Archive of SID

فصلنامــه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گــذاری
سال نهم/ شماره سی‌وچهارم/ تابستان ۱۳۹۹

طراحی مدلی جهت پیش بینی بازده شاخص بورس
(با تاکید بر مدل های ترکیبی شبکه عصبی و مدل های با حافظه بلندمدت)

رضا نجارزاده
دانشیار گروه علوم اقتصادی دانشگاه تربیت مدرس؛ تهران، ایران.
najarzar@modares.ac.ir

مهدی ذوالفقاری
استادیار گروه علوم اقتصادی دانشگاه تربیت مدرس؛ تهران، ایران. (نویسنده مسئول)
m.zolfaghari@modares.ac.ir

صمد غلامی
دانشجوی کارشناسی ارشد گروه علوم اقتصادی دانشگاه تربیت مدرس؛ تهران، ایران.
samgun118@gmail.com

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۷/۲۵ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۹/۱۹

چکیده

این پژوهش به معرفی مدل‌هایی از ترکیب خانواده GARCH و شبکه عصبی مصنوعی، جهت پیش‌بینی بازدهی روزانه شاخص بورس اوراق بهادار تهران طی فاصله زمانی ۱۳۹۶-۱۳۸۷ می‌پردازد. وجود ویژگی حافظه بلندمدت در واریانس شرطی بازدهی شاخص کل بورس موجب شده تا علاوه بر مدل‌های دارای حافظه کوتاه‌مدت GARCH و EGARCH در این پژوهش از مدل‌های FIGARCH و FIEGARCH که دارای ویژگی حافظه بلندمدت هستند؛ استفاده گردد. علاوه بر بکارگیری مدل‌های حافظه کوتاه‌مدت، با توجه به کارایی بهتر مدل‌های ترکیبی (در مقایسه با مدل‌های فردی) در پیش‌بینی داده‌های مالی، در این مطالعه، تمامی مدل‌های خانواده GARCH (اعم از کوتاه‌مدت و بلندمدت) با شبکه عصبی مصنوعی ترکیب و با استفاده از مدل‌های ترکیبی حاصل‌شده، بازده شاخص بورس برای ۱۰ روز آینده به‌صورت گام‌به‌گام پیش‌بینی و دقت آن براساس معیارهای ارزیابی مورد بررسی قرار گرفت. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی FIEGARCH- شبکه عصبی با توزیع تی- استیودنت در پیش‌بینی بازده شاخص کل سهام کارآمدتر و دارای خطای پیش‌بینی کمتری نسبت به سایر مدل‌های رقیب است.

واژه‌های کلیدی: بازار سهام، پیش‌بینی، خانواده GARCH، شبکه عصبی، مدل ترکیبی

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

سرمایه‌گذاری عبارت از انتخاب دارایی‌هایی برای نگهداری و کسب عایدی بیشتر به‌منظور کسب سود و رفاه اقتصادی بیشتر در آینده است. با توجه به منابع محدود سرمایه‌گذاری در کشور، همواره اقتصاددانان و متخصصان امور مالی در پی راه‌های استفاده مطلوب از منابع اقتصادی برای در اختیار گذاشتن سرمایه‌گذاران هستند (کریمی و همکاران، ۱۳۹۲). در این بین، بازار سهام نقش اساسی در تخصیص منابع سرمایه‌ای به بخش‌های مولد از طریق جذب منابع خرد و سرگردان را دارد. ساختار و چارچوب شفاف بازار سهام در قیمت‌گذاری و انتشار اطلاعات مربوط به ارزش مالی بنگاه‌های اقتصادی، باعث شناسایی این بازارها به‌عنوان نماینده وضعیت بخش واقعی اقتصاد شده است. ازاین‌رو مشخصه‌ی توانایی بازار سهام در انعکاس سریع و دقیق تمامی اطلاعات موجود، همواره موردتوجه تحلیلگران مالی، قانون‌گذاران و اقتصاددانان بوده است. علاوه بر این، یکی از راه‌های مقابله با ریسک نوسانات قیمتی، ورود به معاملات قراردادهای مشتقه مالی[۱] است که در بورس‌های بسیاری از کشورهای دیگر بر روی دارایی‌هایی نظیر سهام، ارز، کالا و شاخص کل سهام انجام می‌پذیرد. در بازارهای مالی ایران نیز بازار مشتقه برای سهام، طلا و کالا وجود دارد و اخیراً قوانین مربوط به راه‌اندازی بازار مشتقه شاخص کل بورس (تحت عنوان شاخص سبد سهام) در دستور کار سازمان بورس است. بنابراین تغییر در نماگرهای اصلی بازار سهام (نظیر شاخص کل بازار یا شاخص صنایع) موردتوجه سرمایه‌گذاران (داخلی و خارجی)، سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان و مراکز دانشگاهی شده است. در این راستا طیف گسترده‌ای از مطالعات کاربردی و مدل‌های اقتصادسنجی به پردازش رفتار و پیش‌بینی نوسانات این نماگرها منجر شده است. اهمیت پیش‌بینی نوسانات شاخص‌های قیمت در بازارهای سرمایه از جنبه مدیریت ریسک برای بسیاری از سهامداران بازار سرمایه باهدف بهینه‌سازی پرتفوی دارایی‌های مالی مهم است. از سوی دیگر یکی از راه‌های شناسایی و اندازه‌گیری ریسک در بازارهای مالی برای مقامات ناظر و قانون‌گذار، رصد و پیش‌بینی نوسانات قیمت سهام و شاخص‌های قیمت بازاری است(مارکویچ[۲]،۱۹۵۲). در تئوری‌های اقتصادسنجی برای مدل‌سازی نوسانات بازده به‌طورمعمول از مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی خود رگرسیو ARCH[۳] و شکل تعمیم یافته آن GARCH[۴] و خانواده‌های مرتبط با آن نظیر EGARCH[۵] استفاده می‌شود که این مدل‌ها از پایه‌های تئوریک مالی و اقتصادی برخوردارند. یکی از ویژگی‌هایی که امکان دارد در بازارهای مالی وجود داشته باشد وجود حافظه بلندمدت است، به این معنی‌که در صورت نامانا بودن سری زمانی، اثر شوک‌های خارجی بر نوسانات آن سری دائمی خواهد بود. بنابراین جهت رفع این مشکل و جلوگیری از تفاضل‌گیری[۶] به جای استفاده از مدل‌های مرسوم خانواده GARCH از مدل‌های انباشته کسری[۷] آن یعنی FIGARCH[۸] و FIEGARCH[۹] که از انعطاف بالایی در توصیف نوسانات سری‌های زمانی برخوردار هستند؛ استفاده می‌شود. با مروری بر مطالعات صورت گرفته در حوزه پیش‌بینی قیمت سهام، بسیاری از تحقیقات مالی در سال‌های اخیر بر این مسئله متمرکز بوده است که مدل‌های سنتی خطی و غیرخطی را برای یافتن برآوردها و پیش‌بینی‌های دقیق‌تر، با مدل‌های هوش مصنوعی (نظیر شبکه عصبی) ترکیب کنند (سعیدی و محمدی،۱۳۹۰). بنابراین، بهره‌گیری از این پایه‌های

www.SID.ir

Archive of SID

نظری به همراه تلفیق آن با مدل‌های ناپارامتری همانند شبکه‌های عصبی می‌تواند به‌دقت سیستم پیش‌بینی کننده بیفزاید.

درسایر مطالعات انجام شده در این حوزه با درنظر گرفتن مدل‌های مرسوم خانواده GARCH و ترکیب آن با شبکه عصبی مصنوعی، سعی در پیش‌بینی نوسانات شاخص‌های مورد مطالعه شده است. این در حالی است که عدم لحاظ حافظه‌بلندمدت درمدل‌های مورد بررسی باعث کاهش توانایی مدل‌ها در پیش‌بینی سری‌های زمانی می‌گردد. با توجه به این مهم، در مطالعه حاظر سعی برآن شده که در مدل‌های ترکیبی علاوه برمدل‌های حافظه کوتاه‌مدت از مدل‌هایی که نشان دهنده حافظه بلندمدت هستند استفاده گردد و کاستی یافته‌های قبلی در این حوزه را بکاهد و دقت مدل‌ها را در پیش‌بینی نوسانات افزایش دهد.

بنابراین نوآوری‌های مقاله مذکور به ترتیب زیر می‌باشد

- توسعه مدل‌های بلندمدت حافظه FIGARCH و FIEGARCH
- ارایه مدل ترکیبی خانواده GARCH -شبکه عصبی
- لحاظ متغیرهای کنترلی قیمت نفت و ارز در مدل ترکیبی

با توجه به مباحث بالا می‌توان بیان داشت که هدف اصلی تحقیق حاضر ارایه مدلی نوین جهت بهبود قدرت پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی مالی است. در واقع با اضافه کردن مدل‌های حافظه بلندمدت به مدل‌های ترکیبی پیشین که محور اصلی پژوهش حاضر می‌باشد، گام روبه‌جلویی در حوزه ادبیات پیش‌بینی داده‌های سرمی زمانی می‌توان برداشت.

در این مقاله بخش دوم به پیشینه تحقیق اختصاص یافته و در بخش سوم، مبانی نظری مدل‌های خانواده GARCH، شبکه‌های عصبی و مدل تلفیقی ارایه شده است. در بخش چهارم به مدل‌سازی و تخمین مدل‌های مذکور بـا اسـتفاده از بازده روزانـه شاخص بورس تهران[10] بـرای دوره ۱۳۸۷/۹/۲۳ الی ۱۳۹۶/۱۰/۲۵ پرداخته و مدل‌های مذکور در بازه زمانی یک گام تا ده گام به جلو پیش‌بینی شدند. قابل‌ذکر است در این مدل‌ها از دو متغیر قیمت جهانی نفت و نرخ ارز به‌عنوان متغیرهای کنترلی استفاده شده است. سپس با به‌کارگیری معیارهای سنجش به ارزیابی قدرت پیش‌بینی مدل‌های فوق پرداخته و در بخـش پنجم نتـایج ارائـه شده است.

۲- مروری بر پیشینه پژوهش

با توجه به اهمیت نوسانات داده‌های مالی در مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پرتفو، در سالیان گذشته طیف گسترده‌ای از مطالعات در این زمینه انجام یافته است. با توجه به موجود بودن این مطالعات در پیشینه تحقیق سایر مقالات داخلی، در این بخش صرفاً به بررسی مطالعات صورت گرفته با استفاده از مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی و خانواده GARCH در پیش‌بینی نوسانات بازدهی دارایی‌های مالی پرداخته می‌شود.

در مطالعات خارجی، کریستجان پولر ومیناتو[11](۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به‌اندازه گیری نوسانات قیمت بیت کوین[12] با استفاده از مدل ترکیبی GARCH-ANN از ۱۳دسامبر ۲۰۱۱ تا ۲۶ آگوست ۲۰۱۷ برای سه دوره

www.SID.ir

Archive of SID

۱۰،۲۲،۴۴ روزه پیش‌بینی کردند. در این تحقیق مدل ترکیبی در مقایسه با مدل‌های فردی و رقیب، دقت پیش‌بینی نوسان قیمت را به میزان قابل‌توجه ای افزایش داد.

صدیق و همکاران[۱۳](۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به جهت رسیدن به مدلی برای پیش‌بینی نوسان میزان سرمایه‌گذاری و رشد بودجه شرکت‌های مدیریت دارایی در پاکستان برای یک دوره پنج‌ماهه پرداخته و مدل ترکیبی GARCH-ANN را که دارای خطای پیش‌بینی کمتری نسبت به سایر مدل‌ها بود را پیشنهاد می‌نمایند.

کریستجان پولر وهرناندز[۱۴](۲۰۱۷) با استفاده از داده‌های روزانه سه فلز طلا، مس و آلومینیوم طی دوره ۷ سپتامبر ۲۰۰۹ تا ۲۰ می ۲۰۱۴ و با استفاده از متغیرهای کنترلی نرخ دلار، یوان، یورو، قیمت نفت و شاخص‌های سهام چین، هند، آمریکا به پیش‌بینی نوسان شاخص این سه فلز با مدل GARCHپرداخته و سپس ین مدل را به‌عنوان ورودی شبکه عصبی به کاربردند. نتایج حاصله نشان داد که مدل ترکیبی قدرت پیش‌بینی نوسان خارج از نمونه این سه فلز را افزایش می‌دهد. در نهایت برای پیش‌بینی این نوسانات مدل GARCH-ANN پیشنهاد شد.

فاتیما[۱۵](۲۰۱۷) با استفاده از مدل‌های خانوادهGARCH (EGARCH,[۱۶]A-GARCH)به بررسی نوسانات شاخص بورس بمبئی و کراچی از تاریخ ۱ ژانویه ۲۰۱۰ تا ۱۵ژانویه ۲۰۱۶ پرداختند و سپس نتایج حاصله را با شبکه عصبی مصنوعی ترکیب کرده و با استفاده از این دو مدل به پیش‌بینی نوسانات این دو شاخص طی مدت ۱۵ روز پرداختند. سپس میزان خطای مدل‌های ترکیبی را با استفاده از شاخص مجذور مربع خطاهاRMSE[۱۷] مقایسه نمودند و به این نتیجه دست یافتند که مدل ترکیبی AGARCH-ANN دارای خطای پیش‌بینی کمتری نسبت به مدل‌های رقیب است.

