دوره شانزدهم، شماره پاییز و زمستان ۱۴۰۲

مجله فناوری اطلاعات در طراحی مهندسی

Information Technology in Engineering Design

http://ited.sinaweb.net

به‌کارگیری مدل RNN شبکه عصبی مصنوعی جامع جهت ارزش‌گذاری معاملات بلوکی

عادله بحرینی [۱] مریم اکبریان فرد* [۲] مهدی خوشنود [۳]

(۱) گروه مهندسی مالی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران

(۲) گروه حسابداری، واحد صومعه سرا، دانشگاه آزاد اسلامی، صومعه سرا، ایران*

(۳) گروه حسابداری، واحد رودسر و املش، دانشگاه آزاد اسلامی، رودسر، ایران

(تاریخ دریافت : ۱۴۰۲/۸/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۲۷)

چکیده

معاملات بلوکی سهام بخش مهمی از معاملات بورس اوراق بهادار تهران را تشکیل می‌دهد. این معاملات شامل معامله حجم زیادی از سهام در قیمت‌های توافقی است که به طور معمول با قیمت‌های جاری و نوسانی بازار تفاوت دارد. کمیت بالای معاملات بلوکی سبب شده است که پژوهش‌های مهمی دراین حوزه انجام گیرد، اما استفاده از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی و مالی ایده ای نو بوده که در این پژوهش برای ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از مدل یادگیری عمیق RCNN استفاده شده‌است. پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی سبب می‌شود تا بازار بتواند به شیوه ای کارآمد کنترل بر شرکت‌ها را ارزیابی کند. هدف این پژوهش بررسی اطلاعات حاصل ازگزارش‌های مالی شرکت‌های پذیرفته شده دربورس اوراق بهادارتهران درقالب ۱۵ شاخص مالی و تاثیر شاخص‌های مالی بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از آزمون *rmse* بر روی داده‌های موردمطالعه می‌باشد. بدین منظورازاطلاعات مالی ۶۴ شرکت ازمجموعه شرکت‌های پذیرفته شده درسازمان بورس اوراق بهادارتهران برای دوره زمانی ۱۳۹۰تا۱۴۰۰ استفاده شده است. همچنین آزمون فرضیه در شبکه‌ی عصبی نشان دهنده معنی دار بودن ضریب مالکیت نهادی ، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری ،حجم معاملات بلوکی می‌باشد و تمامی این ضرایب مثبت می‌باشند که بیانگر رابطه مثبت بین سنجه‌های ذکر شده و ارزش‌گذاری معاملات بلوکی می باشد. چرا که با تغییر این عوامل، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی نیز تغییراتی مستقیم پیدا می‌کند یا به عبارتی با افزایش و یا کاهش میزان مؤلفه‌ها، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی نیز افزایش و یا کاهش می‌یابد. در فرایند آموزش مدل ابتدا با توجه به روند یادگیری سهام در زمانی که کلیه متغیرها در شبکه وجود دارند، بررسی می‌شود. سپس با حذف هر متغیر میزان اثرگذاری بر روی روند یادگیری شبکه نشان داده می‌شود که در صورت حذف فیچر شاهد افزایش خطا در شبکه خواهیم شد و نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می باشد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی در قیاس با مدل رگرسیونی بهتر است و می‌توان گفت که مدل شبکه عصبی مصنوعی به جهت سازگاری در مدل‌سازی نتایج اصلی و متقابل متغیرهای همراه، پیش‌بینی بهتری نسبت به مدل رگرسیونی میسر نموده است.

کلمات کلیدی: **بازده سهام، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی، شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق، مدل RCNN**

*عهده‌دار مکاتبات:

مریم اکبریان فرد

نشانی: گروه حسابداری، واحد صومعه سرا، دانشگاه آزاد اسلامی، صومعه سرا، ایران

پست الکترونیکی: maryam.akbaryan@iau.ac.ir

۱- مقدمه

تراکنش‌های بلوکی نشانه مهمی برای سرمایه گذاران فعال در بازار بورس به همراه دارند. این تراکنش‌ها به طور مستقیم با ارزش گذاری سرمایه یک شرکت در ارتباط‌اند. این معاملات بیرون از سیستم معاملاتی معمول و سیستم قیمت انفرادی صورت می گیرند و شامل معامله مقادیر زیادی از سهام می‌شوند که به قیمت توافقی صورت می‌پذیرند. یکی از اهداف مهم بازار معاملات بلوکی این است که فرصتی برای کنترل شرکت‌ها را در اختیار سرمایه گذاران قرار دهد، بنابراین آن‌ها بازارهایی برای کنترل شرکت‌ها هستند.

در واقع شرکت‌های خریدار اقدام به تصاحب شرکت‌هایی می‌کنند که مدیریت ضعیف و قیمت سهام پایینی دارند و از این طریق از منافع حاصل از بهبود مدیریت آن شرکت‌ها بهره مند می شوند. معاملات در بازار اوراق بهادار کشورمان به خرد، بلوک و عمده تقسیم می‌شوند. در معاملات بلوک و عمده حجم بیشتر و قابل توجهی از سهام شرکت جابجا می‌شود. قیمت سهام این نوع معاملات عموما از معاملات خرد بالاتر است. معاملات بلوکی معمولاً اطلاعات خصوصی را که در ابتدای معاملات به صورت محرمانه نگهداری می‌شوند، افشا می‌کنند. با توجه به این‌که تاکنون در ارزش‌گذاری معاملات بلوکی از شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق و مدل‌های ترکیبی استفاده نشده بود این پژوهش سعی بر آن دارد تا ضمن بررسی شاخص‌های موثر در ارزش‌گذاری معاملات بلوکی از طریق سیستم‌های هوشمند به طور جامع و کامل پرداخته و نتایج رویکردهای مختلف را با یکدیگر مقایسه کرده و به یافتن رویکردی نوین جهت ارزش‌گذاری دقیق‌تر معاملات بلوکی بپرازد.

معاملات بلوکی با ویژگی محدودیت‌های کمتر، تسهیلات بیشتر و مزیت تسویه موقتی، می‌تواند باعث انگیزه اشخاص حقوقی و حقیقی عمده شود و حجم معاملات سهامداران عمده را بالا برده و نقد شوندگی سهام را افزایش دهد. پیش‌بینی وقایع آینده در فرآیند تصمیم‌گیری نقش عمده‌ای ایفا می‌کند لذا افرادی که در قیمت معاملات بلوکی شرکت‌ها سرمایه گذاری می‌کنند سعی دارند تا بتوانند بگونه‌ای قیمت سهام شرکت‌ها را قبل از تحقق آن‌ها پیش‌بینی نموده و با استفاده از این مهارت منافع خود را افزایش دهند. لذا می‌توان از ارزش‌گذاری معاملات بلوکی جهت ایجاد یک انگیزه برای خرید معاملات بلوکی و ارائه یک علامت (سیگنال) مثبت استفاده کرد. با استفاده از ارزش‌گذاری معاملات بلوکی، معامله گران می‌توانند تغییرات کوتاه مدت قیمت را با موفقیت پیش‌بینی کنند و در صورت بالا رفتن قیمت‌ها در صدد پیش خرید آن برآیند. پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات باعث تغییر ارزش شرکت و ثروت سهامداران می‌باشد. هدف از انجام این پژوهش، طراحی و تدوین مدلی یکپارچه برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه و صنعت بود تا در آن به متغیرهای اثرگذار بر ارزش‌گذاری معاملات

بلوکی توجه شود. لذا مدل تدوین شده، دربردارنده بیشتر عوامل اثرگذار بر پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه شامل ویژگی‌های خاص هر صنعت است، که باعث کاهش ریسک و بیشترین بازده در بازار سرمایه و در پی آن کارایی و اثر بخشی بازار را افزایش می‌دهد و در رشد و توسعه چرخه تولید و صنعت منجر به شکوفایی اقتصادی و جذب سرمایه‌گذاران خواهد شد. پرسش اصلی در این پژوهش این است آیا مدل پیش‌بینی RCNN[1] شبکه عصبی از خانواده یادگیری عمیق جهت قیمت‌گذاری سهام بلوکی بر روی صنایع مبنای صحیحی است و در سطح تفکیکی صنایع نتایج یکسانی از تاثیر شاخص‌های مالی بر معاملات بلوکی حاصل می‌شود؟

۲- مبانی نظری پژوهش

اکنون تجارت بلوکی معامله واحدی است که تعداد نسبتاً زیادی سهام یک شرکت را انجام می‌دهد و از زمان مذاکره قیمت بین دو طرف تحت شرایط خاص انجام می‌شود. بنابراین آن‌ها معمولاً در بازارهای خاصی عرضه می‌شوند. هنگامی که این بلوک به خریدار اجازه می‌دهد قدرت خاصی بر تصمیمات سیاست‌گذاری شرکت داشته باشد، این بلوک به عنوان بلوک کنترل در نظر گرفته می‌شود. معاملات بلوک را می‌توان با انتظار سود اقتصادی توضیح داد. این منافع می‌تواند زمانی حاصل شود که یک خریدار فعال، سهام کافی برای دستیابی به کنترل شرکت و اجرای استراتژی سودآورتر را به دست آورد. این مزایا به طور متناسب با بقیه سهامداران تقسیم می‌شود (به طور معمول بر اساس درصد مالکیت هر سهامدار) انگیزه این معاملات همچنین می‌تواند انتظار انواع مزایای دیگری باشد که فقط مالک بلوک کنترل می‌تواند از آن بهره‌مند شود، یعنی شخصی که براساس تصمیم‌گیری از نظر رأی متناسب با بلوک کنترل دارای قدرت تصمیم‌گیری است[۱] . آینده معاملات بلوکی به وسیله بهبودی بازارعرضه اولیه سهام (IPO) و بازارهای سهام گسترده‌تر، تعیین خواهد شد. همه‌گیری جهانی کووید-۱۹، به‌طور چشم‌گیری بر اقتصاد جهانی شامل بازارهای سهام، تأثیر گذاشته است. در نتیجه، درجه بالایی از عدم قطعیت درباره چگونگی عملکرد بازارهای سهام شامل بازار عرضه اولیه سهام در طول سال ۲۰۲۰، وجود دارد. با وجود نوسان و بی‌ثباتی بازار فعلی، معاملات بلوکی همچنان گزینه جذابی برای صاحبان سهام و سهام‌داران خواهد بود. به‌علاوه، درحالی‌که انواع معاملات بلوکی و دارایی ممکن است در طول زمان تغییر یابند، نکته کلیدی انجام آن همچنان سرعت و کارآمدی خواهد بود[۲]. حجم و اندازه بازار بلوک در بورس اوراق بهادار کازابلانکا مراکش دارای اهمیت است اما تحلیل ارتباطات تجربی میان متغیر معاملات بلوکی و بقیه‌ی شاخص‌های بلوکی وجود تاثیری کوتاه مدت و ناچیز در بازار مرکزی را نشان می‌دهد. تاثیر این بلوک‌ها به نظر می‌رسد که بی اثر است و تنها بازار

