



مقاله پژوهشی

پیش‌بینی بازده سهام مبتنی بر رویکرد مدل‌های میانگین‌گیری بیزین؛ کوانتوم مالی و تحلیل موجک پیوسته^۱

فاطمه صراف^۲، زهرا نصیری^۳، محمدرضا تنهایی^۴، قدرت‌الله امام‌وردی^۵، علی نجفی مقدم^۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۱۰

چکیده

مدل‌های خطی با توجه به عدم استخراج صحیح شکل توزیع شرطی داده‌ها؛ عدم ثبت رفتار پویای توزیع شرطی داده‌ها؛ وجود فرض‌های محدودکننده خلاف واقعیت؛ توانایی مناسبی جهت پیش‌بینی بازدهی در دنیای امروز را ندارند. هدف اصلی پژوهش حاضر رفع ابهام در تعیین مدل مناسب جهت پیش‌بینی بازدهی سهام در بازه‌های زمانی مختلف در بازار سرمایه تهران است. این پژوهش از نوع کاربردی می‌باشد. نمونه پژوهش حاضر بازار بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۷/۰۷/۱ تا ۱۴۰۱/۰۷/۱ با داده‌های روزانه است. مدل‌سازی بازدهی سهام با استفاده از ۸ دسته از الگوهای ۱-کلاسیک یا ساختاری، ۲-رگرسیون‌های غیرساختاری، ۳-رگرسیون‌های بیزین پارامتر متغیر زمان، ۴-مدل‌های تبدیل موجک گسسته و پیوسته، ۵-رویکردهای فرابینکاری، ۶-شبکه عصبی مصنوعی ساده و عمیق ۷-دیفرانسیل تصادفی ۸-کوانتوم مالی صورت گرفته است. بر اساس نتایج در بازه زمانی کوتاه‌مدت ۱ روزه، مدل‌های میانگین‌گیری بیزین؛ در میان مدت ۱۶ روزه مدل‌های کوانتوم مالی و در بلندمدت ۳۲ روزه مدل‌های موجک پیوسته از دقت بالاتری برخوردار بودند. بر اساس یافته‌های پژوهش می‌توان ادعان داشت برای پیش‌بینی بازدهی سهام لازم است در بازه‌های زمانی مختلف از مدل‌های مختلفی بهره گرفته شود و استفاده از رویکردی یکسان موجب کاهش دقت در بازدهی سهام خواهد شد.

واژگان کلیدی: بازدهی سهام، کوانتوم مالی، میانگین‌گیری بیزین، موجک.

طبقه‌بندی موضوعی: $G12, G1$.

۱. doi مقاله: 10.22051/jfm.2024.43067.2794

۲. استادیار، گروه حسابداری، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. نویسنده مسئول. Email: aznyobe@yahoo.com

۳. دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. Email: zahra_1896_87@yahoo.com

۴. استادیار، گروه فیزیک، واحد فیروزکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. Email: mtanhayi@gmail.com

۵. استادیار، گروه علوم اقتصادی، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. Email: ghemamverdi@gmail.com

۶. استادیار، گروه حسابداری، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. Email: alirezanzm@yahoo.com

مقدمه

یکی از پیش‌شرط‌های اصلی برای قرار گرفتن در مسیر رشد بلندمدت، تجهیز و تخصیص بهینه منابع در سطح جامعه و اقتصاد است که این امر بدون کمک بازارهای مالی و سرمایه امکان‌پذیر نیست. عملکرد بازارهای مالی به عنوان یکی از اساسی‌ترین بازارهای هر کشور به شدت بر سایر بخش‌های اقتصاد تأثیرگذار است، به‌گونه‌ای که تحرک و رونق آن‌ها به عنوان یکی از معیارهای سلامت و پویایی اقتصاد کشورها شناخته می‌شود (حسینی‌نیا و همکاران، ۱۴۰۱). علاوه بر این، بسیاری از کشورهای در حال توسعه نیز برای حصول رشد اقتصادی بلندمدت، سیاست توسعه بازار سرمایه را به عنوان یکی از ابزارهای سیاستی در پیش گرفته‌اند (سجودی و موسوی، ۱۴۰۱). کیائو و همکاران^۱ (۲۰۲۲)؛ بیان می‌دارند، نقش و اهمیت بازار سهام در ثبات بازارهای مالی مهم و ضروری است. این ضرورت موجب گردیده؛ که پیش‌بینی روند آینده قیمت سهام همواره یک زمینه پژوهشی فعال در دانشگاه‌ها و مراکز پژوهشی باشد (جنون و همکاران^۲، ۲۰۱۷). با توجه به رشد و توسعه بازار سرمایه، پیچیدگی بازارهای مالی و تخصصی بودن تصمیمات سرمایه‌گذاری، سرمایه‌گذاران و شاغلان بازارهای مالی نیازمند ابزارها، روش‌ها و مدل‌هایی هستند که در انتخاب گزینه‌های مناسب سرمایه‌گذاری و بهترین پرتفوی به آن‌ها یاری دهد. این امر موجب توسعه نظریه‌ها، مدل‌ها و روش‌های گوناگونی برای قیمت‌گذاری دارایی‌های مالی و پیش‌بینی نرخ بازدهی مورد انتظار سهام شده است که نیازمند آزمون تجربی هستند. بازده مورد انتظار، یکی از متغیرهای اصلی در هدایت تصمیمات سرمایه‌گذاران در بورس است و پیش‌بینی دقیق آن اهمیت بالایی برای سرمایه‌گذاران دارد (پدرو و همکاران^۳، ۲۰۲۰). نوآوری در پیش‌بینی بازار سهام کنجکاو بسیاری از سهام‌داران و تحلیل‌گران را به خود جلب کرده است. بازار سهام، درحقیقت یک سیستم غیرخطی و آشوب‌ناک است که به عوامل متعدد سیاسی، اقتصادی و روانی وابسته است. تعدد عوامل و ناشناخته بودن برخی از آن‌ها، موجب عدم اطمینان در زمینه سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه می‌شود (سماوی و همکاران، ۱۴۰۱). سری‌های مالی دارای رفتاری ماهیتاً پویا، ناپارامتریک و آشوب‌گونه هستند و این امر موجب می‌شود این سری‌ها ذاتاً دارای ریسک باشند و پیش‌بینی آن‌ها به سادگی صورت نپذیرد (القرابی و همکاران^۴، ۲۰۲۰؛ عبدالملکی و همکاران^۵، ۱۳۹۹). به دلیل چنین ماهیت رفتاری؛ فرضیه‌های گام تصادفی^۵ و بازار کارا^۶ که امکان پیش‌بینی گشتاور اول (میانگین) و دوم (واریانس) توزیع بازده دارایی‌ها را ممکن می‌دانند؛ با تردید روبرو شده‌اند (اناتولیف و بارونیک^۷، ۲۰۱۹). در نتیجه چالش اصلی در این حوزه، عدم کارایی مدل‌های خطی در پیش‌بینی بازدهی سهام خواهد بود (باساک و همکاران^۸، ۲۰۱۹).

1. Qiao et al.
2. Jeon et al.
3. Pedro et al.
4. El Ghourabi et al.
5. Random Walk Hypothesis.
6. Efficient-Market Hypothesis.
7. Anatolyev & Barunik.
8. Basak et al.



روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی بازدهی سهام و شناسایی الگوی رفتاری آن به کار گرفته شده‌اند. به عنوان مثال می‌توان به روش‌های یادگیری ماشینی (آزودو و همکاران^۱ ۲۰۲۲؛ چینکو و همکاران^۲ ۲۰۱۹)؛ ماشین‌های بردار پشتیبان^۳ (کائو و تای^۴ ۲۰۰۳؛ هوانگ و همکاران^۵ ۲۰۰۵؛ دونیس و همکاران^۶ ۲۰۱۳؛ رن و همکاران^۷ ۲۰۱۹)؛ روش‌های مبتنی بر درخت تصمیم^۸ (کاین و همکاران^۹ ۲۰۱۳؛ باساکیت^{۱۰} ۲۰۱۹)؛ الگوریتم تقویت گرادیان^{۱۱} یا جنگل تصادفی توزیع شده^{۱۲} (هیتون و همکاران^{۱۳} ۲۰۱۷؛ فیشر و کراوس^{۱۴} ۲۰۱۸؛ ژانگ و همکاران^{۱۵} ۲۰۱۹). استنتاج بی‌زی^{۱۶} (بودنار و همکاران^{۱۷} ۲۰۱۷)، رمزنگارهای خودکار (گیو و همکاران^{۱۸} ۲۰۲۰)، یادگیری تقویتی (مودی و سافل^{۱۹} ۲۰۰۱؛ ژانگ و همکاران^{۲۰} ۲۰۲۰؛ لی و همکاران^{۲۱} ۲۰۱۹). مدل‌های پارامتر متغیر زمان (کوبادا و همکاران^{۲۲} ۲۰۲۲؛ لئو و همکاران^{۲۳} ۲۰۲۲؛ جوهر و آیکه^{۲۴} ۲۰۱۹؛ لی و همکاران^{۲۵} ۲۰۲۲)؛ مدل‌های کوانتوم مالی (آلامینوس و همکاران^{۲۶} ۲۰۲۲؛ هیون^{۲۷} ۲۰۱۹؛ باکیو^{۲۸} ۲۰۱۸)؛ اشاره نمود. بنابراین مسئله اول پژوهش حاضر تعیین مدل بهینه جهت پیش‌بینی بازدهی سهام و نبود یک رویکرد غالب در طراحی مدل بهینه بازدهی سهام است (کوبادا و همکاران^{۲۹} ۲۰۲۲؛ لئو و همکاران^{۳۰} ۲۰۲۲؛ جوهر و آیکه^{۳۱} ۲۰۱۹؛ کوپ و همکاران^{۳۲} ۲۰۱۲، ۲۰۱۳، ۲۰۲۰، ۲۰۲۰؛ کربولیس^{۳۳} ۲۰۱۳؛ دراکال^{۳۴} ۲۰۱۶). مسئله دوم پژوهش عدم اعتبار مدل‌های

1. Azevedo et al.
2. Chincio et al.
3. Support Vector Machines.
4. Cao & Tay.
5. Huang et al.
6. Dunis et al.
7. Ren et al.
8. Tree-Based Methods.
9. Qin et al.
10. Basak et al.
11. Gradient Boosting Machine.
12. Distributed Random Forest.
13. Heaton et al.
14. Fischer & Krauss.
15. Bayesian.
16. Bodnar et al.
17. Gu et al.
18. Moody & Saffell.
19. Cubadda et al.
20. Liu et al.
21. Juhro & Iyke.
22. Alaminos et al.
23. Haven.
24. Baaquie.
25. Koop et al.
26. Korobilis.
27. Drachal.