لحمیری[۱۸](۲۰۱۷) با استفاد از مدل‌های ترکیبیGARCH-ANN وEGARCH-ANN با سه توزیع نرمال ،t-student و GED[۱۹] و با استفاده از داده های روزانه دلار کانادا و یورو از ۴ ژوئن ۲۰۱۰ تا ۶ دسامبر ۲۰۱۵به پیش بینی نوسان داده‌ها برای مدت ۲۰ روز پرداخته و سپس با استفاده از دو شاخص قدر مطلق میانگین خطا MAE[۲۰] و مربع میانگین خطا MSE[۲۱] نتایج را مورد مقایسه قرار دادند و به این نتیجه دست یافتند که مدل ترکیبیEGARCH-ANN با توزیع GED توانایی بهتری در پیش‌بینی نوسان دلار کانادا و یورو دارد.

لو و همکاران[۲۲] (۲۰۱۶) در مطالعه‌ای به مقایسه عملکرد پیش‌بینی مدل‌های‌ترکیبی شبکه عصبی و GARCH با مدل‌های خانواده GARCH (EGARCH) به‌پیش بینی نوسان بازدهی سهم انرژی چین طی دوره ۳۱دسامبر ۲۰۱۳ تا ۱۰ مارس ۲۰۱۶ پرداخته و به این نتیجه رسیدند که مدل‌های ترکیبی -EGARCH ANNدارای خطای پیش‌بینی کمتر و قدرت پیش‌بینی بالاتری هستند.

لاهمری و بوکدوم [۲۳] (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای به بررسی نوسان بازدهی شاخص سهام S&P 500 با استفاده از مدل شبکه ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطاBP[۲۴] و خانواده GARCHشاملEGARCH با دو توزیع GED و t برای دوره ۲۸ فوریه ۲۰۱۱ تا ۱۱ مارس همان سال پرداخته و نتایج را با استفاده از شاخص‌های مجذور مربع خطا RMSE و قدر مطلق میانگین خطا MAE مورد بررسی قرار

www.SID.ir

Archive of SID

دادند. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی EGARCH-BP دارای خطای پیش‌بینی کمتر نسبت به سایر مدل‌های فردی است.

منفرد و انکه[۲۵] (۲۰۱۴) در مطالعه‌ای بر روی بازار سهام آمریکا، به بررسی بازده سهام نزدک از ۳ ژوییه ۱۹۹۸ تا ۱۲ اکتبر ۲۰۱۲ با استفاده از مدل‌های ترکیبی GjR-GARCH[۲۶] به همراه شبکه های عصبی شعاع مدار RBF[۲۷] و پیش بینی آن برای مدت ۴۴ روز آتی پرداختند. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی GJRGARCH-RBF دارای خطای کمتری نسبت به بقیه مدل‌ها در پیش‌بینی نوسان سهام است.

کریستجان پولر ودیگران[۲۸] (۲۰۱۳) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی بازده سهام کشورهای آمریکای لاتین شامل مکزیک، برزیل و شیلی طی سال‌های ۲۰۰۰-۲۰۱۱ با استفاده از شبکه عصبی و GARCH پرداخته و با مقایسه نتایج به این نتیجه رسیدند که فرآیند شبکه عصبی در پیش‌بینی، توانایی بهبود مدل GARCH را دارد.

انوار ومیکامی[۲۹](۲۰۱۱) به بررسی بازده سپرده بانک اسلام آباد طی دوره جون۲۰۰۰ تا آوریل ۲۰۱۰ و دلار آمریکا به عنوان متغیر کنترلی و با استفاده از مدل GARCH و مدل ترکیبی GARCH-ANN پرداخته وسپس آن را برای یک دوره ۷ روزه پیش بینی و با استفاده از شاخص قدر مطلق میانگین خطا MAE و مربع میانگین خطا MSE به مقایسه دقت آنها پرداختند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی GARCH-ANN دارای خطای پیش بینی کمتری نسبت به سایر مدل‌های رقیب است.

وانگ[۳۰] (۲۰۰۹) با استفاده از دو مدلGARCH و GJR-GARCH و GJR-GARCH-ANN به بررسی بازدهی سهام شاخص بورس تایوان از ۳ جون ۲۰۰۵ تا ۲۹ دسامبر ۲۰۰۹ پرداختند. سپس با استفاده از مدل‌های مذکور اقدام به پیش‌بینی شاخص کل بورس تایوان برای یک دوره یک هفته پرداخته و میزان خطا را با استفاده از معیارهای مجذور مربع خطاها RMSE و قدر مطلق میانگین خطا MAE و همچنین درصد قدر مطلق خطا[۳۱]MAPE مقایسه کرد. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی GJR-GARCH-ANN در پیش‌بینی شاخص به عنوان مدل برتر انتخاب شد.

گورسن و کایاتلو[۳۲](۲۰۰۸) با استفاده از با استفاده از دو مدل ANN و مدل ترکیبی EGARCH-ANN به بررسی نوسانات شاخص بورس استانبول از جون ۲۰۰۳تا مارس۲۰۰۸ پرداخته و نحوه حرکت آن را برای مدت ۱۰ روز پیش بینی و نتایج را با استفاده از معیارهای قدر مطلق میانگین خطا MAE و مربع میانگین خطا MSE پیش‌بینی نمودند. نتایج تحقیق حاکی از برتری مدل EGARCH-ANN نسبت به سایر مدل‌های مورد مطالعه بود.

در مطالعه‌ای‌که با هدف بهبود پیش‌بینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و GARCH توسط بیلدریک‌و ارسین[۳۳] (۲۰۰۸) انجام شد تغییرات سهام روزانه استانبول با داده‌های ۱۹۸۷-۲۰۰۸ به وسیله مدل‌های GARCH و ترکیبی پیش‌بینی شد و سپس نتایج مورد مقایسه قرار گرفتند. براین اساس مدل ترکیبی دارای کمترین خطای پیش‌بینی نسبت به مدل‌های GARCH و زیرمجموعه آن عملکرد بهتری داشتند

وانگ (۲۰۰۷) با استفاده از مدل های ترکیبی GJR-GARCH-ANN اقدام به مدل‌سازی بازدهی شاخص بورس تایوان از ۲۴ دسامبر ۲۰۰۱ تا ۳ فوریه ۲۰۰۵ و پیش‌بینی آن تا تاریخ ۲۹ دسامبر ۲۰۰۶ کرد. نتیجه این

www.SID.ir

Archive of SID

مطالعه نشان داد مدل ترکیبی استفاده شده در این مطالعه، قدرت پیش‌بینی بالا و خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت.

در حوزه مطالعات داخلی مطالعات محدودی در خصوص استفاده از مدل‌های ترکیبی GARCH-ANN برای پیش‌بینی بازده نوسانات دارایی‌های مالی صورت گرفته است و صرفاً مدل‌های خانواده GARCH با مدل‌های شبکه عصبی مقایسه شده است. به عنوان نمونه نیز سعیدی و محمدی(۱۳۹۱) با استفاده از مدل‌های ترکیبی GARCH-ANN به پیش‌بینی نوسانات بازار بورس تهران در یک دوره ۱۲۶ ماهه طی سال‌های ۱۳۸۰-۹۰ پرداختند و نتایج حاصل از آن را از طرق گوناگون با مدل‌هایGARCH مورد مقایسه قرار دادند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل‌های ترکیبی از نظر دقت کمترین خطای پیش‌بینی را دارند. بررسی تغییرات جهت نوسانات نشان داد که مدل‌های ترکیبی با نوسانات واقعی نسبت به مدل‌های پایه‌ای GARCH همسویی بیشتری دارند.

عمده پژوهش‌های انجام‌شده در این زمینه بر این نظر تأکیددارند که مدل‌های ترکیبی نسبت به مدل‌های دیگر در پیش‌بینی نوسانات کارایی بهتری دارد؛ بنابراین انجام دادن چنین پژوهش‌هایی باهدف تصحیح خطای پیش‌بینی در نوسان بازار سرمایه برای دریافت اطلاعات لازم موردنیاز سرمایه‌گذاران است. پیش‌بینی تغییرپذیری یا نوسان در مدیریت ریسک، ارزش‌گذاری سبد سرمایه، قیمت‌گذاری مشتقات و ... کاربردهای فراوانی دارد؛ اما از دیدگاه معامله‌گران بازار مشتقات، درک نوسان پذیری، پیش‌بینی دقیق آن و حفاظت از سبد دارایی‌های در مقابل هزینه‌هایی که این متغیر به ارزش کل تحمیل می‌کند، از اهمیت دوچندانی برخوردار است.

۳- مدل های تحقیق و نحوه اندازه گیری متغیرها

مدل‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی شرطی یا ARCH در ابتدا توسط انگل[۳۴] در سال ۱۹۸۲ معرفی شد بولر سلف[۳۵] (۱۹۸۶) مدل انگل را تعمیم و گروهی از مدل‌ها را که به مدل‌های تعمیم‌یافته خود رگرسیو واریانس ناهمسان GARCH شهرت یافتند، ارائه کرد. ازاین‌پس، این مدل‌ها با تأکید بر ویژگی‌های مختلف داده‌های مالی گسترش یافتند که از آن جمله می‌توان به مدل‌های IGARCH[۳۶]، EGARCH و... اشاره کرد(جباری و نریمان،۱۳۹۵). وجود ویژگی حافظه بلندمدت در بازدهی شاخص های سهام از موضوعاتی بوده که اخیراً به شدت مورد توجه قرار گرفته و به همین دلیل، علاوه بر مدل‌های یاد شده از مدل‌هایی که قادر به توصیف این ویژگی هستند (مدل‌های FIGARCH و FIEGARCH) استفاده می‌شود. علاوه برموارد ذکر شده در سال‌های اخیر با توسعه مدل‌های هوش مصنوعی، برخی محققین از این روش‌های برای پیش‌بینی قیمت سهام بهره بردند. یکی از شیوه های مناسب برای مدل‌سازی متغیرهای مالی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ANN[۳۷] است که بدون محدود بودن به مدل‌های معین، می‌تواند خود را با نوسانات متغیرهای بازار هماهنگ و تعدیل نماید.

مدل‌های ARMA[۳۸]وARIMA[۳۹]

یک فرآیند ARIMA(p,d,q) را برای متغیر X را به صورت زیر نمایش می‌دهند

$$\Phi(B)\Delta^d x_t = \theta_0 + \theta(B)\varepsilon_t \qquad (۱)$$

www.SID.ir

Archive of SID

که یک فرآیند خود رگرسیونی انباشته با میانگین متحرک از مرتبه q,d,p است و به ترتیب نشان دهنده تعداد جملات خود توضیحی، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین متحرک است و X_t را انباشته از مرتبه d می‌نامند که به صورت $I(d)$ نمایش داده می شود. در صورتی که d برابر با صفر شود، فرآیند ARIMA به ARMA تبدیل می‌شود. برای تخمین مدل‌های ARMA و ARIMA از روش باکس-جنکیز[۴۰] استفاده می‌شود. در این روش تعداد جملات p وq با استفاده از توابع خود همبستگی AC[۴۱] و خودهمبستگی جزئی PAC[۴۲] محاسبه می‌شود و دقت آن‌ها با استفاده از معیارهای آکائیک AIC[۴۳]، شوارتز- بیزین SBC[۴۴] یا حنان-کوئین HQIC[۴۵] محاسبه می‌شود و با هدف قرار دادن حداقل میزان این معیارها تعداد جملات qوpمشخص می‌گردد.

مدل‌های خانواده GARCH

برای ارائه یک تصویر مناسب از مدل‌های تلاطم میانگین شرطی و واریانس شرطی، بازدهی سری‌های زمانی به‌صورت r به‌شرط وجود اطلاعات Ω_{t-1}به‌صورت زیر نمایش داده می‌شود:

(۲)

$$r_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i r_{t-i} - \sum_{i=1}^{q} \theta_i a_{t-i} + a_t$$

(۳)

$$E[r_t \mid \Omega_{t-1}] = \Phi_0 + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i r_{t-i} - \sum_{i=1}^{q} \theta_i a_{t-i} + a_t$$

معادله بالا نشان دهنده مدل میانگین متحرک شرطی ARIMA است. در اینجا می‌توان متغیرهای برون‌زای دیگری به سمت راست معادله اضافه کرد(مثلاً اثرات تقویم فصل و متغیرهای مجازی). با استفاده از تعریف واریانس شرطی می‌توان این گشتاور مرتبه دوم را به‌صورت زیر برای r تعریف نمود.

