بالایی، باند پایینی و میانگین متحرک ساده که به عنوان باند میانی در نظر گرفته می‌شود. به طور معمول برای باند میانی، میانگین متحرک ۲۰ روزه استفاده می‌شود. باند بالایی بولینگر از حاصل جمع باند میانی و انحراف معیار داده‌های مورد نظر و باند پایینی بولینگر از تفریق باند میانی و انحراف معیار داده‌ها به دست می‌آید [۱۴].

هرچه قیمت سهم نزدیک به باند بالایی بولینگر حرکت کند، بازار به خرید اشباع نزدیک‌تر و هرچه قیمت نزدیک به باند پایینی بولینگر حرکت کند، بازار به فروش اشباع نزدیک‌تر است [۱۴].

۲-۲-۴ شبکه عصبی بازگشتی

شبکه‌های عصبی بازگشتی، نوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که برای مدل کردن و پردازش داده‌های ترتیبی^{۱۵} (در این کاربرد به طور خاص تر داده‌های زمانی) مناسب هستند. ویژگی اصلی این شبکه‌ها، توانایی آن‌ها در به خاطر سپردن وضعیت شبکه در حالت‌های^{۱۶} قبلی و استفاده از آن برای انجام محاسبات در حالت فعلی است [۱۱]. شبکه‌های بازگشتی برخلاف شبکه‌های پرسپترون چندلایه^{۱۷}، از دو منبع اطلاعات ورودی را دریافت می‌کنند؛ یکی از حالت‌های پیشین شبکه و دیگری از حالت کنونی و با استفاده از اطلاعات هر دو

¹²Signal line

¹³Bollinger Bands

¹⁴John Bollinger

¹⁵Sequential

¹⁶State

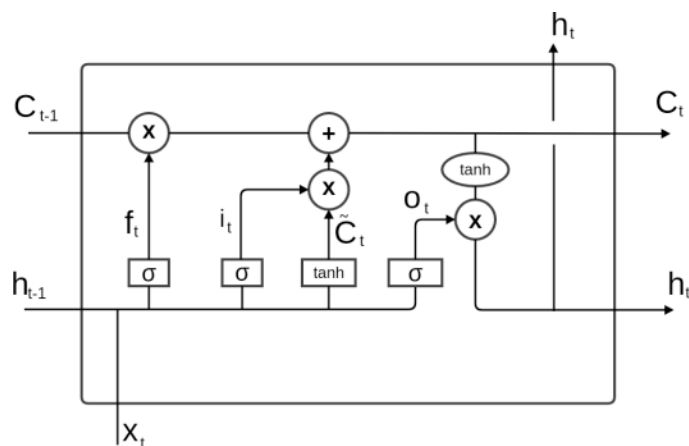
¹⁷Multi-Layer Perceptron (MLP)

منبع، خروجی مناسب را تولید می‌کنند. در این شبکه‌ها خروجی در هر لحظه، به عنوان ورودی در لحظه‌ی بعد استفاده می‌شود و به این ترتیب می‌توان گفت که شبکه‌های بازگشتی دارای حافظه هستند [۱۰].

۲-۵ شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت

شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت برای اولین بار در سال ۱۹۹۷ توسط Hochreiter و Schmidhuber معرفی شدند [۱۰]. این شبکه‌ها گونه‌ای از شبکه‌های عصبی بازگشتی هستند که در آن‌ها مشکل وابستگی بلندمدت^{۱۸} که در شبکه‌های بازگشتی ساده وجود داشت، به کمک ساختار پیچیده‌ای که شامل چند دریچه‌ی^{۱۹} مرتبط به هم است، حل شده است [۱۶]. به این ترتیب شبکه‌های LSTM قدرت بیشتری در به یاد آوردن و استفاده از اطلاعاتی که در گذشته دورتر یاد گرفته‌اند را دارند؛ در نتیجه عملکرد بهتری در یادگیری روندهای بلند مدت دارند و برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مناسب هستند [۸].

شبکه‌ی LSTM در مقایسه با شبکه‌های عصبی دیگر ساختار متفاوتی دارد. هر واحد این شبکه که با نام سلول یا بلوک LSTM نیز شناخته می‌شود، به جای داشتن تنها یک لایه شبکه عصبی، ۴ لایه دارد که طبق ساختار ویژه‌ای که در شکل ۲-۱ مشخص است، با یکدیگر در ارتباط هستند [۸]. در این تصویر، C_{t-1} نشان دهنده‌ی حالت سلول در زمان‌های گذشته، C_t نشان دهنده‌ی حالت فعلی سلول، h_{t-1} نشان دهنده‌ی خروجی سلول‌های پیشین، h_t نشان دهنده‌ی خروجی سلول، i_t نشان دهنده‌ی لایه‌ی دریچه‌ی ورودی، f_t نشان دهنده‌ی لایه‌ی دریچه‌ی فراموشی و O_t نشان دهنده‌ی لایه‌ی دریچه‌ی خروجی است [۱۰].



