فصلنامه راهبرد مدیریت مالی
دانشگاه الزهرا
سال دوازدهم، شماره چهل و پنجم، تابستان ۱۴۰۳
صفحات ۲۷۴-۲۴۹

مقاله پژوهشی

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با تاکید بر شبکه عصبی مصنوعی GRU درصنایع فلزی، خودرو و قطعه سازی و مواد و فرآورده‌های دارویی[1]

عادله بحرینی[2]، مریم اکبریان فرد[3]، مهدی خوشنود[4]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۰۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۳۰

چکیده

پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی سبب می‌شود تا بازار بتواند به شیوه ای کارآمد کنترل بر شرکت‌ها را ارزیابی کند. هدف این پژوهش اندازه‌گیری شاخص‌های اثرگذار بر معاملات بلوکی در سه صنعت فعال در بورس اوراق بهادار تهران و میزان تاثیراین شاخص‌ها بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با بکارگیری آزمون Rmse بر روی داده‌هایTest موردمطالعه قرارگرفته است. با بهره‌گیری از شبکه عصبی یادگیری عمیق، مدل Gru روی صنایعی که تعداد جامعه‌اش در بورس زیاد است، (صنایع فلزات اساسی :فولاد، خودروو ساخت قطعات :خساپا، مواد ومحصولات دارویی دالبر) ازمجموعه شرکت‌های پذیرفته شده درسازمان بورس اوراق بهادارتهران برای دوره زمانی ۱۳۹۰تا۱۴۰۰ استفاده شده است. مدیران صنایع شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با آگاهی از چگونگی تاثیر این مدل بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی می‌توانند روند تغییرات قیمت سهام بلوکی را کنترل نموده ریسک سرمایه‌گذاری در شرکت و در نهایت ریسک تأمین مالی را برای شرکت پایین آورند. درسطح تفکیکی صنایع، نتایج تاثیر شاخص‌های مالی بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی درهرصنعت باصنایع دیگر متفاوت است که بیانگر استقلال صنایع از یکدیگر است.در مدل ارائه شده با اندازه گیری ارزش‌گذاری معاملات بلوکی به مدیران صنایع در بورس و استفاده‌کنندگان صاحبان سهام و سهامداران معاملات بلوکی در ارزیابی بهتر قیمت‌گذاری کمک می‌کند.

واژگان کلیدی: بازده سهام، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی ، صنعت، شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق، مدل Gru.

طبقه‌بندی موضوعی: *G12, L16,C45*

---

۱. کد DOI مقاله: 10.22051/JFM.2024.44487.2847

۲. دانشجوی دکترای تخصصی، گروه مهندسی مالی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. Email: adelehbahreini@ymail.com

۳. استادیار، گروه حسابداری، واحد صومعه سرا، دانشگاه آزاد اسلامی، صومعه سرا، ایران. نویسنده مسئول Email: Maryam.akbaryan@iau.ac.ir

۴. استادیار، گروه حسابداری، واحد رودسر و املش، دانشگاه آزاد اسلامی، رودسر، ایران. Email: khoshnood.mehdi42@gmail.com

مقدمه

معاملات بلوک یک معامله واحد بر سر تعداد نسبتاً زیادی از سهام یک شرکت است که تحت شرایط خاصی انجام می‌شود زیرا، قیمت باید مورد تفاهم دو طرف بوده و طی مذاکرات متعدد تعیین شود. وقتی یک بلوک به خریدار اجازه دهد تا قدرت خاصی بر تصمیمات، مربوط به سیاست‌های شرکت داشته باشد، این بلوک به عنوان یک بلوک کنترلی محسوب می‌شود (اینس‌پرز و همکاران[1]، ۲۰۲۰). مکانیسم معاملات بلوکی سهام به منظور به حداقل رساندن تاثیر قیمت معاملات کلان و جلوگیری از سیگنال‌رسانی ناخواسته به بازار مهم است. این روش کارآمد برای خرید یا فروش بلوک‌های بزرگ سهام در یک معامله، اطمینان بیشتری در زمان‌بندی و قیمت معامله نسبت به معاملات در بازار حراج ارائه می‌دهد. رشد مدیریت دارایی‌های جهانی باعث افزایش تقاضا برای معاملات بلوکی شده است. چنین تقاضایی، ناشی از توازن مجدد شاخص‌ها و ایجاد و بازخرید واحدهای صندوق و نیز، توسعه محصولات ساختار یافته[2] و مشتقات[3] حقوق صاحبان سهام است که برای تسویه کارآمد اوراق بهادار به معاملات بلوکی نیاز دارد (هککس و همکاران[4]، ۲۰۱۹). تاریخ مالی نشان می‌دهد که قیمت سهام تحت تأثیر سازمان و درجه توسعه سیستم مالی است. بنابراین، انتقال همه معاملات بورس از طریق یک بازار، از نظر تئوری باعث ایجاد مشکلات نقدینگی در بازار پس از تکمیل سفارش بلوکی می‌شود. در عمل، تحقق این معاملات در بازار مرکزی، از طریق مکانیسم‌های متعدد مرتبط با نقدینگی و اطلاعات موجود، ریسک قیمت بالایی را به همراه دارد. برای غلبه بر این مشکل، ساختار بازارهای مالی در حال حرکت دائمی برای خنثی کردن اثرات این اندازه معاملات بزرگ و تضمین عملکرد بهینه بازارهای استوک[5] است (بنیسا نهال[6]،۲۰۲۳). توافق معاملات بلوکی سهام، در بورس اوراق بهادار موضوع مهمی جهت سرمایه‌گذاران فعال می‌باشد. بعد از انجام معاملات بلوکی صرف و کنترلی، بازده‌های غیرعادی انباشته مثبت معنی‌دار دیده می‌شود و همچنین، نوسانات غیرسیستماتیک بعد از انجام معاملات بلوکی کاهش می‌یابد (مهربان پور و همکاران، ۱۳۹۹).

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 تمامی متغیرهای اثرگذار بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی توجه شود و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی[7] فراگیرانه در مقایسه با روش‌های رگرسیونی، از کارکرد بهتری برخوردار است. به عنوان مثال، ریفنز و همکاران[8] (۱۹۹۴) به سنجش عملکرد مدل‌سازی رفتار قیمت سهام با مدل‌های خطی از طریق شبکه‌های عصبی، پرداختند. نتایج نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی نسبت به

1. Ines Perez et al.
2. Structured Products
3. Derivatives
4. Hex et al.
5. Market Stock
6. Benaissa NAHHAL
7. Artificial neural network
8. Refenes et al.

تکنیک‌های آماری مدل‌های بهتری را ارائه می‌دهند. یام و همکاران[1] (۲۰۰۲) روش‌های پیش‌بینی کلاسیک و شبکه‌های عصبی را با یکدیگر مقایسه نمودند. آن‌ها برای ارزیابی پیشین این مدل‌ها از معیارهای میزان خطا[2] (MSE) و ضریب تعیین[3](R2) استفاده نموده و به این نتیجه دست یافتند که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های خطی توان تبیین بالاتری دارند. لذا مدل تدوین شده، دربردارنده تمامی 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. در اینجا با طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعیGRU [4]به گزینش ارزش‌گذاری در شرایط معاملات بلوکی بابت خرید و فروش سهام بلوکی پرداخته می‌شود و این همان وجه نوآورانه پژوهش حاضر محسوب می‌شود. پرسش اصلی پژوهش حاضر این است که "آیا مدل پیش‌بینی قیمت‌گذاری سهام بلوکی بر روی صنایع با رویکرد شبکه عصبی GRU مبنای صحیحی است و در سطح تفکیکی صنایع نتایج یکسانی از تاثیر شاخص‌های مالی بر معاملات بلوکی حاصل می‌شود؟"

برای پاسخ به سئوال، ابتدا مبانی نظری موجود پیرامون موضوع معاملات بلوکی در بازار سرمایه بررسی شده و عوامل موثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی که در ادبیات نظری ذکر شده، شناسایی شده‌اند. سپس، پیشینه پژوهش مرور شده است. در ادامه، روش‌شناسی پژوهش، جامعه و نمونه آماری، سئوال پژوهش و تعریف عملیاتی متغیرها ارائه شده است و پس از برآورد و نتایج تجربی بر اساس مدل شبکه عصبی GRU، پیش‌بینی معاملات بلوکی درصنایع ارائه شده است و در نهایت، نتیجه‌گیری و پیشنهادها مطرح شده است.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

معاملات بلوکی از دو طریق بر روند شکل‌گیری قیمت‌گذاری بعدی در بازارهای سهام تأثیر می‌گذارند: الف) اطلاعاتی هستند. ب) اثرات قیمتی را به دلیل اندازه (هزینه تأثیر بازار) ایجاد می‌کنند. موارد ذکر شده به ترتیب اثرات دائمی و ناپایدار نامیده می‌شوند. مشخصه دائمی، مبلغی که معامله‌گران از قیمت براساس معاملات ارزیابی می‌کنند و مشخصه ناپایدار، تخفیفات انتقالی برای تطبیق بلوک را نمایان می‌سازد. بدون توجه به بی‌ثباتی و نوسان بازار فعلی، معاملات بلوکی همچنان گزینه در دسترس جذابی برای صادرکنندگان سهام و سهام‌داران خواهد بود. زیرا آن‌ها نیازهای سرمایه‌ای خود را ارزیابی می‌کنند (دیوید آزرخ [5]و همکاران، ۲۰۲۰).