پیش‌بینی بازدهی سهام در بازه‌های زمانی مختلف است. عموماً مدل‌های مختلف با توجه به فروزی که بر اساس آن‌ها طراحی شده‌اند توانایی پیش‌بینی را در بازه‌های زمانی مختلف ندارند. براساس پژوهش‌های مختلف ضرایب متغیرهای موثر بر بازدهی سهام در کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت با یکدیگر متفاوت است؛ این ادعا بر اساس اصل لوشاتلیه در اقتصاد است که بیان می‌دارد، میزان کشش در بلندمدت عموماً بزرگ‌تر از کوتاه‌مدت است و تفاوت معنی‌داری میان ضرایب و کشش‌ها در کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت وجود دارد. با توجه به توضیحات ارائه شده، مسئله دوم پژوهش حاضر تعیین مدل بهینه در بازه‌های زمانی مختلف است.

بر این اساس، سازمان‌دهی پژوهش حاضر به قرار زیر است؛ در بخش دوم به مبانی نظری پژوهش و مطالعات تجربی انجام شده در داخل و خارج از کشور پرداخته می‌شود. در بخش سوم و چهارم، فرضیه‌ها یا سئوالات پژوهش بیان و روش‌شناسی پژوهش شامل مدل‌ها و داده‌های مورد استفاده معرفی خواهد شد. در بخش پنجم، یافته‌های تجربی حاصل از برآورد مدل‌ها ارائه می‌شود و در نهایت، در بخش ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادها مطرح می‌شوند.

مبانی نظری پژوهش

در طول دهه‌های گذشته، بخش عظیمی از مطالعات تئوریک و تجربی صرف فرموله کردن مدل‌های پیش‌بینی نوسان و بازدهی سهام مناسب شده است (رهنمای رودپشتی و کلانتری دهقی، ۱۳۹۳). فرضیه خرد توده‌ای^۱ بیان می‌کند که افراد بسیاری که هرکدام اطلاعات محدودی دارند می‌توانند ارزیابی‌های بسیار دقیقی انجام دهند، اگر اطلاعات آن‌ها به شکلی مناسب استخراج شود و به نوعی در تقابل فرضیه بازار کارا و فرآیند گام تصادفی است (باساک و همکاران، ۲۰۱۹). به وسیله نظریه آشوب می‌توان الگو و نظم پیچیده حاکم بر رفتار چنین متغیرهایی را کشف و برای پیش‌بینی روند آتی آن‌ها در کوتاه‌مدت استفاده کرد و اغلب درون بی‌نظمی و آشوب، الگویی از نظم وجود دارد که بازارهای مالی هم این چنین می‌باشند (ژانگ و لی^۲، ۲۰۱۸).

اطلاع از تغییرات قیمت سهام برای یک مبادله‌گر در بازار سهام از اهمیت حیاتی برخوردار است؛ چرا که در صورت پیش‌بینی صحیح از مسیر حرکت قیمت، منتفع و در غیر این صورت متضرر خواهد شد؛ مشکلات و مسائل پیش‌بینی مدت‌ها است که وجود دارد و محققان همواره در تلاش برای کشف استراتژی‌های جدید و بهترند (رستمی و مکیان، ۱۴۰۱). در این راستا، بسیاری از محققان برای پیش‌بینی شاخص سهام بر مدل‌های آماری متمرکز شده‌اند؛ اما آنچه باید بدان توجه کرد، انجام پیش‌بینی درست برای بازار سهام به دلیل ویژگی‌های چون پویایی و غیرخطی بودن بسیار دشوار است (جئون و همکاران، ۲۰۱۷). به طور کلی، هدف یک پیش‌بینی می‌تواند در سه دسته کلی زیر جای گیرد (کیم^۳ و هان، ۲۰۱۶).

۱- پیش‌بینی یک پیشامد با فرض آنکه زمان وقوع پیشامد مشخص است.

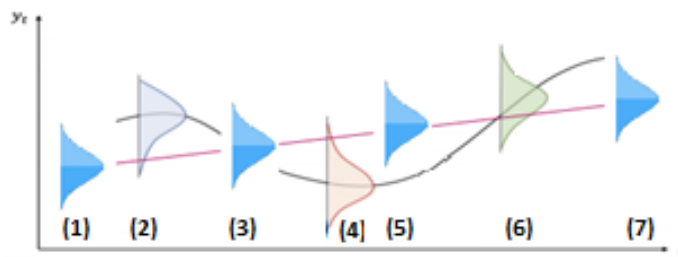
۲- پیش‌بینی زمان وقوع یک اتفاق با فرض آنکه پیامد اتفاق مشخص است.

1. Wisdom of Crowd Hypothesis.
2. Zhang & Li.
3. Kim & Han.



۳- پیش بینی سری زمانی که در آن مقادیر یک متغیر در طول زمان پیش بینی می شود. پژوهش حاضر در دسته سوم جای می گیرد و در این راستا، از روش های مختلفی استفاده می شود. همچنین هنگام پیش بینی؛ پیش بینی کننده باید تصمیم بگیرد که نوع پیش بینی به کدام صورت زیر است:

۱- پیش بینی نقطه ای، ۲- پیش بینی فاصله ای؛ ۳- پیش بینی چگالی احتمال؛ روش های کلاسیک پیش بینی در مدل های سری زمانی بر مورد اول و دوم فوق تکیه دارند و تنها در مورد پیش بینی پیشامدها یا زمان های رخداد یک اتفاق معین، از پیش بینی چگالی مقادیر آتی متغیر استفاده می کنند. برخلاف این روش ها مدل های بیزین سری زمانی به پیش بینی چگالی احتمال مقادیر آتی متغیر سری زمانی مورد نظر می پردازند. به نظر می رسد که در این حالت نسبت به روش های کلاسیک در سری های زمانی، اطلاعات بیش تری راجع به متغیری که پیش بینی می شود در دست خواهد بود. در حالی که برخی از محققین حوزه بازارهای سهام بر طبیعت غیرخطی بازار سهام تأکید دارند و از اینرو، به جای استفاده از روش پیش بینی سری زمانی از ساختار مدل های غیرخطی و الگوریتم های آموزشی برای پیش بینی استفاده کرده اند (رستمی و مکیان، ۱۴۰۱)؛ همانگونه که در نمودار شماره (۱)؛ مشهود است در نمودارهای غیرخطی توزیع ضرایب در طی زمان با توجه به واریانس و میانگین ضرایب تغییر نموده و ضرایب برآوردی برخلاف مدل های خطی از تابع توزیع متقارن و یکسانی برخوردار نیستند. در رویکرد خطی که با رنگ قرمز و خط مستقیم نمایش داده شده است؛ توزیع داده ها در نقاط (۱)، (۳)، (۵) و (۷) دارای میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی یکسانی هستند. در نمودار غیرخطی که بر اساس یک منحنی و رنگ سیاه مشخص شده است، توزیع داده ها در نقاط (۲)، (۴) و (۶) دارای میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی یکسانی نیستند؛ در نتیجه در این حالت امکان وقوع فروض رگرسیونی وجود نداشته و مدل های خطی در برآورد مدل از کارایی لازم برخوردار نخواهند بود.



نمودار ۱. تفاوت مدل های خطی و غیرخطی در برآورد ضرایب در طی زمان

کارایی مدل های اشاره شده به نوع بازار مورد بررسی، بازه زمانی مورد بررسی، کشور مورد بررسی و متغیرهای ورودی و متغیر وابسته تعریف شده دارد (کوپ و همکاران، ۲۰۲۰)؛ اما آنچه مسلم است عموماً رویکرد مدل های غیرخطی از دقت بالاتری نسبت به مدل های خطی برخوردار است و ضرایب برآوردی در طی زمان ثابت نیستند و به مدل های با انعطاف پذیری بالا در برآورد ضرایب نیاز می باشد (کوپ و همکاران

۲۰۲۰؛ کوبادا و همکاران ۲۰۲۲؛ لئو و همکاران ۲۰۲۲؛ جوهر و آیکه ۲۰۱۹؛ لی و همکاران ۲۰۲۲). در ادامه نتایج چند پژوهش داخلی و خارجی در حوزه پیش‌بینی بازدهی سهام ارائه شده است.

پیشینه پژوهش

آرمن و همکاران (۱۴۰۱)؛ از یک مدل خودرگرسیون برداری عاملی تعمیم‌یافته با پارامترهای متغیر طی زمان برای ساخت شاخصی به منظور پیش‌بینی بازدهی سهام بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از داده‌های فصلی دوره زمانی ۱۳۶۸-۱۳۹۸ استفاده نمود. مطابق نتایج، شوک وارد شده از ناحیه بهبود شاخص شرایط مالی به واکنش مثبت در شاخص بازار سهام منجر شده است؛ همچنین در شاخص شرایط مالی استخراج‌شده، توانایی پیش‌بینی زیادی وجود دارد. صراف و همکاران (۱۴۰۱)؛ در پژوهش خود به پیش‌بینی نوسان شاخص کل و شاخص بازده نقدی و قیمت بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل نوسان‌گر هماهنگ کوانتومی در بازه فروردین ۱۳۹۰ الی اسفند ۱۳۹۹ پرداختند. نتایج نشان داد که در شاخص کل قیمت بورس، حرکت براونی هندسی به همراه انرژی متناظر بازار، مدل مناسبی در پیش‌بینی نوسانات است؛ اما در شاخص بازده نقدی و قیمت این کارآمدی تنها در طول دوره کوتاه‌مدت ۲۴ ماهه مشاهده شد. وزیر کردستانی و همکاران (۱۴۰۱)؛ روش الگوریتم شبکه عصبی خود بازگشتی دوطرفه (BiLSTM)، را برای پیش‌بینی قیمت سهام ارزیابی کردند. در این راستا از چندین تکنیک یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس و فرابورس اوراق بهادار تهران در دوره زمانی ۱۳۹۲-۱۳۹۸ استفاده شد. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل ترکیبی الگوریتم شبکه عصبی خود بازگشتی دو طرفه و روش انبوه ذرات PSO-BiLSTM در پیش‌بینی قیمت‌های سهام مورد مطالعه، عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین دارد. دیجتل و همکاران^۱ (۲۰۲۳)؛ مجموعه‌ای جامع از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده بازدهی سهام را در پنج کشور بزرگ منطقه یوروی برای پیش‌بینی سقوط بازار سهام استفاده نمود. براساس نتایج مدل‌های شبکه عصبی نسبت به مدل‌های تک متغیره و لجستیک چند متغیره از کارایی بالاتری برخوردار بودند. سگنون^۲ (۲۰۲۳)؛ به بررسی عوامل موثر بر پیش‌بینی نوسانات میانگین بازده شاخص داو جونز در افق‌های ماهانه در بازه زمانی ۱۲۲ ساله با الگوی (MSGARCH-AR-MIDAS)، پرداختند و نشان دادند که تأثیر و معنی‌داری متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به نوع مدل برآوردی حساس می‌باشند. بر اساس نتایج مدل‌های غیرخطی از دقت بالاتری در برآورد مدل برخوردار بودند. آزدو و همکاران (۲۰۲۲)؛ اقدام به مدل‌سازی افزایش ناهنجاری‌های بازار سهام آلمان با استفاده از یادگیری ماشینی نمودند و پیش‌بینی‌پذیری ۲۹۹ ناهنجاری بازار سرمایه با ۳۰ رویکرد یادگیری ماشین و بیش از ۲۵۰ مدل در یک مجموعه داده با بیش از ۵۰۰ میلیون مشاهده در ماه، از ابتدای سال ۲۰۰۳ تا پایان ۲۰۲۰ مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بیانگر قوی‌تر بودن مدل‌های غیرخطی نسبت به مدل‌های خطی