[1] Recurrent Convolutional Neural Network

مرکزی را به طور ناچیز و موقت تحت تاثیر قرار می‌دهد [۳]. [۴] نشان داد که شرکت‌هایی که انتشار آگهی عرضه عمده و بلوکی داشتند به‌طور متوسط بازده قیمتی مثبتی را بر روی سهم‌شان داشتند و درنهایت شاهد افزایش ارزش بازاری این شرکت‌ها بودند. همچنین با بررسی عرضه‌ها به جداسازی نوع عرضه معین شد که شرکت‌های با عرضه عمده کنترلی بیشترین بازده تجمعی میانگین غیر نرمال را نسبت به عرضه‌های غیر مدیریتی داشتند. همچنین با مراجعه به تحقیقات متعددی که برای شبکه‌های عصبی بر روی داده‌های مالی انجام شده است. از جمله: [۵] در پژوهش حاضر به معرفی یک مدل ترکیبی از شبکه یادگیری عمیق Deep Learning [۱] و مدل‌های منتخب خانواده GARCH [۲] سبب پیش‌بینی کوتاه مدت بازدهی روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران مشغول شده است. [۶] در این مقاله به شناساندن یک مدل ترکیبی با اجزای ساده از شبکه‌های عصبی MLP [۳] برای پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته است به همین هدف از داده‌های بازار بورس که به صورت روزانه اعلان می‌گردد، به‌کارگیری شده‌است. [۷] در این پژوهش سنجش کارکرد روشی ترکیبی نوآورانه با راندمان بهینه سازی سبد سهام به روش معمول مارکوییتز است. با کاربرد از یک شبکه یادگیری عمیق DNN [۴] و متغیرهای تکنیکی سهام به پیش‌بینی قیمت آتی سهام می پردازد. [۸] برآیند این پژوهش به مطالعه بازدهی و ریسک معاملات بیت کوین در برآیند با سایر بازارهای رقیب می‌باشد که از آزمون ریشه واحد دیکی –فولر ، مدل تک متغیره جی جی آرگارچ ، گارچ آستانه و ضریب همبستگی اسپیرمن می‌پردازد. [۹] این پژوهش به مدل‌هایی از ترکیب خانواده GARCH و شبکه عصبی مصنوعی، برای پیش‌بینی بازدهی انجام می‌دهد و نتایج اثبات می‌کند مدل ترکیبی در پیش‌بینی بازده سهام کارآمدتر و دارای خطای پیش‌بینی کمتری نسبت به سایر مدل‌های رقیب است. [۱۰] این مقاله از مدل‌های گارچ و گارچ چند متغیره برای ارزیابی ارزش در معرض خطر سبد سرمایه گذاری است و برآیند انجام شده حاکی از آن است که مدل گارچ چند متغیره نتایج دقیق‌تر و بهتری را در مقایسه با مدل‌های گارچ برای محاسبه ارزش در معرض خطر سبد سرمایه گذاری ارائه می‌کند. در این تحقیقاتی که تاکنون به آن‌ها اشاره شده‌است، شواهد مبنی بر مفید بودن مدل‌های حافظه بلند مدت برای پیش‌بینی سری‌های زمانی ارائه شده‌است. معاملات بلوکی از طریق مذاکره انجام می‌شوند که یا مستقیما بین شرکای واجد شرایط بازار یا از طریق یک کارگزار باید حداقل مقدار معینی را رعایت کنند که این روش قیمت‌گذاری

[۱] Deep Neural Networks or DNNS

[۲] Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.

[۳] Feedforward neural network

[۴] Deep Neural Network

منطقی نمی باشد. لذا در این پژوهش به طراحی مدل RCNN شبکه عصبی ازخانواده یادگیری عمیق جهت ارزیابی معاملات بلوکی و مقایسه این مدل با مدل‌های رگرسیون و مدل‌های از پایه‌های نظری مالی و اقتصادی می‌پردازیم.

۳- روش انجام پژوهش

پژوهش حاضر ماهیتا پس رویدادی و وابسته به اطلاعات گذشته است و بر مبنای هدف کاربردی می‌باشد و به جهت این که طرح بعد از رویداد است، از لحاظ روش همبستگی و از نوع علی(پس از وقوع) محسوب می‌گردد. تدوین اطلاعات در چهار مرحله صورت گرفته است؛ در مرحله اول برای تدوین مبانی نظری و پیشینه پژوهش از روش کتابخانه‌ای و در مرحله دوم، با توجه به ابهامات موجود در خصوص عوامل و متغیرهای موثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، از یک مطالعه اکتشافی برای شناخت عوامل اثرگذار بر پیش‌بینی معاملات بلوکی، از طریق مطالعه مقالات، در حوزه معاملات بلوکی شناسایی شده‌اند و به عنوان معیارهای اثرگذار بر ارزش‌گذاری معاملات بلوک انتخاب شده و ۱۵ شاخص طبقه بندی شده‌اند عوامل شناسایی شده در جدول ۱ نشان داده شده است. دستاورد مصاحبه و نیز مطالعات محقق، شناسایی کلی عوامل موثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی در شرکت‌های ایرانی بود. سپس در مرحله سوم برای گردآوری اطلاعات مربوط به صورت‌های مالی شرکت‌ها و داده‌های روزانه تابلوی معاملات بلوکی در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۰/۱/۱ تا ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ است. داده‌های معاملات بلوکی با استفاده از شبکه کدال[۱](سامانه جامع اطلاع رسانی ناشران) و مطالعه صورت‌های مالی و نرم افزار ره آورد نوین و داده‌های تابلوی معاملات از طریق سایت اطلاع رسانی شرکت مدیریت فناوری بورس تهران و نرم افزار TSE Client جمع آوری شده‌است. بعد از جمع آوری داده‌ها از طریق نرم افزارهای موجود، با ورود اطلاعات به نرم افزار اکسل[۲] از توابع این نرم افزار برای محاسبه متغیرهای پژوهش استفاده می‌شود. روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی به عنوان روش آماری انتخاب گردیده است، هدف بررسی متغیرهای پژوهش به عنوان عوامل موثری بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه در روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشند. محاسبات، پیش‌بینی‌ها و بهینه‌یابی در شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم پس‌انتشار توسط نرم افزار پایتون[۳] انجام می‌گیرد. درنهایت مجموعه داده جدید به‌عنوان مجموعه داده معیار برای آموزش و آزمون الگوریتم‌های ماشینی مختلف مورداستفاده قرار می‌گیرد. در ادامه ضمن معرفی روش

[۱] https://www.codal.ir
[۲] Excell
[۳] Python

یادگیری عمیق به تشریح الگوریتم پیشنهادی می‌پردازیم. برای انجام این پژوهش از معماری شبکه عصبی RCNN استفاده شده است. مرحله چهارم متغیرهای مذکور به مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای دستیابی به مدل بهینه پیش‌بینی معاملات بلوکی وارد می‌شود و خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود. در فرایند آموزش مدل ابتدا با توجه به روند یادگیری سهام در زمانی که کلیه متغیرها در شبکه وجود دارند، بررسی می‌شود. سپس با حذف هر متغیر میزان اثرگذاری بر روی روند یادگیری شبکه نشان داده می‌شود که در صورت حذف فیچر شاهد افزایش خطا در شبکه خواهیم شد و نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می‌باشد.

هدف اصلی این پژوهش ارائه مدلی جامع برای ارزش‌گذاری معاملات بلوکی و شناسایی عوامل موثر با استفاده از شبکه عصبی RCNN که بتواند در آینده نزدیک قابلیت اجرایی شدن و اعتباردهی داشته و مقامات ذیصلاح در بازار بورس و نیز مدیران شرکت‌ها را متوجه می‌سازد که باید سیاست‌ها، تدابیر و برنامه‌های مناسبی برای معاملات بلوکی ایجاد نمایند.

با توجه به این‌که هدف اصلی پژوهش حاضر ارائه مدلی برای ارزش‌گذاری معاملات بلوکی که بتواند در آینده نزدیک قابلیت اجرایی شدن داشته باشد؛ بر این اساس، سؤال پژوهش به صورت زیر می‌باشد:

آیا با شناسایی عوامل موثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با بکارگیری شبکه عصبی RCNN می‌توان مدلی جامع جهت بهبود دقت در بازار سرمایه تدوین کرد؟

مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از روش شبکه عصبی RCNN از خطای پیش‌بینی نسبت به مدل‌های مشابه کمتر برخوردار و دارای عملکرد بهتری است.

در این مرحله ابتدا متغیرهای پژوهش از طریق مطالعه مقالات، در حوزه معاملات بلوکی شناسایی شده‌اند. در جدول ۱ متغیرها، تعریف و منبع‌شان ارائه شده است.

جدول ۱- معرفی متغیرها و منابع آن‌ها

مأخذ: محاسبات تحقیق

متغیر	تعریف عملیاتی متغیر ها	پشتوانه نظری
Volatility	نوسانات قیمت سهم	[11]
CFOit	جریان نقدی عملیاتی	[12]
GROWTHit	رشد فروش شرکت	[13]

LEVit	اهرم مالی	[13]
Mbit	نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری	[14]
ROAit	بازده دارایی	[15]
SIZEit	اندازه شرکت	[16]
Inshare	مالکیت نهادی	[17]
In size	حجم معاملات بلوک	[11]
BSIZE	اندازه بلوک	[18]
Market return	بازده بازار	[11]
CASH	وجه نقد	[19]
Momentum	بازده روزانه تجمعی سهام	[11]
Stock returns	بازده سهام	[20]
returns industry	بازده صنعت	[21]

در ادامه، نحوه محسابه متغیرهای بکار رفته در این مطالعه، ارائه شده است.