شکل ۲-۱: ساختار واحد LSTM [۱۰]

¹⁸Long-term dependency

¹⁹gate

در تصویر ۲-۱ خط افقی بالای تصویر نشان دهنده‌ی حالت سلول LSTM است. در ابتدای حالت‌های قبلی سلول به عنوان ورودی به سلول داده می‌شود و سپس واحد LSTM می‌تواند اطلاعات جدیدی را به آن اضافه یا اطلاعاتی را از آن حذف کند. این کار توسط دریاچه‌های موجود در سلول انجام می‌شود. همان‌طور که در تصویر ۲-۱ مشخص است، بلوک LSTM دارای سه دریاچه ورودی، فراموشی و خروجی است. این دریاچه‌ها با توجه به اطلاعاتی که از خروجی‌های گذشته و ورودی حالت کنونی دریافت می‌کنند، مقدار اطلاعاتی که باید فراموش شود و تغییراتی که باید در حالت سلول ایجاد شود را تعیین و خروجی سلول را محاسبه می‌کنند [۵] [۱۰].

۲-۳ مروری بر کارهای مرتبط

در این بخش به مطالعات انجام شده بر روی پیش‌بینی قیمت بازار بورس اوراق بهادار با استفاده از هوش مصنوعی پرداخته می‌شود. مطالعات پیشین انجام شده در زمینه‌ی پیش‌بینی سری‌های زمانی و پیش‌بینی قیمت سهام را می‌توان به‌طور وسیع بر اساس نحوه‌ی استفاده از متغیرها و رویکرد مدل سازی مسئله، در سه گروه طبقه‌بندی کرد.

دسته‌ی اول عمدتاً شامل مدل‌هایی است که از رگرسیون یک متغیره^{۲۰} و چند متغیره^{۲۱} بر روی داده‌های مقطعی استفاده می‌کنند. پژوهش‌های [۱۳] در سال ۱۹۸۹ و [۶] در سال ۱۹۹۵ و همچنین مقاله [۳] در سال ۱۹۹۸ نمونه‌هایی از مطالعاتی هستند که در این دسته جای می‌گیرند. به دلیل سادگی ساختاری این روش‌ها و بی‌اعتبار بودن مفروضات خطی استفاده شده در این روش‌ها در محیط پیچیده و غیر خطی بازار اوراق بهادار، این مدل‌ها بیشتر اوقات نتایج دقیقی را ارائه نمی‌دهند.

مطالعات دسته‌ی دوم از مفاهیم سری‌های زمانی و سایر تکنیک‌های اقتصادسنجی^{۲۲} مانند میانگین متحرک نمایی، باندهای بولینگر و میانگین متحرک یک‌پارچه خودگردان^{۲۳} برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌کنند. در پژوهش‌های [۱] در سال ۲۰۱۴، [۱۹] در سال ۲۰۱۴ و [۱۸] در سال ۲۰۱۶ به این روش‌ها اشاره شده است.

²⁰Univariate Regression

²¹Multivariate

²²Econometric Techniques

²³Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

مطالعات دسته‌ی سوم شامل پیشنهادات و روش‌هایی مبتنی بر یادگیری با استفاده از یادگیری ماشین^{۲۴}، یادگیری عمیق^{۲۵} و پردازش زبان طبیعی^{۲۶} است. در سال‌های اخیر به دلیل پیشرفت‌های حوزه‌ی هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، این دسته از روش‌ها با استقبال زیادی روبه‌رو شده‌اند و مطالعات زیادی در سال‌های اخیر در این حوزه صورت گرفته‌است. نمونه‌هایی از این پیشنهادات و روش‌ها را می‌توان در [۲۰]، [۲۴] و [۲۲] مشاهده کرد.

به‌جز آن دسته از مطالعات که از رویکردهای مبتنی بر یادگیری استفاده می‌کنند، یکی از کاستی‌های اصلی پیشنهادات و روش‌های فعلی در ادبیات پیش‌بینی قیمت سهام، ناتوانی آن‌ها در پیش‌بینی دقیق الگوهای پویا و متغیر حرکت قیمت اوراق بهادار است. در پژوهش حاضر سعی شده‌است تا با ترکیب نتایج مطالعات دسته‌ی دوم و سوم و استفاده از مدل یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت، این کاستی را تا حدی برطرف کرده و با دقت مطلوبی حرکت‌های آینده‌ی قیمت سهام پیش‌بینی شود.

²⁴Machine Learning

²⁵Deep Learning

²⁶Natural Language Processing

فصل ۳

روش تحقیق

۱-۳ مقدمه

در این فصل به شرح فعالیت‌های انجام‌شده در این پروژه پرداخته می‌شود.

۲-۳ تشریح کامل روش تحقیق

در این پروژه سعی شده است یک شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت طوری آموزش داده‌شود تا با گرفتن داده‌های مربوط به ۴۰ روز گذشته نماد سیمان فارس و خوزستان (سفارس)، بتواند قیمت ۵ روز آینده آن را پیش‌بینی کند. فعالیت‌های انجام‌شده در این پروژه به سه بخش اصلی تقسیم می‌شوند که در ادامه به آن‌ها پرداخته شده است.