1. Yim et al.
2. Mean Squared Erro
3. R-squared correlation
4. Gated Recurrent Unit
5. David Azarkh et al.

عوامل موثر پیش‌بینی معاملات بلوکی در بازار سرمایه

برای پیش‌بینی معاملات بلوکی دلایل متعددی وجود دارد که محققان زیادی به آن‌ها اشاره کرده‌اند. متغیرهایی که عوامل پیش‌بینی معاملات بلوکی را بهتر منعکس می‌کنند را می‌توان به صورت زیر دسته‌بندی کرد: اندازه شرکت[1] متغیر توضیحی مهمی در فرآیند تصاحب و ممیز قدرتمندی میان اهداف تصاحبی و شرکت‌های غیرهدف است. برعکس، زمانی که شرکت‌های بزرگ‌تر، به افشاء اطلاعات بیشتری می‌پردازند، سهامداران کنترلی به دشواری منافع حاصل از کنترل را به دست می‌آورند. این امر نشان می‌دهد میان اندازه شرکت و منافع کنترلی ناسازگاری و بی‌ارزشی وجود دارد؛ از جمله پژوهش؛ مهربان و همکاران (۱۳۹۹)، دونگ، ال و همکاران[2](۲۰۱۴) و د، اس و همکاران[3] (۲۰۱۲) بر این متغیر تأکید نموده‌اند. متغیر دیگری که بر پیش‌بینی معاملات بلوکی به تعبیر جنسن (۱۹۸۶)[4] اثرگذار می‌باشد، اهرم مالی[5]است و نشان‌دهنده میزان بدهی به ایجاد نقدینگی آزاد است و در پی آن، افزایش منافع خصوصی کنترلی را فراهم می‌سازد. مطابق با ایده آلبوکرک و شروث[6](۲۰۱۰) و باسو، پیگلس و توفانین[7](۲۰۱۷) پی بردند که با کاهش در بدهی به دارایی، منافع خصوصی کنترل نیز کاهش پیدا می‌کنند.

همچنین، هریس و راویو [8] معتقدند مدیریت با تامین مالی بدهی می‌تواند ساختارهای مالکیت متمرکز را حفظ نموده و به دنبال آن، کنترل مدیریت بر دارایی‌های شرکت افزایش می‌یابد. این نظر همسو با نتایج مهربان و همکاران (۱۳۹۹) می‌باشد. جریان نقد عملیاتی[9] (OCF) مطالعات قبلی نشان می‌دهد مدیران از نقدینگی آزاد همانند اجرای پروژه‌های ساختمانی برای کسب منافع خصوصی کنترل استفاده می‌کنند. علاوه بر این، در شرکت هدف، با جریان آزاد و افزایش پول نقد می‌توانند سبب کاهش هزینه تصاحب و خرید شده و شرکت‌های پیشنهاد دهنده را ترغیب نمایند. مهربان و همکاران نیز این متغیر را موثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی می‌دانند. متغیر **بازده دارایی**[10] عددی است که درصد سودآوری یک شرکت را با استفاده از دارایی‌های در دسترس آن شرکت نشان می‌دهد. در واقع، این معیار نشان می‌دهد که یک شرکت چه اندازه از دارایی‌های خود بهره‌برداری کرده و به کمک آن‌ها به سود رسیده است و از طریق تقسیم سود سالیانه، به کل دارایی شرکت، محاسبه می‌شود (دهقان نیستانکی و همکاران ۱۳۹۵).

با محاسبه بازده دارایی‌های مختلف یک پروژه، مدیران می‌توانند تصمیم‌های بهتری در مورد سرمایه‌گذاری و قرارداد داشته باشند. بازده سهام[11] معیار با اهمیتی در تصمیم‌گیری مالی است و به معنای میزان سود و تغییرات

1. size of the company
2. Dong, L, et al.
3. De, S, et al.
4. Jensen, M.C et al.
5. Financial Leverage
6. Albuquerque, R. h et al.
7. Basu, N; et al.
8. Harris, M et al.
9. Operating cash flow
10. return on assets
11. Stock returns

قیمتی یک سهام است. در محاسبه بازده سهام، تغییرات قیمتی که از مرحله افزایش سرمایه و یا از سود سهمی به وجود می‌آیند، در رابطه محاسباتی وارد نمی‌شوند. بازده سهام به شکل درصد بیان می‌شود. به عبارت دیگر، بازده، سودی است که به صورت مستقیم از محل سرمایه‌گذاری به دست می‌آید و یا سودی است که از تغییرات قیمت ناشی می‌شود (صالح نژاد و همکاران، ۱۳۸۹). بازده سهام یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذارن است از این طریق می‌توانند دسترسی مشخصی به ریسک و بازده داشته باشند و تجزیه وتحلیل صورت‌های مالی منجر به افزایش سطح یادگیری سرمایه‌گذاران می‌شود که طبع آن تغییر میزان سوددهی می‌شود (عطیه علیخانی و همکاران، ۱۴۰۱).

بازده صنعت[1] از تغییر در ارزش پرتفولیو در یک دوره ارزیابی که شامل کلیه پرداخت‌هایی است که پورتفوی در یک دوره انجام می‌دهد و می‌تواند بـه صورت ریـالی و یـا درصدی از مبالغ سرمایه‌گذاری ابتدای دوره یـا تفـاوت لگـاریتم ابتـدای دوره از انتهـای دوره محاسبه شود (عثمانی و همکاران، ۱۴۰۱).

بازده بازار[2] متغیری مهم و موثر در شکل‌گیری رفتار جمعی سرمایه‌گذاران در بورس است. این که سرمایه‌گذاران براساس اصول بنیادی برای سرمایه‌گذاری تصمیم‌گیری می‌کنند و یا این‌که براساس تصمیمات رفتاری خود عمل می‌کنند. نتیجه نشان می‌دهد که اکثر سرمایه‌گذاران براساس شرایط بازار تصمیم به سرمایه‌گذاری می‌گیرند تا اصول بنیادی (گل ارضی و همکاران، ۱۴۰۱).

حجم معاملات بلوکی[3] متغیری با اهمیت در معاملات بلوکی می‌باشد و معمولاً این معاملات در یک بازار جدا انجام می‌شود و دلیل آن هم بیشتر مربوط به این است که حجم معاملات انجام‌شده تأثیراتی در قیمت سهم در بازار ایجاد نکند (صیدخانی،۱۴۰۰؛ چینگبین منگ،۴۲۰۲۰[4]).

میزان رشد فروش یک شرکت نیز، از مهمترین معیارهای ارزیابی شرکت‌ها توسط استفاده‌کنندگان از صورت‌های مالی به منظور سرمایه‌گذاری می‌باشد. خلاصه نتایج آماری از آزمون فرضیه پژوهش نشان می‌دهد که بین رشد فروش شرکت و پایداری سود رابطه مثبت و معنی‌داری وجود دارد (احمدپور و همکاران، ۱۳۹۷).

مالکیت نهادی[5]؛ درک مالکیت نهادی سهام با مقدار زیادی از مالکیت نهادی اغلب با دید مطلوبی مورد توجه قرار می‌گیرد نهادهای بزرگ اغلب از تیمی از تحلیلگران برای انجام تحقیقات مالی دقیق و پرهزینه قبل از خرید بلوک بزرگی از سهام شرکت استفاده می‌کنند. این باعث می‌شود که تصمیمات آنها در چشم سایر سرمایه‌گذاران بالقوه تأثیرگذار باشد (مهرانی و همکاران، ۱۳۹۴).

وجه نقد[6]؛ مدیریت جریان وجه نقدی می‌تواند عملکرد مالی بهتری را ایجاد کند؛ تصمیمات مالی بهتری برای کاهش هزینه‌ها و افزایش درآمد گرفته می‌شود. وجوه نقد داخلی می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا با شناسایی نقاط قوت و ضعف خود، تصمیم‌گیری‌های مالی بهتری بگیرند (قاسمی دودران و همکاران، ۱۳۹۷).

1. Returns Industry
2. market return
3. The volume of block transactions
4. Qingbin meng et al
5. institutional ownership
6. cash

بازده روزانه تجمعی سهام[1] (بازده تجمیعی)، نشان‌دهنده میانگین بازده روزانه در طول دوره زمانی مشخص شده است. این بازده، با توجه به بازده روزانه سرمایه‌گذاری در هر روز، به صورت تجمعی محاسبه می‌شود. کاربرد این بازده، در بررسی عملکرد سرمایه‌گذاری در یک بازه زمانی مشخص است. به عنوان مثال، بازده روزانه تجمعی یک سهم در یک ماه، نشان‌دهنده بازده کل سهم در طی آن ماه است. (قائمی وهمکاران ۱۳۹۰).

نوسانات قیمت سهم [2]متغیری مهم ترین جهت سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی است، زیرا سرمایه گذاران می‌توانند با داشتن برخی اطلاعات بروز، سرمایه خود را در بازارهایی با نوسان قیمت بالا مـانند بازار سهام و ارز مطمئن کنند و در عین حال، سود بیشتری را به دست بیاورند (لاکشمی بالا و همکاران[3]، ۲۰۰۳). این متغیر باعث ارائه فرصت‌های سرمایه‌گذاری، مشاهده تغییرات اقتصادی، پیش‌بینی تغییرات قیمت؛ تشخیص روند تغییرات بازار، پایش وضعیت شرکت‌ها، مقایسه کارایی سهام ، پایش سرمایه‌گذاری؛ در بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری می‌شود (رفک سلمی و همکاران[4] ۲۰۱۸).

نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار[5] (B/P)؛ نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار سهام به عنوان یکی دیگر از متغیرهای مستقل است که که توسط فاما و فرنچ[6] (۱۹۹۳) ارائه شده است، عنوان شده است که از یک سو، سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌هایی با نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار بالا (شرکت‌های ارزشی) نسبت به سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌هایی با نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار پایین (رشدی) و از سوی دیگر، سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌هایی با اندازه کوچک، بازدهی بالاتری را برای سرمایه‌گذاران محقق می‌سازد. مقصود از اندازه شرکت‌ها ارزش بازار هر سهم از شرکت در تعداد سهام منتشرشده شرکت در زمان مورد نظر است (رضا تهرانی و همکاران، ۱۳۸۹).

اندازه بلوک[7] در قیمت‌گذاری بلوک‌های کنترلی سهام و تعیین صرف کنترل جزء عوامل موثر در پژوهش اعتمادی و همکاران (۱۳۹۲) است و همین‌طور، چینگبین منگ نیز، در سال (۲۰۲۰) در تجزیه و تحلیل مدل رگرسیون اندازه بلوک را اصلی‌ترین متغیر کنترلی تعریف نمود.

پیشینه تجربی پژوهش

ساختار مالکیت بلوک نشان می‌دهد اگر مالکان جدید بلوکی در واقعیت ناظران مؤثری باشند، حضور آن‌ها ممکن است همراه با بازده سهام مثبت و پایدار شرکت‌های هدف باشد. زمانی که بنگاه‌های معاملاتی و تحلیل‌گران گزارش‌ها و پوشش‌های اطلاعاتی کمتری داشته باشند تاثیر معاملات بلوکی بر همزمانی بیشتر است. از آنجایی که گزارش‌های رسانه‌ها و پوشش تحلیل‌گران اطلاعات محیطی درباره شرکت‌ها از طریق دسته‌بندی و تولید و انتشار

1. Cumulative daily stock returns(momentum)
2. Volatility
3. Lakshmi Bala, et al
4. Refk Selmi et al.
5. Book value to market value (Mbit)
6. Fama and French
7. Bsize

اطلاعات خاص معاملات شرکت‌ها را بهبود می‌بخشند و متوجه شدند اگر مکانیسم‌های تولید اطلاعات ضعیف باشند معاملات بلوکی نقش مهمی در توقیف افشای اطلاعات خاص شرکت‌ها دارند (چینگبین منگ و همکاران، ۲۰۲۰). همچنین، با مراجعه به پژوهش‌های متعددی که برای شبکه‌های عصبی بر روی داده‌های مالی انجام شده است. از جمله نتایج بررسی(عامری وهمکاران ،۱۳۹۶) نشان داد شرکت‌هایی که انتشار آگهی عرضه عمده و بلوکی داشتند به طور متوسط بازده قیمتی مثبتی را بر روی سهم‌شان داشتند و در نتیجه، شاهد افزایش ارزش بازاری این شرکت‌ها بودند. همچنین، با بررسی عرضه‌ها به تفکیک نوع عرضه مشخص 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 (ذوالفقاری و همکاران، ۱۳۹۹). مدل ترکیبی از شبکه یادگیری عمیق[1] را شناسایی نمود و بابت پیشگویی بازدهی روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی کوتاه‌مدت از مدل‌های منتخب خانواده GARCH [2] استفاده نمود (حاتمی و همکاران، ۱۳۹۸) نیز، به معرفی یک مدل ترکیبی با اجزای ساده از شبکه‌های عصبی[3] MLP برای پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته است. به همین منظور از داده‌های بازار بورس که به صورت روزانه گزارش می‌شوند، استفاده شده است (صدیقی و همکاران، ۱۳۹۸). الگوریتم یادگیری عمیق برای بهبود سیستم‌های تشخیص کلاهبرداری در بانک‌ها و موسسات مالی را پیشنهاد داد که کارایی بالاتری بر روی مجموعه داده معیار دارد (زارع و همکاران، ۱۳۹۸). به مقایسه عملکرد روشی ترکیبی نوآورانه با عملکرد بهینه‌سازی سبد سهام به روش معمول مارکوییتز می‌پردازد و با استفاده از یک شبکه یادگیری عمیق[4] DNN و متغیرهای تکنیکی سهام به پیش‌بینی قیمت آتی سهام پرداخته است. در پژوهش‌هایی که تاکنون به آن‌ها اشاره شده‌است، شواهد مبنی بر مفید بودن مدل‌های حافظه بلندمدت برای پیش‌بینی سری‌های زمانی ارائه شده‌است. بر اساس یافته‌های پژوهش‌های پیشین، در خصوص افشای اطلاعات معاملات بلوکی در بازار سرمایه، آسیب‌هایی در ابعاد ساختاری، رفتاری و محیطی شناسایی گردید. از آسیب‌های اساسی شناسایی شده، بیشترین آن به بخش‌های حاکمیت شرکتی، کنترل‌های داخلی و افشای معاملات با اشخاص وابسته اختصاص داشته که موجب ضرورت و اهمیت ارزش‌گذاری معاملات بلوکی می‌باشد.

فرضیه یا پرسش پژوهش

هدف این پژوهش ارائه مدلی جهت پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با تاکید بر شبکه عصبی مصنوعی GRU درصنایع است. لذا با توجه به تقسیم‌بندی انجام شده از ادبیات نظری در قالب پاسخ به پرسش پژوهش، متغیرهای موثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی به شرح ذیل معرفی و انتخاب می‌شوند.

آیا با بکارگیری شبکه عصبی مصنوعیGRU بر پایه شناسایی عوامل موثر در بازار سرمایه می‌توان ارزش‌گذاری معاملات بلوکی را تدوین نمود؟

1. Deep Neural Networks or DNNS (Deep Learning)
2. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.
3. Feedforward neural network
4. Deep Neural Network

روش شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از لحاظ ماهیت، پس رویدادی و وابسته به اطلاعات گذشته است و بر مبنای هدف کاربردی می‌باشد ؛ از جهت، طرح بعد از رویداد است؛ از دیدگاه روش، همبستگی و از نوع علّی (پس از وقوع) می‌باشد. تدوین اطلاعات در چهار مرحله صورت گرفته است: در مرحله اول، جهت جمع‌آوری مبانی نظری و پیشینه پژوهش از روش کتابخانه‌ای استفاده شده است. 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 استفاده شده است و با استفاده از پژوهش‌های حوزه معاملات بلوکی، معیارهای اثرگذار بر ارزش‌گذاری معاملات بلوک انتخاب شده و ۱۵ شاخص طبقه‌بندی شده‌اند. دستاورد مصاحبه و نیز بررسی‌های محقق، شناسایی کلی عوامل موثر بر پیش‌بینی معاملات بلوکی در شرکت‌های ایرانی بوده است. مرحله سوم، مربوط به 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[1](سامانه جامع اطلاع رسانی ناشران) و مطالعه صورت‌های مالی، نرم افزار ره آورد نوین و داده‌های تابلوی معاملات از طریق سایت اطلاع رسانی شرکت مدیریت فناوری بورس تهران و نرم افزار TSE Clientجمع‌آوری شده‌است. بعد از گردآوری داده‌ها از روال نرم افزارهای حاضر، با ورود اطلاعات به نرم افزار اکسل[2] پیرامون این نرم افزار برای محاسبه متغیرهای پژوهش استفاده می‌شود. روش شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روش آماری انتخاب گردیده است. در روش شبکه عصبی مصنوعی، هدف بررسی متغیرهای پژوهش عوامل موثری بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه می‌باشند یا خیر. محاسبات، پیش‌بینی‌ها و بهینه‌یابی در شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم پس‌انتشار توسط نرم افزار پایتون[3] انجام می‌گیرد. در نهایت، مجموعه داده‌های جدید به‌عنوان مجموعه داده معیار برای آموزش و آزمون الگوریتم‌های ماشینی مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. در ادامه ضمن معرفی روش یادگیری عمیق به تشریح الگوریتم پیشنهادی پرداخته شده است. برای انجام این پژوهش از معماری شبکه عصبی GRU استفاده شده است. مرحله چهارم، متغیرهای مذکور به مدل شبکه عصبی مصنوعی برای دستیابی به مدل بهینه پیش‌بینی معاملات بلوکی وارد می‌شود و خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود. در فرایند آموزش مدل، ابتدا 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 و در صورت حذف فیچر، شاهد افزایش خطا در شبکه شده که بیانگر اهمیت بالای این متغیر و تاثیر آن در مدل چشم‌گیر می‌باشد.