(۴)

$$\sigma^2 = \mathrm{var}(r_t \mid \Omega_{t-1}) = \mathrm{var}(a_t \mid \Omega_{t-1})$$

به معادله واریانس شرطی (ARCH) برای نخستین بار توسط انگل ارائه شد. اگرچه مدل‌های ARCH به خاطر وجود سادگی دارای برتری‌اند اما در برخی موارد برای توصیف تلاطم‌ها[۴۶] نیاز به تعداد قابل‌توجهی پارمتر a_i است. به همین خاطر بولرسلو مدلی را تعریف می‌کند که دارای پارامتر کمتری بوده و ازنظر کفایت مشخصه نمایی مدل در وضعیت بهتری نسبت به مدل ARCH قرار دارد که به آن، مدل GARCH گفته می‌شود و به‌صورت زیر نمایش داده می‌شود:

www.SID.ir

Archive of SID

$$;a_t = \sigma_t \varepsilon_t \qquad (۵)$$

$$r_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i r_{t-i} - \sum_{i=1}^{q} \theta_i a_{t-i} + a_t$$

$$\sigma^2 = \omega_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{n} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \qquad (۶)$$

اگر معادله دارای ریشه واحد باشد به آن مدل GARCH انباشته یا IGARCH می‌گویند که مدل محدودشده‌ای از معادله (۶) بوده و جمع پارامترهای آن برابر با واحد است:

$$\sum_{i=1}^{m} a_i + \sum_{j=1}^{n} \beta_j = 1 \qquad (۷)$$

ویژگی این مدل آن است که تأثیر یک شوک را به‌صورت ماندگار نمایش می‌دهد. گارچ نماییEGARCH فرم دیگری از گارچ است که توسط نلسون[۴۷] با لحاظ قرار دادن اثرات نامتقارن مثبت و منفی بر بازدهی‌ها نمایش می‌دهد. ساختار این مدل به‌صورت زیر تعریف‌شده است

$$\ln \sigma_{j,t}^2 = \omega_j + \beta_j \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} + a\left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} - \sqrt{\frac{2}{\pi}}\right] \qquad (۸)$$

که در آن σ^2 واریانس شرطی و $\omega, \alpha, \beta, \gamma$ ضرایب است. این مدل نیاز به اعمال محدودیت بر پارامترهای مدل GARCH را از بین می‌برد که با تعریف واریانس شرطی در فرم لگاریتمی، واریانس همواره به‌صورت مثبت باقی می‌ماند. ازاین‌رو این مدل، این واقعیت را که شوک‌های منفی منجر به واریانس شرطی بزرگ‌تری نسبت به شوک‌های مثبت می‌شوند را می‌تواند توضیح دهد. بالی و همکاران[۴۸] (۱۹۹۶) مدل FIGARCH را به‌منظور پوشش حافظه بلندمدت موجود در بازده سهام ارائه نمودند. با بازنویسی معادله بر اساس فرآیند ARMA برای ε_t^2 داریم:

$$[1-a(L)-\beta(L)\varepsilon^2] = \omega + [1-\beta(L)]v_t \qquad (۹)$$

که در آن $v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ و نشان دهنده جز اخلال برای واریانس شرطی است. برای اطمینان از اینکه واریانس شرطی غیر منفی باشد تمامی ریشه چندجمله‌ای $[1-\beta(L)]$ خارج از دایره واحدند. هنگامی‌که چندجمله‌ای $[1-a(L)-\beta(L)]$ دارای ریشه واحد باشد، فرآیند IGARCH(p,q) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\phi(L)[1-L]\varepsilon_t^2 = \omega + [1-\beta(L)]v_t \qquad (۱۰)$$

www.SID.ir

Archive of SID

در معادله بالا

$$\phi(L)=[1-\alpha(L)-\beta(L)](1-L)^{-1} \qquad (۱۱)$$

برای در نظر گرفتن هم انباشتگی بلندمدت در نوسانات معادله به یک فرآیند FIGARCH(p,d,q) به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\phi(L)(1-L)^{d}\varepsilon_t^2=\omega+[1-\beta(L)]v_t \qquad (۱۲)$$

که واریانس شرطی در آن به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\sigma_t^2=\frac{\omega}{\beta(L)}+\left[1-\frac{\phi(L)}{\beta(L)}(1-L)^{d}\right]\varepsilon_t^2 \qquad (۱۳)$$

که d می‌تواند مقادیری بین صفر و یک داشته باشد و تمامی ریشه‌های $\phi(L)$و$[1-\beta(L)]$خارج ارز دایره واحدند. در این مدل‌ها آثار شوک‌های واردشده به واریانس شرطی به‌طور نمایی میرا شده و واکنش واریانس شرطی به شوک‌های گذشته با نرخ هیپوربولیکی میرا می‌شود. میدانیم که مدل EGARCH می‌تواند به‌صورت یک فرآیند ARMA برحسب لگاریتم واریانس شرطی نمایش داده شود. با در نظر گرفتن مدل انباشته کسری برای EGARCH بلرسو و میکلس[۴۹] مدلFIEGARCH بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$z_t=\varepsilon_t/\sqrt{\sigma_t^2}\ \ln(\sigma_t^2)=\omega_t+\phi(L)^{-1}(1-L)^{-d}[1+a(L)]g(z_{t-1}) \qquad (۱۴)$$

$$g(z_t)=\gamma_1 z_t+\gamma_2[|z_t|-E|z_t|] \qquad (۱۵)$$

که در آن $\phi(L)$همانند مدل FIGARCH تعریف می‌شود و در صورت $\gamma\neq 0$امکان وجود اثرات اهرمی را فراهم می‌آورد. این فرآیند نیز برای $0<d<1$مانا است. وجود مقدار $0.5<d<-0.5$ برای این فرآیند نشان دهنده میرا بودن اثر شوک ها در این مدل است.

حافظه بلندمدت و انباشتگی کسری

یکی از ویژگی‌های مشاهده‌شده در بسیاری از داده‌های سری زمانی مالی، وجود حافظه بلندمدت در میانگین و واریانس شرطی آن‌ها است. بدین‌صورت که اثر شوک‌های واردشده بر سری‌های زمانی دیرپا بوده و مدت‌زمان زیادی طول می‌کشد که اثر این شوک‌ها در بازدهی دارایی و تلاطم آن‌ها از بین برود. یک روش برای مدل‌سازی چنین رفتاری در این سری‌ها استفاده از فرآیند انباشته کسری است که این مدل‌ها می‌تواند مانا یا نامانا باشد و حتی زمانی که این فرآیندها به‌طور ضعیف مانا هستند، دارای توابع خودهمبستگی هستند که به‌تدریج به صفر میل می‌کند و درواقع دارای حافظه بلندمدت‌اند.این فرآیندها می‌تواند هم در مدل‌های میانگین شرطی به‌کاربرده

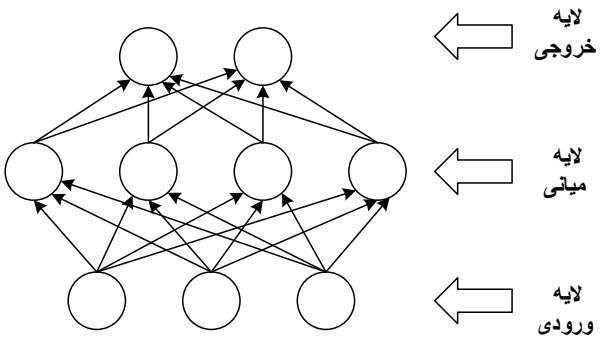
www.SID.ir

Archive of SID

شوند که در این صورت این فرآیندها را ARFIMA و هم در فرآیند واریانس شرطی به‌کاربرده شود که بـه‌صـورت انباشتگی شرطی نوسانات FIGARCH و FIEGARCH مورداستفاده قرار گیرند. با توجـه بـه ویژگـی‌هـای سـری زمانی باوجود حافظه بلندمدت در سری‌های زمانی آزمون‌های گوناگونی برای تشخیص وجود حافظه‌بلندمـدت‌در سری‌های زمانی وجود دارد که در این پژوهش از آزمون R/S[۵۰] وGPH[۵۱] استفاده‌شده است.

شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی به‌طورمعمول توسط سه لایه معرفی می‌شوند: لایه ورودی[۵۲] که اولین لایـه در شبکه‌های عصبی بوده و دریافت‌کننده منابع خارج از سیستم و متغیرهای مسـتقل در مدل‌های رگرسیونی هستند. دومین لایه، لایه مخفی[۵۳] است که بین لایه‌های ورودی و خروجـی قرار دارد. این لایه هیچ مفهومی را بیان نمی‌کند و فقط یک نتیجه میـانی در فراینـد محاسبه‌ی ارزش خروجی است و همتایی در اقتصادسنجی ندارند. سرانجام لایه خروجی[۵۴] که نشان‌دهنده متغیرهای وابسته در مدل‌های رگرسیون هستند. مدل‌های شبکه عصبی انواع مختلفی دارند. متداول‌ترین ساختار شبکه عصبی‌که در پژوهش‌ها استفاده می‌گردد ساختار شبکه پرسپرون چندلایه MLP[۵۵] است. به‌طورمعمول یک شبکه عصبی MPL با یک‌لایه مخفی تابعی به‌صورت $f : R^D \to R^L$ که در آن D اندازه لایه‌های ورودی بردار x و L اندازه خروجی بردار f(x) است به‌صورت گرافیکی به شکل زیر نمایش داده می‌شود:



شکل (۱) شبکه عصبی MPL

به‌صورت ماتریسی:

$$f(x) = G(b^2 + W^2(s(b^1 + W^1 x))) \qquad (۱۶)$$

b^1, b^2بردارهای انحراف[۵۶] وW^1, W^2ماتریس‌های وزنی، Gو S توابع فعال‌سازی‌اند. فرم ریاضی لایه پنهانی بصورت زیر می‌باشد:

www.SID.ir

Archive of SID

$$h(x) = \Phi(x) = s(b^1 + W^1 x) \qquad (۱۷)$$

در معادله فوق، $W^1 \in R^{D \times D_h}$ ماتریس وزنی است که رابط بین متغیرهای ورودی و لایه‌های پنهان است. هر ستون W^1 وزنی را از داده‌های ورودی به لایه مخفی i-ام اختصاص می‌دهد. انتخاب معمول برای S شامل تاژانت‌هیپوربولیک $\tanh(a) = \frac{(e^a - e^{-a})^{-i}}{(e^a + e^{-a})}$ یا تابع سیگموید $sigmoid(a) = \frac{1}{1+e^{-a}}$ است که هر دو تابع اساکلر هستند اما لگاریتم طبیعی آن‌ها به بردار و تانسورهایی[۵۷] تبدیل می‌شوند که می‌تواند هر عنصر را در خود جای دهد.(به‌طور مشخص هر عنصر روی بردار قادر به تولید برداری منحصربه‌فرد است) درنهایت فرم بردار خروجی بصورت زیر می‌باشد:

$$o(x) = G(b^2 + W^2 h(x)) \qquad (۱۸)$$

فرایند یادگیری در شبکه عصبی درواقع برآورد وزن‌ها و پارامترهای مدل است که به دو صورت یادگیری با نظارت[۵۸] و بدون نظارت[۵۹] انجام می‌شود. اصل یادگیری در شبکه‌های عصبی با تکرار انجام می‌شود. مشهورترین یادگیری با نظارت الگوریتم پس انتشار خطاست[۶۰] که در پژوهش حاضر از این روش استفاده‌شده است.

توزیع نرمال، تی-استیودنت و خطای تعمیم‌یافته (GED)

به طور تجربی در محاسبه مدل‌های دارای تلاطم فرض بر آن است که جملات خطا از سه توزیع نرمال، t-Student وGED پیروی می‌کند. تابع احتمال تجمعی PDF[۶۱] توزیع نرمال برای متغیر تصادفی zبه صورت زیر است:

$$F(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \qquad (۱۹)$$

که در آن μ و σ به ترتیب نشان دهنده میانگین و واریانس است به همین ترتیب تابع احتمال تجمعی توزیع t-Studentبه صورت زیر می‌باشد:

$$F(z, \mu, \sigma, \nu) = \frac{C}{\sigma^2}\left(1 + \frac{(z-\mu)^2}{\sigma^2(\nu-2)}\right)^{\frac{-(\nu+1)}{2}} \qquad (۲۰)$$

در معادله شماره (۲۰) μ میانگین و σ واریانس و ν به عنوان درجه آزادی استفاده می‌گردد. در این معادله پارامتر C به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\mu(\nu-2)}\,\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)} \qquad (۲۱)$$

www.SID.ir

Archive of SID

که $\Gamma(.)$ نشان دهنده تابع گاما است و پارامتر ν ضخامت وکشیدگی تابع چگالی را کنترل می‌کند.
تابع احتمال تجمعی GED به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$F(z_t, \mu, \sigma, \beta) = \frac{\beta}{2\sigma\Gamma\left(1/\beta\right)} \exp\left(-\left(\frac{|z_t - \mu|^{\beta}}{\sigma}\right)\right) \quad (۲۲)$$

μ و σ به ترتیب نشان دهنده میانگین و واریانس و β کنترل کننده ناهمواری و میزان کلفتی و لاغر بودن رفتار دامنه[۶۲] توزیع را مشخص می‌کند. میزان $+\infty$ ، صفر و ۲- برای β به ترتیب نشان دهنده کشیدگی مثبت[۶۳] ،نرمال[۶۴] و منفی[۶۵] است.

معیارهای ارزیابی پیش‌بینی ها

برای بررسی عملکرد مدل‌های پیش بینی شاخص بازار سهام پس از تخمین و پیش‌بینی این مدل‌ها، میزان خطای مقادیر واقعی نسبت به مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از معیارهای مربع میانگین خطا MSE، مجذور میانگین خطا RMSE و قدر مطلق میانگین خطاMAE محاسبه خواهد شد تا براساس آنها، مدل بهینه براساس میزان کمتر خطای پیش‌بینی انتخاب شود. مدل‌های مورد نظر به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

(۲۳)

$$MSE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

(۲۴)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(۲۵)

$$MAE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y_i - \hat{y}_i|$$

که y_i نشان دهنده مقادیر واقعی و $\hat{y}_i$ نشان دهنده مقادیر پیش بینی شده است و m نیز به عنوان تعداد مشاهدات در نظر گرفته شده است.