۱-۲-۳ جمع‌آوری داده

داده‌های مورد نیاز در این پروژه از وب‌سایت شرکت مدیریت فناوری بورس ایران^۱ و همچنین نرم‌افزار مفید تریدر که متعلق به کارگزاری مفید^۲ در ایران است، جمع‌آوری شده‌اند. داده‌ی استفاده شده شامل تاریخ

^۱<http://www.tsetmc.com>

^۲<https://www.emofid.com>

و ساعت، قیمت پایانی تعدیل شده، حجم معاملات، قیمت آغازین، بالاترین قیمت معامله شده و پایین ترین قیمت معامله شده در آن تاریخ و ساعت می شود.

با توجه به تورم و رویدادهای اقتصادی اخیر، به منظور افزایش دقت تنها از داده های ۲ سال اخیر استفاده شده است. همچنین برای افزایش تعداد داده ها جهت آموزش بهتر شبکه ی عصبی، از داده های چهار ساعته استفاده شده است.

۳-۲-۲ محاسبه ی اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال

پس از جمع آوری داده های مورد نیاز، اندیکاتورهای انتخاب شده محاسبه شده و به مجموعه داده های اولیه اضافه شده اند. در این پژوهش از دوازده اندیکاتور استفاده شده است که عبارتند از:

- شاخص قدرت نسبی ۱۴ روزه
- میانگین متحرک نمایی ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰، ۵۰ و ۱۰۰ روزه
- میانگین متحرک همگرایی واگرایی و خط سیگنال
- باندهای بالایی، پایینی و میانی بولینگر

برای محاسبه ی اندیکاتورهای ذکر شده از کتابخانه ی TA-Lib که کتابخانه ی تحلیل تکنیکال برای داده های مالی است، استفاده شده است. از این کتابخانه می توان برای مهندسی ویژگی ها^۳ در داده های مالی استفاده کرد.

۳-۲-۳ آماده سازی داده ها برای شبکه ی عصبی

پس از محاسبه ی داده های تحلیلی و افزودن آن ها به مجموعه داده های اصلی، با استفاده از مقیاس حداقل حداکثر^۴ داده ها مقیاس گذاری شده اند. با این کار تمامی داده ها به اعدادی بین صفر تا یک تبدیل می شوند که برای آموزش بهتر شبکه عصبی امری ضروری است. در این روش مقیاس گذاری، داده های جدید طبق فرمول ۱-۳ به دست می آیند.

^۳Feature Engineering

^۴Min Max Scaler

$$ScaledData = \frac{data - min}{max - min} \quad (۱-۳)$$

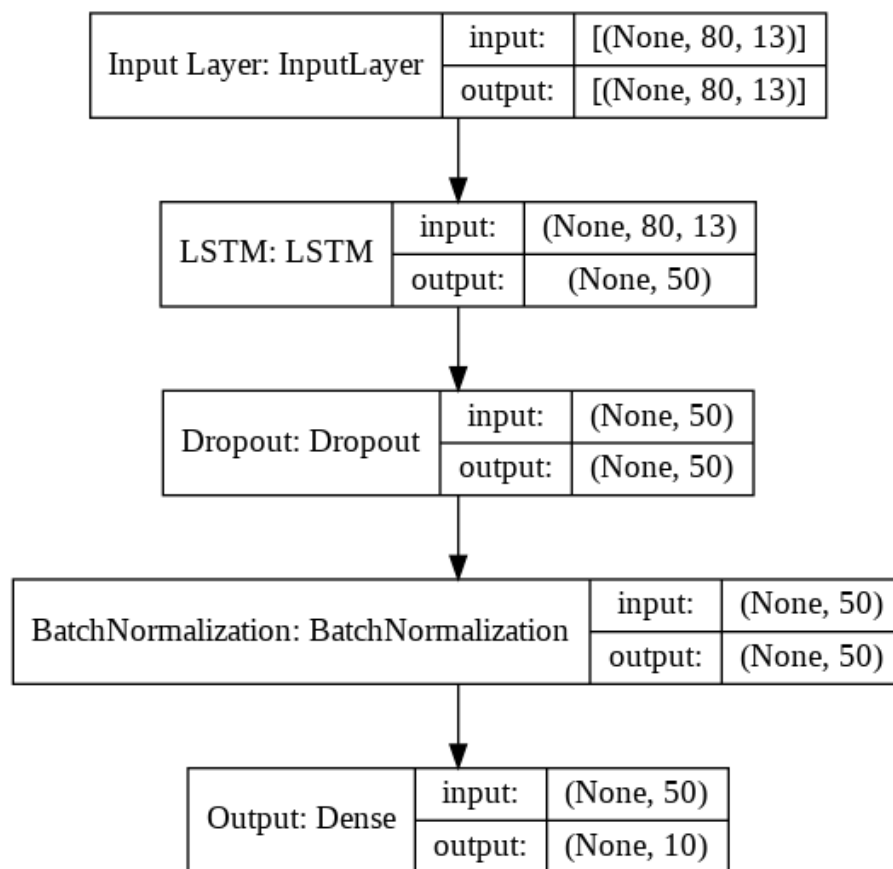
در مرحله‌ی بعد مجموعه‌ی داده‌ها به دو دسته‌ی داده‌های آموزشی و داده‌های ارزیابی تقسیم شدند. ۹۰ درصد ابتدایی داده‌ها در دسته‌ی داده‌های آموزشی و ۱۰ درصد انتهایی داده‌ها که مربوط به زمان‌های جدیدتر است، در دسته‌ی داده‌های ارزیابی قرار گرفتند. سپس هر کدام از آن‌ها به داده‌های ورودی و داده‌های هدف تقسیم شدند. داده‌های ورودی شامل قیمت پایانی تعدیل شده و دوازده اندیکاتور ذکر شده در قسمت قبل هستند و داده‌های هدف، قیمت پایانی ۵ روز آینده است. برای آموزش شبکه نیاز است تا داده‌های ورودی شبکه، به مجموعه‌ای از بازه‌های ۴۰ روزه و داده‌های هدف به مجموعه‌ای از بازه‌های ۵ روزه تبدیل شوند.