1. Dichtl et al.

2. Segnon et al.

در شناسایی ناهنجاری‌های بازار سهام است. لئو و همکاران (۲۰۲۲)؛ با استفاده از هیبرید شبکه‌های عصبی و مکانیک کوانتومی اقدام به پیش‌بینی بازدهی سهام از ابتدای سال ۲۰۰۴ تا اواسط سال ۲۰۲۰ نمودند. این مدل با پیش‌بینی قیمت‌های پایانی شش بازار سهام تأیید گردید، نتایج شبیه‌سازی نشان داد که الگوریتم پیشنهادی از مدل‌های خطی دقت نسبتاً بالایی برخوردار است. کوبادا و همکاران (۲۰۲۲)؛ برای بازدهی سهام آمریکا با استفاده از ترکیب TVP-FAVAR و مارکوف سوچینگ از ابتدای سال ۱۹۶۰ تا پایان سال ۲۰۱۹ بدین نتیجه دست یافتند که مدل‌های مذکور از دقت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی برخوردارند و همچنین دقت این مدل‌ها تابع رژیم‌های مختلف اقتصادی است.

در جمع‌بندی نتایج تجربی و نظری شکافی که قابل مشاهده است عدم توجه به مدل بهینه در زمان‌های مختلف و استفاده صرفاً از یک رویکرد مشخص در تمامی بازه‌های زمانی است. تحقیق حاضر سعی دارد سه ابهام اصلی را در تعیین مدل بهینه رفع نماید: ۱- ابهام در تغییر ضرایب در طی زمان ۲- ابهام در تغییر روابط در مقیاس‌های مختلف زمانی ۳- ابهام در لحاظ نمودن دوره‌های تناوب رفتار بازدهی سهام. برای رفع این شکاف و ابهامات در تحقیق حاضر از رویکرد مدل‌های پارامتر متغیر زمان، کوانتوم مالی و تحلیل موجک پیوسته همدوسی در کنار سایر مدل‌ها بهره گرفته شده است.

فرضیه‌ها یا پرسش‌های پژوهش

- لحاظ نمودن تغییر ضرایب در طی زمان؛ موجب افزایش کارایی در پیش‌بینی سهام نسبت به مدل‌های خطی می‌شود.
- لحاظ نمودن ارتباط مقیاس‌های زمانی؛ موجب افزایش کارایی در پیش‌بینی سهام نسبت به مدل‌های خطی می‌شود.
- لحاظ نمودن دوره‌های تناوب رفتار بازدهی سهام؛ موجب افزایش کارایی در پیش‌بینی سهام نسبت به مدل‌های خطی می‌شود.
- دقت مدل‌های برآوردی در پیش‌بینی بازدهی سهام در افق‌های زمانی مختلف یکسان نمی‌باشد.

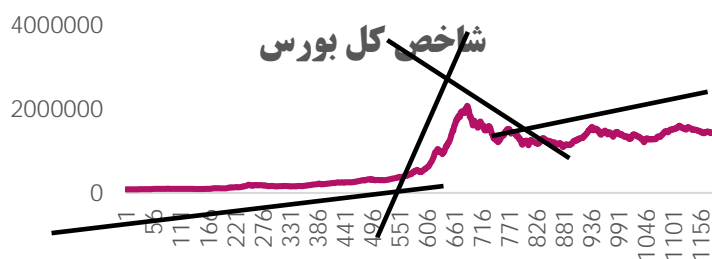
روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش با هدف مدل‌سازی معیاری نوین جهت مدل‌سازی پیش‌بینی توزیع بازدهی سهام نگاشته شده، در نتیجه از نوع کاربردی می‌باشد. با استفاده از روش کتابخانه‌ای مبانی نظری و همچنین، پیشینه پژوهش نگاشته شده است. رویکرد این پژوهش به دلیل استفاده از بازده شاخص کل بورس به صورت پس رویدادی است. قلمروی زمانی داده‌های مورد استفاده در این پژوهش داده‌های روزانه ۱۳۹۷/۰۷/۱ تا ۱۴۰۱/۰۷/۱ است. بازه زمانی پژوهش در این حوزه با توجه به روزهای فعال بورس که به طور متوسط ۲۷۰ روز یا کم‌تر است، از ۱۱۹۸ داده تشکیل شده است. در این راستا منابع اطلاعاتی معتبر، برای داده قیمتی شاخص کل بورس از نرم‌افزار ره‌آورد نوین سه بهره گرفته می‌شود. در این پژوهش اقدام به پیش‌بینی بازدهی سهام براساس ۸ دسته از الگوهای برآوردی ۱- کلاسیک یا ساختاری، ۲- رگرسیون‌های غیرساختاری، ۳- رگرسیون‌های بی‌زین پارامتر متغیر زمان، ۴- مدل‌های تبدیل موجک

گسسته و تبدیل پیوسته، ۵- رویکردهای فراابتکاری، ۶- رویکردهای شبکه عصبی مصنوعی ساده و عمیق ۷- دیفرانسیل تصادفی ۸- کواتنوم مالی پرداخته شد. پیش‌بینی‌های در بازه زمانی کوتاه‌مدت ۱ روز، میان‌مدت ۱۶ روز و بلندمدت ۳۲ روز صورت گرفت.

یافته‌های پژوهش

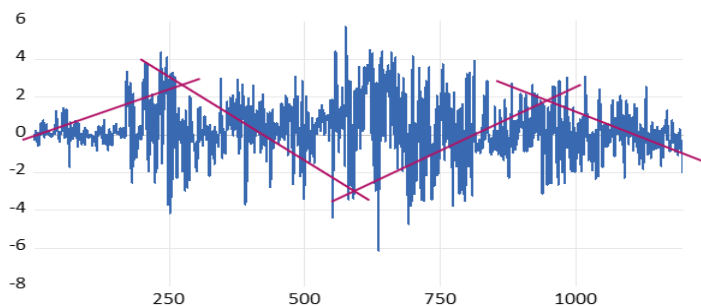
در این بخش ابتدا، آمار توصیفی داده‌ها ارائه شده و در ادامه نتایج آمار استنباطی ارائه می‌گردد. نمودار (۲)، وضعیت شاخص کل بورس را در بازه زمانی مورد بررسی را ارائه می‌دهد.



نمودار ۲. شاخص کل بورس

تذکر: محور افقی داده‌های تحقیق به صورت روزانه^۱ و محور عمودی مقدار شاخص کل بورس

میزان شاخص بازدهی سهام در بازه زمانی تحقیق به شرح نمودار (۳)، بدست آمده است. همانگونه که از روندهای شاخص بورس مشاهده می‌گردد، روند این شاخص از چند قطعه اصلی تشکیل شده که موجب می‌گردد مدل‌های خطی نتوانند پیش‌بینی صحیحی از این شاخص ارائه نمایند.



نمودار ۳. شاخص کل بازدهی سهام

تذکر: محور افقی داده‌های تحقیق به صورت روزانه و محور عمودی مقدار شاخص کل بورس

۱. علت عدم استفاده از تاریخ داده‌ها به جای شماره داده‌ها (تعداد روزها) در نمودارهای ارائه شده؛ بهم ریختگی در نمودارهای ترسیمی بوده است.

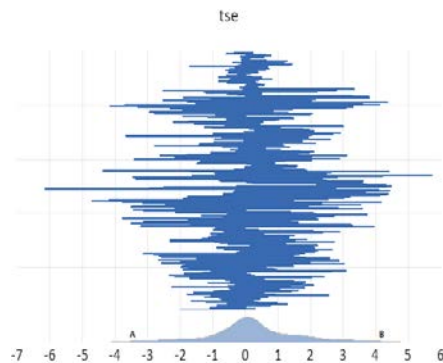
بر اساس نمودار شماره (۳)، این فرآیند غیرخطی در شاخص بازدهی سهام نیز مشاهده می‌گردد. شکل این نمودار به صورت محدب-مقعر می‌باشد. معمولاً چنین حالتی وقتی روی می‌دهد که داده‌های بازده بخاطر فروش‌های کوتاه مدت یا کاهش کلی ذخایر سرمایه شرکت‌ها تحت تأثیر قرار گیرند. ویژگی محدب - مقعر منجر به کشیدگی بالای داده‌های بازده نسبت به توزیع نرمال می‌شود بدین معنی که بازده‌های مثبت بزرگ یا منفی بزرگ بیش‌تر از حالت نرمال روی می‌دهند. در ادامه آمار توصیفی شاخص بازدهی سهام ارائه شده است.

جدول ۱. آمار توصیفی بازدهی شاخص بورس

| شاخص | میزان |
|---------------|-----------|
| میانگین | ۰/۲۳۹۸۱۱ |
| میانه | ۰/۱۲۷۲۸۵ |
| ماکزیمم | ۵/۷۲۴۸۸۳ |
| مینیمم | -۶/۱۴۳۹۸۷ |
| انحراف معیار | ۱/۴۶۴۰۴۲ |
| چولگی | ۰/۰۷۱۱۶۶ |
| کشیدگی | ۴/۱۲۹۵۷۴ |
| جارك برا | ۶۴/۶۴۷۷۵ |
| سطح احتمال | ۰/۰۰۰۰۰ |
| تعداد مشاهدات | ۱۱۹۷ |

منبع: محاسبات پژوهش

با توجه به نتایج جدول (۱)، چولگی مثبت و کشیدگی مثبت شدید در تابع توزیع بازدهی سهام مشاهده می‌گردد. نتایج شاخص آماره جاک-برا نیز این واقعیت را به تصویر می‌کشد. بر اساس شاخص آماره جارك برا تابع توزیع دارای عدم نرمالیتی بالایی است.