مدل ترکیبی

با توجه به تجربیات مطالعات پیشین در بخش «۲» به نظر می‌رسد ترکیب مدل‌های بیان‌شده در بخش «۳» به عنوان مدلی در پیش‌بینی سری زمانی عملکرد بهتری نسبت به پیش‌بینی صورت گرفته با استفاده از هریک از این مدل‌ها خواهد داشت. بنابراین روشی که برای پیش‌بینی نوسان شاخص بورس از ترکیب دو مدل مطرح‌شده

www.SID.ir

Archive of SID

در بخش‌های بالا پیشنهاد شد، به این ترتیب که در مرحله نخست با استفاده از مدل‌های ARIMA سری میانگین شرطی سری زمانی شاخص کل بورس تخمین زده می‌شود. سپس واریانس شرطی با استفاده از مدل‌های خانواده GARCH براساس سه توزیع نرمال، تی-استیودنت و GED تخمین زده می‌شوند و به‌عنوان ورودی شبکه عصبی به همراه دو متغیر کنترلی نرخ دلار و قیمت نفت استفاده می‌گردد. در طراحی شبکه عصبی MPL باتابع فعال سازی پرسپترون[۶۶] که یکی از رایج‌ترین مدل‌ها در چارچوب مطالعات مالی است با ترکیب وزنی nمتغیر ورودی از مجموعه نرون‌هایی استفاده شده که وظیفه پردازش اطلاعات را بر عهده دارند و از لحاظ ریاضی به صورت زیر است:

$$y_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i - \theta \quad , \quad z = \psi(y) \qquad (۲۶)$$

که x_i متغیر ورودی iام و w_{ij} اوزان شبکه است و y_j در این به عنوان ورودی خالص در نظر گرفته می شود و همچنین θ به عنوان حد آستانه خارجی است. همچنین تابع z به عنوان خروجی درنظر گرفته می‌شود. تابع فعال سازی دراین شبکه تابع فعال‌ساز سیگموئید است.دراین مقاله از خروجی‌های مدل‌های خانواده GARCH و دو متغیر نفت و دلار به عنوان نرون‌های ورودی و از یک لایه پنهان شامل ۲۰ نرون و یک نرون خروجی و همچنین نسبت آموزش به یادگیری ۰/۹به۰/۱ استفاده می‌شود. به صورت ریاضی با توجه به معادله شماره (۶) ورودی شبکه عصبی به صورت ترکیبی از خروجی مدل GARCH است که به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$\sigma^2 = \sigma_t^2 + \varepsilon_{t-1}^2 \qquad (۲۷)$$

حال این خروجی را به همراه دو متغیر کنترلی نفت و دلار به عنوان ورودی نرون شبکه عصبی به کار می‌بریم:

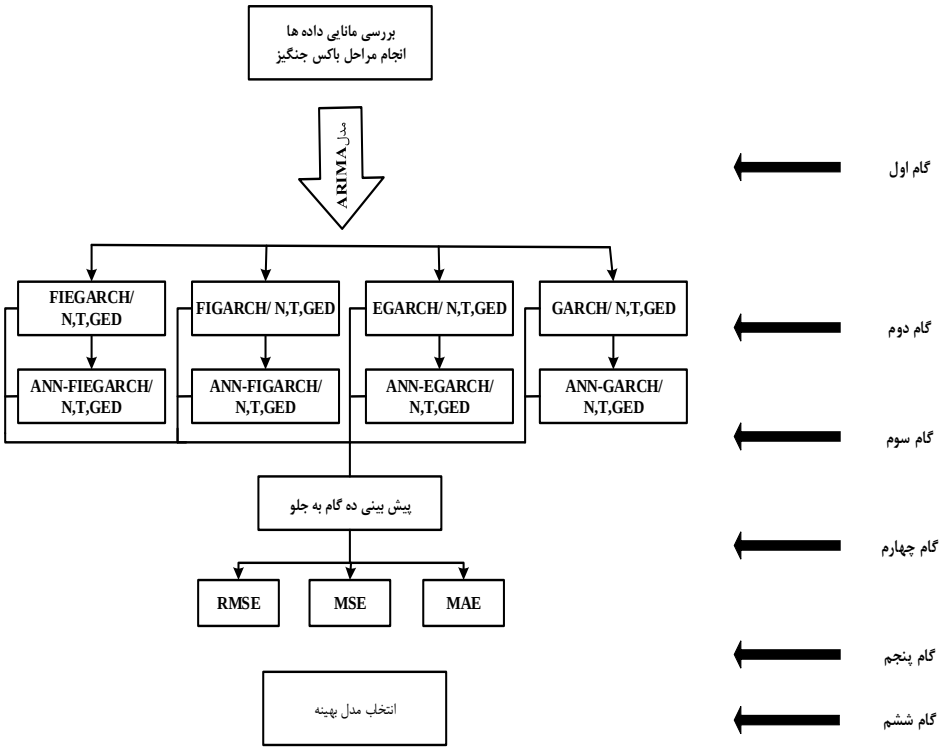
$$X = \sigma_i^2 r_{i,oil} r_{i,dollar} \qquad (۲۸)$$

$$Y_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} X_i - \theta \qquad (۲۹)$$

که در آن w_{ij} اوزان شبکه است که برابر با ضرائب موجود در مدل GARCHبه صورت a و β است و در نهایت خروجی آن به صورت تابع z به دست می‌آید، مدل‌های دیگر خانواده GARCH نیز به همین صورت به عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شوند. پس از این کار نتایج مدل‌های خانواده GARCH و مدل ترکیبی با استفاده از شاخص‌های MSEوRMSEوMAE با مقادیر واقعی سنجیده شده و درنهایت با یکدیگر مقایسه و مدل برتر انتخاب می‌گردد. ساختار این الگو در شکل زیر آورده شده است:

www.SID.ir

Archive of SID



شکل (۲): ساختار مدل ترکیبی

۴-یافته‌های پژوهش

داده‌ها و آزمون‌های اولیه

داده‌های مورداستفاده در این پژوهش شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران است که به‌صورت روزانه از سال۸۷/۹/۲۳تا۱۳۹۶/۱۰/۲۶به تعداد ۲۱۹۶ مشاهده جمع‌آوری‌شده است. همچنین در این پژوهش از دو متغیر کنترلی قیمت نفت اوپک و نرخ دلار به قیمت بازار آزاد استفاده شده است. در ابتدا سری زمانی بازدهی این سه متغیر به‌صورت زیر استخراج می‌شود:

$$r_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_t} \times 100 \qquad (۳۰)$$

که در آن r_t بازدهی و $P_{t-1}P_t$ به ترتیب شاخص قیمت روز جاری و روز قبل شاخص این سه متغیراست. آمار توصیفی این سری‌ها به همراه بازدهی آن‌ها در جدول شماره یک آورده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول (۱):آمار توصیفی داده‌ها

آماره / داده	شاخص کل	بازدهی شاخص کل	نفت	بازدهی نفت	دلار	بازدهی دلار
میانگین	۴۷۹۰۳,۸۲	۰,۱۱۱۶۳۷	۷۷,۴۵۱۰۴	۰,۰۴۸۲۰۴-	۲۵۳۲۱,۷۴	۰,۰۷۴۳۳
میانه	۵۳۴۸۵,۵۵	۰,۰۴۵۱۶۴	۷۵,۵۶	۰,۰۱۴۲۱۲	۳۱۱۵۰	۰
بیشینه	۹۸۵۹۶,۹	۵,۴۰۱۶۹	۱۲۴,۶۴	۴۳,۸۱۵۸۱	۴۴۲۹۰	۱۷,۰۹۲۸۷
کمینه	۷۹۵۵,۴	۵,۵۱۲۵۰۹-	۲۲,۴۸	۱۰۰-	۹۶۵۰	۹,۵۲۳۸۱-
انحراف معیار	۲۷۹۸۳,۹۶	۰,۶۹۱۷۲۳	۲۷,۴۳۰۱۵	۳,۶۳۹۶۷۹	۱۱۴۴۵,۴۷	۱,۱۷۴۳۷۴
چولگی	۰,۰۲۹۳۶-	۰,۴۰۰۵۶	۰,۰۶۳۱۰۱-	۱۸,۱۳۹۷۱-	۰,۳۰۰۱۲۴-	۱,۴۳۸۴۲۱
کشیدگی	۱,۳۶۷۲۱۱	۸,۵۴۸۶۶۳	۱,۵۳۸۰۱۴	۵۲۹,۵۰۵۱	۱,۳۶۸۴۶۶	۳۷,۶۸۱۷۲
آماره جاک برا	۲۴۴,۲۵۴۶	۴۴۸۶,۲۸۷	۱۹۶,۹۳۹۹	۲۵۴,۶۱۷۲۱	۲۷۶,۵۳۱۳	۱۱۰,۷۶۵
احتمال	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰

با نگاهی بر این ویژگی‌ها متوجه می‌شویم که این داده‌ها دارای کشیدگی مثبتی است که میزان آن همراه با چولگی نمایش داده‌شده است. همچنین اختلاف میانگین و انحراف معیار نشان‌دهنده وجود نوسان در طول دوره بررسی است. در نهایت آماره جاک-برا[۶۷] و میزان احتمال آن نشان‌دهنده عدم نرمال بودن در شاخص‌ها و بازدهی آن‌ها است.

با استفاده از سه آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته[۶۸] و فیلیپس پرون[۶۹] و KPSS[۷۰] به بررسی مانایی داده‌ها پرداخته شد. در دو آزمون اول فرض صفر مبنی بر وجود ریشه واحد است ولی در آزمون KPSS این فرض برعکس می‌شود. نتایج حاصل از آماره محاسبه‌شده در این سه آزمون نشان‌دهنده رد فرض صفر در دو آزمون اول و قبول این فرضیه در آزمون KPSS می‌شود. بنابراین مانا بودن بازدهی این سری از داده‌ها تائید گردید.

بررسی وجود حافظه بلندمدت

قبل از تخمین داده‌ها، ابتدا لازم است اثر وجود حافظه بلندمدت را بر روی بازده در قسمت میانگین شرطی داده‌ها بررسی گردد. برای بررسی وجود حافظه بلندمدت از دو آزمون R/S و GPH استفاده شد که نتایج حاصل در جدول زیر نشان داده‌شده است.

جدول(۲): بررسی وجود حافظه بلند مدت

آزمون	آماره
R/S	۲,۰۸
GPH	۰,۱۶۱

www.SID.ir

Archive of SID

نتایج این آزمون نشان‌دهنده عدم وجود حافظه بلندمدت در قسمت میانگین بازدهی این سری از داده‌ها است. بنابراین مدلARMA مدل مناسبی برای تخمین میانگین است.

آزمون ضریب لاگرانژ[۷۱]

پس از تخمین مدل میانگین شرطی، جهت بررسی وجود اثر ARCH با انجام آزمون ضریب لاگرانژ بر روی پسماندهای سری زمانی بازده شاخص کل و بررسی آماره F و χ^2 مشاهده می‌شود که این بازده دارای اثرات ARCH است. به این معنی که واریانس‌های جمله خطا دارای خودهمبستگی هستند.

جدول(۳): آزمون ضریب لاگرانژARCH

آزمون	آماره‌آزمون	احتمال
$F-statistic$	۸۰،۸۹۰۹	۰،۰۰۰
$Chi-squared$	۳۴۲،۳۱۵	۰،۰۰۰

تخمین مدل‌های خانواده GARCH

در ادامه ۴ مدل از خانواده GARCHبر اساس سه توزیع نرمال،tوGEDبرآورد گردیده که درمجموع به ۱۲مدل رسید. جدول زیر نشان‌دهنده این مدل از میانگین و واریانس شرطی است.

جدول (۵):مدل میانگین واریانس‌های برآورد شده بازده شاخص کل بورس اوراق بهادار

مدل	توزیع	میانگین شرطی	واریانس شرطی
GARCH	نرمال	$y_t = 0.018 + 0.402 y_{t-1}$ (۱.۰۶) (۱۷.۹)	$\sigma_t^2 = 0.024 + 0.194\varepsilon_{t-1}^2 + 0.763\sigma_{t-1}^2 + 0.001v_{oil} + 0.001v_{dollar}$ (۲.۳۱) (۳.۲۶) (۱۰.۸) (۰.۰۰۱) (۰.۰۰۱)
	T	$y_t = 0.043 + 0.925 y_{t-1} - 0.518 u_{t-1} - 0284 u_{t-2}$ (۲.۰۷) (۴۰.۷۶) (-۱۵.۷۹) (-۱۰.۶۳)	$\sigma_t^2 = 0.005 + 0.194\varepsilon_{t-1}^2 + 0.834\sigma_{t-1}^2 + 0.001v_{oil} + 0.001v_{dollar}$ (۲.۵۹) (۶.۰۱) (۳۶.۱۱) (۰.۰۰۱) (۰.۰۰۳)
	GED	$y_t = 0.050 + 0.933 y_{t-1} - 0.539 u_{t-1} - 0284 u_{t-2}$ (۳.۱۸۴) (۵۳.۴۶) (-۳۳.۰۰) (-۱۱.۲۱)	$\sigma_t^2 = 0.007 + 0.186\varepsilon_{t-1}^2 + 0.821\sigma_{t-1}^2 + 0.001v_{oil} + 0.001v_{dollar}$ (۳.۰۱) (۵.۷۷) (۲۹.۷۲) (۰.۰۰۱) (۰.۰۰۲)
EGARCH	نرمال	$y_t = 0.050 + 0.931 y_{t-1} - 0.590 u_{t-1} - 0366 u_{t-2}$ (۰.۳۱) (۲۹.۸۷) (-۱۵.۳۰) (-۷.۰۹)	$\ln\sigma_t^2 = -0.053 + 0.328\frlac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} + 0.0620\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.933\ln\sigma_{t-1}^2 - 0.029v_{oil} + 0.008v_{dollar}$ (-۴.۰۵) (۴.۳۸) (۸۵.۸۴) (۱۰.۰۶) (-۴.۶۲) (۰.۵۷)