۳-۲-۴ آموزش شبکه‌ی عصبی

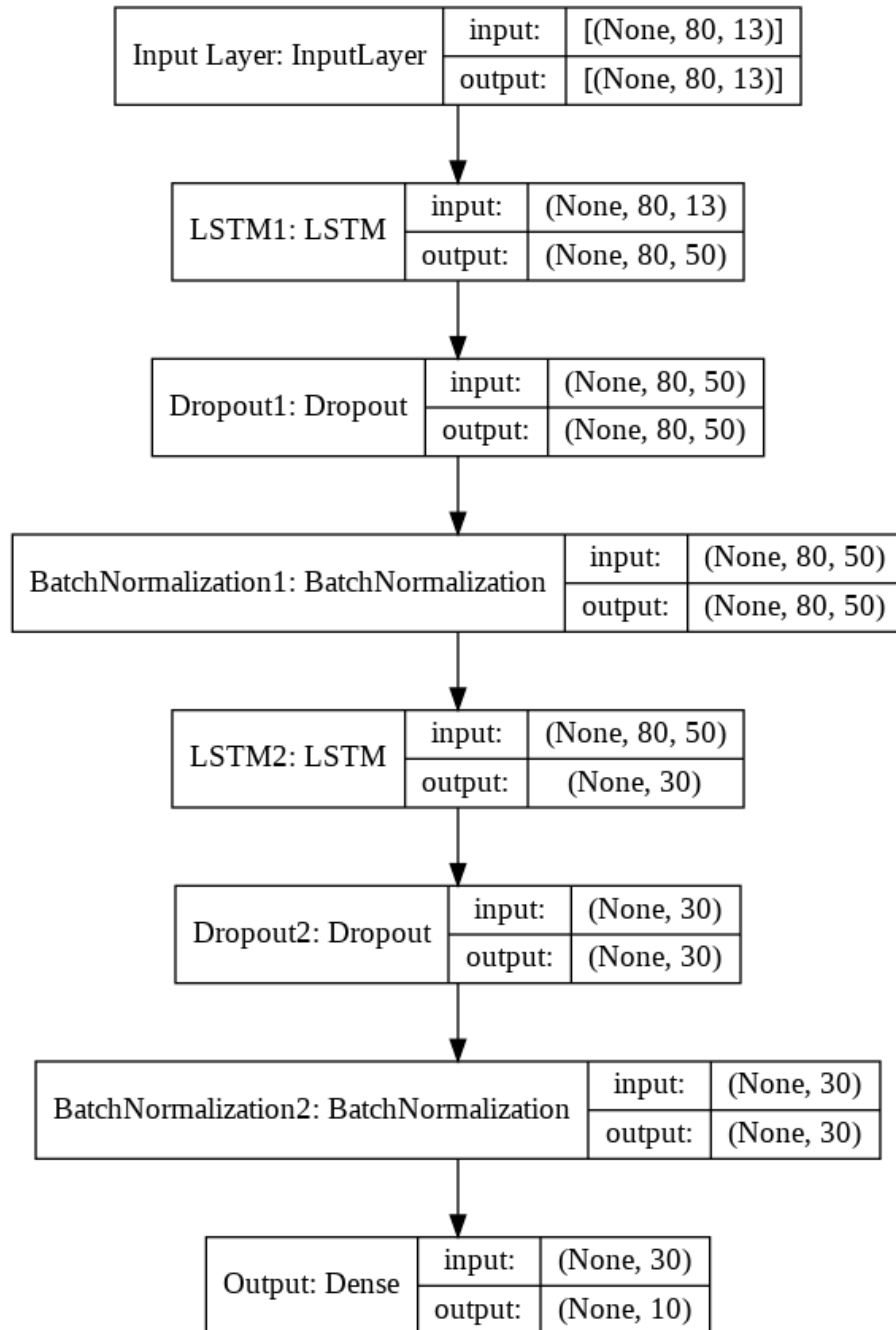
در طول انجام پروژه از دو مدل شبکه‌عصبی استفاده شد؛ شبکه‌ی حافظه طولانی کوتاه مدت یک لایه و شبکه‌ی حافظه طولانی کوتاه مدت دو لایه که مدل حافظه طولانی کوتاه مدت یک لایه عملکرد بهتری نسبت به مدل دیگر داشت. ساختار مدل یک لایه در تصویر ۳-۱ و ساختار مدل دو لایه در تصویر ۳-۲ نشان داده شده است. همان‌طور که در تصویرها مشخص است، در مدل یک لایه، از یک لایه شبکه LSTM و در مدل دو لایه، از دو لایه شبکه LSTM استفاده شده است. بعد از هر لایه‌ی LSTM یک لایه Dropout برای جلوگیری از بیش برآزش^۵ و یک لایه Batch Normalization برای تسریع و بهبود فرآیند یادگیری شبکه استفاده شده است. در انتها از یک لایه‌ی Dense به عنوان لایه‌ی خروجی استفاده شده است.