نوسانات قیمت سهم(Volatility): منظور از نوسانات، انحراف استاندارد قیمت‌های معاملات در روزهای معاملاتی قبل از معامله بلوک می‌باشد.

جریان نقدی عملیاتی (CFOit): بیان‌گر سودآوری شرکت می‌باشد، وقتی که شرکت جریان نقدی بیشتری تولید کند در وضعیت بهتری از نظر ایفای تعهد قرار دارد. به منظور از بین بردن اثر مقیاس، بر دارایی‌های شرکت تقسیم گردیده است.

$$\text{جریان نقدی } (OCF) = \frac{(\text{وجوه نقد پرداختی بابت خرید کالا و خدمات و هزینه ها}) - (\text{وجوه نقد دریافتی بابت فروش کالا و خدمات و سایر درآمدها})}{\text{جمع کل دارایی ها}} \quad (۱)$$

رشد فروش شرکت (GROWTHit): حاصل تقسیم تغییر در فروش سال جاری و سال قبل بر فروش سال جاری.

اهرم مالی (LEVit): برابر است با نسبت کل بدهی به کل دارایی شرکت (ارزش دفتری بدهی ها به ارزش دفتری دارایی‌ها.

نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری (MBit): عبارت است از نسبت ارزش بازار حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری آن. نسبت P/E برابر است با حاصل تقسیم ارزش بازار یک سهم، ارزش دفتری هر سهم عبارت است از حاصل تقسیم ارزش ویژه (مجموع حقوق صاحبان سهام)یک شـرکت بـه تعداد سهام آن که نشان‌دهنده ارزش تاریخی(ترازنامه‌ای)شرکت است. از طرفی ارزش بازار انعکاسی از انتظارات سهامداران از وضعیت آتی شرکت است. در حقیقت نسبت قیمت به ارزش دفتری طرز تفکر و انتظارات سهامداران نسبت به عملکرد گذشته و دورنمای آتی شرکت را بیان می‌کند.

بازده دارایی (ROAit): برابر است با نسبت سود قبل از کسر مالیات به کل دارایی شرکت، تقسیم سود سالیانه به کل دارایی شرکت محاسبه می‌شود(سود خالص / کل دارایی‌ها).

اندازه شرکت (SIZEit): برابر است با لگاریتم طبیعی مجموع دارایی شرکت(لگاریتم طبیعی کل ارزش بازار شرکت).

مالکیت نهادی (Inshare): درصدی از سهام در اختیار سرمایه‌گذاران نهادی است، اگر درصد سهام تحت تملک سهامداران نهادی شرکت بیشتر از میانگین نمونه مورد بررسی باشد، برابر ۱ و در غیر این صورت برابر ۰ خواهد بود. برای محاسبه میزان مالکیت نهادی مجموع سهام در اختیار بانک‌ها و بیمه‌ها، هلدینگ، شرکت‌های سرمایه گذاری، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، سازمان‌ها و نهادهای دولتی و شرکت‌های دولتی بر کل سهام منتشره شرکت، تقسیم شده و درصد یا میزان مالکیت نهادی به دست آمده است.

حجم معاملات بلوک (In_{size}): لگاریتم طبیعی تعداد سهام معامله شده، لگاریتم طبیعی ارزش پولی کل سهام مبادله شده تقسیم بر ارزش سهام موجود در روز معاملاتی قبل از معامله بلوک می‌باشد.

اندازه بلوک(BSIZE): تعداد سهام خریداری شده در بلوک تقسیم بر کل سهام شرکت(درصد).

بازده بازار(Market return): بازده بازار در روز معامله بلوک که تمام شرکت‌های فهرست شده در بازار را پوشش می‌دهد.

وجه نقد(CASH) : وجه نقد و دارایی‌های قابل معامله – وجه نقد و اوراق بهادار قابل معامله نسبت به ارزش دفتری دارایی‌ها

بازده روزانه تجمعی سهام(Momentum):

$$\text{مومنتوم قیمت سهام } (MSP) = \frac{\text{قیمت سهم یک ماه پیش}}{\text{قیمت سهم یک سال پیش در همان ماه}} \qquad (۲)$$

بازده سهام(Stockreturns) : سود سالانه و تغییرات در قیمت سهام می‌باشد که تغییرات (قیمت) ناشی از افزایش سرمایه و سود سهمی از آن حذف گردیده است. به عبارت دیگر سود سالیانه هر سهم تقسیم بر قیمت خرید سهم (ارزش بازار).

$$(R)=\frac{\text{قیمت سهام پایان سال}-\text{قیمت سهام اول سال}+\text{سود تقسیمی هر سهم}}{\text{قیمت سهام اول سال}} \quad (۳)$$

بازده صنعت(returns industry) : عبارت است از نسبت شاخص صنعت انتهای سال منهای ابتدای سال تقسیم بر ابتدای سال منهای یک.

$$\text{بازده صنعت} = \frac{\text{ابتدای سال بازده سالانه صنعت} - \text{انتهای بازده سالانه صنعت}}{\text{ابتدای بازده سالانه صنعت}} \quad (۴)$$

۳-۱ معماری روش پیشنهادی (مدل RCNN)

معماری پیشنهادی برای این مدل متشکل از دو لایه Conv1D با تعداد فیلترهای ۱۵ و ۱۰ و سایز هسته ۳ است. تابع فعال‌ساز برای این لایه‌های کانولوشن Relu است. پس از هر لایه کانولوشن نیز لایه MaxPooling1D با سایز ۳ قرار دارد. خروجی این قسمت وارد یک لایه متراکم (Dense) با تعداد واحد ۵۰ می‌شود. سپس وارد دو لایه RCNN با تعداد واحد ۱۲۰ و ۶۰ می‌شود. توابع فعال‌ساز برای این لایه‌ها، tanh می‌باشد. از نرخ حذف تصادفی (DropOut) ۰.۴ و ۰.۳ نیز استفاده شده است. سپس خروجی این قسمت وارد یک لایه متراکم با تعداد واحد ۵۰ می‌شود. آخرین لایه که یک لایه متراکم با تعداد واحد ۱ است، خروجی مدل می‌باشد.

شکل ۱ – معماری مدل RCNN

پیش‌بینی مقادیر آینده در داده‌های موجود وابسته به مقادیر گذشته است، از مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی BlockTrade استفاده شده است. در مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی از مشخصه ۱۵ متغیر برای تأثیر قیمت دائمی معاملات بلوکی استفاده می‌شود.همان‌طور که بیان شد، داده های سری زمانی از بخش‌های خطی و غیر خطی تشکیل شده‌اند [۲۲]. بنابراین، مجموعه داده‌های سری زمانی را می توان با معادله زیر نشان داد:

$$x_t = L_t + N_t + \varepsilon_t \quad (۵)$$

در رابطه (۵) L_t داده‌ها خطی و N_t داده‌های غیر خطی را در زمان t نشان می‌دهند و ε مقدار خطای احتمالی را مشخص می‌کند. با در نظر گرفتن این فرض، مدل پیشنهادی چهار مرحله را شامل می‌شود. در مرحله اول، ابتدا داده‌های جمع آوری شده، پیش‌پردازش شده و نرمال سازی می‌شود. سپس در مرحله دوم به منظور کشف روابط خطی از مدل BlockTrade استفاده می‌شود. مطابق رابطه L_t، مقدار پیش بینی شده توسط مدل BlockTrade در زمان t خواهد بود و باقیمانده حاصل، رابطه‌های غیر خطی است. نتایج بدست آمده از خروجی مرحله دوم شامل روابط غیر خطی موجود در داده‌هاست که در مرحله سوم، این مقدار باقی مانده به عنوان ورودی به صورت جداگانه بر شبکه عصبی RCNN اعمال می‌شود و نتایج حاصل از آن‌ها برای رابط های غیر خطی توسط N_t نشان داده می‌شود. که این مقدار برای هر یک از شبکه‌های عصبی به‌صورت جداگانه محاسبه و در رابطه مورد نظر درج می‌شود. مدل با بهینه‌ساز adam و تابع هزینه mse آموزش دیده‌اند. نرخ یادگیری در شروع برای هر شبکه ۰.۰۰۱ می‌باشد، که اگر پس از ۶۰ اپوک بهبودی نداشت، این مقدار در ۰.۴ ضرب می‌شود، یعنی همین‌طور به جلو پیش خواهیم رفت و اگر در ۶۰ اپوک هیچ بهبودی نداشتیم، مقدار[1] لرنینگ ریت ۰.۰۰۰۴ می‌شود. شکل ۲ چارچوب مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.

شکل۲-ساختار مدل پیشنهادی (شمای کلی ایجاد مدل)

۴-معرفی مجموعه داده

[1] MRC-LSTM A Hybrid Approach of Multi-scale

شیوه تقسیم بندی داده‌ها و تشکیل مجموعه داده آموزش، آزمون و ارزیابی را به شرح ذیل می‌باشد. در مدل شبکه عصبی از سه دسته داده استفاده می‌شود که داده‌های آموزش برای یادگیری و داده‌های آزمایش برای آزمون مدل به کار گرفته می‌شوند. در واقع داده‌های آزمون، داده‌هایی هستند که به شبکه داده می‌شوند تا شبکه میزان کارایی خود را برای پیش‌بینی آینده مشخص سازد. برای این کار بسیاری از محققین، ۹۰ درصد داده‌ها برای آموزش ۱۰درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۱۰ درصد داده‌ها را برای آزمون پیشنهاد می‌کنند. در پژوهش حاضر داده‌ها به دو مجموعه آموزش و آزمون تقسیم می‌شود. در این پژوهش نیاز به استفاده از سه صنعت که در بورس تعداد جامعه آماری بالاتری داشته اند از جمله(صنایع فلزات اساسی: فولاد، خودروو ساخت قطعات: خساپا، مواد و محصولات دارویی: دالبر) در دوره زمانی ۱۳۹۰-۱۴۰۰ درسطح سه صنعت،تعداد کل داده های جمع آوری شده۱۲۵۴ می‌باشد، که هر سهم به صورت مجزا محاسبه شده است.