www.SID.ir

Archive of SID

مدل	توزیع	میانگین شرطی	واریانس شرطی
	T	$y_t = 0.056 + 0.916y_{t-1} - 0.523u_{t-1} - 0.275u_{t-2}$ (۳.۰۳) (۴۵.۴۱) (-۱۷.۶۲) (-۱۲.۳۳)	$\ln\sigma_t^2 = -0.025 + 0.275\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} + 0.050\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.927\ln\sigma_{t-1}^2 - 0.008v_{oil} + 0.019v_{dollar}$ (-۲.۶۱) (۳.۰۸) (۱۳۶.۴۲) (۷.۲۷) (-۱.۳۵) (۱.۳۹)
	GED	$y_t = 0.058 + 0.923y_{t-1} - 0.538u_{t-1} - 0.279u_{t-2}$ (۵.۹۰) (۴۸.۶۶) (-۱۹.۲۷) (-۱۴.۵۸)	$\ln\sigma_t^2 = -0.041 + 0.279\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} + 0.057\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.936\ln\sigma_{t-1}^2 - 0.014v_{oil} + 0.015v_{dollar}$ (-۳.۴۳) (۳.۳۷) (۳.۳۷) (۷.۲۸) (-۲.۱۳۵) (۰.۹۵)
FIGARCH	نرمال	$y_t = 0.039 + 0.325y_{t-1} - 0.089u_{t-1}$ (۲.۴۵) (۱۷.۳۲) (-۱۵.۳۹)	$\sigma_t^2 = 0.468 + 0.285\sigma_{t-1}^2 + [1-(1-0.258L)^{-1}(1-0.238L)(1-L)^{0.368}]\varepsilon_t^2 - 0.002v_{oil} + 0.010v_{dollar}$ (۳.۱۲) (۸.۱۴) (۴.۶۵) (۷.۱۲) (-۰.۲۹) (۰.۱۵)
	T	$y_t = 0.039 + 0.396y_{t-1}$ (۲.۶۹) (۱۵.۹۶)	$\sigma_t^2 = 0.526 + 0.577\sigma_{t-1}^2 + [1-(1-0.577L)^{-1}(1-0.238L)(1-L)^{0.558}]\varepsilon_t^2 + 0.003v_{oil} + 0.003v_{dollar}$ (۲.۱۹) (۸.۰۵۳) (۶.۳۶) (۶.۳۲) (-۰.۲۹) (۰.۱۷)
	GED	$y_t = 0.043 + 0.294y_{t-1} - 0.015u_{t-1}$ (۳.۶۹) (۱۸.۰۳) (۱۲.۰۱)	$\sigma_t^2 = 0.652 + 0.451\sigma_{t-1}^2 + [1-(1-0.451L)^{-1}(1-0.160L)(1-L)^{0.502}]\varepsilon_t^2 + 0.082v_{oil} + 0.033v_{dollar}$ (۴.۲۱) (۸.۰۵) (۶.۴۲) (۵.۲۳) (-۰.۸۷) (۰.۴۲)
FIEGARCH	نرمال	$y_t = 0.054 + 0.324y_{t-1} + 0.071u_{t-1}$ (۵.۹۸) (۳۳.۴۳) (۱۲.۷۰)	$\ln(\sigma_t^2) = 0.721 + 0.576(L)^{-1}(1-L)^{-0.402}[1+0.147(L)](0.088\frac{\varepsilon_{t-1}}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} + 0.338[\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} - E\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert}]) - 0.019v_{oil} + 0.076v_{dollar}$ (۶.۷۲) (۷۳.۵۴) (۱.۱۹) (۴۳.۸۲) (۱.۹۱) (۶.۴۳) (-۰.۷۵) (۰.۱۳)
	T	$y_t = 0.059 + 0.935y_{t-1} - 0.520u_{t-1} - 0.315u_{t-2}$ (۲.۵۵) (۴۲.۲۰) (-۱۴.۴۹) (-۱۰.۵۶)	$\ln(\sigma_t^2) = 0.802 + 0.934(L)^{-1}(1-L)^{0.504}[1+0.260(L)](0.052\frac{\varepsilon_{t-1}}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} + 0.488[\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} - E\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert}]) - 0.001v_{oil} + 0.033v_{dollar}$ (۱.۳۹) (۱۷۲.۵) (۱.۸۱) (-۱۴.۶۲) (۱.۴۱)(۷.۹۹) (-۰.۲۵) (۰.۸۴)
	GED	$y_t = 0.067 + 0.928y_{t-1} - 0.539u_{t-1} - 0.292u_{t-2}$ (۲.۳۲) (۴۱.۴۰) (-۱۶.۳۴) (-۱۳.۱۶)	$\ln(\sigma_t^2) = 0.883 + 0.457(L)^{-1}(1-L)^{-0.679}[1-0.324(L)](0.088\frac{\varepsilon_{t-1}}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} + 0.421[\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert} - E\frac{\lvert\varepsilon_{t-1}\rvert}{\lvert\sigma_{t-1}\rvert}]) - 0.001v_{oil} + 0.033v_{dollar}$ (۳.۸۹) (۱۷۸.۱۵) (۱۷۸.۱۵) (۱۷۸.۱۵) (۱.۱۲) (۷.۴۳) (-۰.۲۳) (۰.۸۳)

با نگاهی به مدل‌های برآورد شده از خانواده‌های GARCH با سه توزیع نرمال،tوGEDمشاهده می‌شود که واریانس شرطی از ساختار خانواده GARCHپیروی کرده و تفسیرهای مدل‌های انجام‌شده به ترتیب در زیر انجام می‌شود:

- در مدل‌های GARCHبر اساس سه توزیع نرمال،tوGED تفاوت زیادی بین مدل‌های میانگین و واریانس شرطی مشاهده نمی‌شود و ضرایب در این مدل به‌جز دو متغیر کنترلی معنادار هستند. عدم معنی‌داری این دو متغیر در این مدل نشان‌دهنده عدم اثرپذیری بر روی ضرایب ARCHوGARCH است که نشان‌دهنده عدم‌تغییر در واریانس شرطی مدل است.معنی داری ضرائب ARCH و GARCHدر این مدل به معنای پیروی بازدهی شاخص اصلی بورس از این مدل‌ها است.

www.SID.ir

Archive of SID

- در مدل EGARCH بر اساس سه توزیع نرمال،tوGED همانند قبل تفاوت چندانی میان میانگین و واریانس شرطی مشاهده نمی‌شود و در این مدل ضریب واریانس دلار در هر سه توزیع بی‌معنی است و با توجه به معنی‌داری ضریب $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ نشان‌دهنده واکنش نامتقارن بازده شاخص کل به شوک‌های خارجی و دارای اثر اهرمی[۷۲] است، تاثیر گذاری غیر یکسان شوک‌های مثبت و منفی بر شاخص بازار بورس نشان می‌دهدکه این خود نشان دهنده تاثیرپذیری بورس ایران از اخبار و شوک های خارجی است.همچنین معنی‌داری واریانس قیمت نفت در این مدل نشان‌دهنده سرایت تأثیر نوسانات قیمت نفت بر نوسانات بازدهی شاخص بورس است.
- پس از تخمین این مدل‌ها به دلیل وجود اثرات ARCHدر باقیمانده مدل و اینکه این اثرات می‌تواند ناشی از وجود حافظه بلندمدت باشد مدل‌های خود را با در نظر گرفتن این اثر به‌صورت FIGARCH تخمین زده شد. در این مدل تمامی ضرایب به‌جز نفت و دلار معنی‌دار هستند.معنادار بودن اثرات میانگین نشان‌دهنده این است که بازدهی هر دوره به‌صورت ضریبی از بازدهی و شوک‌های دوره قبل است و در قسمت واریانس شرطی معنی‌داری نشان‌دهنده وابستگی به تلاطم و شوک‌های دوره قبل است. همچنین بی‌معنی بودن ضرایب نفت و دلار در این مدل‌ها نشان‌دهنده عدم تاثیر این دو متغیر در درازمدت بر روی این مدل‌ها است.
- در مدل FIEGARCH نیز به همین ترتیب نشان‌دهنده وجود تلاطم و اثر اهرمی است در واقع تاثیر گذاری این اثرات بر بلند مدت بر بازدهی شاخص اصلی بورس به معنای تاثیر و ماندگاری اخبار و شوک های خارجی در بلند مدت بر شاخص اصلی بورس ایران است، ولی بی‌معنی بودن ضرایب نفت و دلار در این مدل‌ها نیز نشان‌دهنده عدم تأثیر نوسان این دو مورد بر شاخص اصلی بورس در بلندمدت است.

مدل ترکیبی

با توجه به مباحث مطرح‌شده، پس از تعیین وقفه‌های مناسب شبکه‌ای که دارای کمترین خطا بود، لایه ورودی با توجه به داده‌های ورودی سه نرون (خروجی خانواده GARCH، قیمت نفت و نرخ دلار) در نظر گرفته شد. همچنین خروجی‌های این شبکه دارای یک نرون است. پس از تعیین ورودی‌های این شبکه، تعداد دوره‌های آموزش و آزمایش این شبکه به نسبت ۹۰ به ۱۰ درصد تعیین و با نرخ یادگیری ۱ درصد استفاده شد. در نهایت خروجی‌های این مدل به همراه خروجی‌های مقادیر واقعی سنجش و میزان خطای آن‌ها برحسب مقدار RMSEوMAEوMSE محاسبه و نتایج زیر حاصل گردید. شایان ذکر است پیش‌بینی نهایی بازدهی شاخص کل با تجمیع پیش‌بینی مدل میانگین شرطی (ARMA) و پیش‌بینی هر یک مدل‌های اشاره شده در فوق محاسبه شد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول (۶)خطای پیش‌بینی بر اساس معیارRMSE