در بخش‌های قبلی گفته شد که برای افزایش تعداد داده‌ها، از داده‌های ۴ ساعته برای آموزش شبکه استفاده شده است که باعث می‌شود به ازای هر روز، ۲ داده داشته باشیم. به همین دلیل وقتی داده‌ی ۴۰ روزه به عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود، در واقع ۸۰ داده به آن داده می‌شود و برای این که داده‌ی ۵ روزه به عنوان خروجی دریافت شود، ۱۰ داده دریافت می‌شود. این موضوع در ابعاد ورودی و خروجی لایه‌ها در شبکه‌ی عصبی قابل مشاهده است.

^۵Overfitting



شکل ۳-۱: معماری شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت یک لایه



شکل ۳-۲: معماری شبکه‌ی عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت دو لایه

فصل ۴

نتایج و تفسیر آنها

۴-۱ مقدمه

در این فصل به نتایج نهایی به دست آمده از پژوهش و دقت مدل شبکه‌ی عصبی ارائه شده در پیش‌بینی قیمت آینده‌ی سهام سفارس پرداخته می‌شود.

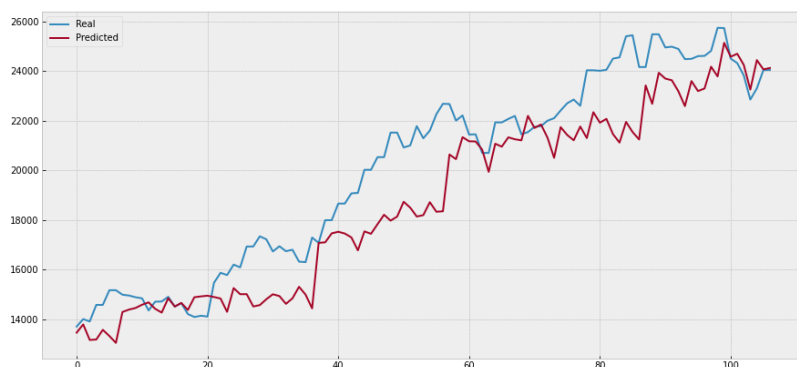
۴-۲ مجموعه داده‌های ارزیابی

همانطور که در فصل قبل گفته شد، داده‌های ارزیابی، ۱۰ درصد انتهایی مجموعه داده‌های اصلی هستند که مربوط به زمان‌های نزدیک‌تر به زمان حال هستند. این داده‌ها نیز مانند داده‌های آموزش مقیاس گذاری و به بازه‌های ۴۰ روزه تقسیم شده‌اند.

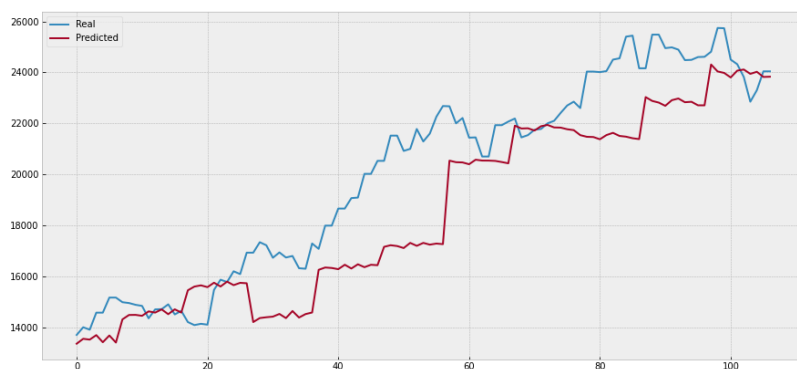
برای مقایسه‌ی مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی و محاسبه‌ی میزان خطای شبکه، از قیمت پایانی تعدیل شده قبل از مقیاس گذاری استفاده شده است. داده‌های پیش‌بینی شده قبل از این که با داده‌های واقعی مقایسه شوند، مقیاس گذاری به صورت معکوس بر رویشان اعمال می‌شود تا قیمت‌هایی با مقیاس قیمت‌های واقعی به دست آید.