1. https://www.codal.ir
2. Excell
3. Python

معماری روش پیشنهادی (مدل GRU)

معماری پیشنهادی برای این مدل متشکل از دو لایه Conv1D[1] با تعداد فیلترهای ۱۵ و ۱۰ و سایز هسته ۳ است. تابع فعال‌ساز برای این لایه‌های کانولوشن Relu[2] است. پس از هر لایه کانولوشن نیز، لایه MaxPooling1D[3] با سایز ۳ قرار دارد. خروجی این قسمت وارد یک لایه متراکم[4] با تعداد واحد ۵۰ می‌شود. سپس، وارد دو لایه GRU با تعداد واحد ۴۰ و ۳۰ می‌شود. توابع فعال‌ساز برای این لایه‌ها، tanh[5] می‌باشد. از نرخ حذف تصادفی[6] ۰,۴ و ۰,۱ 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. مدل به صورت زیردرشکل شماره (۱) می باشد:

شکل۱. معماری مدل GRU

در پایان، برآیندی از دو مرحله با x_t ارائه می‌شود. سپس بر پایه داده‌های ازمون، خروجی مدل بازبینی شده و شاخص‌ها محاسبه و درج می‌گردد. در مرحله چهارم کوچک‌ترین مقدار جهت معیارهای خطای پیشگویی، شاخص‌های ارزیابی برای مدل به شیوه جداجدا سنجیده و ثبت می‌شود. مقایسه نتایج با هم صورت گرفته و بهترین مدل معین می‌گردد. بازبینی مطالعات گذشته حاکی از آن است در پیشگویی سری زمانی داده‌های مالی، مدل شبکه عصبی یادگیری عمیق در مقایسه با مدل‌های فردی عملکرد بهتری داشته است .

تعریف متغیرهای پژوهش

به منظورآزمون فرضیه در ابتدا، متغیرهای پژوهش تعریف و محاسبه گردید.

متغیر وابسته – ارزش‌گذاری معاملات بلوکی

در این پژوهش برای ارزش‌گذاری معاملات بلوکی، از ۱۵ شاخص مختلف به عنوان متغیرهای مستقل استفاده می‌شود. اولین شاخص که در بسیاری از پژوهش‌های حوزه معاملات بلوکی مورد استفاده قرار گرفته است، نوسانات قیمت سهم است. شاخص نوسانات قیمت سهم از مناسب‌ترین معیارهای ارزیابی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی است که منظور از نوسانات، انحراف استاندارد قیمت‌های معاملات در روزهای معاملاتی قبل از معامله بلوک می‌باشد.

1. Convoltional
2. Relu / Rectifled linear Unit
3. Convolutional neural network convnet
4. Dense
5. Tanh Hyperbolic Tanget.
6. DropOut

جریان نقدی عملیاتی (CFOit)

برای محاسبه جریان نقدی عملیاتی که نشان‌دهنده سودآوری شرکت می‌باشد، در زمانی 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. به شرح رابطه ۱ به دست می‌آید:

(۱)

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

رشد فروش شرکت (GROWTHit)

در این پژوهش رشد فروش شرکت از حاصل تقسیم تغییر در فروش سال جاری و سال قبل بر فروش سال جاری محاسبه می‌گردد.

اهرم مالی (LEVit)

برای محاسبه اهرم مالی از نسبت کل بدهی به کل دارایی شرکت. (ارزش دفتری بدهی‌ها به ارزش دفتری دارایی‌ها) استفاده می‌شود.

نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری (MBit)

نسبت ارزش بازار حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری درمورد نحوه استفاده از تقسیم ارزش بازار یک سهم به ارزش دفتری هر سهم به دست می‌آید. به عبارت دیگر، حاصل تقسیم ارزش ویژه (مجموع حقوق صاحبان سهام) یک شرکت به تعداد سهام آن که نشان‌دهنده ارزش تاریخی(ترازنامه‌ای) شرکت است.

بازده دارایی (ROAit)

متغیر بازده دارایی 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)

متغیر اندازه شرکت، به وسیله لگاریتم طبیعی مجموع دارایی شرکت (لگاریتم طبیعی کل ارزش بازار شرکت) محاسبه می‌شود.

مالکیت نهادی (Inshare)

برای محاسبه مالکیت نهادی که 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 بر کل سهام منتشره شرکت، تقسیم شده و درصد یا میزان مالکیت نهادی به دست آمده است.

حجم معاملات بلوک (In_{size})

متغیر حجم معاملات بلوک، به وسیله لگاریتم طبیعی تعداد سهام معامله شده و همچنین، لگاریتم طبیعی ارزش پولی کل سهام مبادله شده تقسیم بر ارزش سهام موجود در روز معاملاتی قبل از معامله بلوک است، محاسبه می‌شود.

اندازه بلوک(BSIZE)

برای محاسبه اندازه بلوک از تعداد سهام خریداری شده در بلوک تقسیم بر کل سهام شرکت (درصد) استفاده می‌شود.

بازده بازار (Market return)

برای اندازه‌گیری بازده بازار از معامله بلوک همان روز که تمام شرکت‌های فهرست شده در بازار را پوشش داده شده استفاده می‌شود.

وجه نقد (CASH)

متغیر وجه نقد و دارایی‌های قابل معامله از وجه نقد و اوراق بهادار قابل معامله نسبت به ارزش دفتری دارایی‌ها به دست آمده است.

بازده روزانه تجمعی سهام(Momentum)

متغیر بازده روزانه تجمعی سهام به شرح رابطه ۲ به دست می‌آید:

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

بازده سهام (Stock returns)

برای اندازه‌گیری بازده سهام از سود سالانه و تغییرات در قیمت سهام استفاده می‌شود 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) می‌باشد که از رابطه ۳ به دست می‌آید:

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

بازده صنعت (returns industry)

متغیر بازده صنعت از نسبت شاخص صنعت انتهای سال منهای ابتدای سال تقسیم بر ابتدای سال منهای یک حاصل می گردد که از رابطه ۴ به دست می‌آید:

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

بررسی توانایی مدل در پیش‌بینی ارزشگذاری معاملات بلوک با استفاده از شبکه عصبی GRU

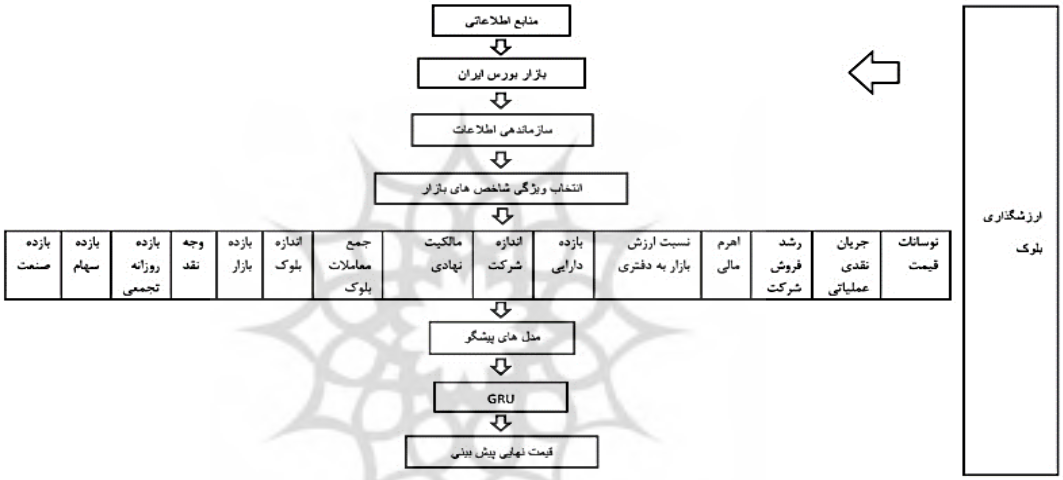
در این پژوهش به ارزیابی توانمندی مدل طراحی شده در پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوک با استفاده از شبکه عصبی GRU می پردازیم . علت استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعیGRU رویکرد واحد بازگشتی دروازه ای[1] درمقایسه با حافظه طولانی کوتاه‌مدت دارای متغیرهای کمتری می‌باشد. این خصوصیت مدل واحد بازگشتی دروازه ای در مقایسه با حافظه طولانی کوتاه‌مدت علت شتابنده‌گی و کارآمدی می‌باشد (اگاروال و همکاران[2]، ۲۰۱۹؛ چو و همکاران[3] ، ۲۰۱۴). شبکه عصبی بازگشتی سنتی با مشکل محو شدگی گرادیان[4] و کاهش سربار موجود در ساختار حافظه طولانی کوتاه‌مدت مواجه است که برای از بین بردن این نقص، واحد بازگشتی دروازه ای را ارائه نمودند.در مدل ارزش‌گذاری معاملات بلوکی BlockTrade از مقادیر گذشته داده‌های موجود جهت پیش‌بینی مقادیر آینده، استفاده شده است. این مدل دارای ۱۵ متغیر می‌باشد که تأثیر تک تک متغیرها بر قیمت دائمی معاملات بلوکی بررسی می گردد. همان‌گونه که ژانگ[5]، ۲۰۰۳ بازگو می‌کند، داده‌های سری زمانی از بخش‌های خطی و غیرخطی ساخته شده‌اند. بر این اساس، عناصر داده‌های سری زمانی از معادله زیر استخراج می‌گردد:

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

N_t در رابطه (۵) داده‌های خطی و غیرخطی در زمان t می‌باشد و ε میزان خطای احتمالی را نمایان می‌سازد. با توجه به این فرضیه، مدل پیشنهادی حاوی چهار مرحله است. مرحله اول، شامل جمع‌آوری داده‌ها و پیش پردازش و نرمال‌سازی می‌شود. در مرحله دوم از مدل $BlockTrade$ روابط خطی را

1. Gated recurrent unit
2. Aggarwal, et al,
3. Cho,k, et al,
4. Gradient Vanishing
5. Zhang

شناسایی کنند. برحسب رابطه، t میزان پیشگویی توسط مدل $BlockTrade$ در زمان t مشخص می‌گردد و مابقی نتایج، رابطه‌های غیرخطی است.خروجی مرحله دوم بازدهی از روابط غیرخطی موجود در داده‌هاست و در مرحله سوم، مقدار باقیمانده به طور مجزا، ورودی شبکه عصبی GRU می‌شود و نتیجه بدست آمده توسط N_t برای رابطهای غیرخطی نمایش داده می‌شود. مدل با بهینه‌ساز adam [1]و تابع هزینه mse[2] آموزش دیده‌است. 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 خواهد رفت و اگر در۶۰ اپوک هیچ بهبودی نداشت، مقدار لرنینگ ریت ۰/۰۰۰۴می‌شود. شکل(۲) چارچوب مدل پیشنهادی را نمایش می‌دهد.