تعداد کل داده‌های دالبر :۲۲۹ داده می باشد، از آن‌جا که می‌خواهیم قیمت ۲۰ روز قبل را بررسی کرده و قیمت ۵ روز بعد را تخمین بزنیم بایستی حداقل ۲۵ داده داشته باشیم. پس بایستی ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کم کنیم. از این رو تعداد کل داده‌های دالبر۲۰۴عدد خواهد بود، که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای تست است و ۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که ۱۷۰ عدد است و ۱۰ درصد باقیمانده که ۱۹عدد است برای اعتبارسنجی است.

همچنین تعداد کل داده‌های فولاد ۸۱۸ عدد است از آن‌جا که می‌خواهیم قیمت ۲۰ روز قبل را بررسی کرده و قیمت ۵ روز بعد را تخمین بزنیم بایستی حداقل ۲۵ داده داشته باشیم. پس بایستی ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کم کنیم. از این رو تعداد کل داده‌های فولاد ۷۹۳ عدد است، که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای تست می‌باشد ۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که ۷۰۰ عدد است و ۱۰ درصد هم برای اعتبارسنجی که ۷۸ عدد است. در نهایت تعداد کل داده‌های خساپا ۲۰۷ عدد است. از آن‌جا که می‌خواهیم قیمت ۲۰ روز قبل را بررسی کرده و قیمت ۵ روز بعد را تخمین بزنیم بایستی حداقل ۲۵ داده داشته باشیم. پس بایستی ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کم کنیم. از این رو تعداد کل داده‌های خساپا ۱۸۲ عدد است که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای تست است.۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که ۱۵۰ عدد است و ۱۰ درصد هم برای اعتبارسنجی که ۱۷ عدد است.

۴-۱- معیار ارزیابی

برای اندازه‌گیری عملکرد و نشان دادن میزان تاثیر پیش‌بینی هر مدل، از معیار مجذور میانگین مربعات خطا[1] (RMSE) استفاده می‌شود. RMSE به انحراف بزرگ بین مقدار پیش‌بینی شده و مقدار واقعی حساس است، که می‌تواند صحت نتیجه پیش‌بینی را به خوبی منعکس کند.

با در نظر گرفتن **N** به عنوان تعداد نمونه ها و $\boldsymbol{x_t}$ و $\boldsymbol{\hat{x}_t}$ به ترتیب مقدار و پیش‌بینی شده، معادلات مربوط به طرح زیر است :

$$\mathrm{RMSE}(\mathrm{Y}_{\text{و}}\mathrm{Yh}) = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{t}=1}^{\mathrm{n}}(\mathrm{x_t} - \hat{\mathrm{x}}_\mathrm{t})^2} \qquad (۶)$$

با توجه به موارد مطرح شده مدل پیشنهادی با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه تنسورفلو(tensorflow) پیاده سازی، اجرا و نتایج عملکرد بطور جداگانه ثبت شد.

۴-۲- شیوه نرمال‌سازی داده‌ها

نرمال‌سازی یکی از تکنیک‌های مقیاس بندی (Scaling)، نگاشت(mapping)، در مرحله پیش‌پردازش(preprocessing stage)در فرایند داده کاوی است. در این روش می‌توانیم داده‌ها را بازه فعلی آن به یک بازه دیگر نگاشت کنیم. این رویکرد می‌تواند کمک زیادی در اهداف پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل‌های ما داشته باشد، بنابراین با توجه به تنوع مدل‌های پیش‌بینی در داده کاوی و به منظور حفظ این تنوع ، تکنیک‌های نرمال‌سازی به ما کمک می‌کند تا این پیش‌بینی‌ها را به یکدیگر نزدیک کنیم . از جمله این تکنیک‌های نرمال‌سازی می‌توان به تکنیک Z-score ، Min-max normalization و Decimal scaling اشاره کرد که در این پژوهش از روش Min-max normalization استفاده شده است. در این روش علاوه بر یکسان سازی مقیاس داده‌ها، کران‌های تغییر آن‌ها نیز در بازه [۰ ,۱] خواهد بود. فرمول کلی نرمال‌سازی min-max normalization به صورت زیر است:

$$X = \frac{X - min(x)}{max(x) - min(x)} \qquad (۷)$$

در این رابطه Xmin حداقل مقدارها و Xmax نیز حداکثر مقادیر را نشان می‌دهد. این شیوه محاسبه اغلب در زمانی استفاده می‌شود که می‌خواهیم میزان شباهت بین نقاط را مشخص کنیم .

۴-۳- تحلیل و ارزیابی نتایج

در این پژوهش به عنوان نمونه پیش‌بینی زمان بندی معاملات سهام ۶۴ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران انجام شد. بدین صورت که ابتدا داده‌های اولیه که شامل۱۵ متغیر می‌باشد که شامل نوسانات قیمت سهم، جریان نقدی عملیاتی، رشد

[1] ROOT-MEAN-SQUARE DEVIATION

فروش شرکت، اهرم مالی، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری، بازده دارایی، اندازه شرکت، مالکیت نهادی، حجم معاملات، بازده بازار، وجه نقد، بازده روزانه تجمعی سهام، حجم معاملات بلوک، اندازه بلوک، اندازه شرکت، بازده سهام و بازده صنعت، طی دوره زمانی ۱۳۹۰ تا پایان ۱۴۰۰ به صورت روزانه است، داده‌های معاملات بلوکی با استفاده از شبکه کدال و مطالعه صورت‌های مالی و نرم افزار ره آورد نوین و داده‌های تابلوی معاملات از طریق سایت اطلاع رسانی شرکت مدیریت فناوری بورس تهران و نرم افزار TSE Client جمع آوری شده‌است.

در مرحله بعدی متغیرهای هر سهم در سه صنعت شناسایی شده است و از منابع ذکر شده جمع آوری و دسته بندی می‌گردند و در شبکه RCNN به صورت متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این ورودی‌ها در نرم افزار پایتون و در کتابخانه تنسورفلو(tensorflow) پیاده سازی، اجرا و نتایج عملکرد هر شبکه عصبی به صورت مجزا و ترکیبی آموزش داده می‌شوند، تا بتوانیم عملکرد هر کدام از لایه‌های RNN به چه صورت است و آیا ترکیب این لایه‌ها در نتایج بهبودی حاصل می‌کند یا خیر. برای اندازه گیری عملکرد و نشان دادن میزان تاثیر پیش‌بینی هر مدل، از معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده می‌شود. RMSE به انحراف بزرگ بین مقدار پیش‌بینی شده و مقدار واقعی حساس است، که می‌تواند صحت نتیجه پیش‌بینی را به خوبی منعکس کند. به گونه‌ای که شبکهRCNN برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با متغیرهای مذکورانجام شد. پیش‌بینی داده‌های روز معامله به اضافه ۲۰ روز قبل و ۵ روزبعد به عنوان داده‌های هر معامله بلوکی طراحی شدند. سپس با استفاده از معیار MSE و RMSE میزان خطای شبکه‌های ایجاد شده بررسی گردید. همچنین با استفاده از مقایسه درصدهای صحت پیش‌بینی شبکه‌های ایجاد شده مورد آزمون قرار گرفت. شبکه‌های عصبی بازگشتی یا همان RCNN می‌تواند داده‌های دنباله‌دار با طول متغیر را پردازش کند واحدهای RCNN این وابستگی‌ها را با داشتن حالت پنهان یا همان حافظه، آنچه را که تاکنون دیده شده در خود جای می‌دهند و می‌توانند ارزش‌گذاری معاملات بلوکی را پیش‌بینی کنند.

۴-۴- انتخاب مدل پیشگو

در پژوهش حاضر، با بررسی مدل RCNN و مقایسه خطای RMSE بر روی داده‌های آموزش که در جداول آمده است، حاکی از این است که این مدل دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ریاضی، نظیر رگرسیون خطی و میانگین متحرک ، داده‌های سری زمانی، مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی خود رگرسیون ARCH و شکل تعمیم یافته آن GARCH و خانواده‌های مرتبط با آن نظیر EGARCH2 و آنالیز ممیزی و نظایر این‌ها می‌باشد. نتایج حاصل از پیش‌بینی بر اساس مقدار خطایRMSE نشان می‌دهد که مدل دارای میزان خطای پایین تری جهت پیش‌بینی است، چرا که معیار محاسباتی خطا در این مدل کوچکتر از عدد

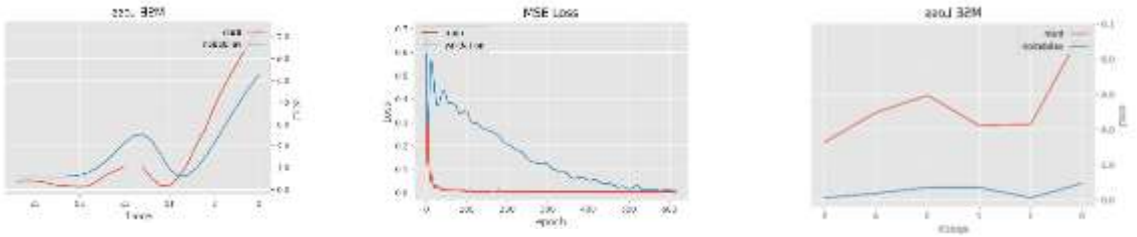
یک می‌باشد در نمایش نقاط پیش‌بینی و واقعی اختلاف کمی داشته و روی یکدیگر دیده می شوند که این موضوع نشان دهنده دقت مناسب این شبکه است.۶۴ شرکت نمونه معاملات بلوکی در بازار سهام ایران طی دوره سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰، نشان می‌دهد به طور قابل توجهی شاخص‌های مالی انتخاب شده تأثیر بسزایی بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی داشته است که از لحاظ آماری قابل توجه است.