۳-۴ ارزیابی نتایج

نتایج به دست آمده برای پیش‌بینی قیمت پایانی ۴ ساعته سهام سفارس، به ازای داده‌های ارزیابی در تصویر ۱-۴ و ۲-۴ نشان داده شده‌است. تصویر ۱-۴ نتایج مربوط به شبکه‌ی LSTM یک لایه و تصویر ۲-۴ نتایج مربوط به شبکه‌ی LSTM دو لایه را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۴: نتایج پیش‌بینی قیمت پایانی شبکه‌ی LSTM یک لایه به ازای داده‌های ارزیابی



شکل ۲-۴: نتایج پیش‌بینی قیمت پایانی شبکه‌ی LSTM دو لایه به ازای داده‌های ارزیابی

در تصویرها نمودار آبی رنگ نشان دهنده‌ی قیمت واقعی سهام و نمودار قرمز رنگ نشان دهنده‌ی قیمت پیش‌بینی شده توسط مدل معرفی شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، به طور کلی عملکرد شبکه‌ی یک لایه بهتر از شبکه‌ی دو لایه است. در برخی قسمت‌ها شبکه به خوبی روند قیمت را پیش‌بینی کرده‌است اما در برخی نقاط، به ویژه در تغییرات ناگهانی، افزایش یا کاهش قیمت را کمی دیرتر و متفاوت‌تر از حالت واقعی پیش‌بینی کرده‌است. برای محاسبه‌ی خطای مدل‌های معرفی شده، از میانگین درصد خطای مطلق^۱ استفاده شده‌است که درصد خطای داده‌های پیش‌بینی شده به نسبت داده‌های اصلی را نشان می‌دهد و از طریق فرمول ۴-۱ محاسبه می‌شود.

[۱۰].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{Actual - Forecast}{Actual} \right| \quad (۴-۱)$$

در جدول ۴-۱ میانگین درصد خطای مطلق برای دو مدل معرفی شده، نشان داده شده‌است.

جدول ۴-۱: میانگین درصد خطای مطلق در دو مدل یک لایه و دو لایه

شبکه LSTM یک لایه	شبکه LSTM دو لایه	
۵/۲۴	۷/۱۵	میانگین درصد خطای مطلق

همان‌طور که در جدول ۴-۱ مشخص است، خطای شبکه‌ی یک لایه کمتر است.

^۱ Mean Absolute Percentage Error

فصل ۵

جمع‌بندی و پیشنهادات

۵-۱ مقدمه

در این فصل به جمع‌بندی موضوعات مطرح شده در این پژوهش و خلاصه‌ای از فعالیت‌های انجام شده پرداخته می‌شود و در ادامه پیشنهاداتی برای بهبود روش ارائه شده بیان می‌شود.

۵-۲ جمع‌بندی

در این پژوهش سعی شد تا روشی برای پیش‌بینی قیمت آینده‌ی سهام در بازار بورس ارائه شود. ابتدا با استفاده از روش‌های تحلیل تکنیکال و داده‌های گذشته‌ی نماد سفارس داده‌های مفیدی برای تحلیل رفتار و کشف روند قیمت این سهام تولید شد. سپس از شبکه‌ی عصبی مصنوعی حافظه طولانی کوتاه-مدت یک لایه و دو لایه برای یادگیری این روندها و اطلاعات نهفته در داده‌های گذشته و تعمیم آن به آینده برای پیش‌بینی قیمت‌های آتی استفاده شد و در نهایت مدل‌های طراحی شده با داده‌های جدید که در فرآیند آموزش استفاده نشده بودند مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای ارزیابی دقت شبکه از میانگین درصد خطای مطلق استفاده شد که این مقدار برای شبکه‌ی یک لایه ۵/۲۴ درصد و برای شبکه‌ی دو لایه ۷/۱۵ درصد بود.

۳-۵ پیشنهادات

استفاده از روش‌های تجزیه و تحلیل احساسات^۱ برای تحلیل نظرات سرمایه‌گذاران و تأثیر آن بر تغییرات قیمت سهام، یکی از روش‌هایی است که می‌توان برای بهبود عملکرد روش ارائه شده استفاده کرد. همچنین استفاده از روش‌های پردازش زبان طبیعی برای تحلیل اخبار و رویدادهای سیاسی، اقتصادی و اجتماعی که تأثیر زیادی بر تغییرات قیمت در بازار بورس می‌گذارند، بسیار مفید خواهد بود. همچنین استفاده از شبکه‌های عصبی ترکیبی و پیچیده‌تر و استفاده از اندیکاتورهای بیشتر می‌تواند دقت نهایی داده‌های پیش‌بینی شده را بهبود دهد.