نمودار ۴. تابع توزیع چگالی بازدهی سهام

فرآیند توزیع داده‌ها داده بر اساس تابع چگالی به صورت نمودار فوق است. همانگونه که مشاهده می‌گردد دامنه سمت راست، کشیده‌تر (حدود عدد ۵)، که با نقطه B نمایش داده شده است؛ اما دامنه سمت چپ در حدود عدد (-۴)، که با نقطه A نمایش داده شده است. در این بخش جهت پیش‌گیری از رگرسیون جعلی و کاذب اقدام به بررسی مانایی داده‌های تحقیق نموده‌ایم. با توجه به استفاده از اطلاعات سری زمانی در برآورد مدل، لازم است پیش از برآورد، مانایی^۱ و درجه انباشتگی^۲ متغیرهای مدل جهت جلوگیری از ایجاد رگرسیون کاذب مورد بررسی قرار گیرد. در ادامه جدول شماره (۲)، آزمون ریشه واحد را به تصویر می‌کشد:

جدول ۲. آزمون ریشه واحد در سطح و تفاضل مرتبه اول متغیرها^۳

| عنوان | آزمون ریشه واحد در سطح | | آزمون ریشه واحد در تفاضل مرتبه اول | |
|--------------------------------|------------------------------------|-------------------------|------------------------------------|------------|
| | دیکی-فولر تعمیم یافته ^۵ | فلیپس-پرون ^۴ | دیکی-فولر تعمیم یافته | فلیپس-پرون |
| شاخص کل | -۳,۳۱ | -۴,۰۴ | -۸,۶۹ | -۹,۷۶ |
| حجم مبادلات | -۴,۷ | -۳,۴۳ | -۶,۹۷ | -۱۰,۷۵ |
| تعداد مبادلات | -۳,۹۵ | -۴,۹ | -۶,۷۸ | -۶,۸۱ |
| وضعیت رونق و رکود بازار سرمایه | -۵,۷۷ | -۸,۸۹ | -۷,۳۹ | -۹,۳۹ |

منبع: محاسبات پژوهش

با توجه به نتایج حاصل از آزمون‌های دیکی-فولر تعمیم یافته و فلیپس-پرون متغیرهای شاخص کل؛ حجم مبادلات؛ تعداد مبادلات و وضعیت رونق و رکود بازار سرمایه در سطح معنی‌دار ۱ درصد مانا؛ بنابراین به لحاظ ریشه واحد متغیرها هیچ محدودیتی در استفاده از مدل‌های اشاره شده در تحقیق نیست.

با توجه به اینکه آزمون‌های ریشه واحد متعارف مانند دیکی-فولر و فلیپس-پرون شکست ساختاری در سری زمانی را در نظر نمی‌گیرند، ممکن است نتایج جعلی و کاذب به دست آید؛ به همین دلیل جهت جلوگیری از نتایج جعلی به بررسی ریشه واحد داده‌های سری زمانی متغیرهای تحقیق توسط آزمون زیوت-اندروس^۶ در جدول شماره (۳)، پرداخته شده است:

1. Stationary.
2. Integration.

۳. نقاط بحرانی براساس سطح معنی‌داری یک درصد ارائه شده برابر با ۳,۵۹- است.

4. Phillips-Perron Test.
5. Augmented Dicky Fuller Test.
6. Zivot-Andrews.



جدول ۳. آزمون ریشه واحد زیوت-اندروس^۱

| عنوان | آزمون ریشه واحد در سطح | | آزمون ریشه واحد در تقاضا مرتبه اول | |
|--------------------------------|------------------------|--------------|------------------------------------|--------------|
| | زیوت -اندروس | شکست ساختاری | زیوت -اندروس | شکست ساختاری |
| شاخص کل | -۵,۰۴ | ۱۳۹۹/۴/۱۷ | -۷,۰۲ | ۱۳۹۹/۵/۲۰ |
| حجم مبادلات | -۵,۵۴ | ۱۳۹۹/۵/۰۹ | -۵,۵۴ | ۱۳۹۹/۶/۱۱ |
| تعداد مبادلات | -۴,۶۳ | ۱۳۹۹/۰۷/۱۲ | -۹,۱۴ | ۱۳۹۹/۸/۴ |
| وضعیت رونق و رکود بازار سرمایه | -۲,۸۷ | ۱۳۹۹/۰۶/۱۱ | -۶,۰۱ | ۱۳۹۹/۶/۱۹ |

منبع: محاسبات پژوهش

بر اساس نتایج جدول (۳)، وجود شکست ساختاری در داده‌های تحقیق مورد تأیید قرار گرفت. در نتیجه احتمال وقوع پدیده رفتار نامتقارن و تابعیت از یک رفتار غیرخطی در داده‌های تحقیق وجود دارد. در بخش‌های بعدی اثبات می‌شود که؛ مدل‌های غیرخطی کارایی بالاتری نسبت به مدل‌های خطی در برآورد پیش‌بینی بازدهی سهام دارند.

برای بررسی یک مدل پیش‌بینی و یا انتخاب بهترین مدل از بین مدل‌های مختلف برای سری زمانی به شاخصی نیاز است که به کمک آن تصمیم لازم در خصوص قبول یا رد مدل پیش‌بینی اتخاذ شود. به طور کلی هر چه مقدار واقعی سری (Xt) به مقدار پیش‌بینی شده آن (\hat{X}_t) نزدیک‌تر باشد، بر «صحت» بیش‌تر مدل پیش‌بینی دلالت دارد؛ بنابراین، در این مطالعه از دو شاخص استاندارد مجموع مربعات خطای پیش‌بینی (MSFE)^۲ میانگین مطلق خطای پیش‌بینی (MAFE)^۳، استفاده شده است که به شکل روابط (۱) و (۲) هستند.

$$MSFE = \frac{\sum_{t=\tau_0}^T [y_t - E(y_t | Data_{t-h})]^2}{T - \tau_0 + 1} \quad (1)$$

$$MAFE = \frac{\sum_{t=\tau_0+1}^T [y_t - E(y_t | Data_{t-h})]}{T - \tau_0 + 1} \quad (2)$$

که در آن $Data_{t-h}$ اطلاعات به دست آمده از دوره $\tau - h$ هستند که h همان افق زمانی پیش‌بینی است و $E(y_t | Data_{t-h})$ نیز پیش‌بینی نقطه‌ای y_t ^۴ است. نتایج این محاسبات در جدول شماره (۴)، ارائه شده است:

۱. نقاط بحرانی براساس سطح معنی‌داری یک درصد ارائه شده برابر با ۵,۳۴- است.

2. Mean Squared Forecast Error.
3. Mean Absolute Forecast Error.
4. Point Forecast.

جدول ۴. معیارهای عملکرد پیش‌بینی در افق‌های پیش‌بینی مختلف

| | | روزه ۱ | | روزه ۱۶ | | روزه ۳۲ | |
|---|---|--------|-------|---------|-------|---------|-------|
| نوع مدل بازه پیش‌بینی ۱ روزه | | MAFE | MSFE | MAFE | MSFE | MAFE | MSFE |
| مدل‌های بیزین- پارمتر متغیر زمان ^۱ | $TVP - AR(1) - X \quad DMA(\alpha = \lambda = 0.99)^r$ | ۰.۰۷۱ | ۰.۰۰۹ | ۰.۰۸۷ | ۰.۰۱۱ | ۰.۱۲۵ | ۰.۰۱۶ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMA(\alpha = \lambda = 0.95)$ | ۰.۰۶۲ | ۰.۰۰۷ | ۰.۰۷۶ | ۰.۰۰۹ | ۰.۱۰۹ | ۰.۰۱۲ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMA(\alpha = \lambda = 0.90)$ | ۰.۰۵۷ | ۰.۰۰۶ | ۰.۰۷۰ | ۰.۰۰۷ | ۰.۱۰۰ | ۰.۰۱۱ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMS(\alpha = \lambda = 0.99)^r$ | ۰.۰۷۶ | ۰.۰۱۴ | ۰.۰۹۳ | ۰.۰۱۷ | ۰.۱۳۴ | ۰.۰۲۵ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMS(\alpha = \lambda = 0.95)$ | ۰.۰۶۷ | ۰.۰۰۸ | ۰.۰۸۲ | ۰.۰۱۰ | ۰.۱۱۸ | ۰.۰۱۴ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMS(\alpha = \lambda = 0.90)$ | ۰.۰۵۳ | ۰.۰۰۶ | ۰.۰۶۵ | ۰.۰۰۷ | ۰.۰۹۳ | ۰.۰۱۱ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMA(\alpha = 0.99, \lambda = 1)$ | ۰.۰۷۳ | ۰.۰۱۰ | ۰.۰۹۰ | ۰.۰۱۲ | ۰.۱۲۹ | ۰.۰۱۸ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad DMA(\alpha = 0.95, \lambda = 1)$ | ۰.۰۶۷ | ۰.۰۰۸ | ۰.۰۸۲ | ۰.۰۱۰ | ۰.۱۱۸ | ۰.۰۱۴ |
| | $TVP - AR(1) - X \quad BMA(\alpha = \lambda = 1)^s$ | ۰.۰۱۴ | ۰.۰۰۲ | ۰.۰۱۷ | ۰.۰۰۲ | ۰.۰۹۵ | ۰.۰۶۴ |
| | WLS ^۵ | ۰.۰۲۰ | ۰.۰۲۲ | ۰.۰۲۵ | ۰.۰۲۷ | ۰.۰۷۵ | ۰.۰۵۹ |
| مدل‌های غیر ساختاری | $BVAR - Minnesota^t$ | ۰.۰۷۸ | ۰.۰۱۱ | ۰.۰۹۶ | ۰.۰۱۴ | ۰.۱۳۷ | ۰.۰۱۹ |
| | VAR | ۰.۰۸۳ | ۰.۰۱۲ | ۰.۱۰۲ | ۰.۰۱۵ | ۰.۱۴۶ | ۰.۰۲۱ |
| | ^v ARMA ^۴ | ۰.۰۵۰ | ۰.۰۱۷ | ۰.۰۶۲ | ۰.۰۲۱ | ۰.۰۸۸ | ۰.۰۳۰ |
| | MSVAR ^۱ (رژیم رونق) | ۰.۰۳۳ | ۰.۰۲۹ | ۰.۰۴۱ | ۰.۰۳۶ | ۰.۰۵۸ | ۰.۰۵۱ |
| | MSVAR (رژیم رکود) | ۰.۰۱۴ | ۰.۰۰۳ | ۰.۰۴۷ | ۰.۰۲۴ | ۰.۰۲۵ | ۰.۰۰۵ |
| | MSVAR (رژیم عادی) | ۰.۰۵۱ | ۰.۰۰۹ | ۰.۰۶۳ | ۰.۰۱۱ | ۰.۰۹۰ | ۰.۰۱۶ |
| مدل‌های ساختاری | OLS | ۰.۱۵۷ | ۰.۱۰۶ | ۰.۱۹۳ | ۰.۱۳۰ | ۰.۲۷۷ | ۰.۱۸۷ |
| | GLS | ۰.۱۴۶ | ۰.۰۹۰ | ۰.۱۸۰ | ۰.۱۱۱ | ۰.۲۵۷ | ۰.۱۵۹ |
| مدل‌های موجک | گسسته | ۰.۰۴۷ | ۰.۰۰۸ | ۰.۰۵۸ | ۰.۰۱۰ | ۰.۰۸۳ | ۰.۰۱۴ |
| | پیوسته | ۰.۰۳۳ | ۰.۰۰۶ | ۰.۰۴۱ | ۰.۰۰۷ | ۰.۰۵۸ | ۰.۰۱۱ |

۱. مدل‌های TVP-DMA، TVP-DMS و BMA براساس نتایج کوپ (۲۰۰۹، ۲۰۱۱، ۲۰۲۰) و کروبلیس (۲۰۱۳، ۲۰۱۹)، قابلیت پیش‌بینی در افق‌های زمانی مختلف را دارند. در تحقیقات داخلی می‌توان به محمدی تیمور و همکاران ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ و ۱۴۰۱ در حوزه پیش‌بینی تورم، رشد اقتصادی، کریمی و همکاران ۱۴۰۱ در حوزه پیش‌بینی فرار مالیاتی، رسولی ۱۳۹۹ در حوزه بیکاری و شیخلی و همکاران ۱۴۰۱ در حوزه بحران بانکی اشاره نمود.