شکل۲. شمای کلی مدل پیشنهادی

تجزیه و تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه

شناسایی مجموعه داده

در این پژوهش داده‌های روزانه معاملات بلوکی مورد استفاده قرار گرفته است. این داده‌های خام در فاصله زمانی سال ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰، جمع‌آوری[1] و به کارگرفته می‌شود. داده‌ها دارای ویژگی‌های اندازه بلوک، حجم معاملات بلوک، نسبت ارزش بازار به ارزش دفتری، بازده دارایی، اندازه شرکت، اهرم مالی، ماکیت نهادی، نوسانات قیمت، جریان نقدی عملیاتی، رشد فروش شرکت، بازده بازار، وجه نقد، بازده روزانه تجمعی، بازده سهام، بازده صنعت می‌باشد.

1. Adem optimization Algrithm.
2. Cost functin.

تنظیم آزمایش

مجموعه داده آموزش، آزمون و اعتبارسنجی

شیوه تقسیم‌بندی داده‌ها و تشکیل مجموعه داده آموزش، آزمون و ارزیابی به شرح ذیل می‌باشد. در مدل شبکه عصبی از دو 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 ۱۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۱۰ درصد داده‌ها را برای آزمون پیشنهاد می‌کنند. در پژوهش حاضر داده‌ها به دو مجموعه اموزش 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 و قطعات: خساپا، مواد ومحصولات دارویی دالبر) در دوره زمانی ۱۳۹۰-۱۴۰۰ درسطح سه صنعت، تعداد کل داده‌های جمع‌آوری شده ۱۱۲۰ می‌باشد و هر سهم به صورت مجزا محاسبه شده است.

تعداد کل داده‌های دالبر، ۲۱۵ داده می‌باشد. از آنجا که هدف بررسی قیمت ۲۰ روز قبل است و قیمت ۵ روز بعد تخمین زده می‌شود، می‌بایست حداقل ۲۵ داده موجود باشد. لذا می‌بایست ۲۵ واحد از تعداد کل داده‌ها کسر شود. از این‌رو، تعداد کل داده‌های دالبر۱۹۰عدد خواهد بود که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای آزمون است و۹۰ درصد باقیمانده (۱۵۷ عدد) برای آموزش است و ۱۰ درصد باقیمانده (۱۸ عدد) است، برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شده است.

همچنین، تعداد کل داده‌های فولاد ۵۹۶ عدد است. با توجه به هدف فوق، پس از کسر ۲۵ واحد از داده‌ها، تعداد کل داده‌های فولاد ۵۷۱ عدد است که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای آزمون می‌باشد، ۹۰ درصد باقیمانده برای آموزش که ۵۰۰ عدد است و ۱۰ درصد هم برای اعتبارسنجی که ۵۶ عدد است حاصل می‌گردد. در نهایت، تعداد کل داده‌های خساپا ۳۰۹ عدد است. پس از کسر ۲۵ واحد، تعداد کل داده‌های خساپا ۲۸۴ عدد است که تعداد ۱۵ عدد برای دیتای آزمون است. ۹۰ درصد باقیمانده (۲۴۲ عدد) برای آموزش است و معادل ۱۰ درصد (۲۷ عدد) برای اعتبارسنجی که به دست می‌آید.

معیار ارزیابی

از معیار مجذور میانگین مربعات خطا[1] (RMSE) جهت اندازه‌گیری کارکرد و ارائه میزان اثرگذاری پیشگویی هر مدل بکاربرده می‌شود. RMSE به انحراف بزرگ میان اندازه پیشگویی شده و اندازه واقعی حساسیت نشان دهد که همین قضیه بازتاب صحت نتیجه پیشگویی می‌باشد. با توجه به این‌که N را تعداد نمونه و x_t را تعداد و $\hat{x}_t$ را پیش‌بینی شده فرض شود، معادله زیر مربوط به RMSE می‌باشد:

1. ROOT-MEAN-SQUARE DEVIATION

$$RMSE(Y_3Yh) = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{n}(x_t - \hat{x}_t)^2} \quad (۶)$$

با بکارگیری زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه تنسورفلو[1] مدل طراحی شده، اجرایی و عملی شده و نتایج ارزیابی به صورت تفکیک شده ثبت می‌گردد.

شیوه نرمال‌سازی داده‌ها

نرمال‌سازی یکی از تکنیک‌های مقیاس‌بندی[2]، نگاشت[3]، در مرحله پیش‌پردازش[4]در فرایند داده‌کاوی است. در این روش می‌توان داده‌ها را بازه فعلی آن به یک بازه دیگر نگاشت کرد. این رویکرد می‌تواند کمک زیادی در اهداف پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل داشته باشد، بنابراین، با توجه به تنوع مدل‌های پیش‌بینی در داده‌کاوی و به منظور حفظ این تنوع، تکنیک‌های نرمال‌سازی به ما کمک می‌کند تا این پیش‌بینی‌ها را به یکدیگر نزدیک کرد. از جمله این تکنیک‌های نرمال‌سازی می‌توان به تکنیک نمره زد[5]و روش نرمال‌سازی مین- ماکس[6] و مقیاس‌گذاری اعشاری[7] اشاره کرد که در این رساله از روش نرمال‌سازی مین -ماکس استفاده شده است. در این روش علاوه بر یکسان‌سازی مقیاس داده‌ها، کران‌های تغییر آن‌ها نیز در بازه [۱, ۰] خواهد بود. فرمول کلی نرمال‌سازی مین-ماکس به صورت زیر است:

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

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

تحلیل و ارزیابی نتایج

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 Clientجمع‌آوری شده است. در مرحله بعدی، متغیرهای هر سهم در سه صنعت شناسایی شده است و از منابع ذکر شده جمع‌آوری و دسته‌بندی می‌گردند و در شبکه GRU به صورت متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این ورودی‌ها در نرم افزار پایتون و در کتابخانه تنسورفلو پیاده‌سازی، اجرا و نتایج

1. Tensorflow
2. Scaling
3. mapping
4. preprocessing stage
5. Z-score
6. Min-max normalization
7. Decimal scaling

عملکرد هر شبکه عصبی به صورت مجزا و ترکیبی آموزش داده می‌شوند، تا بتوان عملکرد هر کدام از لایه‌های GRU به چه صورت است و آیا ترکیب این لایه‌ها در نتایج بهبودی حاصل می‌کند یا خیر. از معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) جهت اندازه‌گیری کارکرد و ارائه میزان اثرگذاری پیشگویی هر مدل استفاده می‌شود و می‌تواند صحت نتیجه پیش‌بینی را به خوبی منعکس کند. به گونه‌ای که با حذف متغیرهای مذکور در شبکه عصبی بازگشتیGRU پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی انجام شد. پیش‌بینی داده‌های روز معامله به اضافه ۲۰ روز قبل و ۵ روز بعد به عنوان داده‌های هر معامله بلوکی طراحی شدند. سپس، با استفاده از معیار MSE و RMSE میزان خطای شبکه ایجاد شده بررسی گردید. همچنین، با استفاده از مقایسه درصدهای صحت پیش‌بینی شبکه ایجاد شده مورد آزمون قرار گرفت. پیچیدگی شبکه عصبیGRU را با حافظه طولانی کوتاه‌مدت و یادگیری وابستگی‌های طولانی‌مدت طراحی و حل می‌نمایند. بطوری‌که با استفاده از این نوع شبکه طیف وسیعی از مشکلات را پوشش می‌دهد و همین مسئله موجب ترغیب پژوهش‌گران حوزه‌های متفاوت جهت استفاده از این شبکه می‌باشد.

انتخاب مدل پیشگو

در پژوهش حاضر، با بررسی مدل، GRU و مقایسه خطای RMSE بر روی داده‌های آموزش که در در جدول شماره (۱) آمده است حاکی از این است که این مدل دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ریاضی، نظیر رگرسیون خطی و میانگین متحرک و نظایر این‌ها می‌باشد. برآیند پیشگویی بر پایه مقدار خطایRMSE نمایان می‌سازد که مدل دارای میزان خطای پایین تری برای پیشگویی است، به علت آن‌که میزان محاسباتی خطا در این مدل کوچکتر از عدد یک می‌باشد در نمایش نقاط پیش‌بینی و واقعی اختلاف کمی داشته و روی یکدیگر دیده می‌شوند که این موضوع نشان‌دهنده 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 شاخص های مالی انتخاب شده تأثیر بسزایی بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی داشته است که از لحاظ آماری قابل توجه است.