^۱Sentimental analysis

مراجع

- [1] Ariyo, Adebisi A., Adewumi, Adewumi O., and Ayo, Charles K. Stock price prediction using the ARIMA model. In *2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation*, pages 106–112. IEEE, March 2014.
- [2] Barone, Adam. Opening price. <https://www.investopedia.com/terms/o/openingprice.asp>, 2019. Accessed: 2021-09-08.
- [3] Chui, Andy CW and Wei, KC John. Book-to-market, firm size, and the turn-of-the-year effect: Evidence from pacific-basin emerging markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 6(3):275–293, 1998.
- [4] Dash, Rajashree and Dash, Pradipta Kishore. A hybrid stock trading framework integrating technical analysis with machine learning techniques. *The Journal of Finance and Data Science*, 2(1):42–57, 2016.
- [5] Elsworth, Steven and Güttel, Stefan. Time series forecasting using LSTM networks: A symbolic approach. *arXiv preprint arXiv:2003.05672*, March 2020.
- [6] Fama, Eugene F and French, Kenneth R. Size and book-to-market factors in earnings and returns. *The Journal of Finance*, 50(1):131–155, 1995.
- [7] Ganti, Akhilesh. Adjusted closing price. https://www.investopedia.com/terms/a/adjusted_closing_price.asp, 2020. Accessed: 2021-09-08.
- [8] Gu, Yanlei, Shibukawa, Takuya, Kondo, Yohei, Nagao, Shintaro, and Kamijo, Shunsuke. Prediction of stock performance using deep neural networks. *Applied Sciences*, 10(22), 2020.
- [9] Hayes, Adam. Volume definition. <https://www.investopedia.com/terms/v/volume.asp>, 2021. Accessed: 2021-09-09.

- [10] Hiransha, M, Gopalakrishnan, E Ab, Menon, Vijay Krishna, and Soman, KP. NSE stock market prediction using deep-learning models. *Procedia Computer Science*, 132:1351–1362, 2018. International Conference on Computational Intelligence and Data Science.
- [11] Hu, Zexin, Zhao, Yiqi, and Khushi, Matloob. A survey of forex and stock price prediction using deep learning. *Applied System Innovation*, 4(1):9, February 2021.
- [12] Ijegwa, Acheme David, Vincent, Olufunke Rebecca, Folorunso, Olusegun, and Isaac, Olu-sola Olasunkanmi. A predictive stock market technical analysis using fuzzy logic. *Computer and Information Science*, 7(3):1–17, 2014.
- [13] Jaffe, Jeffrey, Keim, Donald B, and Westerfield, Randolph. Earnings yields, market values, and stock returns. *The Journal of Finance*, 44(1):135–148, 1989.
- [14] Kannan, K Senthamarai, Sekar, P Sailapathi, Sathik, M Mohamed, and Arumugam, P. Financial stock market forecast using data mining techniques. In *Proceedings of the International Multiconference of Engineers and Computer Scientists*, volume 1, page 4, 2010.
- [15] Larsen, Jan Ivar. Predicting stock prices using technical analysis and machine learning. Master’s thesis, Institutt for datateknikk og informasjonsvitenskap, 2010.
- [16] Makridakis, Spyros, Spiliotis, Evangelos, and Assimakopoulos, Vassilios. Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*, 13, 2018.
- [17] Mehtab, Sidra, Sen, Jaydip, and Dutta, Abhishek. Stock price prediction using machine learning and LSTM-based deep learning models. In Thampi, Sabu M., Piramuthu, Selwyn, Li, Kuan-Ching, Berretti, Stefano, Wozniak, Michal, and Singh, Dhananjay, editors, *Machine Learning and Metaheuristics Algorithms, and Applications*, pages 88–106, Singapore, 2021. Springer, Springer Singapore.
- [18] Mishra, Shekhar. The quantile regression approach to analysis of dynamic interaction between exchange rate and stock returns in emerging markets: Case of BRIC nations. *IUP Journal of Financial Risk Management*, 13(1):7–27, 2016.
- [19] Mondal, Prapanna, Shit, Labani, and Goswami, Saptarsi. Study of effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, 4(2):13, 2014.

- [20] Mostafa, Mohamed M. Forecasting stock exchange movements using neural networks: Empirical evidence from kuwait. *Expert Systems with Applications*, 37(9):6302–6309, 2010.
- [21] Nti, Isaac Kofi, Adekoya, Adebayo Felix, and Weyori, Benjamin Asubam. A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. *Artificial Intelligence Review*, 53(4):3007–3057, 2020.
- [22] Siddiqui, Taufeeque Ahmad and Abdullah, Yusuf. Developing a nonlinear model to predict stock prices in india: An artificial neural networks approach. *IUP Journal of Applied Finance*, 21(3), 2015.
- [23] Vargas, Manuel R, dos Anjos, Carlos EM, Bichara, Gustavo LG, and Evsukoff, Alexandre G. Deep learning for stock market prediction using technical indicators and financial news articles. In *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 1–8. IEEE, July 2018.
- [24] Wu, Qiang, Chen, Yuehui, and Liu, Zhen. Ensemble model of intelligent paradigms for stock market forecasting. In *First International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining (WKDD 2008)*, pages 205–208. IEEE, January 2008.
- [۲۵] باباجانی، جعفر، تقوا، محمدرضا، بولو، قاسم، و عبدالهی، محسن. پیش بینی قیمت سهام در بورس تهران با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی بهینه شده با الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی. راهبرد مدیریت مالی، ۷(۲):۱۹۵–۲۲۸، ۲۰۱۹.