2. Time-Varying Parameter Dynamic Model Averaging.
3. Time-Varying Parameter Dynamic Model Selection.
4. Bayesian Model Averaging.
5. Weighted Least Squares.
6. Bayesian Vector Autoregression.
7. Autoregression (AR) Analysis and Moving Average (MA).
۸. با توجه به مانا بودن سری بازدهی سهام از مدل آریمما بهره گرفته نشده است.
9. Markov-Switching Vector Autoregression.

| نوع مدل بازه پیش‌بینی ۱ روزه | | ۱ روزه | | ۱۶ روزه | | ۳۲ روزه | |
|------------------------------|---|--------|-------|---------|-------|---------|-------|
| | | MAFE | MSFE | MAFE | MSFE | MAFE | MSFE |
| رویکردها ی فراابتکاری | الگوریتم مورچگان ^۱ (ACO)، | ۰.۰۷۳ | ۰.۰۱۰ | ۰.۰۹۰ | ۰.۰۱۲ | ۰.۱۲۹ | ۰.۰۱۸ |
| | الگوریتم ازدحام ذرات ^۲ (PSO) | ۰.۰۸۷ | ۰.۰۰۹ | ۰.۱۰۷ | ۰.۰۱۱ | ۰.۱۵۳ | ۰.۰۱۶ |
| | الگوریتم کلونی زنبور عسل ^۳ (ABC) | ۰.۰۷۴ | ۰.۰۰۲ | ۰.۰۹۱ | ۰.۰۰۲ | ۰.۱۳۰ | ۰.۰۰۴ |
| | الگوریتم رقابت استعماری ^۴ (ICA) | ۰.۱۰۰ | ۰.۳۲۱ | ۰.۱۲۳ | ۰.۳۹۵ | ۰.۱۷۶ | ۰.۵۶۵ |
| رویکردها ی شبکه عصبی | پرسپترون ^۵ | ۰.۰۷۸ | ۰.۰۱۱ | ۰.۰۹۶ | ۰.۰۱۴ | ۰.۱۳۷ | ۰.۰۱۹ |
| | RNN ^۶ | ۰.۰۸۳ | ۰.۰۱۲ | ۰.۱۰۲ | ۰.۰۱۵ | ۰.۱۴۶ | ۰.۰۲۱ |
| | Feed Forward | ۰.۰۷۰ | ۰.۰۱۶ | ۰.۰۸۶ | ۰.۰۲۰ | ۰.۱۲۳ | ۰.۰۲۸ |
| | CNN ^۷ | ۰.۰۶۳ | ۰.۰۲۸ | ۰.۰۷۷ | ۰.۰۳۴ | ۰.۱۱۱ | ۰.۰۴۹ |
| دیفرانسیل تصادفی | شبکه عصبی عمیق | ۰.۰۷۱ | ۰.۰۰۹ | ۰.۰۸۷ | ۰.۰۱۱ | ۰.۱۲۵ | ۰.۰۱۶ |
| | GBM ^۸ | ۰.۰۶۲ | ۰.۰۰۷ | ۰.۰۲۶ | ۰.۰۱۹ | ۰.۱۰۹ | ۰.۰۱۲ |
| کوانتوم مالی | Heston | ۰.۰۵۷ | ۰.۰۰۶ | ۰.۰۳۱ | ۰.۰۲۷ | ۰.۱۰۰ | ۰.۰۱۱ |
| | QHO ^۹ | ۰.۰۷۶ | ۰.۰۱۱ | ۰.۰۲۴ | ۰.۰۱۹ | ۰.۱۳۴ | ۰.۰۱۹ |

منبع: محاسبات پژوهش

بر اساس نتایج جدول (۴)، قابل مشاهده است، در بازه‌های زمانی متفاوت مدل‌های مختلفی دقت‌های یکسانی را در پیش‌بینی بازدهی سهام ارائه ندادند. در بازه کوتاه‌مدت دقت مدل‌های بیزین؛ در میان مدت مدل‌های کوانتوم مالی و در بلندمدت مدل‌های موجک پیوسته از دقت بالاتری جهت پیش‌بینی سهام برخوردار بودند.

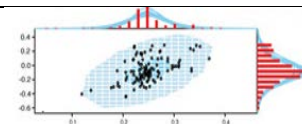
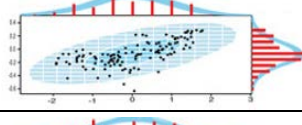
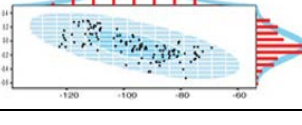
مدل میانگین‌گیری بیزین ($BMA(\alpha = \lambda = 1) - X - AR(1) - TVP$) جهت پیش‌بینی کوتاه مدت

مدل‌های پارامتر متغیر در طول زمان (TVP)، روش‌های فضا حالت (مانند فیلتر کالمن)، را به کار می‌گیرند که این موضوع، عموماً در پژوهش‌های تجربی اقتصاد کلان در راستای تجزیه و تحلیل ساختاری و پیش‌بینی استفاده می‌شود. چنانچه مجموعه بزرگی از داده‌ها به منظور پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی استفاده گردد، مدل‌های TVP تمایل به بیش برآزشی در داخل نمونه دارند؛ لذا عملکرد پیش‌بینی

1. Ant Colony Optimization.
2. Particle Swarm Optimization.
3. Artificial Bee Colony Algorithm.
4. Imperialist Competitive Algorithm.
5. Perceptron.
6. Recurrent Neural Network.
7. Convolutional Neural Network.
8. Geometric Brownian Motion.
9. Quantum Harmonic Oscillator.

ضعیفی در خارج از نمونه خواهند داشت. برای تصحیح این کاستی‌ها در مدل‌های TVP از مدل‌های DMS^۱ و DMA^۲ استفاده شده است (گوپتا و همکاران^۳، ۲۰۱۴). نتایج مدل بی‌زین در جدول شماره (۵) و نمودار شماره (۵)، ارائه شده است.

جدول ۵. نتایج مدل میانگین‌گیری بی‌زین

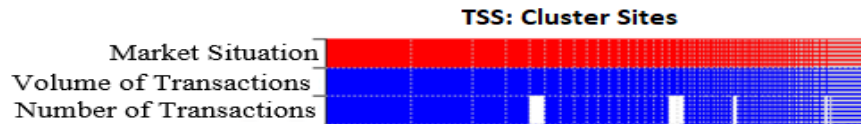
| توزیع | نمونه دوم شامل تکرار شبیه‌سازی ۱۰۰۰۰ | | نمونه اول شامل ۱۰۰۰ تکرار شبیه‌سازی | | متغیر |
|---|---|-----------|--|---------------|-----------------------------------|
| | احتمال پسین | ضریب پسین | احتمال پیشین | ضریب پیشین | |
|  | 0.862 | 0.177 | 0.543 | 0.033 | حجم مبادلات |
|  | 0.823 | 0.194 | 0.698 | 0.045 | تعداد مبادلات |
|  | 0.916 | -0.131 | 0.794 | -0.032 | وضعیت رونق و رکود بازار سرمایه |

منبع: گوپتا (۲۰۱۴)

در نمودار ستون آخر بخش آبی رنگ، فرآیند همبستگی بین متغیرهای موثر بر بازدهی سهام را نمایش می‌دهد و توزیع‌های آبی-قرمز بر روی شکل توزیع‌های پسین مختلف از برآوردهای متعدد نمایش داده شده و توزیع مشترک مابین این توزیع‌ها در سمت راست هر نمودار نمایش داده شده است. بر اساس توزیع پسین مشترک متغیرهای شناسایی شده نقش مهمی در پیش‌بینی بازدهی دارند؛ چرا که احتمال پسین متغیرها بیش از ۵۰ درصد است. با توجه به نتایج جدول (۵)، متغیرهای حجم مبادلات و تعداد مبادلات تأثیر مثبتی بر بازدهی سهام دارند (توزیع همبستگی مثبت در نمودار)؛ همچنین بر اساس نتایج وضعیت رونق و رکود بازار سرمایه بر بازدهی سهام تأثیر منفی دارد، بدین معنی که وضعیت اقتصادی کشور در بازه زمانی مورد بررسی در وضعیت مناسبی قرار ندارد. جهت اطمینان از ثبات علامت ضرایب برآورد در ۱۰۰۰۰ بار تکرار برآورد نمایش داده شده است. تنها تغییر در علامت ضرایب در متغیر تعداد مبادلات مشاهده می‌گردد (نقاط سفید رنگ)، در نتیجه نتایج پژوهش قابلیت اتکای بالایی دارد.