مدل / گام	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
GARCH-N	۰،۰۰۶۵۶	۰،۱۴۸۳۵	۰،۱۶۲۶۵	۰،۱۴۲۴۳	۰،۱۲۸۷۴	۰،۱۲۹۳۲	۰،۱۱۹۱۹	۰،۱۴۲۰۱	۰،۱۷۶۹۸	۰،۲۱۲۳۳
GARCH-t	۰،۱۱۴۵۶	۰،۲۱۶۵	۰،۱۹۹۳۴	۰،۱۷۲۱۲	۰،۱۵۴۴۴	۰،۱۵۱۳۴	۰،۱۴۰۳۹	۰،۱۶۰۶۶	۰،۱۹۶۱۶	۰،۲۳۰۴۹
GARCH-GED	۰،۰۸۵۵۴	۰،۳۱۷۳۲	۰،۲۹۴۱۴	۰،۲۶۵۶۶	۰،۲۳۷۵۹	۰،۲۴۸۸۷	۰،۲۳۱۳	۰،۲۵۰۸۴	۰،۲۹۳۰۹	۰،۳۴۳۳۴
ANN-GARCH-N	۰،۱۵۶۸۷	۰،۱۵۹۹۸	۰،۱۶۱۱۳	۰،۱۶۴۷۶	۰،۱۶۷۲۵	۰،۱۶۹۵۶	۰،۱۷۲۳۴	۰،۱۷۵۱۲	۰،۱۷۸۹۸	۰،۱۸۱۶۶
ANN-GARCH-t	۰،۰۴۲۱۳	۰،۰۴۴۵۵	۰،۰۷۶۳۲	۰،۰۷۴۹۹۴	۰،۰۸۱۲۱۲	۰،۰۷۳۵۶	۰،۰۵۵۲۲	۰،۰۷۸۳۴	۰،۰۹۰۱۸	۰،۰۷۲۲۷
ANN-GARCH-GED	۰،۱۸۳۱۵	۰،۱۸۹۴۳	۰،۱۹۴۷۷	۰،۱۹۹۳۴	۰،۲۰۵۶۵	۰،۲۱۱۱۳	۰،۲۱۷۰۰	۰،۲۲۳۵۴	۰،۲۳۰۳۴	۰،۲۳۷۳۲
EGARCH-N	۰،۰۰۹۶۷	۰،۱۵۹۳۹	۰،۱۶۷۶۸	۰،۱۴۷۵۹	۰،۱۳۲۷۳	۰،۱۳۴۵۴	۰،۱۲۴۳۲	۰،۱۴۵۵۱	۰،۱۷۸۶۰	۰،۲۱۳۷۵
EGARCH-t	۰،۰۵۷۵۵	۰،۲۹۵۳۴	۰،۲۸۶۴۳	۰،۲۵۵۱۲	۰،۲۲۸۸۶	۰،۲۳۶۷۶	۰،۲۱۹۴۵	۰،۲۴۵۴۶	۰،۲۹۳۲۳	۰،۳۴۷۳۲
EGARCH-GED	۰،۰۸۹۰۸	۰،۲۲۳۹۲	۰،۲۰۱۷۹	۰،۱۷۵۴۹	۰،۱۵۷۰۳	۰،۱۵۶۴	۰،۱۴۵۹۵	۰،۱۶۳۴۸	۰،۱۹۸۸	۰،۲۳۴۱۲
ANN-EGARCH-N	۰،۱۵۸۰۸	۰،۱۶۲۵۱	۰،۱۶۷۰۴	۰،۱۷۱۶۶	۰،۱۷۶۳۶	۰،۱۸۱۳	۰،۱۸۶۰۱	۰،۱۹۰۹۵	۰،۱۹۵۹	۰،۲۰۱۰۴
ANN-EGARCH-t	۰،۰۱۴۲۹	۰،۰۱۳۷۰	۰،۰۱۳۱۱	۰،۰۱۲۵۱	۰،۰۱۱۹۲	۰،۰۱۱۸۴۳۳	۰،۰۷۰۷۶	۰،۰۸۰۲۱	۰،۰۷۹۶	۰،۰۸۹۲۰
ANN-EGARCH-GED	۰،۰۸۳۱۴	۰،۰۸۳۵۲	۰،۰۸۳۹۰	۰،۰۸۴۲۹	۰،۰۸۴۶۹	۰،۰۸۵۰۹	۰،۰۸۵۵۱	۰،۰۸۵۹۳	۰،۰۸۶۳۶	۰،۰۸۶۸۰
FIGARCH-N	۰،۰۰۰۲۷	۰،۲۵۳۸۳	۰،۲۷۷۷۷	۰،۲۴۳۲۵	۰،۲۱۹۶۱	۰،۲۲۰۵۸	۰،۲۰۴۲۲	۰،۲۴۲۸۴	۰،۳۰۱۱۷	۰،۳۶۱۵۸
FIGARCH-t	۰،۰۰۰۱۳	۰،۲۵۶۲۶	۰،۲۷۷۸۰	۰،۲۴۳۵۸	۰،۲۱۹۶۷	۰،۲۲۱۳۲	۰،۲۰۴۹۰	۰،۲۴۲۴۶	۰،۳۰۰۰۲	۰،۳۵۹۹۳
FIGARCH-GED	۰،۰۳۸۰۰	۰،۲۴۹۵۳	۰،۲۷۵۱۸	۰،۲۴۱۲۰	۰،۲۱۷۶۳	۰،۲۱۹۴۲	۰،۲۰۳۱۵	۰،۲۴۱۴۱	۰،۲۹۹۵۲	۰،۳۵۹۷۷
ANN-FIGARCH-N	۰،۰۰۰۹۰	۰،۰۰۲۲۹	۰،۰۰۱۶۷	۰،۰۸۱۰۵	۰،۰۸۰۰۴۲	۰،۰۷۹۷۹	۰،۰۷۹۱۶	۰،۰۷۸۵۲	۰،۰۶۷۸۸	۰،۰۳۷۲۳
ANN-FIGARCH-t	۰،۳۰۰۵۶	۰،۳۰۴۹۰	۰،۳۰۹۳۲	۰،۳۱۳۸۲	۰،۳۱۸۳۹	۰،۳۲۳۰۳	۰،۳۲۷۷۵	۰،۳۳۲۵۴	۰،۳۳۷۳۹	۰،۳۴۲۳۱
ANN-FIGARCH-GED	۰،۳۱۳۱۱	۰،۳۱۵۶۰	۰،۳۱۸۰۸	۰،۳۲۰۵۶	۰،۳۲۳۰۳	۰،۳۲۵۴۹	۰،۳۲۷۹۵	۰،۳۳۰۳۹	۰،۳۳۲۸۲	۰،۳۳۵۲۴
FIEGARCH-N	۰،۰۹۱۳۰	۰،۲۵۳۰۶	۰،۲۷۷۲۲	۰،۲۴۲۹۷	۰،۲۱۹۱۹	۰،۲۲۰۷۱	۰،۲۰۴۳۴	۰،۲۴۲۳۱	۰،۳۰۰۱۸	۰،۳۶۰۲۸
FIEGARCH-t	۰،۱۱۱۹۵	۰،۲۸۹۳۵	۰،۲۸۸۲۷	۰،۲۵۵۲۳	۰،۲۲۸۷۶	۰،۲۳۴۰۲	۰،۲۱۶۹۵	۰،۲۴۵۵۹	۰،۲۹۶۲۵	۰،۳۵۱۶۴
FIEGARCH-GED	۰،۱۰۸۸۷	۰،۲۸۱۰۶	۰،۲۸۶۳۱	۰،۲۵۲۶۰	۰،۲۲۶۷۲	۰،۲۳۰۸۵	۰،۲۱۳۹۰	۰،۲۴۴۶۳	۰،۲۹۶۸۷	۰،۳۵۳۲۲
ANN-FIEGARCH-N	۰،۱۵۹۲۲	۰،۱۶۰۷۹	۰،۱۶۲۳۸	۰،۱۶۳۹۸	۰،۱۶۵۵۹	۰،۱۶۷۲۲	۰،۱۶۸۸۵	۰،۱۷۰۴۹	۰،۱۷۲۱۵	۰،۱۷۳۸۱
ANN-FIEGARCH-t	۰،۰۳۵۳۳	۰،۰۳۶۹۴	۰،۰۳۸۶۲	۰،۰۴۰۳۷	۰،۰۴۲۱۸	۰،۰۴۴۰۶	۰،۰۴۶۰۰	۰،۰۴۸۰۲	۰،۰۵۰۱۱	۰،۰۵۲۲۶
ANN-FIEGARCH-GED	۰،۰۶۵۹۴	۰،۰۶۵۳۲۳	۰،۰۶۴۷۲	۰،۰۶۴۱۰	۰،۰۶۳۴۸	۰،۰۶۲۸۶	۰،۰۶۲۲۳	۰،۰۶۱۶۰	۰،۰۶۰۹۷	۰،۰۶۰۳۳

جدول (۷)خطای پیش‌بینی بر اساس معیار MSE

مدل / گام	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
GARCH-N	۰،۰۵۲۵۶	۰،۰۲۱۹۷	۰،۰۲۶۵۳	۰،۰۲۰۳۳	۰،۰۱۶۵۸	۰،۰۱۶۶۹	۰۱۴۳۱,۰	۰،۰۲۰۳۱	۰،۰۳۱۲۹	۰،۰۴۵۱۳
GARCH-t	۰،۰۱۳۱۷	۰،۰۴۷۰۷	۰،۰۳۹۶۹	۰،۰۲۹۸۲	۰،۰۲۳۸۵	۰،۰۲۲۸۸	۰،۰۱۹۸۱	۰،۰۲۵۷۳	۰،۰۳۸۵۷	۰،۰۵۳۲۴
GARCH-GED	۰،۰۰۷۲۹	۰،۱۰۰۹۶	۰،۰۸۶۶۵	۰،۰۷۰۵۴	۰،۰۵۶۴۵	۰،۰۶۱۷۸	۰،۰۵۳۵۹	۰،۰۶۲۷۷	۰،۰۸۶۰۱	۰،۱۱۸۰۱
ANN-GARCH-N	۰،۰۲۴۶	۰،۰۲۵۳۹	۰،۰۲۶۲۱	۰،۰۲۷۰۷	۰،۰۲۷۹۶	۰،۰۲۸۸۸	۰،۰۲۹۸۳	۰،۰۳۰۸۲	۰،۰۳۱۸۵	۰،۰۳۲۹۱
ANN-GARCH-t	۰،۰۰۱۸۳	۰،۰۰۲۰۱	۰،۰۰۲۲	۰،۰۰۲۴	۰،۰۰۲۶۲	۰،۰۰۲۸۶	۰،۰۰۳۱۱	۰،۰۰۳۳۷	۰،۰۰۳۶۵	۰،۰۰۳۹۵
ANN-GARCH-GED	۰،۰۳۳۸۱	۰،۰۳۵۷۴	۰،۰۳۷۷۹	۰،۰۳۹۹۷	۰،۰۴۲۲۹	۰،۰۴۴۷۵	۰،۰۴۷۳۶	۰،۰۵۰۱۳	۰،۰۵۳۰۶	۰،۰۵۶۱۸

www.SID.ir

Archive of SID

مدل / گام	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
EGARCH-N	۰،۰۰۰۰۹	۰،۰۲۵۴۱	۰،۰۲۸۱۲	۰،۰۲۱۷۸	۰،۰۱۷۶۲	۰،۰۱۸۱۸	۰،۰۱۵۵۹	۰،۰۲۱۱۷	۰،۰۳۱۹۳	۰،۰۴۵۶۹
EGARCH-t	۰،۰۰۳۳۳	۰،۰۸۷۴۴	۰،۰۸۲۰۸	۰،۰۶۵۳۸	۰،۰۵۲۳۶	۰،۰۵۶۰۹	۰،۰۴۸۳۵	۰،۰۶۰۲۵	۰،۰۸۶۳۳	۰،۱۲۱۳۵
EGARCH-GED	۰،۰۰۷۹۴	۰،۰۵۰۱۴	۰،۰۴۰۷۲	۰،۰۳۰۸	۰،۰۲۴۶۶	۰،۰۲۴۴۵	۰،۰۲۱۳	۰،۰۲۶۷۳	۰،۰۳۹۵۶	۰،۰۵۴۸۱
ANN-EGARCH-N	۰،۰۲۴۹۹	۰،۰۲۶۴۱	۰،۰۲۷۹	۰،۰۲۹۴۷	۰،۰۳۱۱	۰،۰۳۲۸۱	۰،۰۳۴۶	۰،۰۳۶۴۶	۰،۰۳۸۴	۰،۰۴۰۴۲
ANN-EGARCH-t	۰،۰۱۰۲	۰،۰۳۰۱۹	۰،۰۴۰۱۷	۰،۰۴۰۱۶	۰،۰۶۰۱۴	۰،۰۸۰۱۳	۰،۰۸۰۱۲	۰،۰۹۰۱	۰،۰۰۷۰۹	۰،۰۶۵۰۸
ANN-EGARCH-GED	۰،۰۰۶۹۱	۰،۰۰۶۹۸	۰،۰۰۷۰۴	۰،۰۰۷۱	۰،۰۰۷۱۷	۰،۰۰۷۲۴	۰،۰۰۷۳۱	۰،۰۰۷۳۸	۰،۰۰۷۴۶	۰،۰۰۷۵۳
FIGARCH-N	۰،۰۶۵۴۷	۰،۰۶۴۴۳	۰،۰۷۷۱۶	۰،۰۵۹۱۷	۰،۰۴۸۲۳	۰،۰۴۸۶۵	۰،۰۴۱۷	۰،۰۵۸۹۷	۰،۰۹۰۷۱	۰،۱۳۰۷۴
FIGARCH-t	۰،۰۰۰۱۱	۰،۰۶۵۶۷	۰،۰۷۷۱۷	۰،۰۵۹۳۳	۰،۰۴۸۲۵	۰،۰۴۸۹۸	۰،۰۴۱۹۸	۰،۰۵۸۷۸	۰،۰۹۰۰۱	۰،۱۲۹۵۵
FIGARCH-GED	۰،۰۰۰۰۴	۰،۰۶۲۲۶	۰،۰۷۵۷۲	۰،۰۵۸۱۸	۰،۰۴۷۳۶	۰،۰۴۸۱۵	۰،۰۴۱۲۷	۰،۰۵۸۲۸	۰،۰۸۹۷۱	۰،۱۲۹۴۴
ANN-FIGARCH-N	۰،۰۱۱۰۱	۰،۰۱۰۴۶	۰،۰۱۰۳۴	۰،۰۱۰۲۱	۰،۰۱۰۴۳	۰،۰۰۳۷۰۹	۰،۰۴۳۰۱	۰،۰۷۸۷۱	۰،۰۴۳۰۵۸	۰،۰۳۸۹۴۵
ANN-FIGARCH-t	۰،۰۰۱۰۱	۰،۰۱۰۴۶	۰،۰۱۰۳۴	۰،۰۱۰۲۱	۰،۰۱۰۰۸	۰،۰۲۲۹	۰،۰۰۳۰۱	۰،۰۴۰۷۱	۰،۰۵۰۵۸	۰،۰۸۰۴۵
ANN-FIGARCH-GED	۰،۰۹۸۰۴	۰،۰۹۹۶	۰،۱۰۱۱۷	۰،۱۰۲۷۶	۰،۱۰۴۳۵	۰،۱۰۵۹۴	۰،۱۰۷۵۵	۰،۱۰۹۱۶	۰،۱۱۰۷۷	۰،۱۱۲۳۸
FIEGARCH-N	۰،۰۰۸۳۴	۰،۰۶۴۰۴	۰،۰۷۶۸۵	۰،۰۵۹۰۳	۰،۰۴۸۰۵	۰،۰۴۸۷۱	۰،۰۴۱۷۵	۰،۰۵۸۷۱	۰،۰۹۰۱۱	۰،۱۲۹۸
FIEGARCH-t	۰،۰۱۲۵۳	۰،۰۸۳۷۳	۰،۰۸۳۱	۰،۰۶۵۱۴	۰،۰۵۲۳۳	۰،۰۵۴۷۶	۰،۰۴۷۰۷	۰،۰۶۰۳۱	۰،۰۸۷۷۶	۰،۱۲۳۶۵
FIEGARCH-GED	۰،۰۱۱۸۵	۰،۰۷۹	۰،۰۸۱۹۷	۰،۰۶۳۸۱	۰،۰۵۱۴	۰،۰۵۳۲۹	۰،۰۴۵۷۵	۰،۰۵۹۸۴	۰،۰۸۸۱۳	۰،۱۲۴۷۶
ANN-FIEGARCH-N	۰،۰۲۵۳۵	۰،۰۲۵۸۵	۰،۰۲۶۳۷	۰،۰۲۶۸۹	۰،۰۲۷۴۲	۰،۰۲۷۹۶	۰،۰۲۸۵۱	۰،۰۲۹۰۷	۰،۰۲۹۶۳	۰،۰۳۰۲۱
ANN-FIEGARCH-t	۰،۰۰۱۲۵	۰،۰۰۱۳۶	۰،۰۰۱۴۹	۰،۰۰۱۶۳	۰،۰۰۱۷۸	۰،۰۰۱۹۴	۰،۰۰۲۱۲	۰،۰۰۲۳۱	۰،۰۰۲۵۱	۰،۰۰۲۷۳
ANN-FIEGARCH-GED	۰،۰۰۴۳۵	۰،۰۰۴۲۷	۰،۰۰۴۱۹	۰،۰۰۴۱۱	۰،۰۰۴۰۳	۰،۰۰۳۹۵	۰،۰۰۳۸۷	۰،۰۰۳۹۴	۰،۰۰۱۲۷	۰،۰۰۰۱۲