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی

Adjusted Close Price	قیمت پایانی تعدیل شده
Artificial Intelligence	هوش مصنوعی
Artificial Neural Network	شبکه عصبی مصنوعی
Autoregressive Integrated Moving Average	میانگین متحرک یک‌پارچه خودگردان
Bollinger Band	باند بولینگر
Close Price	قیمت پایانی
Deep Learning	یادگیری عمیق
Econometric Techniques	روش‌های اقتصادسنجی
Exponential Moving Average	میانگین متحرک نمایی
Feature Engineering	مهندسی ویژگی
Financial	مالی
Fundamental Analysis	تحلیل بنیادی
Indicator	اندیکاتور، نشانگر
Long Short-Term Memory Network (LSTM)	شبکه‌ی حافظه‌ی طولانی کوتاه-مدت
Long Term Dependency	وابستگی بلندمدت
Machine Learning	یادگیری ماشین
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	میانگین درصد خطای مطلق
MinMax Scaler	مقیاس حداقل حداکثر
Moving Average Convergence Divergence	میانگین متحرک همگرایی واگرایی
Multivariate	چند متغیره
Natural Language Processing	پردازش زبان طبیعی
Open Price	قیمت آغازین
Overbought	خرید اشباع
Overfitting	بیش برازش
Oversold	فروش اشباع
Recurrent Neural Network	شبکه عصبی بازگشتی

Machine Learning	یادگیری ماشین
Relative Strength Index	شاخص قدرت نسبی
Scaling	مقیاس گذاری
Sentimental Analysis	تحلیل احساسات
Sequential Data	داده‌ی ترتیبی
Simple Moving Average	میانگین متحرک ساده
State	حالت
Stock market	بازار بورس اوراق بهادار
Technical Analysis	تحلیل تکنیکال
Time Series	دنباله‌های زمانی
Trend	روند
Univariate	تک متغیره
Volume	حجم

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی

Indicator	اندیکاتور، نشان‌گر
Stock market	بازار بورس اوراق بهادار
Bollinger Band	باند بولینگر
Overfitting	بیش برازش
Natural Language Processing	پردازش زبان طبیعی
Sentimental Analysis	تحلیل احساسات
Fundamental Analysis	تحلیل بنیادی
Technical Analysis	تحلیل تکنیکال
Univariate	تک متغیره
Multivariate	چند متغیره
State	حالت
Volume	حجم
Overbought	خرید اشباع
Sequential Data	داده‌ی ترتیبی
Time Series	دنباله‌های زمانی
Econometric Techniques	روش‌های اقتصادسنجی
Trend	روند
Relative Strength Index	شاخص قدرت نسبی
Long Short-Term Memory Network (LSTM)	شبکه حافظه‌ی طولانی کوتاه-مدت
Recurrent Neural Network	شبکه عصبی بازگشتی
Artificial Neural Network	شبکه عصبی مصنوعی
Financial	مالی
MinMax Scaler	مقیاس حداقل حداکثر
Scaling	مقیاس گذاری
Feature Engineering	مهندسی ویژگی
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	میانگین درصد خطای مطلق

Simple Moving Average	میانگین متحرک ساده
Exponential Moving Average	میانگین متحرک نمایی
Moving Average Convergence Divergence	میانگین متحرک همگرایی واگرایی
Autoregressive Integrated Moving Average	میانگین متحرک یک‌پارچه خودگردان
Oversold	فروش اشباع
Open Price	قیمت آغازین
Close Price	قیمت پایانی
Adjusted Close Price	قیمت پایانی تعدیل شده
Long Term Dependency	وابستگی بلندمدت
Artificial Intelligence	هوش مصنوعی
Machine Learning	یادگیری ماشین
Deep Learning	یادگیری عمیق
Machine Learning	یادگیری ماشین

Abstract:

Stock price forecasting is the basis for decision-making in the field of stock market investment. Financial and investment researchers are always looking for suitable methods for future stock price forecast and in this regard, they use different methods and algorithms. In some of these methods, which fall into the category of technical analysis, changes in stock market indices and characteristics over time are considered as a series of numbers that change over time and analyst try to find patterns and trends in the past data to predict possible future behavior. Recent advances in artificial intelligence and artificial neural networks, especially recurrent neural networks that perform better than previous models in determining the trend of time series, has made it possible to use the methods and various AI models that provide better analysis and more accurate predictions of future stock market behavior. Hence, in recent decades, financial experts have shown interest in using artificial intelligence to predict and analyze data in stock market. In this project, we have tried to use conventional methods of technical analysis and long short-term memory neural network to learn the pattern of price change of a symbol in the past and by extending it to the future, predict possible trend of the symbol price in the coming days.

Keywords: Artificial Neural Networks, LSTM Neural Network, Recurrent Neural Networks, Technical Analysis, Tehran Stock Market, Stock Price Prediction



**Iran University of Science and Technology
Computer Engineering Department**

Predicting Closing Price In Tehran Stock Market Using Artificial Neural Networks

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the Degree
of Master of Science in Computer Engineering**

By:

Maryam Azimpour

Student ID:

95521333

Supervisor:

M.R. Jahed-Motlagh

September 2021