1. Dynamic Model Selection.
2. Dynamic Model Averaging.
3. Gupta et al.





نمودار ۵. علامت ضرایب برآوردی در مدل میانگین‌گیری بیزین

فیزیک کوانتومی^۱ جهت پیش‌بینی میان‌مدت بازدهی سهام

در طول چند سال گذشته، پژوهش پیرامون تجزیه‌تحلیل دینامیک نرخ سهام با استفاده از مدل‌های فیزیک کوانتومی، رایج‌تر شده، مانند آن‌هایی که حرکت یک ذره یا یک دام افتاده در یک چاه یا یک ذره‌ی دارای حرکت براوانی کوانتومی را توصیف می‌کنند. مزیت مدل‌های کوانتومی نسبت به مدل‌های سنتی، این است که آن‌ها اغلب، اثر شرایط بازار روی بازده سهام را بهتر توصیف می‌کنند و این توصیف بهتر، ناشی از چگونگی برخورد مدل‌های کوانتومی با سطوح انرژی ذره است که منجر به مدل‌سازی بسیار دقیق‌تر می‌شود. سهام دارایی مالی ریسکی است که قیمت آن تحت رفتارهای غیرقابل پیش‌بینی قرار دارد و این ممکن است دلیل اصلی جذابیت سهام برای سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر باشد، این نشان می‌دهد که قیمت سهام را می‌توان به شیوه‌ای تصادفی توصیف کرد. براساس مکانیک کوانتومی، با یک سهام در بازار سهام به عنوان یک نوسانگر هماهنگ کوانتومی برخورد می‌گردد، معادله شرودینگر که اغلب معادله موج شرودینگر^۲ نامیده می‌شود، معادله بنیادی فیزیک برای توصیف رفتار مکانیک کوانتومی است. با حل معادله شرودینگر نوسانگر هماهنگ، شکل تابع موج ذره در زمان آینده مشخص؛ بنابراین امکان تعیین توزیع مکان، اندازه حرکت و سایر خواص ذره وجود خواهد داشت (اهوادو و اوگانفیدیتی^۳، ۲۰۱۸). در این پژوهش ما از مدل نوسانگر هماهنگ کوانتومی آهن و همکاران (۲۰۱۸)، استفاده می‌کنیم. که معادله فوکر-پلانک^۴ را برای تابع چگالی احتمال بازدهی‌های سهام در نظر گرفته و به یک معادله شرودینگر مستقل از زمان تبدیل می‌شود. تحلیل ریاضی معروف معادله شرودینگر، یک جواب تحلیلی برای تابع چگالی احتمال بازدهی‌های سهام به وجود می‌آورد که ویژه توابع و ویژه مقادیر^۵ گسسته (مثل انرژی ذره و ...)، را نشان خواهد داد.

۱. نتایج این بخش در نرم افزار پایتون محاسبه شده است.

۲. معادله شرودینگر یکی از معادلات مهم در مکانیک کوانتوم می‌باشد که چگونگی تغییر حالت کوانتومی یک سامانه فیزیکی با زمان را توصیف می‌کند.

3. Ohwada & Ogunfidity.

۴. معادله فوکر-پلانک در مکانیک آماری یک معادله دیفرانسیل با مشتقات پاره‌ای است که تکامل زمانی تابع چگالی احتمال سرعت را برای ذره‌ای توصیف می‌کند.

۵. تمام مسائل در مکانیک کوانتومی در نهایت به حل یک معادله ویژه مقدری ختم می‌شود؛ بنابراین ویژه مقادیر و ویژه توابع خصوصیات مهمی هستند و آشنایی با آن‌ها در مکانیک کوانتومی امری ضروری است.

در گام اول با معرفی $\rho(x, t)$ (تابع چگالی احتمال^۱ متغیر تصادفی x در زمان t)، معادله فوکر-پلانک (FP) از رابطه (۳)، به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\frac{\partial}{\partial t} \rho(x, t) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} [D(x, t)\rho(x, t)] + \frac{\partial}{\partial x} \left[\rho(x, t) \frac{\partial V(x, t)}{\partial x} \right] \quad (3)$$

$D(x, t)$ ضریب پخش است و $V(x, t)$ پتانسیل خارجی است و معادله شرودینگر وابسته به زمان به صورت زیر بیان می‌شود:

$$i\hbar \frac{\partial}{\partial \tau} \phi(x, \tau) = \hat{H} \phi(x, \tau) = -\frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2}{\partial x^2} \phi(x, \tau) + U(x) \phi(x, \tau) \quad (4)$$

$U(x)$ پتانسیل بالقوه سیستم و $\hbar \approx 6.6260693 \times 10^{-34}$ ثابت پلانک و $\hbar = h/2\pi$ است. m جرم ذره است. $\phi(x, t)$ تابع موج است و $\hat{H} = -\frac{\hbar^2}{2m} \frac{\partial^2}{\partial x^2} + U(x)$ عملگر همیلتونی که جمع انرژی جنبشی و پتانسیل است. $U = \frac{1}{2} kx^2 = \frac{1}{2} m\omega^2 x^2$ انرژی پتانسیل ذره در نوسانگر هماهنگ کوانتومی است. در فیزیک کلاسیک $F \equiv -dU/dx = -kx$ متناظر است با نیروی بازگرداننده، که ذره‌ای که خارج از محل تعادل است را به محل تعادل برمی‌گرداند. به علاوه، $\omega \equiv \sqrt{k/m}$ ، فرکانس زاویه‌ای نوسانگر هماهنگ را نشان می‌دهد. برای درک این مفاهیم فیزیکی در زمینه مالی مطابق پژوهش اهن و همکاران، ۲۰۱۸، می‌توان x را به صورت انحراف یک بازدهی سهام لگاریتمی از تعادل درازمدت آن در نظر گرفت؛ همچنین جرم m را به عنوان خصوصیات ویژه-شرکت که سرعت تنظیم قیمت را تعیین می‌کند، مانند سرمایه‌گذاری در بازار و حجم مبادلات و ثابت فنر k را می‌توان به عنوان شرایط بازار در نظر گرفت. جواب کلی معادله شرودینگر به صورت زیر است (اهن و همکاران، ۲۰۱۸):

$$\phi(x, \tau) = \sum_{n=0}^{\infty} A_n \phi_n(x) \exp \left[-\frac{i}{\hbar} E_n \tau \right] \quad (5)$$

که A_n دامنه جواب (ثابت بهنجارش) و $\hat{H} \phi_n(x) = E_n \phi_n(x)$ معادله شرودینگر مستقل از زمان است و E_n انرژی ذره است و $D(x, t) = (\sigma^2(x, t))/2$ ضریب انتشار است؛ بنابراین جواب معادله FP به صورت زیر است:

$$\rho(x, t) = \sqrt{\rho_s(x)} \sum_{n=0}^{\infty} A_n \phi_n(x) \exp(-E_n t) \quad (6)$$

که ثابت بهنجارش با تابع چگالی احتمال اولیه $\rho(x, 0)$ از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$A_n = \int_{-\infty}^{\infty} dx \phi_n^*(x) [\rho_s(x)]^{-1/2} \rho(x, 0) \quad (7)$$

که ویژه تابع n -ام نوسانگر هماهنگ به صورت زیر بیان می‌شود:

۱. در آمار و احتمال، به بیان ساده، تابع چگالی احتمال یک متغیر تصادفی پیوسته به تابعی گفته می‌شود که انتگرال آن در هر بازه معین، برابر با احتمال قرار داشتن متغیر تصادفی در آن بازه است.

$$\phi_n(x) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} \left(\frac{m\omega}{\pi\hbar}\right)^{1/4} H_n\left(\sqrt{\frac{m\omega}{\hbar}}x\right) \times \exp\left(-\frac{m\omega}{2\hbar}x^2\right) \quad (8)$$

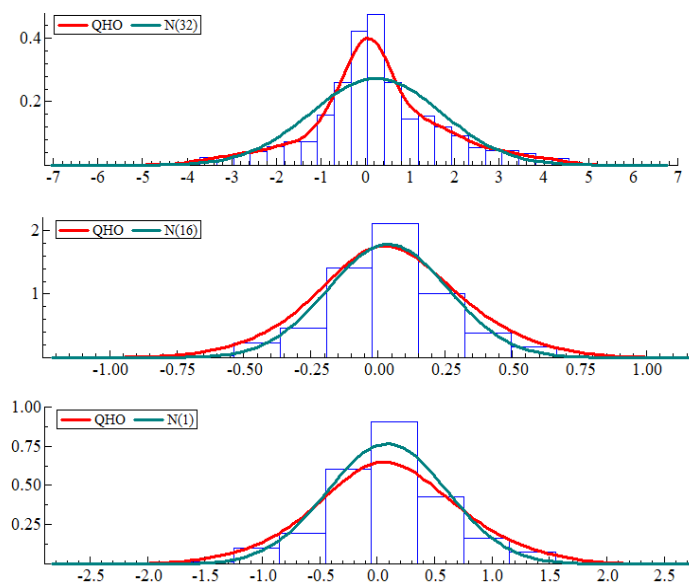
با ویژه انرژی متناظر $E_n = n\hbar\omega$ که H_n چند جمله‌ای هرمیت n -ام است، در نتیجه می‌توان بیان داشت $\rho_s(x) = \sqrt{\frac{m\omega}{\pi\hbar}} \exp\left(-\frac{m\omega}{\hbar}x^2\right)$ و در نهایت جواب کلی معادله مدل FP نوسانگر هماهنگ کوانتومی این و همکاران به فرم توزیع x ترکیبی به صورت زیر است:

$$\rho(x, t) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n(t) \rho_n(x) \quad (9)$$

$$C_n(t) = (A_n / \sqrt{2^n n!}) (\sqrt{m\omega/\pi\hbar} e^{-E_n t})$$

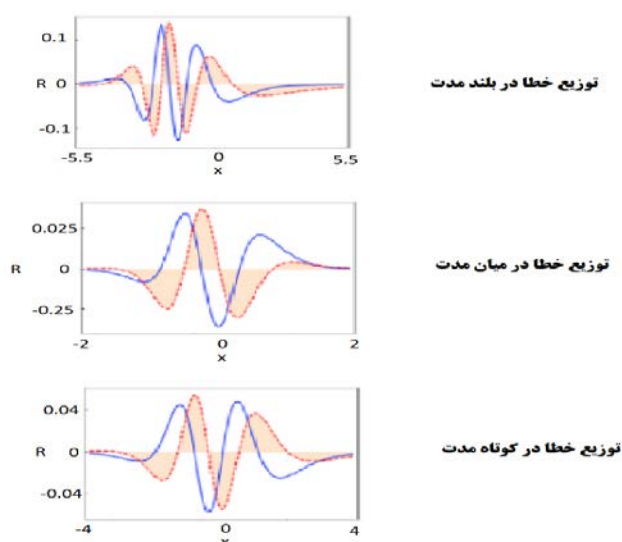
$$\rho_n(x) = H_n\left(\sqrt{\frac{m\omega}{\hbar}}x\right) \times e^{-(m\omega/\hbar)x^2} \quad \text{و}$$

$\rho(x, t)$ (تابع چگالی احتمال)، متغیر تصادفی x در زمان t ، $C_n(t)$ دامنه ویژه حالات کوانتومی است، توجه کنید که احتمال ذره P_n در یک ویژه حالت متناسب است با مجذور دامنه آن ویژه حالت، مطابق با آن، $P_n \equiv N^{-1} |C_n|^2$ با ضریب بهنجارش $N = \sum_{k=0}^{\infty} |C_k|^2$ ، احتمال قرار گرفتن یک بازدهی سهام در ویژه حالت n -ام را نشان می‌دهد. نتایج حاصل از برآورد مدل کوانتوم مالی در نمودار (۶)، نمایش داده شده است. بر اساس نتایج مشاهده می‌گردد افزایش طول دوره پیش‌بینی ابتدا باعث افزایش دقت در پیش‌بینی (افزایش دامنه ریسک پیش‌بینی و تمرکز بالاتر در شکل وسط در دوره نگهداری و پیش‌بینی بازده ۱۶ روزه) و سپس کاهش در دقت پیش‌بینی در بازه بلندمدت می‌شود.