جدول ۲- میزان خطایRMSE RCNN

سهام	RMSE RCNN
Delabor	۰.۳۱۱۳
Foolad	۰.۲۴۹۵
Khesapa	۰.۰۱۵۷

۴-۵- تحلیل خطای یادگیری مدل RCNN

شکل ۳ تاثیر الگوریتم پس انتشار خطا روی مدل در حین آموزش را نشان می‌دهند. محور x ها شماره تکرار (epoch) و محور y ها میزان خطای RMSE را نشان می‌دهد .کاهش تدریجی این نمودارها نمایانگر عملکرد درست در فرآیند آموزش است.



dealbor Foolad Khesapa

شکل ۳- نمودارهای تاثیر الگوریتم پس انتشار خطا روی مدل در حین آموزش

نتایج بررسی شبکه عصبیRCNN با توجه به روند یادگیری سهام دالبر بررسی می‌شود در زمانی که کلیه متغیرها در شبکه وجود دارند، مورد بررسی قرارگرفته است. تعداد کل تکرارها برای آموزش: ۲۲۹ مدل در اپوک ۲۸ متوقف می‌شود که دارای هزینه اعتبارسنجی ۰.۰۵۸۵ است. پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای تست برابر ۰.۰۹۶۹ است. همچنین نتایج بررسی شبکه عصبیRCNN با توجه به روند یادگیری سهام فولاد بررسی می‌شود زمانی که کلیه متغیرها در شبکه وجود دارند و تعداد کل تکرارها برای آموزش: ۸۱۸ مدل در اپوک۶۱۷ متوقف می‌شود که دارای هزینه اعتبارسنجی ۰.۰۰۸۳ است. پس از اتمام آموزش، مقدارهزینه برای دیتاهای تست برابر ۰.۰۶۲۳ است و در نهایت نتایج بررسی شبکه عصبیRCNN با توجه به روند

یادگیری سهام خساپا بررسی می‌شود در زمانی که کلیه متغیرها در شبکه وجود دارند. تعداد کل تکرارها برای آموزش: ۲۰۷ مدل در اپوک ۶ توقف می‌شود که دارای هزینه اعتبارسنجی ۰.۰۰۲۲است. پس از اتمام آموزش، مقدارهزینه برای دیتاهای تست برابر ۰.۰۰۰۲است. شکل ۳ روند یادگیری شبکه می باشد، که نتایج خطا نشان می دهد، مدل اورفیت(بیش‌برازش) [۱] ندارد.

۴-۶- تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل

در راستای بررسی پاسخ پرسش پژوهش" آیا بر اساس شناسایی عوامل موثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه می‌توان مدلی جامع بر اساس شبکه عصبی مصنوعی تدوین کرد؟"در این بخش به بررسی ویژگی‌های آماری سری های زمانی مالی بررسی شده و همچنین عملکرد مدل پیشنهادی در آن می پردازیم. اطلاعات موجود در جدول نشان می‌دهد که کدام ویژگی تاثیر بیشتر در مدل داشته است.

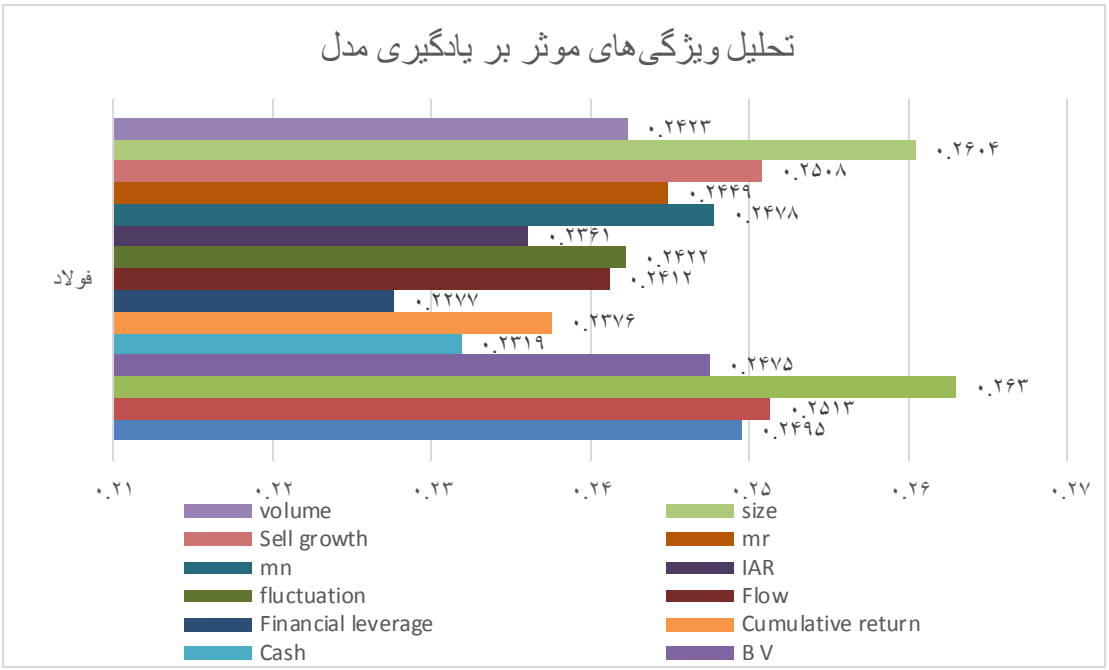
در فرایند آموزش مدل ابتدا با توجه به روند یادگیری سهام در زمانی که کلیه متغیرها در شبکه وجود دارند، بررسی می‌شود. سپس با حذف هر متغیر که در جدول۱. معرفی متغیرها و منابع آن‌ها ذکر شده است، میزان اثرگذاری بر روی روند یادگیری شبکه نشان داده می‌شود که در صورت حذف متغیر آیا شاهد افزایش خطا در شبکه می‌شود یا خیر به عبارتی با داشتن ۱۵ متغیر هر بار یک ویژگی رو حذف می‌کنیم و مدل را ترین می‌کنیم. یعنی ۱۵ بار مدل رو ترین کرده تا در مشاهدات حذف کدام ویژگی تاثیر زیادتری بر یادگیری داشته، اگر دقت مدل تغییری نکند، یعنی متغیر کم اهمیت می‌باشد و اگر دقت مدل پایین باشد، یعنی متغیر با اهمیت است، که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می‌باشد.

جدول ۳- تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل

	تمام فیچرها	Asset return	B D	B V	Cash	Cumulative return	Financial leverage	Flow	fluctuation	IAR	mn	mr	Return	Sell growth	size	volume
فولاد	۰.۲۴۹۵	۰.۲۵۱۳	۰.۲۶۳	۰.۲۴۷۵	۰.۲۳۱۹	۰.۲۳۷۶	۰.۲۲۷۷	۰.۲۴۱۲	۰.۲۴۲۲	۰.۲۳۶۱	۰.۲۴۷۸	۰.۲۴۴۹	۰.۲۵۶۸	۰.۲۵۰۸	۰.۲۶۰۴	8
دالبر	۰.۳۱۱۳	۰.۳۰۹۳	۰.۳۰۹۴	۰.۳۱۱۶	۰.۳۱۰۹	۰.۳۱۰۹	۰.۳۰۸۹	۰.۳۱۰۱	۰.۳۱۱	۰.۳۰۸۶	۰.۳۱۰۲	۰.۳۱۱۱	۰.۳۰۹۸	۰.۳۱۰۸	۰.۳۱۱۳	۰.۳۱۲۶
خساپا	۰.۰۱۵۷	۰.۰۱۴۶	۰.۰۱۶۷	۰.۰۱۸۸	۰.۰۱۵۳	۰.۰۱۵۵	۰.۰۱۸۲	۰.۰۱۹۱	۰.۰۱۶۵	۰.۰۱۵	۰.۰۲۰۲	۰.۰۱۸۳	۰.۰۱۶۶	۰.۰۱۵۲	۰.۰۱۸	۰.۰۱۸۶

[۱].Epoch

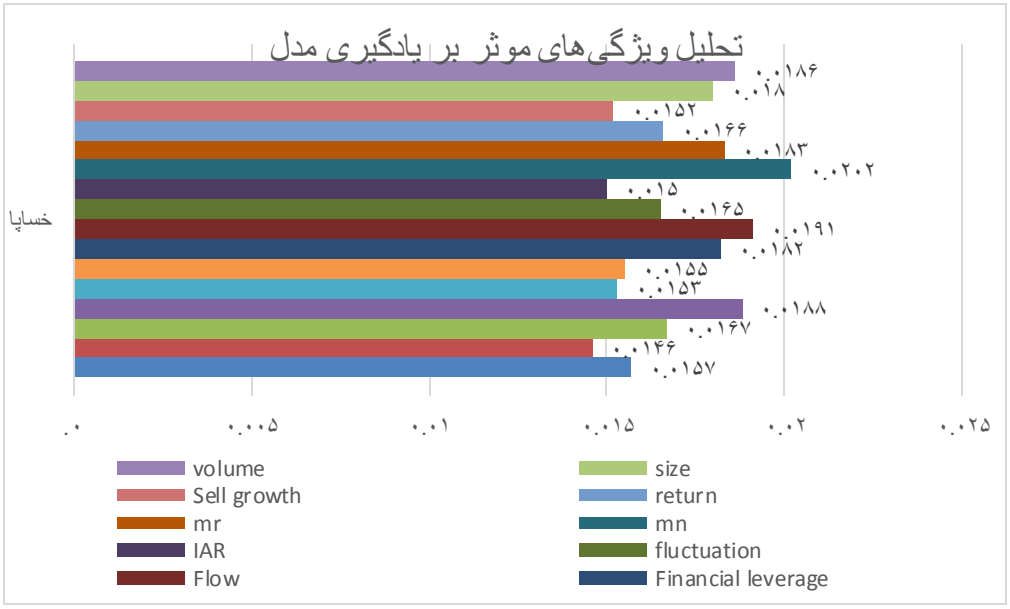
برای رده بندی تاثیرگذاری متغیرهای ورودی در شبکه یادگیری عمیق در مدل RCNN با حذف نمودن یک متغیر به بررسی مقدار خطا می‌پردازیم.