جدول (۸)خطای پیش‌بینی بر اساس معیار MAE

مدل / گام	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
GARCH-N	۰،۰۱۱۱۷	۰،۱۰۵۱۵	۰،۱۳۳۰۳	۰،۱۱۰۱۳	۰،۰۹۶۱۲	۰،۱۰۱۹۷	۰،۰۸۷۸	۰،۱۰۸۰۳	۰،۱۳۴۳۰	۰،۱۶۲۱۳
GARCH-t	۰،۱۱۴۷۴	۰،۱۹۹۶۴	۰،۱۸۵۷۰	۰،۱۴۲۷۶	۰،۱۱۴۲۸	۰،۱۱۷۵۹	۰،۱۰۶۰۹	۰،۱۲۵۲۳	۰،۱۵۳۰۸	۰،۱۸۰۸۲
GARCH-GED	۰،۰۸۵۴	۰،۲۶۳۲	۰،۲۵۵۸	۰،۲۲۹۱۴	۰،۱۸۴۸۱	۰،۲۰۳۵۹	۰،۱۸۴۰۳	۰،۲۰۵۵۱	۰،۲۴۰۶۸	۰،۲۸۰۳۱
ANN-GARCH-N	۰،۱۵۶۸۴	۰،۱۵۹۳۰	۰،۱۶۱۸۶	۰،۱۶۴۴۳	۰،۱۶۷۰۵	۰،۱۶۹۷	۰،۱۷۲۴	۰،۱۷۵۱۳	۰،۱۷۷۹۱	۰،۱۸۰۷۲
ANN-GARCH-t	۰،۰۴۲۷۱	۰،۰۴۴۷۱	۰،۰۴۶۷۶	۰،۰۴۸۸۱	۰،۰۵۰۸۹	۰،۰۵۳	۰،۰۵۵۱۲	۰،۰۵۷۲۱	۰،۰۵۹۴۴	۰،۰۶۱۶۳
ANN-GARCH-GED	۰،۱۸۳۸۱	۰،۱۸۸۹۹	۰،۱۹۴۲۲	۰،۱۹۹۵۸	۰،۲۰۵۰۷	۰،۲۱۰۷	۰،۲۱۶۴۶	۰،۲۲۲۳۱	۰،۲۲۸۴	۰،۲۳۴۵
EGARCH-N	۰،۰۰۹۶۷	۰،۱۱۷۴۴	۰،۱۳۹۳۱	۰،۱۱۷۷۱	۰،۱۰۰۳۱	۰،۱۰۷۷۳	۰،۰۹۳۴۲	۰،۱۱۲۴۳	۰،۱۳۸۱	۰،۱۶۵۴۶
EGARCH-t	۰،۰۵۷۷۱	۰،۲۳۵۹۰	۰،۲۴۶۳۰	۰،۲۱۵۶۵	۰،۱۷۵۹۵	۰،۱۹۲۱۹	۰،۱۷۰۹۴	۰،۱۹۶۹۳	۰،۲۳۵۴	۰،۲۷۷۶۰
EGARCH-GED	۰،۰۸۹۰۸	۰،۱۹۶۴۸	۰،۱۸۰۳	۰،۱۴۳۲۵	۰،۱۱۶۶۶	۰،۱۲۲۷۳	۰،۱۱۲۱۷	۰،۱۲۹۹۴	۰،۱۵۷۴۱	۰،۱۸۵۴۹
ANN-EGARCH-N	۰،۱۵۸۰۸	۰،۱۶۲۴۵	۰،۰۶۶۸۰	۰،۱۷۱۳۷	۰،۱۷۵۹	۰،۱۸۰۴۸	۰،۱۸۵۱۱	۰،۱۸۹۷۰	۰،۱۹۴۴۹	۰،۱۹۹۲۵
ANN-EGARCH-t	۰،۰۱۴۲۹	۰،۰۱۳۶۹	۰،۰۱۳۰۷	۰،۰۱۲۴۴	۰،۰۱۱۷۸	۰،۰۱۱۱۱	۰،۰۱۰۴۳	۰،۰۰۹۷۲	۰،۰۰۸۹۹	۰،۰۰۸۲۵
ANN-EGARCH-GED	۰،۰۸۳۱۴	۰،۰۸۳۵۱	۰،۰۸۳۹	۰،۰۸۴۲۰	۰،۰۸۴۶۲	۰،۰۸۵۰۸	۰،۰۸۵۴۱	۰،۰۸۵۹۱	۰،۰۸۶۳۰	۰،۰۸۶۷۰
FIGARCH-N	۰،۰۰۰۲۷	۰،۱۷۹۶۲	۰،۲۲۶۵۰	۰،۱۸۷۹۰	۰،۱۶۳۷۲	۰،۱۷۳۹۹	۰،۱۴۹۵۸	۰،۱۸۳۸۰	۰،۲۲۸۶۱	۰،۲۷۵۸

www.SID.ir

Archive of SID

مدل / گام	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
FIGARCH-t	۰,۰۰۲۷۳	۰,۱۸۲۵۶	۰,۲۲۷۲۱	۰,۱۸۹۴۶	۰,۱۶۴۱۲	۰,۱۷۵	۰,۱۵۰۱۳	۰,۱۸۳۸۰	۰,۲۲۸۲۱	۰,۲۷۵۰۱
FIGARCH-GED	۰,۰۳۸۳۱	۰,۱۹۴۴۲	۰,۲۳۶۴۱	۰,۱۹۵۸۹	۰,۱۶۹۵۳	۰,۱۷۹۳۱	۰,۱۵۳۷۰	۰,۱۸۷۱۵	۰,۲۳۱۲۶	۰,۲۷۷۹۱
ANN-FIGARCH-N	۰,۱۰۲۹	۰,۱۰۲۲۸	۰,۱۰۱۶۷	۰,۱۰۱۰۴	۰,۱۰۰۴۱	۰,۰۹۹۷۷	۰,۰۹۹۱۳	۰,۰۹۸۴۱	۰,۰۹۷۸۱	۰,۰۹۷۱۶
ANN-FIGARCH-t	۰,۳۰۰۵۶	۰,۳۰۴۸۱	۰,۳۰۹۲۴	۰,۳۱۳۶۶	۰,۳۱۸۱۴	۰,۳۲۲۶۰	۰,۳۲۷۲۱	۰,۳۳۱۸۱	۰,۳۳۶۵	۰,۳۴۱۲۰
ANN-FIGARCH-GED	۰,۳۱۳۱۱	۰,۳۱۵۵	۰,۳۱۸۰۵	۰,۳۲۰۵۱	۰,۳۲۲۹	۰,۳۲۵۳	۰,۳۲۷۸	۰,۳۳۰۲	۰,۳۳۲۵	۰,۳۳۴۹
FIEGARCH-N	۰,۰۹۱۳	۰,۲۱۸۶۷	۰,۲۵۲۴۱	۰,۲۰۸۰۳	۰,۱۷۹۲۲	۰,۱۸۷۳۰	۰,۱۶۰۶۵	۰,۱۹۳۲۲	۰,۲۳۶۶۱	۰,۲۸۲۷
FIEGARCH-t	۰,۱۱۱۹۵	۰,۲۵۲۷۱	۰,۲۶۳۸۱	۰,۲۲۴۴۰	۰,۱۸۶۱۹	۰,۱۹۸۲۷	۰,۱۷۴۲۳	۰,۲۰۱۳۵	۰,۲۴۰۵۰	۰,۲۸۳۳
FIEGARCH-GED	۰,۱۰۸۸۷	۰,۲۴۵۵	۰,۲۶۲۵	۰,۲۲۱۰۵	۰,۱۸۵۲۵	۰,۱۹۶۱۲	۰,۱۷۱۳۲	۰,۱۹۹۶۷	۰,۲۳۹۷	۰,۲۸۳۲
ANN-FIEGARCH-N	۰,۱۵۹۲۲	۰,۱۶۰۷۸	۰,۱۶۲۳۶	۰,۱۶۳۹۴	۰,۱۶۵۵	۰,۱۶۷۱۳	۰,۱۶۸۷	۰,۱۷۰۳۴	۰,۱۷۱۹۵	۰,۱۷۳۵
ANN-FIEGARCH-t	۰,۰۰۵۳۳	۰,۰۰۶۹۱	۰,۰۰۸۵۳	۰,۰۴۰۲	۰,۰۴۱۹۱	۰,۰۰۳۶۷	۰,۰۰۵۴۷	۰,۰۰۷۳۲	۰,۰۰۹۲۲	۰,۰۰۱۱۷
ANN-FIEGARCH-GED	۰,۰۰۹۴	۰,۰۰۵۳۳	۰,۰۶۴۷۱	۰,۰۶۴۰۹	۰,۰۶۳۴۶	۰,۰۶۲۸۲	۰,۰۶۲۱۸	۰,۰۶۱۵۳	۰,۰۶۰۸۸	۰,۰۶۰۲۲

پس از تخمین مدل‌های مورد نظر و پیش‌بینی ۱۰ روز آتی (گام) بازدهی شاخص کل، برای مقایسه قدرت پیش‌بینی مدل های مورد نظر از معیار های مجذور میانگین مربع خطا RMSE میانگین مربع خطا MSE و میانگین قدر مطلق خطا MAE به صورت گام به گام استفاده شد. همانطور که از جداول فوق مشاهده می‌شود، میزان خطای این مدل‌ها به صورت تفکیک شده آورده شده است. برای هر یک از سه معیار مذکور، میزان خطا در گام های پیش بینی شده نسبت به بقیه گام ها برای بیشتر مدل‌ها کمتر است. در جدول (۶) که نشان دهنده میزان خطا بر اساس معیار RMSE است درگام های ابتدایی مدل‌های ، FIGARCH-t،FIGARCH-N و مدل‌های ترکیبی ANN-EGARCH-t، ANN-FIGARCH-N، ANN-FIEGARCH-t دارای کمترین میزان خطای پیش‌بینی است با افزایش میزان گام‌ها میزان دقت پیش بینی این مدل‌ها کاسته می‌شود. دقت مدل ANN-FIEGARCH-t نسبت به بقیه مدل‌ها به میزان کمتری کاهش می‌یابد. در جدول (۷) براساس شاخص MSE مدل‌های EGARCH-N، FIGARCH-t، FIGARCH-GED و مدل ANN-GARCH-t درگام‌های ابتدایی و مدل ترکیبی ANN-FIEGARCH-t به طور مجموع دارای خطای پیش بینی کمتری است بنابراین این مدل بر اساس این شاخص به عنوان مدل برگزیده انتخاب می‌گردد. در جدول (۸) نیز مدل‌های ANN-EGARCH-t و ANN-FIEGARCH-t این ویژگی را دارند. در مجموع نتایج نشان دهنده این است که مدل‌های ترکیبی دارای خطای کمتری نسبت به بقیه مدل‌ها است و دقت پیش‌بینی با افزایش تعداد گام ها کاهش یافته است. همچنین با توجه به ویژگی عدم نرمال بودن بازدهی این شاخص که در جداول فوق نمایش داده شد، می‌توان بیان نمود که مدل هایی که دارای توزیع t و GED بودند به صورت دقیق‌تری قادر به پیش‌بینی نوسانات این شاخص هستند.

www.SID.ir

Archive of SID

انتخاب مدل بهینه

با توجه به مطالب بیان شده در بخش های قبلی مدل ANN-FIEGARCH-t به عنوان مدل بهینه که توانایی بالایی در پیش بینی نوسان این شاخص دارد برگزیده شد. انتخاب این مدل بر اساس توانایی آن در دقت پیش‌بینی در هر سه معیار دقت خطا است. بنابراین در این قسمت مدل ریاضی این مدل و ضرائب آن توضیح داده می‌شود. ساختار ریاضی این مدل و ضرائب آن در قسمت زیر آورده شده است:

$$\ln(\sigma_t^2) = 0.802 + 0.934(L)^{-1}(1-L)^{0.504}[1+0.260(L)](0.052\frac{\varepsilon_{t-1}}{|\sigma_{t-1}|} + 0.488[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} - E\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|}]) - 0.001v_{oil} + 0.033v_{dollar}$$

(۱.۳۹) (۱۷۲.۵) (۱.۸۱) (-۱۴.۶۲) (۱.۴۱) (۷.۹۹) (-۰.۲۵) (۰.۸۴)

در این مدل معنادار بودن اثرات میانگین نشان‌دهنده این است که بازدهی هر دوره به‌صورت ضریبی از بازدهی و شوک‌های دوره قبل است و در قسمت واریانس شرطی میزان ضریب ARCHکه در معادله به میزان ۰,۲۶۰ است به صورت قابل ملاحظه ای معنی دار است که نشان دهنده وجود اثرات کوتاه مدت در بازدهی نوسان شاخص بورس است. همچنین وجود اثرات GARCH در این مدل که ضریب آن به صورت ۰,۹۳۴نمایش داده می‌شود به دلیل وجود معنی داری این در ساختار تایید می‌شود. در این مدل اثرات شوک های نامتقارن که به صورت EGARCH نمایش داده می‌شود نیز با ضرائب ۰,۰۵۲ و ۰,۵۸۸ تایید می‌گردد. وجود حافظه بلندمدت در این مدل نیز که مقدار آن با ۰,۵۰۴نمایش داده شده است تایید می‌شود. میرا شدن این حافظه در بلند مدت به دلیل آن است که این مقدار در دامنه $0.5 > d > -0.5$ نیست مورد تایید قرار نمی‌گیرد. در واقع این به معنای پایداری شوک‌های وارد شده بر این شاخص در بلند مدت است. عدم معنی داری ضرائب دو متغیر نفت و دلار که به صورت واریانس شرطی به این مدل اضافه شده نشان دهنده آن است که این متغیرها در بلند مدت تاثیری بر روی شاخص مورد نظر ندارد و امکان آنکه قیمت نفت و دلار بتواند تاثیر خود را در زمان بر روی بازدهی شاخص بورس حفظ کند وجود ندارد .اما این به معنای عدم تاثیرگذاری نفت بر شاخص اصلی بورس نیست همانگونه که در سایر مدل‌ها نشان داده شد نفت تاثیرگذاری خود را بر روی شاخص اصلی بورس در کوتاه مدت دارد ، میتوان این نتیجه را گرفت هرچه شوک های قیمتی نفت بر نوسانات شاخص اصلی بورس تاثیری مستقیم حداقل در کوتاه مدت دارد.