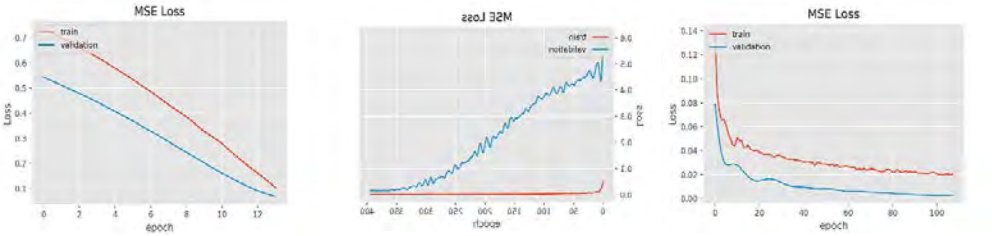
جدول۱. میزان خطایRMSE GRU

سهام	RMSE GRU
Delabor	۰,۳۰۹۹
Foolad	۰,۲۵۰۷
Khesapa	۰,۰۱۵۷

مأخذ: محاسبات تحقیق

تحلیل خطای یادگیری مدل GRU

نمودار۱. تاثیر الگوریتم پس انتشار خطا روی مدل در حین آموزش را نشان می‌دهند. محور x شماره تکرار (epoch) و محور y میزان خطای RMSE را نشان می‌دهد. کاهش تدریجی این نمودارها نمایانگر عملکرد درست در فرآیند آموزش است.



dealbor Foolad Khesapa

نمودار۱. تاثیر الگوریتم پس انتشار خطا روی مدل در حین آموزش

نتایج شبکه عصبیGRU با توجه به روند یادگیری سهام دالبر در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند مورد بررسی قرار گرفته است.تعداد کل تکرارها برای آموزش۲۱۵ مدل در ایپوک[1] ۱۴متوقف می‌شود و دارای هزینه اعتبارسنجی ۰/۰۵۸۵ است. پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای آزمون برابر۰/۰۹۶۰ است. همچنین، نتایج بررسی شبکه عصبیGRU با توجه به روند یادگیری سهام فولاد، زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند و تعداد کل تکرارها برای آموزش: ۵۹۶ مدل در اپوک ۳۹۵ متوقف می‌شود که دارای هزینه اعتبارسنجی ۰/۰۱۴۴ است. پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای آزمون برابر۰/۰۶۲۹ است و در نهایت، با توجه به روند یادگیری سهام خساپا در زمانی که تمامی متغیرها در شبکه وجود دارند و تمامی متغیرها تعداد کل تکرارها برای آموزش: ۳۰۹ مدل در اپوک ۱۰۸متوقف می‌شود و دارای هزینه اعتبارسنجی ۰/۰۰۲۵ است که پس از اتمام آموزش، مقدار هزینه برای دیتاهای آزمون برابر۰/۰۰۰۲ است. نمودار۱، روند یادگیری شبکه را نشان می‌دهد. نتایج خطا نشان می‌دهد که مدل اورفیت(بیش‌برازش) [2] ندارد.

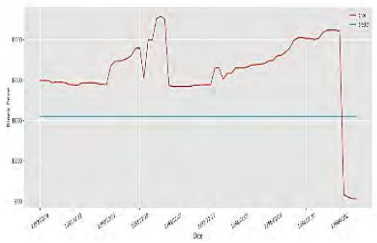
مقایسه نتایج تخمین قیمت داده‌های آموزش (شامل داده‌های آموزش و اعتبارسنجی) توسط شبکه عصبی با تخمین قیمت داده‌های تست توسط شبکه عصبی همراه با نمودار

در نمودارهای ۲، ۳ ، ۴ تخمین قیمت داده‌های آموزش با قیمت داده‌های آزمون توسط شبکه عصبی ارائه شده را مشاهده می‌کنید.داده‌های استفاده شده از متغیرهای ذکر شده مرتبط با پیش‌بینی معاملات بلوکی (داده‌های آموزش) می‌باشد. این متغیرهای تأثیرگذار به عنوان لایه ورودی در شبکه عصبی شناخته می شوند و قیمت سهام بلوکی را در شرکت فولاد، خساپا، دالبر به عنوان لایه خروجی یا همان متغیر وابسته از داده‌های آزمون تعیین می‌گردد.

الف)مقایسه بر ارزیابی قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام دالبر

در این قسمت قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام دالبر با توجه به نمودار شماره ۲ مورد ارزیابی قرارمی‌گیرد.

1. ROOT-MEAN-SQUARE DEVIATION
2. Epoch



داده‌های آموزش

داده‌های آزمون

نمودار۲. مقایسه ارزیابی قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام دالبر

در جدول ۲ نیز قیمت اصلی و قیمت پیش‌بینی شده که مربوط به داده‌های آزمون است را مشاهده می‌کنید.

جدول۲. مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام دالبر

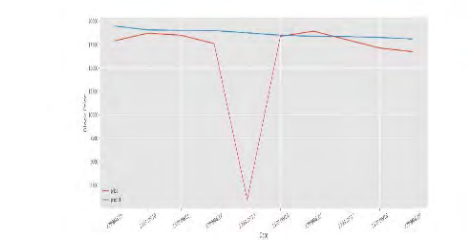
predicted price	Price
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۰۶۲.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۰۶۲.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۰۷۷.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۰۹۱.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۵۰۴۸.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۱۰۲.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۲۰۸.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۲۲۷.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۲۸۸.۰
۱۱۰۹۵.۵۱	۹۴۴۰.۰

مأخذ: محاسبات تحقیق

ب)مقایسه بر ارزیابی قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام فولاد

در این قسمت با توجه نمودار شماره ۳، قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام فولاد مورد ارزیابی قرارمی‌گیرد.

داده‌های آموزش



داده‌های آزمون

نمودار۳. مقایسه ارزیابی قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام فولاد

در جدول شماره ۳ نیز قیمت اصلی و قیمت پیش‌بینی شده که مربوط به داده‌های آزمون است را مشاهده می‌کنید.

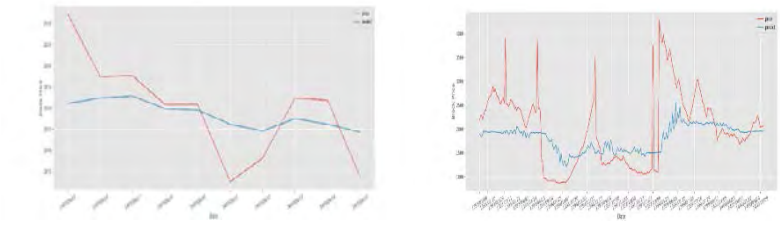
جدول۳. مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام فولاد

predicted price	Price
۱۹۴۷۷,۹۴	۱۷۹۱۰,۰
۱۹۰۶۲,۴۱	۱۸۷۲۰,۰
۱۹۰۱۳,۴۰	۱۸۵۰۰,۰
۱۸۹۹۲,۸۰	۱۷۶۱۰,۰
۱۸۷۵۴,۷۴	۹۴۰,۰
۱۸۵۰۲,۶۰	۱۸۳۸۰,۰
۱۸۳۸۳,۶۴	۱۸۹۳۰,۰
۱۸۳۶۱,۰۱	۱۸۰۳۰,۰
۱۸۲۵۹,۷۰	۱۷۱۳۰,۰
۱۸۱۰۰,۹۴	۱۶۷۴۰,۰

مأخذ: محاسبات تحقیق

ج) مقایسه بر ارزیابی قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام خساپا

در این قسمت با توجه به نمودار شماره ۴، قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام خساپا مورد ارزیابی قرارمی‌گیرد.



داده‌های آموزش　　داده‌های آزمون

نمودار۴. مقایسه ارزیابی قیمت داده‌های آموزش و آزمون مدل پیشگوی سهام خساپا

در جدول شماره ۴ نیز، قیمت اصلی و قیمت پیش‌بینی شده که مربوط به داده‌های آزمون است را مشاهده می‌کنید.

جدول۴. مقایسه قیمت اصلی با قیمت پیش‌بینی شده مدل در سهام خساپا

predicted price	Price
۱۹۵۵,۲۵	۲۰۶۱,۰
۱۹۶۱,۹۳	۱۹۸۷,۰
۱۹۶۴,۰۷	۱۹۸۸,۰
۱۹۴۹,۲۰	۱۹۵۴,۰
۱۹۴۷,۵۲	۱۹۵۴,۰
۱۹۳۰,۸۹	۱۸۶۳,۰
۱۹۲۳,۰۳	۱۸۹۱,۰
۱۹۳۷,۵۱	۱۹۶۲,۰
۱۹۳۰,۸۹	۱۹۵۹,۰
۱۹۲۱,۵۵	۱۸۶۹,۰

مأخذ: محاسبات تحقیق

تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل

در راستای بررسی پاسخ پرسش پژوهش"آیا براساس شناسایی عوامل موثر بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در بازار سرمایه می‌توان مدلی جامع براساس شبکه عصبی مصنوعی تدوین کرد؟" در این بخش به

بررسی ویژگی‌های آماری سری‌های زمانی مالی بررسی شده و همچنین، عملکرد مدل پیشنهادی در آن می‌پردازیم. 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 ، 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 بااهمیت است.که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم گیر می‌باشد.