شکل ۴- تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل در سهام فولاد

الف) ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل پیشگوی سهام فولاد

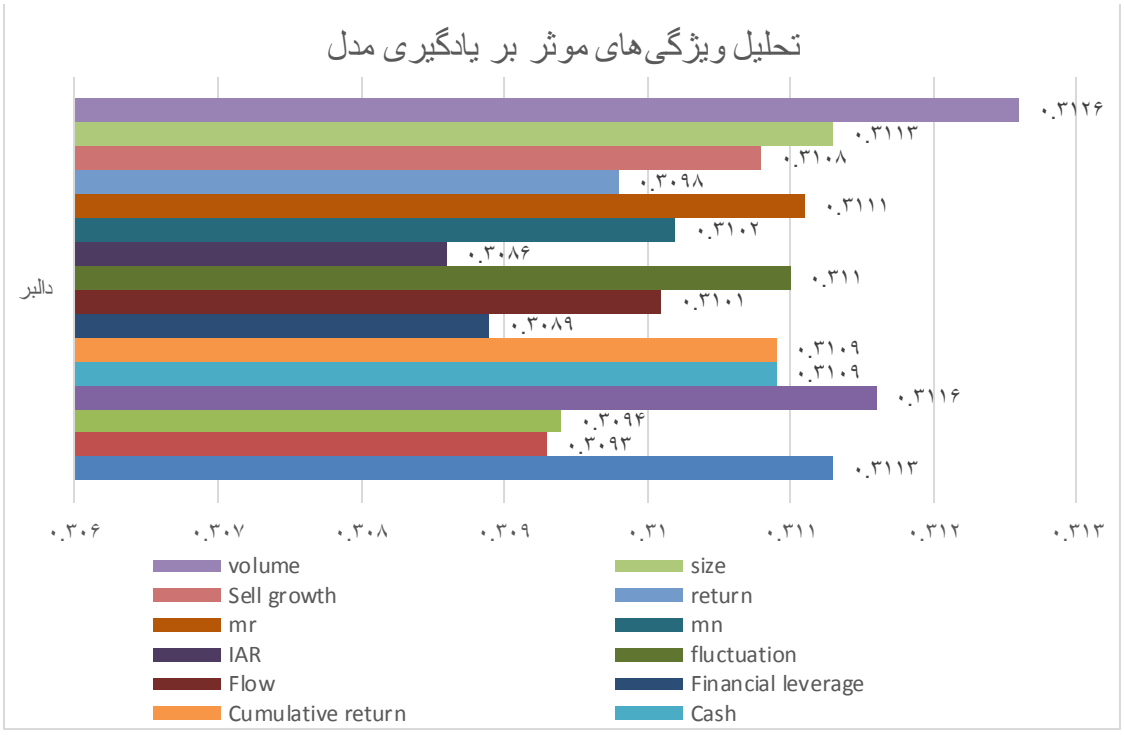
در مدل RCNN: با حذف فیچر b/d شاهد افزایش خطا بودیم که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می‌باشد.



شکل ۵- تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل در سهام خساپا

ب) ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل پیشگوی سهام خساپا

در مدل RCNN: با حذف فیچرMN شاهد افزایش خطا بودیم. که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می‌باشد. بر این اساس می‌توان گفت که مدل مدل RNN توان بالایی را نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی قیمت معاملات بلوکی دارد و معیار ارزیابی خطا مقادیر پایین تری را نشان می‌دهد.



شکل ۶- تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل در سهام دالبر

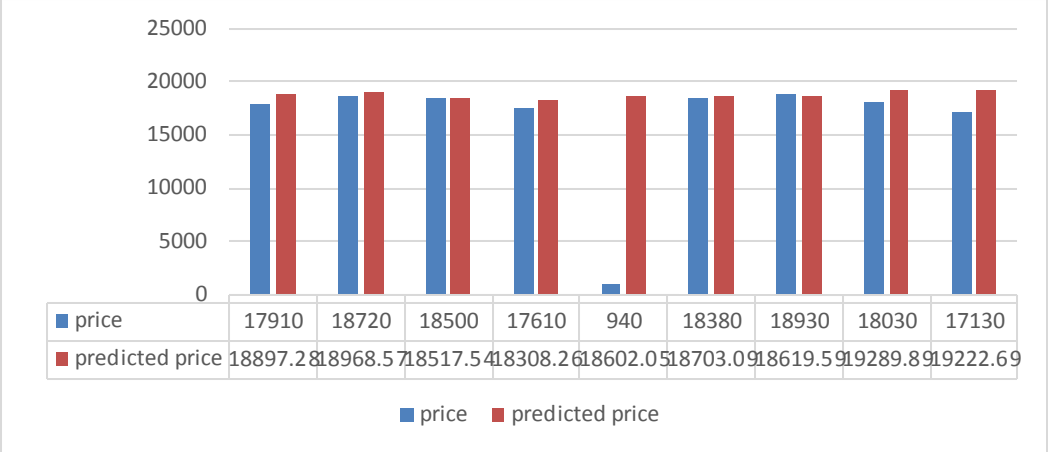
ج) ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل پیشگوی سهام دالبر

در مدل RCNN: با حذف فیچر volume شاهد افزایش خطا بودیم، که نشان دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می‌باشد.

۴-۵- مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش بینی شده مدل

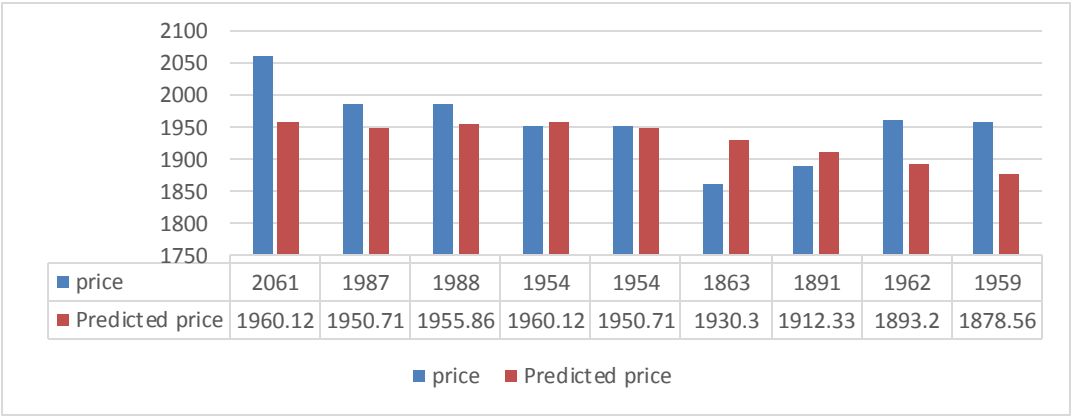
در قسمت زیر نیز قیمت اصلی و قیمت پیش‌بینی شده که مربوط به داده‌های تست است را مشاهده می‌کنید.

الف) مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام فولاد



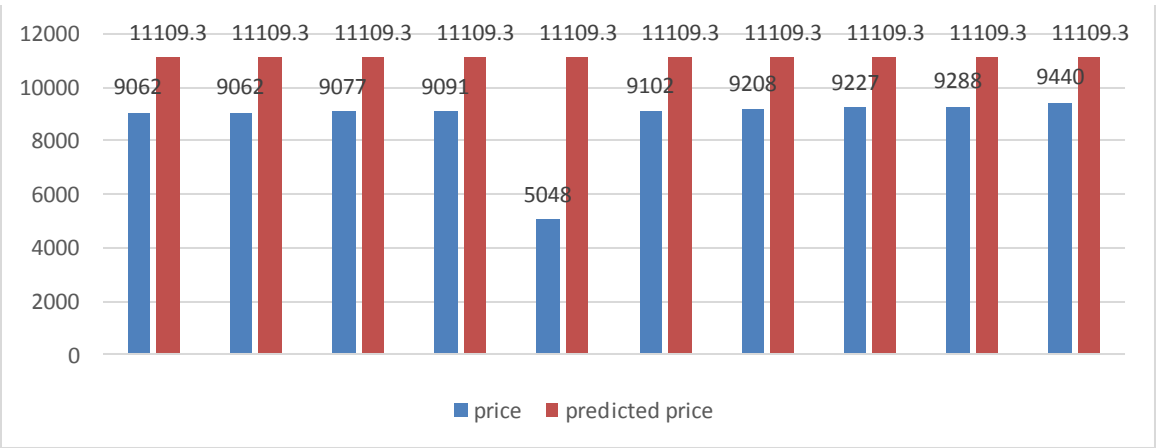
شکل ۷- مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش بینی شده مدل در سهام فولاد

ب) مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام خساپا



شکل ۸- مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام خساپا

ج) مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام دالبر



شکل ۹- مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام دالبر

۵-نتیجه‌گیری و پیشنهادهای کاربردی پژوهش

همان‌گونه که بیان شد مطالعه‌ی مشابهی در داخل و خارج از کشور در زمینه ارزش‌گذاری معاملات بلوکی انجام نشده است. همچنین در برخی از مطالعات نزدیک به موضوع در سایر صنایع نیز نگاه پارادایمی یا سیستمی در مطالعات وجود ندارد. علاوه بر تفاوت‌هایی که از لحاظ متدولوژی بین این پژوهش و پژوهش‌های مشابه وجود دارد و جز نوآوری های این پژوهش محسوب می شود. علیرغم عدم استفاده از پژوهش‌های گذشته با این حال می توان به لحاظ مفهومی ارزیابی بین ابعاد مدل پژوهش حاضر با مطالعات قبلی انجام داد. با مقایسه متغیرها و ابعاد مدل پژوهش حاضر با سایر مطالعات موجود در پیشینه پژوهش و براساس تحلیل‌های صورت گرفته نتایج به شرح جدول ۴ حاصل گردید.