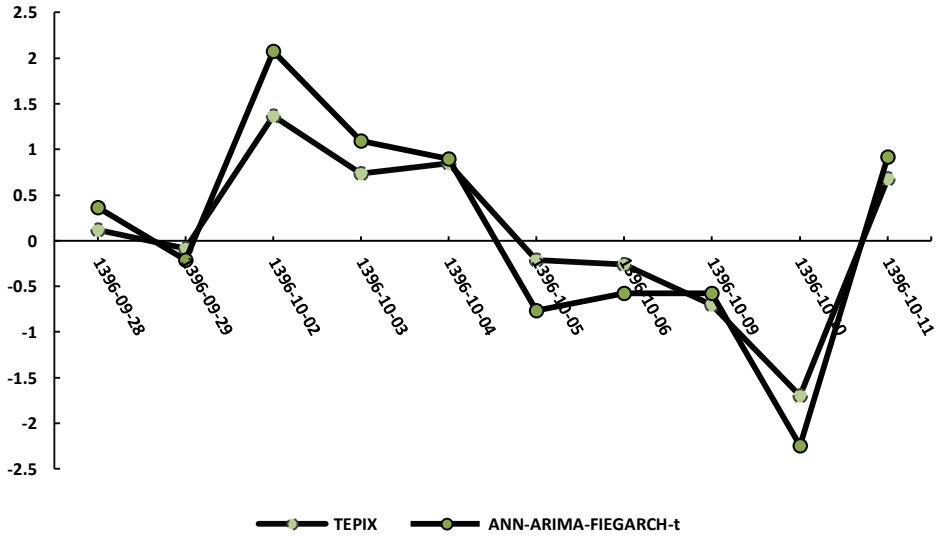
پیش‌بینی بازده شاخص

پس از انجام پیش‌بینی و انتخاب مدل بهینه ANN-FIEGARCH-t، برای درک پیش‌بینی به گونه شهودی‌تر و اینکه مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی چه میزان نزدیک‌است، نمودار آن برای مقادیر واقعی و پیش‌بینی

www.SID.ir

Archive of SID

شده به صورت زیر آورده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود تفاوت مقادیر پیش بینی شده در این نمودار به مقادیر واقعی مشخص است.



نمودار (۱)مقایسه پیش بینی مدل ترکیبی ANN-FIEGARCH-tبا مقادیر واقعی

۵- نتیجه‌گیری

اندازه گیری، پیش بینی و مدل سازی نوسانات قیمت دارایی های مختلف مالی، به عنوان مثال سهام، کالاها و نرخ های ارز، یک موضوع به طور گسترده مورد مطالعه در تحقیقات مالی است. در این مقاله، مدل های خانوادگی ترکیبی ARMA -GARCH (X)-ANNبرای پیش بینی نوسانات بازار سهام مورد بررسی قرار گرفته است.سپس مدل ترکیبی از خانواده GARCH و شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی نوسان شاخص سهام با در نظر گرفتن حافظه بلندمدت با سه توزیع نرمال،tوGEDبرآورده شد.در ادامه بر اساس معیارهای MSE،RMSEوMAEبه مقایسه مدل‌های ترکیبی با مدل‌های خانواده GARCHپرداخته شد و نتایج حاصل از این تحقیق این مطلب را تصدیق نمود که مدل‌های ترکیبی ANN-EGARCH با توزیع t و GED و مدل‌های ترکیبی ANN-FIGARCH با توزیع نرمال و مدل ANN-FIEGARCH با توزیع نرمال، tوGEDدارای کمترین میزان خطا بودند. علاوه بر این مدل‌هایANN-GARCH با توزیع t نیز مدل‌های مناسبی تشخیص داده شدند. درواقع عدم وجود نرمال بودن در این مدل ها باعث شده که توزیع های t و GED نسبت به توزیع نرمال توانایی بهتری درپیش‌بینی و حرکت بازدهی شاخص بورس دارند. همچنین وجود حافظه بلند مدت در این مدل‌ها باعث شده که مدل‌های دارای این ویژگی، قادر به توضیح حرکات نوسان شاخص بورس باشند. نتایج حاصل‌شده نشان‌دهنده

www.SID.ir

Archive of SID

این مطلب است که مدل‌های ترکیبی خانوادهGARCH دارای حافظه بلندمدت با شبکه عصبی به طور خاص ANN-FIEGARCH-t در پیش‌بینی نوسان بازده سهام کارآمدترودارای خطای پیش‌بینی‌کمتری هستند. در این پژوهش نوسانات بازار نفت به عنوان عوامل مهم و تاثیرگذار در بازار سهام معرفی گردید، بنابراین سرمایه‌گذاران بازارهای مالی می‌توانند با در نظر گرفتن این نوسانات به بهینه سازی سبدپورتفوی خود(به نحوی که کمترین آسیب را از نوسانات بازارهای نفت دریافت نمایند.)بپردازند. به طور خلاصه، مشخص شد که مدل های ANN می توانند عملکرد پیش بینی مدل خانواده GARCH را در بازار سهام اصلی نمایش دهند و نشان داده شد که نتایج قابل اتکایی ارائه می‌دهند. درنهایت با توجه به اینکه پیش‌بینی تغییرپذیری یا نوسان در مدیریت ریسک، ارزش‌گذاری سبد سرمایه، قیمت‌گذاری مشتقات و ... کاربردهای فراوانی دارد؛ و از دیدگاه معامله‌گران بازار مشتقات، درک نوسان پذیری، پیش‌بینی دقیق آن و حفاظت از سبد دارایی‌های در مقابل هزینه‌هایی که این متغیر به ارزش کل تحمیل می‌کند، از اهمیت دوچندانی برخوردار است، استفاده از چنین ساختاری که تقریبا تمامی عوامل اثرگذار (اخبار سیاسی،شوکهای‌داخلی و خارجی و ...)در این شاخص‌ها را در نظر می‌گیرد،می‌تواند مفید و کاربردی باشد.

فهرست منابع

* جباری حسین، نقدی نریمان. رابطه بین ساختار سرمایه و چرخه عمر شرکت. پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی ،تابستان۱۳۹۵، دوره ۸ ،شماره ۳۰، ۱۳۹-۱۶۲
* سعیدی حسین، محمدی شاپور. پیش‌بینی نوسانات بازده بازار با استفاده از مدل‌های ترکیبی گارچ شبکه عصبی. فصلنامه بورس اوراق بهادار،زمستان ۱۳۹۰،دوره ۴،شماره ۱۶، ۱۵۳-۱۷۴.
* طحاری مهرجردی محمدحسین، فاضل یزدی علی، زارعی محمودآبادی محمد. کاربرد تحلیل نا پارامتریک بازه‌ای و پنجره‌ای به‌عنوان مکملی برای ارزیابی کارایی مالی (مطالعه موردی: بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران). دانش مالی تحلیل اوراق بهادار،پاییز ۱۳۹۲،دوره۶،شماره۳، ۲۷-۴۴
* کریمی،محمد شریف, امام وردی, قدرت اله, دباغی, نیشتمان. (۱۳۹۲). ارزیابی و شناسایی مناسب‌ترین گزینه سرمایه‌گذاری دارایی و مالی در ایران (در بازه زمانی۱۳۸۹-۱۳۸۰). اقتصاد مالی،زمستان ۱۳۹۲،دوره۷،شماره۲۵، ۱۷۷-۲۰۷
* Anwar, S., & Mikami, Y. (2011). Comparing accuracy performance of ANN, MLR, and GARCH model in predicting time deposit return of Islamic bank. International Journal of Trade, Economics and Finance, 2(1), 44
* Bildirici, M., & Ersin, Ö. Ö. (2009). Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul Stock Exchange. Expert Systems with Applications, 36(4), 7355-7362.
* Kristjanpoller, W., & Hernández, E. Volatility of main metals forecasted by a hybrid ANN-GARCH model with regressors. Expert Systems with Applications, 2017, 84, 290-300.
* Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis. Expert Systems with Applications, 2018,109, 1-11.

www.SID.ir

Archive of SID

* Lahmiri, S., & Boukadoum, M. An Ensemble System Based on Hybrid EGARCH-ANN with Different Distributional Assumptions to Predict S&P 500 Intraday Volatility. Fluctuation and Noise Letters, 2015, 14(01), 1550001.
* Lu, X., Que, D., & Cao, G. Volatility forecast based on the hybrid artificial neural network and GARCH-type models. Procedia Computer Science, 2016, 91, 1044-1049.
* Markowitz, H. Portfolio selection. The journal of finance, 1952, *7*(1), 77-91.
* Monfared, S. A., & Enke, D. Volatility forecasting using a hybrid GJR-GARCH neural network model. Procedia Computer Science, 2014, 36, 246-253
* Siddiqui, M. U., Abbas, A., AbdurRehman, S. M., Jawed, A., & Rafi, M. Comparison of garch model and artificial neural network for mutual fund's growth prediction. In Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), 2018 International Conference on, 2018, (pp. 1-7).
* Güreşen, E., & Kayakutlu, G. (2008, October). Forecasting stock exchange movements using artificial neural network models and hybrid models. In International Conference on Intelligent Information Processing (pp. 129-137). Springer, Boston, MA.
* Fatima, S. (2017). Comparison of Asymetric Garch models with Artificial Neural Network For Stock predition A case study .Journal of Engoneering and Applied Sience,36(1)
* Lahmiri, S. (2017). Modeling and predicting historical volatility in exchange rate markets. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 471, 387-395.
* Wang, Y. H. (2009). Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR–GARCH approach. Expert Systems with Applications, 36(1), 564-570.
* Lahmiri, S., & Boukadoum, M. (2015). An Ensemble System Based on Hybrid EGARCH-ANN with Different Distributional Assumptions to Predict S&P 500 Intraday Volatility. Fluctuation and Noise Letters, 14(01), 1550001.
* Monfared, S. A., & Enke, D. (2014). Volatility forecasting using a hybrid GJR-GARCH neural network model. Procedia Computer Science, 36, 246-253.
* Kristjanpoller, W., Fadic, A., & Minutolo, M. C. (2014). Volatility forecast using hybrid neural network models. Expert Systems with Applications, 41(5), 2437-2442.
* Wang, G. (2006). A note on unit root tests with heavy-tailed GARCH errors. Statistics & probability letters, 76(10), 1075-1079
* Wang, Y. H. (2009). Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR–GARCH approach. Expert Systems with Applications, 36(1), 564-570

یادداشت‌ها

[1]. Derivative Contract.
[2] .Markowitz
[3]. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models.
[4].Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.
[5].The Exponential GARCH.
[6].Over-Differencing.
[7].Fractional Integratin.
[8].Fractional Integratin GARCH.
[9]. Fractional Integratin Exponential GARCH.
[10].Tehran Price Index
[11]. Kristjanpoller & Minutolo
[12].Bitcoin.
[13]. Siddiqui et all

www.SID.ir

Archive of SID

[14].Kristjanpoller, W., & Hernández
[15] .Fatima
[16] .Asymetric Garch
[17] .Root Mean Square Error
[18] .Lahmiri
[19]. Generalized Error Distribution
[20]. Mean Absolute Error
[21] .Mean Squared Error
[22] .Lu et all
[23] .S. Lahmiri & M. Boukadoum
[24] .Back Propagation
[25] .Monfared&Enke.
[26] .Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH
[27] .Radial Basis Function
[28] . Kristjanpoller el all
[29] Anwar & Mikami
[30] .Wang
[31] .Mean Absolute Percentage Error
[32] .Güreşen & Kayakutlu
[33] .Bildirici & Ersin
[34]. R.F. Engle.
[35].T. Bollerslev.
[36]. Integrated GARCH.
[37]. Artificial Neural Network.
[38] .Autoregressive Moving Average.
[39] .Autoregressive Integrated Moving Average.
[40] .Box –Jenkins.
[41] Autocorrelation.
[42] .Partial Autocorrelation.
[43] .Akaike Information Criterion.
[44] .Schwarz Bayesian Information Criterion.
[45] .Hannan–Quinn Information Criterion.
[46] .Volatility
[47]. Nelson.
[48].Ballie et al.
[49]. Mikkelsen.
[50].Rescaled range.
[51].Geweke and Porter-Hudak.
[52].Input Layer.
[53].Hidden Layer.
[54].Output Layer.
[55]. Multi-Layer Perceptron.
[56].Bias.
[57].Tensor.
[58].Supervised Learning.
[59].Unsupervised Learning.
[60].Back-propagation
[61].Probability Density Function
[62].Tail
[63] .Eptokurtic
[64] .Mesokurtic
[65] .Platykurtic
[66]. Prespetron.
[67] .Jarque-Bera.

www.SID.ir

Archive of SID

[68] .augmented Dicky Fuller.
[69]. Phillips-Perron.
[70]. Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin.
[71]. LM ARCH Test.
[72]. Leverage effect.

www.SID.ir