جدول۵. تحلیل ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل

	فولاد	دالبر	خساپا
تمام فیچرها	۰\۲۵۰۷	۰\۳۰۹۹	۰\۰۱۳۸
Asset return	۰\۲۶۱۳	۰\۳۱۳۶	۰\۰۱۶۴
B D	۰\۲۴۹۸	۰\۳۰۸۳	۰\۰۱۶۱
B V	۰\۲۴۶۵	۰\۳۱۵۳	۰\۰۱۴
Cash	۰\۲۴۸۲	۰\۳۰۴۸	۰\۰۱۵۶
Cumulative return	۰\۲۳۴	۰\۳۱۶	۰\۰۱۸۴
Financial leverage	۰\۲۶۱۳	۰\۳۱۲۶	۰\۰۱۶۷
Flow	۰\۲۶۰۳	۰\۳۱۰۶	۰\۰۱۷۳
fluctuation	۰\۲۶۷۱	۰\۳۱۶۸	۰\۰۱۵۹
IAR	۰\۲۵۱۹	۰\۳۰۸۴	۰\۰۱۴۵
mn	۰\۲۵۰۴	۰\۳۱۱۳	۰\۰۱۷۳
Mr	۰\۲۶۶	۰\۳۱۴	۰\۰۱۹۸
return	۰\۲۶۳۱	۰\۳۱۶۹	۰\۰۱۷۷
Sell growth	۰\۲۵۶۵	۰\۳۱۲۸	۰\۰۱۵۲
size	۰\۲۵۷۶	۰\۳۱۶۵	۰\۰۱۶۷
volume	۰\۲۴۲۵	۰\۳۰۹۶	۰\۰۱۷۱

مأخذ: محاسبات تحقیق

برای رده‌بندی تاثیرگذاری متغیرهای ورودی در شبکه یادگیری عمیق در مدل GRU، با حذف نمودن یک متغیر به بررسی مقدار خطا پرداخته شده است.

الف) ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل پیشگوی سهام دالبر

در مدل GRU: با حذف فیچرreturn، خطا افزایش یافته است.

ب)ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل پیشگوی سهام فولاد

در مدل GRU: با حذف فیچرfluctuation، خطا افزایش یافته است که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم‌گیر می‌باشد.

ج) ویژگی‌های موثر بر یادگیری مدل پیشگوی سهام خساپا

در مدل GRU: با حذف فیچر MR، خطا افزایش یافته است که نشان‌دهنده اهمیت بالای این متغیر می‌باشد و تاثیر آن در مدل چشم‌گیر می‌باشد. بر این اساس می‌توان گفت مدل GRU توان بالایی نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی قیمت معاملات بلوکی دارد و معیار ارزیابی خطا، مقادیر پایین‌تری را نشان می‌دهد.

بحث و نتیجه گیری

مدل شبکه عصبی به جهت ویژگی‌های غیرخطی، ناپارامتریک و یادگیری تطبیقی، ابزار قدرتمندی برای دسته‌بندی، شناسایی و پیش‌بینی مسائل مالی می‌باشد. هدف اصلی این پژوهش طراحی مدل شبکه عصبی GRU برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در صنایع و مقایسه دقت آن با روش‌های رگرسیونی بوده است. نتایج بر اساس مقدار خطای RMSE نشان می‌دهد، میزان خطای مدل پایین است، زیرا محاسبات بدست آمده، حاکی از خطای کوچکتر از عدد یک در مدل می‌باشد و در نمودارها نمایش نقاط پیش‌بینی و واقعی اختلاف کمی داشته و روی یکدیگر دیده می شوند که این موضوع نشان‌دهنده دقت مناسب این شبکه است. همچنین، تاثیر شاخص‌های مالی بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی در هر صنعت با صنایع دیگر متفاوت است کـه بیانگر استقلال صنایع از یکدیگر است. همچنین، آزمـون فـرضیه در شبکه عصبی نشان‌دهنده معنی‌دار بودن ضریب بازده سهام، نوسانات قیمت، بازده بازار مـی‌باشـد و تمامی این ضرایب مثبت می‌باشند که بیان‌گر رابطه مثبـت بین سنجه‌های 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 مؤلفه‌ها، ارزش‌گذاری معاملات بلوکی نیـز افزایش و یا کاهش می‌یابد و همسو با کار پژوهشگرانی نظیر مهربان‌پور و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهش داخلی، تاثیرمعاملات بلوکی بر نوسانات غیرسیستماتیک در بورس با استفاده از رگرسیون برای شاخص معاملات بلوکی از سال ۱۳۸۷-۱۳۹۵ مورد بررسی قرار دادند. در بورس اوراق بهادار انجام معاملات بلوکی سهام علامت معتبر جهت سرمایه‌گذاری است. پس از پایان معاملات بلوکی، نوسانات

غیرسیستماتیک کاهش می‌یابد. تنگ - تسای[1] ،۲۰۲۰ تاثیر حجم معاملات بلوکی بر قیمت سهام با در نظر گرفتن متغیرهای حجم معاملات بلوکی، مدت معاملات بلوکی، نوسانات قیمت سهام، بازده سهام، نقدینگی سهام با استفاده از رگرسیون و مدل‌های نوسانات سری‌زمانی مالی GARCH بازبینی نمودند. نتایج ارزیابی از اهمیت و اثر بخشی نوسانات بازده سهام بر معاملات بلوکی می‌باشد که در خصوص بازده سهام در سهام دالبر با پژوهش حاضر سازگاری دارد. مهربان پور و همکاران (۱۳۹۷) و یوکسین سان و همکاران [2] (۲۰۱۶-۲۰۱۷) تاثیر بین معاملات اگاهانه و قیمت معاملات بلوکی را درسال‌های ۲۰۱۲ -۲۰۱۳ با استفاده از رگرسیون در انگلستان مورد مطالعه قرار دادند. معامله‌گران با آگاهی از اطلاعات بازده بازار در طول روزهای معاملاتی استفاده می‌کنند و سهام با شفافیت کمتر، هنگام انتشار به موقع در زمان معاملاتی بلوک اثرات اطلاعات قوی‌تری را مشاهده نمایند. در این پژوهش نیز، بازده بازار درسهام خساپا جز عوامل موثر شناسایی شده است. یوکسین سان و همکاران (۲۰۱۶-۲۰۱۷)، تاثیر بین معاملات اگاهانه و قیمت معاملات بلوکی را با استفاده از رگرسیون در فاصله زمانی ۲۰۱۲-۲۰۱۳ مورد بررسی قرار دادند. نتایج به دست آمده از این پژوهش حاکی از معامله گران آگاه از اطلاعات برتر از نوسانات قیمت سهام در طول روز می‌تواند هنگام انتشار در بلوک اثرات اطلاعات قوی‌تری را نشان دهد، که با شاخص نوسانات قیمت سهام در این پژوهش هم راستا می‌باشد. همان‌گونه که بیان شد پژوهش مشابهی در داخل و خارج از کشور در زمینه ارزش‌گذاری معاملات بلوکی با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی GRU انجام نشده است. همچنین، در برخی از مطالعات نزدیک به موضوع در بورس اوراق بهادار تهران نیز نگاه پارادایمی یا سیستمی در مطالعات وجود ندارد. علاوه بر تفاوت‌هایی که از لحاظ متدولوژی بین این پژوهش و پژوهش‌های مشابه وجود دارد. در این پژوهش به سرمایه‌گذاران، صنعت‌گران و پژوهشگران بازار بورس اوراق بهادار تهران کمک می‌کند تا بتوانند، ارزش و قیمت سهام بلوکی شرکت‌های موجود در بازار سرمایه را پیش‌بینی و مدیران صنایع شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران نیز با آگاهی از چگونگی تاثیر این مدل بر ارزش‌گذاری معاملات بلوکی را قادرسازد، روند تغییرات قیمت سهام بلوکی را کنترل نموده، ریسک سرمایه‌گذاری در شرکت را کاهش داده و در نهایت ریسک تأمین مالی را برای شرکت پایین آورند. براساس یافته‌های این پژوهش به مدیران صنایع در بورس و استفاده‌کنندگان از شاخص‌های ارزش‌گذاری معاملات بلوکی ارزیابی عملکردی پیشنهاد می‌گردد که علی‌رغم مفید بودن معیارهای بازده سهام و بازده بازار و بازده صنعت اما به سبب لحاظ نشدن هزینه فرصت در معیارهای فوق، استفاده از معیارهای ارزش افزوده اقتصادی در کنار این معیارها مفید فایده می‌باشد. به نظر می‌رسد مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی بازگشتی هر شرکت با شرکت فعال در صنعت دیگر نتایج ارزنده ای را به ارمغان آورد.

ملاحظات اخلاقی

حامی مالی: مقاله حامی مالی ندارد.

مشارکت نویسندگان: تمام نویسندگان در آماده‌سازی مقاله مشارکت داشته‌اند.

تعارض منافع: بنا بر اظهار نویسندگان در این مقاله هیچ‌گونه تعارض منافعی وجود ندارد.

تعهد کپی‌رایت: طبق تعهد نویسندگان حق کپی‌رایت رعایت شده‌است.