جدول ۴-مقایسه متغیرها و ابعاد مطالعات و مدل های قبلی با مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با قابلیت شبکه‌ی عصبی

مطالعات و مدل ها	ابعاد مورد بررسی روش پژوهش					
	شرایط علی	متغیرها	منطقه مورد مطالعه	دوره زمانی	راهبردها روش	پیامدها
تاثیرمعاملات بلوکی بر ارزش‌گذاری شرکت‌ها و ریسک نکول [۲۳]	تاثیرمعاملات بلوکی بر ارزش‌گذاری شرکت‌ها و ریسک نکول	معاملات بلوکی بازده مازاد بازده دارایی بازده صنعت	استرالیا	۲۰۰۵-۲۰۱۵	رگرسیون پایه	شرکت‌هایی که در معاملات بلوکی مشارکت می‌کنند، ارزش بازار کمتر و ریسک بدهی بیشتری دارند.
تاثیر سود شخصی از معاملات بلوک کنترل در بورس اوراق بهادار(بازار اسپانیا) [۱]	تاثیر سود شخصی از معاملات بلوک کنترل در بورس اوراق بهادار(محاسبه ماکیت نهادی بازار اسپانیا برای کنترل جزئی)	معاملات بلوک کنترل جزیی ساختار مالکیت اندازه شرکت مالکیت نهادی	اسپانیا	۱۹۹۰-۲۰۱۶	رگرسیون	تنوع ماکیت نهادی به روش قابل توجهی با تضمین‌های مربوط به ساختار کنترل شرکت،عملکرد،اندازه شرکت مرتبط است.

بررسی بین المللی اقتصاد و دارایی تاثیر معاملات بلوکی بر همزمانی قیمت سهام [۲۴]	تاثیر معاملات بلوکی بر همزمانی قیمت سهام	معاملات بلوکی همزمانی قیمت سهام محیط اطلاعاتی اهرم مالی اندازه بلوک حجم معاملات بلوک بازده دارایی	چین	۲۰۱۴-۲۰۰۸	رگرسیون	معاملات بلوکی برتر به میزان قابل توجهی تاثیری بیشتری در کاهش همزمانی نسبت به معاملات بلوکی عادی دارند و در بازار چین به انتشار اطلاعات خصوصی از ارزش سهام شرکت کمک می‌کند.
تجارت اگاهانه و تاثیرقیمت معاملات بلوکی (بورس اوراق بهادار لندن)[۲۵]	تاثیر بین معاملات اگاهانه و قیمت معاملات بلوکی بررسی شده است.	اندازه بلوک بازده بازار حجم معاملات بلوک قیمت پیشنهادی	انگلستان	۲۰۱۳-۲۰۱۲	رگرسیون	معامله گران آگاه از اطلاعات برتر در طول روزهای معاملاتی استفاده می‌کنند و سهام با شفافیت کمتر، هنگام انتشار در بلوک اثرات اطلاعات قویتری را نشان می‌دهد.
معاملات بلوکی پس از ساعات اداری فروش کوتاه مدت و نشت اطلاعات را در بر دارد. [۲۶]	تاثیر معاملات افراد حقوقی در بازار بلوکی پس از ساعات اداری بر قیمت سهام و حجم معاملات کوتاه مدت بررسی می‌گردد.	معاملات بلوکی ساختار شرکت حجم معاملات بلوک نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری	کره	۲۰۱۵-۲۰۱۰	رگرسیون	تاثیر طولانی معاملات بلوک بر قیمت سهام مربوط به ساختار ماکیت شرکتی است.

پیش‌بینی نوسانات مبتنی بر معاملات بلوکی (بازار سهام تایوان) [۲۷]	تاثیر حجم معاملات بلوکی بر قیمت سهام	حجم معاملات بلوکی مدت معاملات بلوکی قیمت سهام بازده سهام نقدینگی سهام	تایوان	۲۰۰۸	رگرسیون و مدل‌های نوسانات سری زمانی مالی GARCH	حجم معاملات بلوکی تاثیر زیادی بر قیمت سهام خواهد داشت .
طراحی مدلی برای قیمت‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام [۲۸]	تاثیر قیمت گذاری بلوک بر کنترل سهام شرکت	اندازه بلوک اندازه شرکت اهرم مالی سودآوری	ایران	۱۳۹۰-۱۳۸۵	رگرسیون چند متغیره	اندازه بلوک، اندازه شرکت، اهرم مالی، سودآوری و عملکرد قبلی شرکت ، سهامدار قبلی بودن خریدار و مهلت پرداخت حصه نقدی در قیمت‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام و تعیین صرف کنترل معنادار هستند.
ارائه الگویی برای پیش‌بینی هدف گیری سهام توسط معاملات بلوکی [۲۹]	تاثیر پیش بینی سهام توسط معاملات بلوکی	اندازه شرکت اهرم مالی سهم بازار عملکرد شرکت متغیر باینری جریان نقدی آزاد تملک بزرگ‌ترین مالکیت تراز مالکیت تملک دولتی سودآوری سن شرکت رشد فروش	ایران	۱۳۹۶-۱۳۸۸	رگرسیون لجستیک	اهرم مالی و نسبت تغییر در داراییها به صورت منفی بر فراوانی بلوک تجاری شدن شرکت‌ها تاثیر می‌گذارند و همچنین نشان می‌دهند رویکرد شبکه عصبی فازی در پیش‌بینی هدف گیری سهام در مقایسه با سایر شیوه‌ها از دقت بیشتری برخوردار است.

تحلیل نقش معاملات بلوکی در ایجاد بازده غیر عادی و تاثیر بر نوسانات غیر سیستماتیک در بورس اوراق بهادار تهران [۲۹]	تاثیر معاملات بلوکی بر نوسانات غیر سیستماتیک در بورس	بازده سهام بازده بازار حجم معاملات بلوک بازده غیر عادی نوسانات غیر سیستماتیک سهامدارن بلوکی	ایران	۱۳۹۵-۱۳۸۷	رگرسیون	تراکنش‌های معاملات بلوکی سهام نشانه ای مهم برای سرمایه‌گذارنی است که در بورس اوراق بهادارفعالیت می‌کنند. بعد از انجام معاملات بلوکی نوسانات غیر سیستماتیک کاهش یافته است.	

با توجه به نتایج آزمون فرضیه و مقایسه آن با پیشینه می‌توان نتیجه پژوهش را به این صورت بیان نمود:

ساختار شبکه‌های عصبی بازگشتی، شامل یک حلقه بازگشتی است، که کمک می‌نماید اطلاعات کسب شده از زمان های قبلی حذف نشده و درشبکه باقی بمانند. در مقایسه با یک شبکه عصبی پیشخور[۱]، شبکه عصبی بازگشتی می‌تواند دنباله طولانی از داده ها را پردازش کند هدف اصلی این پژوهش ارائه مدلی جامع برای ارزش‌گذاری معاملات بلوکی و شناسایی عوامل موثر با استفاده از شبکه عصبی RCNN که بتواند در آینده نزدیک قابلیت اجرایی شدن و اعتباردهی داشته باشد و همسو با کار پژوهش‌گرانی نظیر[۳۰] که بیان می‌دارند شبکه عصبی طراحی شده توانایی پیش‌بینی روند قیمت سهام با استفاده ازشاخص‌های کل و صنعت را دارا می‌باشد و این امرعلاوه بر تأیید دیگری بر توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی حوزه‌های مالی، سودآوری استراتژی پیش‌بینی قیمت در بورس تهران را نیز تأیید می‌کند. همچنین با نتایج پژوهش [۳۱] که نشان می‌دهد شبکه عصبی پیچشی به شکل معنی داری در سطح اطمینان ۹۵ درصد مدل‌های پیش‌بینی درماندگی سابق از جمله رگرسیون لجستیک و ماشین بردار پشتیبان را در دقت پیش‌بینی شکست می دهد، هم راستا می باشد. نتایج بر اساس مقدار خطایRMSE نشان می‌دهد، میزان خطای مدل پایین است، زیرا محسابات بدست آمده، حاکی از خطای کوچکتر از عدد یک در مدل می‌باشد و در

[۱] FEEDFORWARD NEURAL NETWORK

نمودارها نمایش نقاط پیش‌بینی و واقعی اختلاف کمی داشته و روی یکدیگر دیده می شوند که این موضوع نشان دهنده دقت مناسب این شبکه است.

همچنین آزمـون فـرضیه در شبکه‌ی عصبی نـشان‌دهنده معنی دار بودن ضریب نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری، مالکیت نهادی ،حجم معاملات بلوک مـی‌باشـد و تمامی این ضرایب مثبت می‌باشند که بیان‌گر رابطه مثبـت بین متغیرهای ذکر شده و ارزش‌گذاری معاملات بلوکی می‌باشد. چرا که با تغییر این عوامل، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی نیز تغییراتی مستقیم پیدا می‌کند یا بـه عبـارتی بـا افزایش و یا کاهش میزان متغیرها، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی نیـز افزایش و یا کاهش می‌یابد و همسو با کار پژوهش‌گرانی نظیر [۲۴] ، [۲۵] ، [۲۶]، [۲۷] ، [۲۹] در پژوهش داخلی، تاثیرمعاملات بلوکی بر حجم معاملات بلوک در بورس با استفاده از رگرسیون برای شاخص معاملات بلوکی مورد بررسی قرار دادند که در این پژوهش نیز حجم معاملات بلوک جز عوامل موثر شناسایی شده است.

[۱] در پژوهشی تحت عنوان: تاثیر سود شخصی از معاملات بلوک کنترل در بورس اوراق بهادار(بازار اسپانیا) با در نظر گرفتن متغیر مالکیت نهادی با استفاده از رگرسیون به اهمیت و اثر بخشی تنوع ماکیت نهادی به روش قابل توجهی با تضمین‌های مربوط به ساختار کنترل شرکت، عملکرد، اندازه شرکت مرتبط است، دست یافت که با پژوهش حاضر سازگاری دارد.