نمودار ۶. تأثیر تغییر در دوره پیش‌بینی و نگهداری در مدل کوانتومی

میزان خطای پیش‌بینی‌های فوق در نمودار شماره (۷)، ترسیم شده است.



نمودار ۷. تأثیر تغییر در سطح انرژی بر پیش‌بینی بازدهی سهام

همانگونه که از نمودار شماره (۷)، قابل مشاهده است دامنه خطا در بازه ۱۶ روزه بسیار اندک بوده و با نتایج جدول شماره (۴)، هم‌خوانی دارد.

موجک پیوسته جهت پیش‌بینی بلندمدت

تبدیل موجک با استفاده از توابع پایه‌ای، یک سری زمانی را به فضای فرکانس انتقال داده و سپس سری زمانی را در زمان و مقیاس‌های مختلف نشان می‌دهد. موجک‌ها (که به عنوان موجک‌های دختر^۲ شناخته می‌شوند)، از یک تابع تکی - موجک مادر^۳ $\psi_{u,s}(t)$ - که به عنوان تابعی از موقعیت زمان (u) و مقیاس (s)، تعریف می‌شود، مشتق می‌شوند. توابع موجک کاربرد در حوزه اقتصاد به دو دسته پیوسته و گسسته قابل تقسیم‌اند. تابع موجک پایه‌ای پیوسته عبارت است از:

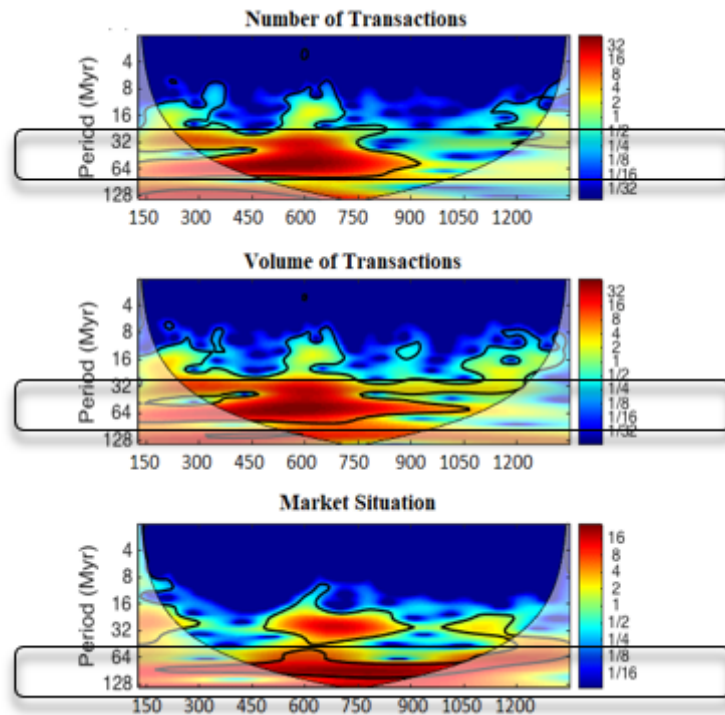
$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-s}{s}\right) \quad (10)$$

۱. نتایج این بخش در نرم افزار پایتون محاسبه شده است.

2. Wavelet Daughters.
3. Mother Wavelet.



فرض می‌شود موجک‌ها یک تابع مربع انتگرال‌پذیر هستند (یعنی $\psi_{(0)} \in L^2(\mathbb{R})$)، در رابطه‌ای (۱)، عامل نرمال‌ساز بوده که متضمن واحد بودن واریانس موجک، $\|\psi_{u,s}(t)\|^2 = 1$ می‌باشد. U پارامتر انتقال^۱ بوده که موقعیت دقیق موجک را ارائه می‌دهد. s پارامتر اتساع^۲ (اندازه‌ی مقیاس تابع)، می‌باشد؛ که نحوه کشیدگی موجک را تعریف می‌کند. مقیاس‌بندی یک ابزار ریاضی است که در اینجا منظور از آن باز شدن و یا فشردن موجک در زمان است. مقیاس بزرگ مطابق با باز شدن و یا کشیده شدن موجک و مقیاس کوچک به معنی فشردن موجک می‌باشد. از آنجا که فشردگی موجک مطابق با بالا بودن فرکانس آن و نیز بازشدگی و یا کشیدگی موجک مطابق با کم بودن بسامد غالب آن است، فرکانس غالب و مقیاس کوچک یک موجک با هم در ارتباط هستند. به این مفهوم که مقیاس بالا مطابق با فرکانس پایین و مقیاس کوچک، مطابق با فرکانس بالا می‌باشد (تونس و کامپو^۳ ۱۹۹۸؛ دابیچز^۴ ۱۹۹۲).



نمودار ۸. نمودار همدوسی مابین متغیرهای موثر بر پیش‌بینی بازدهی سهام

1. Location Parameter.
2. Dilatation Parameter.
3. Torrence and Compo.
4. Daubechies.



نتایج موجک ارائه شده صرفاً دوره‌های دارای نوسان را ارائه نموده است و هدف نشان دادن ارتباط قوی متغیرهای پیش‌بینی کننده با بازدهی سهام در بازه‌های زمانی بلندمدت است. براساس شکل (۸)، مشاهده می‌شود که متغیرهای حجم مبادلات، تعداد مبادلات و وضعیت رونق و رکود بازار سرمایه در بازه‌های ۳۲ تا ۱۲۸ روزه تأثیر بسیار بالایی بر بازدهی سهام دارند (رنگ‌های قرمز و نارنجی که در کادر مستطیلی قرار گرفته‌اند)؛ اما در بازه‌های زمانی ۱ تا ۱۶ روزه تأثیر معنی‌داری مشاهده نگردید.

بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی بازدهی با پایین‌ترین حجم خطا یکی از مسائل مهم در بازارهای مالی است که در دهه‌های اخیر اهمیت دوچندانی یافته است. هدف اصلی پژوهش حاضر رفع ابهام در تعیین مدل مناسب جهت پیش‌بینی بازدهی سهام است. براساس این رویکرد استفاده از مدل‌های غیرخطی نسبت به مدل‌های خطی در پیش‌بینی بازدهی سهام توصیه گردید. جهت پیش‌بینی بازدهی سهام ۸ دسته از الگوهای برآوردی ۱- کلاسیک یا ساختاری، ۲- رگرسیون‌های غیرساختاری؛ ۳- رگرسیون‌های بی‌زین پارامتر متغیر زمان، ۴- مدل‌های تبدیل موجک گسسته تبدیل و موجک پیوسته، ۵- رویکردهای فراابتکاری، ۶- رویکردهای شبکه عصبی مصنوعی ساده و عمیق ۷- دیفرانسیل تصادفی ۸- کوانتوم مالی مورد بررسی قرار گرفتند. پیش‌بینی‌های در بازه زمانی کوتاه‌مدت ۱ روزه، میان مدت ۱۶ روزه و بلندمدت ۳۲ روزه صورت پذیرفت. بر اساس نتایج در بازه کوتاه‌مدت دقت مدل‌های میانگین‌گیری بی‌زین؛ در میان مدت مدل‌های کوانتوم مالی و در بلندمدت مدل‌های موجک نسبت به سایر رویکردها در پیش‌بینی بازدهی سهام از دقت بالاتری برخوردار بودند. براساس نتایج در بازه‌های زمانی مختلف مدل‌های مورد بررسی؛ دقت‌های متفاوتی در پیش‌بینی بازدهی سهام از خود نمایش دادند و این الزام را ایجاد نمود؛ در هر بازه زمانی به صورت جداگانه اقدام به پیش‌بینی بازدهی سهام گردد. با توجه به اینکه تغییر دوره پیش‌بینی بر کارا بودن مدل‌ها در دوره‌های زمانی مختلف اثرگذار است؛ این پیغام را به محققین می‌دهد که با هیبرید نمودن روش‌ها امکان بهبود نتایج و یافتن مدلی که در تمامی دوره‌ها دارای بالاترین کارایی باشد، وجود دارد. تحقیق با توجه به نتایج تمامی فرضیه‌های تحقیق مورد تأیید قرار گرفتند. بر این اساس لحاظ نمودن تغییر ضرایب طی زمان؛ در نظر گرفتن ارتباط متغیرهای در مقیاس‌های زمانی مختلف و لحاظ نمودن دوره‌های تناوب رفتار بازدهی سهام؛ موجب کارایی در پیش‌بینی بازدهی سهام نسبت به مدل‌های خطی خواهد شد؛ همچنین می‌توان ادعان داشت دقت مدل‌های برآوردی جهت پیش‌بینی بازدهی سهام در افق‌های مختلف پیش‌بینی یکسان نمی‌باشد.

براساس نتایج پیشنهاد می‌شود جهت پیش‌بینی بازدهی سهام از مدل‌های غیرخطی بهره گرفته شود؛ پیشنهاد می‌گردد سرمایه‌گذاران بسته به دوره نگهداری یا خرید پرتفوی خود از رویکردهایی که در بازه مذکور دقت بالاتری دارند، استفاده نمایند؛ همچنین، با توجه به اینکه در مدل میانگین‌گیری بی‌زین در برخی متغیرهای پیش‌بینی کننده؛ چگالی توزیع شامل عدد صفر شده است؛ این امر می‌تواند نشان دهنده دشواری پیش‌بینی بازده سهام باشد؛ زیرا چنین پیش‌بینی به معنای ادامه روند عمومی بازده پیش‌بینی دوره

قبل است؛ بنابراین، سرمایه‌گذاران بهتر است علاوه بر میانگین بازدهی سهام به نوسانات پرتفوی سهام نیز توجه نمایند. با توجه به نتایج همدوسی موجک و اینکه سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران همواره به دنبال اطلاعات به منظور پیشبرد اهداف خود هستند؛ اگر رابطه وضعیت رکود و رونق و بازار سهام در کوتاه‌مدت ضعیف باشد، بهتر است از بازار سهام به عنوان یک پوشش در مقابل وضعیت رکود و رونق استفاده کنند و از این اطلاعات جهت اخذ تصمیمات خود بهره گیرند. نتایج پژوهش حاضر مبنی بر اینکه در پیش‌بینی بازدهی سهام در بازه‌های زمانی مختلف، لازم است از مدل‌های مختلفی بهره گرفته شود و استفاده از رویکردی یکسان موجب کاهش دقت در بازدهی سهام خواهد شد، مطابق با نتایج پژوهش آرمن و همکاران (۱۴۰۱)؛ صراف و همکاران (۱۴۰۱)؛ آزودو و همکاران (۲۰۲۲)؛ لئو و همکاران (۲۰۲۲)؛ الکسیو و همکاران (۲۰۲۲)؛ می‌باشد. همچنین پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، تحقیق حاضر با استفاده از رویکردهای آستانه‌ای (TAR)، نااطمینانی پارامتر متغیر زمان (TVP-GARCH) و نااطمینان تغییر رژیم (MS-GARCH) صورت پذیرد. بزرگ‌ترین محدودیت پژوهش حاضر نبود اطلاعات کیفی و صورت‌های مالی به صورت روزانه بود؛ برای رفع این محدودیت از اطلاعات مرتبط با بازار بهره گرفته شد.