1. Teng-Tsai TU et al.
2. Yuxin Sun et al

References

Aggarwal, A; Gupta, I; Garg, N; & Goel, A. (2019). *Deep Learning Approach to Determine the Impact of Socio-Economic Factors on Bitcoin Price Prediction*. Twelfth International Conference on Contemporary Computing (PP. 1-5). India: IEEE, doi: 10.1109/IC3.2019.8844928.

Ameri, M. H; & Belgurian. M. (2016). *Thesis on Damrani's investigation of large and block transactions in the Tehran Stock Exchange market.* (PP. 1-5). doi:10.30495/jdaa.2023.1962972.1043.

Albuquerque, R; & Schroth, E. (2010). *Quantifying private benefits of control from a structural model of block trades*. Journal of Financial Economics, *96*, (PP. 33-55). doi:10.1016/j.jfineco.2009.12.003.

Alikhani, A; & Soroushyar, A. (2022). *Comparison of different types of profits and their effect on excess stock return, quarterly journal of judgment and decision making in accounting and auditing*. Types of Profit and Their Effect on Stock Returns, *2*, (PP. 39-58). doi:10.30495/jdaa.2023.1962972.1043.

Basu, N; Paeglis, I; & Toffanin, M. (2017). *Reading between the blocks*. Journal of Corporate Finance, *45*, (PP. 294-317). doi:10.1016/j.jcorpfin.2017.04.017.

Nahhal, B. (2023). *Effect of Block Trading on the Moroccan Stock Exchange*. African Development Finance Journal, *5*, (PP. 33-52). http://journals.uonbi.ac.ke/index.php/ad.

Cho, K; Van Merrienboer, B; Gulcehre, C; Bahdanau, D; Bougares, F; Schwenk, H; & Bengio, Y. (2014). *Learning Phrase Representations Using Rnn Encoder-Decoder for Statistical Machine Translations*. Arxiv. 1406. 1078. doi:10.48550/arXiv.1406.1078.

Azarkh, D; & Pacheca, J. (2019). *Market Trends Block Trades*. Lexis Practice Advisor, (PP.2-5). https://www.stblaw.com/docs/default-source/Publications/lexis-practice-advisor-market-trends-2018_19_block-trades.

Dong, L; Uchida, K; & Hou, X. (2014). *Block trade targets in China*. Journal of Corporate Finance, *25*, (PP. 188-201). doi: 10.1016/j.jcorpfin.2013.12.001.

De, S; & Jindra, J. (2012). *Why newly listed firms become acquisition targets*. Journal of Banking & Finance, *36*, (PP. 2616-2631. doi: 10.1016/j.jbankfin.2012.06.006.

Dehghan, N. M; Izdi, H; & Alidousti, F. (2016). *Investigating the impact of corporate governance indicators on the rate of return on assets of Tehran Stock Exchange banks*. Forth International Conference on New Researches in Management, Economics and Accounting, (PP. 1-5). Germany. https://scholar.conference.ac/index.php/download/file/8533-The-effect-of-corporate-governance-index-rate-of-return-on-assets-of-banks-Tehran-Stock-Exchange.

Pérez-Soba, l; Martínez-Cañete, A. R; & Márquez–De-La-Cruz, E. (2021). *Private Benefits From Control Block Trades In The Spanish Stock Exchange*. The North American Journal of Economics and Finance, *56*, (PP.1-35). doi: 10.1016/j.najef.2020.101338.

Etamadi, H; Dehghani, T; Azar, A; Anwari, R; & Asghar, A. (2013). *Designing a model for pricing control blocks of stocks. Scientific Research Quarterly*. Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis, *6*, (PP. 71-84). https://jfksa.srbiau.ac.ir/article_2625_67b3f887a30f67a91e72058711d10fc3.

Fama, E; & French, K. (1993). *Common Risk Factors In The Returns On Stocks and Bonds*. Journal of Financial Economics, *33*, (PP. 3-56). doi:10.1016/0304-405X(93)90023-5.

Gul-Arzi, G. H; & Badi-Dast, I. (2021). *Investors' perception of market returns and its effect on the formation of collective behavior with an approach based on collective adherence to beta*. Research Paper on Development and Capital, *7*, (PP. 87-100). https://www.sid.ir/fa/VEWSSID/J_pdf/4043314011205.

Ghasemi-Dodran, S; Asgari, H; & Pakmaram, A. (2018). *Experimental test of the information content of Ayers and Olson's adjusted cash flow model in companies listed on the Tehran Stock Exchange*. First National Conference on Management, Accounting and Economics with an Eemphasis on Marketing Regional and Global, (PP. 1-15). Iran:.https://sid.ir/paper/899376/fa.

Ghaemi, M. H; & Masoumi, J. (2013). *Determining the length of the event time range for event research in Tehran Stock Exchange*. Accounting Knowledge Magazine, *2*, (PP. 25-7). https://ensani.ir/fa/article/download/231734.

Hatami, N. (2018). *Combining neural networks for stock forecasting*. Journal of Economic Sciences, *7*, (PP. 61-80). https://www.sid.ir/frontend/image/citecounter.svg

Harris, M. & Raviv, A. (1988). *Corporate control contests and capital structure*. Journal of Financial Economics, *20*, (PP. 55-86). doi:10.1016/0304-405X(88)90040-2.

Jensen, M.C. (1986). *Agency costs of free cash flow, corporate finance, and takeovers*. The American Eeconomic Review, *76*, (PP.323-329). https://www.jstor.org/stable/1818789.

Premaratne, G; & Balasubramanyan, L. (2003). *Stock Market Volatility. A Survey of North America, Europe and Asia*. National University of Singapore, Department of Economics, (PP. 1-21). doi:10.2139/ssrn.375380.

Mehraban, M. R; Tehrani, R; & Jamshidi, H. (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, *8*, (PP. 1-5). https://amf.ui.ac.ir/article_23827_13e60b541f3b0c451d3eedbe967e5997.pdf

Mehrani, S; Moradi, M; Iskandar, H; & Hashemi, M. M. J. (2014*). Institutional Ownership and Financial Flexibility*. Scientific Research, *7*, (pp. 43-56). https://faar.ctb.iau.ir/article_520149_db5ff4d90858d38955209218d1651388.

Osmani, F; Cheshmi, A; Salehnia, N; & Ahmadi, Sh. M. T. (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, *28*, (PP. 75 -53). http://jpbud.ir/article-1-2155-fa.html.

Meng, Q; Song, X; Liu, C; Wu, Q; & Zeng, H. (2020). *The Impact Of Block Trades On Stock Price Synchronicity From China*. Sciencedirect, *68***,** (PP. 239-253). doi:10.1016/j.iref.2020.04.009.

Selmi, R; Mensi, W; Hammoudeh, S; & Bouoiyour, J. (2018). *Is Bitcoin a hedge, a safe haven or a diversifier for oil price movements? A comparison with gold*. Energy Economics, *74*, (PP. 787-801) .doi:10.1016/j.eneco.2018.07.007.

Refenes, A. N; Zapranis, A; & Francis, G. (1994). *Stock performance modeling using neural networks: a comparative study with regression models*. Neural networks, *7*, (PP. 375-388). doi: 10.1016/0893-6080(94)90030-2.

Salehnejad, S. H; & Ghayor, V. (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*. Researcher (Management), *7*, (PP. 17- 27). https://www.sid.ir/paper/151497/fa#downloadbottom.

Syedkhani, R; Mohammadi, M. A; & Amini, P. (2021). *Investigating the ability of operational cash flows in assessing the performance of companies with an emphasis on the quality of disclosure during periods of financial crisis*. Researches in Financial Accounting and Auditing, *13*, (PP. 147-176). https://www.sid.ir/paper/393082/fa#downloadbottom.

Sediqi, A. H; & Sajdinejad, A. (2018). *Presenting an approach based on deep learning to detect fraud in financial payment systems*. Information Management Scientific Quarterly, *5*, (PP. 458-458). https://www.aimj.ir/article_101840_c517de6fd03df4131f4585d463d0713c.

Tehrani, R; & Flowerjani, R. R. (2007). *Examining the ratio of book value to market value as a risk substitute variable using the leverage approach*. Journal of Accounting and Auditing, *15*, (PP. 37-54). https://ensani.ir/fa/article/14254.

Tu, T. T; & LIAO, C. W. (2020). *Block trading based volatility forecasting: An application of VACD-FIGARCH model.* Journal of Asian Finance, Economics and Business, *7*, PP (59-70). doi: 10.13106/jafeb.2020.vol7.no4.59.

Sun, Y; & Ibikunle, G. (2017). *Informed trading and the price impact of block trades: A high frequency trading analysis*. International Review of Financial Analysis, *54*, (PP. 114-129). doi:10.1016/j.irfa.2016.07.005.

Yim, J. (2002, June). *A comparison of neural networks with time series models for forecasting returns on a stock market index*. In International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems (PP. 25-35). Berlin: Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/3-540-48035-8_4.

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

Zare, M. H. & Nilchi, M. (2018). *Comparative evaluation of Markowitz approach with a hybrid method to form an optimal portfolio using DNN deep learning and gravity search algorithm*. Journal of Financial Management Perspective, 9, (PP. 165-188). https://ensani.ir/fa/article/download/437244.

COPYRIGHTS

This license allows others to download the works and share them with others as long as they credit them, but they can't change them in any way or use them commercially.