[۲۶] نیز با پژوهش تاثیر معاملات افراد حقوقی در بازار بلوکی پس از ساعات اداری بر قیمت سهام و حجم معاملات کوتاه مدت بررسی نمودند که نتایج ارزیابی از اهمیت و اثر بخشی نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری می‌باشد که در این پژوهش نیز هم‌راستا می‌باشد. زیرا با حذف این سه متغیر میزان خطا در مدل شبکه عصبیRCNN افزایش می‌یابد. معاملات بلوکی سهام بخش مهمی از معاملات بورس اوراق بهادار تهران را تشکیل می‌دهد. این معاملات شامل معامله حجم زیادی از سهام در قیمت‌های توافقی است که به طور معمول با قیمت‌های جاری و نوسانی بازار تفاوت دارد. به دلیل نسبی بودن ارزش سهام بلوکی در شرکت‌ها برای افراد مختلف معمولا شاهد اختلاف در قیمت بازاری و قیمت عرضه عمده شرکت‌ها هستیم. وجود اختلاف قیمت به عنوان محرک سبب ارزشمندی اطلاع از انتشار آگهی عرضه عمده می‌شود که باعث بررسی مدلRCNN شبکه عصبی مصنوعی جهت ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در این مطالعه شده است. تخمین ارزش‌گذاری معاملات بلوکی سبب می‌شود تا بازار بتواند به شیوه ای کارآمد کنترل بر شرکت‌ها را ارزیابی کند. پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی باعث تمرکز بر بلوک‌هایی با اندازه بزرگتر به عنوان معیار اندازه گیری منافع خصوصی، می‌تواند معاملاتی که صرفاً عملیات مالی و با هدف سوددهی هستند را تحت تاثیر قرار می‌دهد. در نتیجه این معیار می‌تواند از یک سو به ما اجازه می‌دهد تا انگیزه‌های نهفته در

خرید بلوک‌ها را از منظر خریدار شناسایی کنیم و هدف معاملات بلوک‌ها رسیدن به کنترل و هم رسیدن به منافع مالی یا استراتژیک صورت می‌گیرند.

۶-محدودیت‌های پژوهش

در مدل‌های یادگیری عمیق هر چه تعداد داده‌ها بیشتر باشد موجب افزایش دقت مدل می‌شود و اکثرا با داده‌های بزرگ سر و کار دارد. با توجه به تعداد متغیرهای ورودی و اطلاعات مستمر مورد نیاز شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار جمع آوری داده های بزرگ امکان پذیر نبود. انتخاب متغیرهای ورودی به لحاظ تاثیری که در متغیر خروجی دارند که می‌تواند در دقت و کارایی مدل تاثیر گذار باشد. ذکر این نکته ضروری است که نرخ بالای تورم در ایران و اثرات آن بر صورت‌های مالی مبتنی بر بهای تاریخی، می‌تواند نتایج این تحقیق را که با استفاده از این اطلاعات تاریخی حاصل شده اند، خدشه دار نماید.

بنابراین به منظورتوسعه بازار سهام درایران پیشنهادهای زیرارائه می‌گردد:

با توجه به این‌که سهم شرکت‌ها در روند ارزش‌گذاری سهام بلوکی به یک میزان نیست و ازآن‌جا که تعداد اندکی از شرکت‌ها تاثیر زیادی بر بازار دارند، پیشنهاد می‌شود دولت‌ها در زمان رکود و وقوع بحران‌ها، توجه بیشتری به این شرکت‌ها داشته باشند. زیرا حمایت از این شرکت‌ها، تاثیر بیشتری بر پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی خواهد داشت. هرچند سهم‌های تاثیرگذار بر روند بازار در دوره‌های مختلف متفاوت خواهد بود.

مراجع

[1] Pérez-Soba, & R. Martínez-Cañete, Elena Márquez–De-La-Cruz(2020), Private Benefits From Control Block Trades In The Spanish Stock Exchange, Journal Pre-Proofs,Pp.1-35.

[2] David Azarkh, & Jonathan Pacheca. (2019/20). Market Trends Block Trades, Lexis Practice Advisor,Pp.2-5.

[3] Benaissa NAHHAL(2023) Effect of Block Trading on the Moroccan Stock Exchange,VOL 5 NO,PP 33-52. Basu, N., I. Paeglis, and M.Toffanin,(2017) Reading between the blocks. Journal of Corporate Finance,. 45:p. 294-317.

[4] Ameri Mohammad Hossein, & Belgurian Maitham (2016), Thesis on Damrani's investigation of large and block transactions in the Tehran Stock Exchange market, p. 5. (In Persian).

[5] Zulfiqari Mehdi, Sahabi Bahram, and Bakhtiaran Mohammad Javad, (2019), Designing a model to predict the returns of the total index of the stock market (with an emphasis on the hybrid models of deep learning network and family models) GARCH, Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management No. 42 pp. 138-169. (In Persian). https://fej.ctb.iau.ir/article_672893_52d287ad09d42812bba0126cd1f20752.pdf

[6] Hatami Nima, (2018), combining neural networks for stock forecasting. Journal of Economic Sciences, No. 10, pp. 61-80. (In Persian).

[7] Zare Mohammad Hassan & Nilchi Muslim (2018), Comparative evaluation of Markowitz approach with a hybrid method to form an optimal portfolio using DNN deep learning and gravity search algorithm, Shahid Beheshti University, Financial Management Perspective Journal, No. 28, p. 165 188. (In Persian).

[8] Salehnejad Seyed Hasan, Ghayor Vahidreza, (2019) the effect of the rate of return on assets and the rate of return on equity and the financial leverage of the shares of companies admitted to the Tehran Stock Exchange, Publication: Researcher (Management), Volume: 7, Number: 18, pp. 17- 27. (In Persian).

[9] Najarzadeh Reza, Zulfaghari Mehdi, Gholami Samad. Designing a model to predict the return of the stock market index (with an emphasis on hybrid neural network models and models with long-term memory), Investing Knowledge Quarterly, ninth year/number 34/summer 2019, pp.257-231(In Persian).

[10] Rai Reza, Shapour Mohammadi Fenderski & Hanzaleh (2014), forecasting the stock market price index using neural network and wavelet transformation, scientific research quarterly of asset management and financing, number 1, period 3, pp. 55-74. (In Persian).

[11] Ahmedpour Ahmed, Yahyazadeh Far Mahmoud & Nasir Mehrab (2013). Effective factors on the influence of the price of block transactions in Tehran Stock Exchange, 2013, pp. 3. (In Persian). https://ensani.ir/fa/article/download/477054

[12] Arif, S., Marshall, N., & Yohn, L. T. (2016). Understanding the Relation between Accruals and Volatility: A real optionbased investment approach. Journal of Accounting and Economics, 62, 65-86. Doi.org/10.1016/j.jacceco.2016.04.005.

[13] Danbolt, J., A. Siganos, and A. Tunyi, (2016). Abnormal returns from takeover prediction modelling: challenges and suggested investment strategies. Journal of Business Finance & Accounting,. 43(1-2): p. 66-97 Hangirnia et al,(2016).

[14] Pour Heydari Omid, Shahbazi Mehdi (2008), investigating the relationship between market returns, company size and book value to value ratio(In Persian).

[15] Hangirnia et al,(2016).Hagan, M. T., H. B. Demuth, M. H. Beale, and O. De Jesús. 2014. Neural Network Design, 2nd edition. USA: Martin Hagan.

[16] Hope, O.-K., H. Wu, and W. Zhao, (2017). Blockholder exit threats in the presence of private benefits of control. Review of Accounting Studies,. 22(2): p. 873-902.

[17] Yasser, Q.R. and A.A. Mamun, (2015). Effects of ownership concentration on firm performance: Pakistani evidence. Journal of Asia Business Studies,. 9(2): p. 162-176.

[18] Trojanowski, G. 2008. Equity Block Transfers in Transition Economies: Evidence from Poland, Economic systems 32, 99 217-238

[19] Burkart, M., Gromb, D. & Panunzi, F. (1998). Block premia in transfers of corporate control. London: London School of Economics (Financial Markets Group, Discussion Paper nº 286).

[20] Cho, K., Van Merrienboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). "Learning Phrase Representations Using Rnn Encoder-Decoder For

[21] Osmani Fariba, Cheshmi Ali, Salehnia Narges & Ahmadi Shadmehr Mohammad Taher (2023) The response of stock returns of various Iranian industries to inflation and interest rates with the Panel-ARDL approach, Planning and Budget Research Quarterly, 28th year, number 1, p. 75 -53. (In Persian).

[22] Zhang, G. P. (2003). "Time Series Foricasting Using A Hybrid Arima And Neural Network Model" , Neurocompuling, 50, 159-175. https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0

[23] YuanPeng Liu,2013 The Impacts of Dark Trading and Block Trading on Firm Valuation and Default Risk4-40.
https://opal.latrobe.edu.au/articles/thesis/The_Impacts_of_Dark_Trading_and_Block_Trading_on_Firm_Valuation_and_Default_Risk/13175801

[24] Qingbin Meng, Xuan Song, Chunlin Liu, Qun Wu And Hongchao Zeng, (2020), The Impact Of Block Trades On Stock Price Synchronicity From China, Sciencedirect, 68.Pp.239-253.

[25] Yuxin Sun a, Gbenga Ibikunle. 2016, Informed trading and the price impact of block trades: A high frequency trading analysis, Contents lists available at ScienceDirect, Pages 16. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2530079

[26]Taehoon Lee,2017, The Journal of Applied Business Research – March/April 2017 Volume 33, Number 2-p 263-280

[27]Teng-Tsai TU, & Chih-Wei LIAO .(2020). / Journal of Asian Finance, Economics and Business Vol 7 No 4 59 – 70.

[28]Etamadi Hossein, Dehghani Toubi, Azar Adel, Anwari Rostami Ali Asghar, (2013), Designing a model for pricing control blocks of stocks. Scientific Research Quarterly Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis, Year 6, Number 18, pp. 71-84. (In Persian).

[29]Mehraban Mohammad Reza, Tehrani Reza & Jamshidi Hamid (2017) Analysis of the role of block transactions in creating abnormal returns and the effect on unsystematic fluctuations in the Tehran Stock Exchange, Scientific Quarterly of Asset Management and Financing, 8th year, number 1, number 28, page 2. (In Persian).

[30]Asadi Massoud, Mirbarg Kar Seyed Mozafar, and Chirani Ebrahim (2022), presenting a neural network model for predicting the profits of companies listed on the Tehran Stock Exchange and comparing its accuracy with HDZ and ARIMA models, Scientific Journal of Management Accounting, Volume 15. Number 3, series 54, pp. 163-180.(In Persian). https://doi.org/10.30495/jma.2022.21080

[31]Amini Mehr Amin, and Hekmat Haniyeh (2023), the power of convolutional neural network in predicting financial helplessness, Financial Management Strategy Quarterly, Year 11, Number 41, pp. 77-96.(In Persian). 10.22051/JFM.2023.39916.2669