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 منافی وجود ندارد.

تعهد کپی‌رایت: طبق تعهد نویسندگان حق کپی‌رایت رعایت شده‌است.



References

- AbdolMaliki, A.H; Hamidian, M; & Baghani, A. (2019). Investigating the presence of fractal characteristics in the price and returns of Tehran Stock Exchange companies using the non-linear ARIFMA model. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 11(44), 207-226. (In Persian)
- Ahn, K; Choi, M. Y; Dai, B; Sohn, S; & Yang, B. (2018). Modeling stock return distributions with a quantum harmonic oscillator. *EPL (Europhysics Letters)*, 120(3), 1-8.
- Alaminos, D; salas, B.M; & and Fernandez-gamez, M.A. (2022). Forecasting stock market crashes via real-time recession probabilities: a quantum computing approach. *Fractals* vol. 30, no. 05, 2240162 (2022).
- Alexio, H; Akram, U; & Sui, Y. (2022). The impact of macroeconomic indicators on US stock returns. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, (March). Doi: 10.1108/APJML-05-2018-0191.
- Anatolyev, S; & Barunik, J. (2019). Forecasting dynamic return distributions based on ordered binary choice. *International Journal of Forecasting*, 35(3), 823-835.
- Armen, S. A; Anvari, E; & Rocky Kianpur, S. (2022). Modeling the dynamic index of financial conditions and investigating its effect on the predictability of Iranian stock returns. *Journal of Asset Management and Financing*, 10(1), 47-72. (In Persian)
- Azevedo, V; & Christopher, H. (2022). Enhancing stock market anomalies with machine learning. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 60(11), 195–230.
- Baaquie, B. E. (2018). *Quantum Field Theory for Economics and Finance*, Cambridge University Press, www.cambridge.org .
- Ban, G.Y; El Karoui, N; & Lim, A. (2018). Machine learning and portfolio optimization. *Manag Science*, 64(3), 1136–1154.
- Barak, S; Arjmand, A; & Ortobelli, S. (2017). Fusion of multiple diverse predictors in stock market. *Information Fusion*, 36, 90-102.
- Basak, S; Kar, S; Saha, S; Khaidem, L; & Dey, S.R. (2019). Predicting the direction of stock market prices using tree-based classifiers. *North am J Econ Financ*, 47,552–567.
- Bodnar, T; Mazur, S; & Okhrin, Y. (2017). Bayesian estimation of the global minimum variance portfolio. *Eur J Oper Res*, 256(1), 292–307.
- Cao, L; & Tay, F. (2003). Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting. *IEEE Trans Neural Networks*, 14(6), 1506–1518.

Chinco, A; Clark-Joseph, A.D; & Ye, M. (2019). Sparse signals in the cross-section of returns. *J Financ*, 74(1), 449–492.

Cubadda, G; Grassi, S; & Guardabascio, B. (2022). The Time-Varying Multivariate Autoregressive Index Model. *ArXiv: 2201.07069* [Econ].

Daubechies, I. (1992). Ten lectures on wavelets, *CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics*, 61, Philadelphia: SIAM.

Dichtl, H; Drobetz, W; & Otto, T. (2023). Forecasting Stock Market Crashes via Machine Learning. *Journal Financial Stability*, 65.

Drachal, K. (2016). Forecasting spot oil price in a dynamic model averaging framework have the determinants changed over time? *Energy Economics*, 60, 35-46.

Dunis, C.L; Laws, J; & Evans, B. (2008). Trading futures spread portfolios: applications of higher order and recurrent networks. *Eur J Financ*, 14(6), 503–521.

El Ghourabi, M; Nani, A; & Gammoudi, I. (2020). A value-at-risk computation based on heavy-tailed distribution for dynamic conditional score models. *International Journal of Finance & Economics*, 26(3), DOI:10.1002/ijfe.1934.

Fischer, T; & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *Eur J Oper Res*, 270(2), 654–669.

Gu, S; Kelly, B; & Xiu, D. (2020a). Autoencoder asset pricing models. *J Econom*: 1–22.

Gupta, R; Hammoudeh, S.h; Kim, W.J; & Simo -Kengne, B.D. (2014). Forecasting China's foreign exchange reserves using dynamic model averaging: The roles of macroeconomic fundamentals, financial stress and economic uncertainty. *North American Journal of Economics and Finance*, 28, 170 -189.

Haven, E. (2019). The Quantum Formalism in Social Science: A Brief Excursion. *Springer Nature Switzerland AG*, 116–123.

Heaton, J.B; Polson, N.G; & Witte, J.H. (2017). Deep learning for finance: deep portfolios. *Appl Stoch Model Bus Ind*, 33(1), 3–12.

Hosseininia, P; Fattahi, Sh; & Soheili, K. (2022). Investigating Iran's Financial Markets Influenceability on the Global Economy Using Continuous Wavelet Transform. *Journal of Financial Management Strategy*, 10(4), 31-54. (In Persian)

Huang, W; Nakamori, Y; & Wang, S.Y. (2005). Forecasting stock market movement direction with support vector machine. *Comput Oper Res*, 32(10), 2513–2522.



Jeon, S; Hong, B; & Chang, V. (2017). Pattern graph tracking-based stock price prediction using big data. *Future Generation Computer Systems*.

Juhro, M; & Iyke, B. (2019). Monetary policy and financial conditions in Indonesia. *Bulletin of Monetary Economics and Banking*, 21(3), 283– 302.

Kim, H; & Han, S. T. (2016). The enhanced classification for the stock index prediction. *Procedia Computer Science*, 91, 284-286.

Koop, G; & Korobilis, D. (2013). *A New Index of Financial Conditions*. University of Glasgow. Adam Smith Business School, Gilbert Scott building, Glasgow.

Koop, G; McIntyre, S; Mitchell, J; & Poon, A. (2020). Regional output growth in the United Kingdom: More timely and higher frequency estimates from 1970. *Journal of Applied Econometrics*, 35(2), 176-197.

Korobilis, D. (2013). Assessing the transmission of monetary policy shocks using time -varying parameter dynamic factor models. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75,157-179.

Li, J; & Jiang, Y. (2022). Recent Advances of Dynamic Model Averaging Theory and Its Application in Econometrics. *Journal of Financial Risk Management*, 11, 740-756.

Liu, D; Song, Y; & Chen, D. (2022). Time-varying comparison of the effectiveness of China's price-and quantity-based monetary policy tools: an empirical analysis based on the TVP-FA-S-VAR model. *Journal of the Asia Pacific Economy*, 1-23.

Mohammadi, T; Neisy, A.S; Abdullah Milany, M; & Havaj, S. (2017). The application of transitory fashions model in estimating the fundamental and temporary value of Tehran stock exchange stock returns: integration of space-state approach and Markov transition regime. *Iranian Journal of Economic Researchis*, 23(75), 1-20. (In Persian)

Moody, J; & Saffell. M. (2001). Learning to trade via direct reinforcement. *IEEE Trans Neural Networks*, 12(4):875–889.

Ohwadua. O. E, & Ogunfiditimi. F.O. (2018). A Quantum Finance Model for Technical Analysis in the Stock Market. *International Journal of Engineering Inventions*, 7(2), 7-12.

Pedro G. G; & Flavio A. Z. (2020). Measuring Systemic Risk via GAS models and Extreme Value Theory: Revisiting the 2007 Financial Crisis. *Finance Research Letters*, 181(11), 23-37.

Qiao, R; Weike, C; & Qiao, Y. (2022). Prediction of stock return by LSTM neural network, Applied Artificial Intelligence. *An International Journal*, 36(1).

Qin, Q; Wang, Q.G; Li, J; & Ge, S.S. (2013). Linear and nonlinear trading models with gradient boosted random forests and application to Singapore stock market. *J Intell Learn Syst Appl*, 5(1), 1-10.

Rahnama Rodposhti, F; & Dehaghi klantary, M. (2013). Multifractal models in financial sciences: their origin, characteristics and applications. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 7(24), 25-47. (In Persian)

Ren, R; Wu, D.D; & Liu, T. (2019). Forecasting stock market movement direction using sentiment analysis and support vector machine. *IEEE Syst J*, 13(1), 760-770.

Rostami, M; & Makiyan, S. N. (2022). Tehran Stock Exchange returns Forecasting: Comparison of Bayesian, Exponential Smoothing and Box Jenkins approaches. *Iranian Journal of Economic Research*, 27(91), 189-221. (In Persian)

Samavi, M. E; Niko Maram, H; Madan Chi Zaj, M; & Yaqubnejad, A. (2020). Modeling and forecasting the return distribution of the total index of the Iranian capital market and Bitcoin cryptocurrency with the time-varying GAS method. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 15(55), 1-14. (In Persian)

Saraf, F; Nasiri, Z; Tanhayi, M. R; Emamverdi, Q; & Najafi Moghadam, A. (2022). Predicting fluctuations in Tehran Stock Exchange indices through a Harmonic Quantum Oscillator model. *Accounting and auditing research*. In press. (In Persian).

Segnon, M; Gupta, R; & Wilfling, B. (2023). Forecasting stock market volatility with regime-switching GARCH-MIDAS: The role of geopolitical risks. *International Journal of Forecasting*, 1(39).

Sojoodi, S; & Mousavi, F. (2022). Comparison of the Seven-Factor Model with the Capital Assets Pricing Model and the Fama and French Three-Factor Model to Predict the Expected Returns of Stock in the Tehran Stock Exchange. *Journal of Financial Management Strategy*, 10(4), 1-30. (In Persian).

Torrence, C; & Compo, G. (1998). A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79: 61-78.

Vaziri Kurdestani, J; Farid, D; Nazemi Ardakani, M; & Hosseini Bamakan, S. M. (2023). Evaluation of PSO-BiLSTM method for stock price forecasting using stock

price time series data (Case study: Iran Stock Exchange and OTC stock). *Financial Management Strategy*, 10(4), 125-150. (In Persian).

Zhang, Z; Zohren, S; & Stephen, R. (2020) Deep reinforcement learning for trading. *J Financ Data Sci*, 2(2), 25–40.



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.

