فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی/ سال دوازدهم / شماره‌ی ۵۰/ پاییز ۱۳۹۵/ صفحات ۲۴-۱

بررسی تأثیر فرکانس داده‌ها بر قدرت پیش‌بینی الگوهای با حافظهٔ بلند مدت و کوتاه مدت: کاربرد در تلاطم بازار جهانی نفت

کریم اسلاملوئیان

دانشیار گروه اقتصاد دانشگاه شیراز، keslamlo@rose.shirazu.ac.ir

علی کیانی[1]

دانشجوی دکتری اقتصاد، دانشگاه شیراز، alikiani2000@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۸/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۴/۲۷

چکیده

محققان زیادی از مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی تلاطم در بازار کالا و سرمایه استفاده کرده‌اند، هر چند تعداد اندکی از این تحقیقات به نقش فرکانس داده‌ها در پیش‌بینی‌های خود توجه نموده‌اند. همچنین هیچکدام از این تحقیقات امکان وجود حافظهٔ بلند مدت در پیش‌بینی تلاطم قیمت نفت را در نظر نگرفته‌اند. در این مقاله، به منظور پرکردن این شکاف در پژوهش‌ها، دسته‌ای از الگوهای خانواده GARCH و ARFIMA (الگوهایی با حافظهٔ بلند مدت و کوتاه‌مدت) را با استفاده از فرکانس‌های مختلف داده‌ای تخمین زده‌ایم. براساس معیار ریشه میانگین مربع خطا، فارغ از نوع الگو، الگوهای تخمینی با استفاده از داده با فرکانس بالاتر بر الگوهای تخمینی با داده‌های فرکانس کم‌تر برتری داشتند. نتایج همچنین نشان داد در یک سطح از فرکانس داده‌ها قدرت پیش‌بینی مدل‌های خانواده GARCH و مدل ARFIMA یکسان می‌باشد. خلاصه آنکه پیشنهاد می‌شود جهت پیش‌بینی تلاطم بازار نفت از الگوهای با حافظهٔ کوتاه‌مدت و بالاترین فرکانس داده‌ای استفاده شود. از اینرو به نظر می‌رسد الگوی GARCH مناسب، توانایی انجام این کار را داشته و نیازی به استفاده از الگوی ARFIMA نیست.

طبقه‌بندی JEL: C58, C53, Q47

کلیدواژه‌ها: فرکانس داده‌ها، مدل‌های با حافظهٔ کوتاه‌مدت و بلند مدت، ARFIMA,GARCH، پیش‌بینی تلاطم قیمت نفت

۱- نویسنده مسئول

۱- مقدمه

پیش‌بینی تلاطم قیمت سهام به‌طور عام و قیمت کالاها و نرخ‌های ارز به طور خاص، مورد توجه بسیاری از تحقیقات بوده است. از آنجا که تلاطم در قیمت انواع کالا و سهام، تأثیر بسزایی بر رفتار سیاست‌گذاران در این بازارها دارد، پیش‌بینی تلاطم به عنوان یک معیار اندازه‌گیری برای آسیب‌پذیری بازار و کل اقتصاد اهمیت فراوانی دارد. برهمین اساس در سال‌های اخیر پژوهش‌های زیادی در زمینه روش‌های مختلف اندازه‌گیری و پیش‌بینی تلاطم در بازارها انجام گرفته است. همین امر سبب شده این روش‌ها در بخش‌های مختلف مورد ارزیابی تجربی قرار گرفته و بشکل‌های گوناگون عملکرد آنها با یکدیگر مقایسه شود. (هگرتی[1] ۲۰۱۶)

بیش‌تر تحقیقات اخیر در این زمینه برروی بازدهی روزانه در بازارها تمرکز کرده و از توان دوم بازدهی به‌عنوان تلاطم واقعی[2] بهره برده‌اند. اما نکته‌ای که کم‌تر مورد توجه قرار گرفته این است که آیا تغییر فرکانس داده‌ها می‌تواند در پیش‌بینی تلاطم، تحول قابل ملاحظه‌ای ایجاد کند؟ زیرا ممکن است در فرکانس‌های کم‌تر داده‌ها اطلاعاتی باشد که در صورت نادیده گرفته شدن آنها، پیش‌بینی دچار تورش شود. همچنین این اطلاعات در مرحله تخمین نیز بسیار کارگشا خواهند بود. بنابراین با در نظر گرفتن نقاط ضعف پژوهش‌های گذشته، در این مقاله سعی می‌شود با استفاده از داده‌ها با فرکانس‌های مختلف به سوال مطرح شده پاسخ دقیق‌تری ارائه شود.

انرژی نقش بسیار مهمی در اقتصاد جهانی بازی می‌کند، زیرا انرژی نه تنها به عنوان یک کالای مصرفی، بلکه به عنوان نهاده در بخش تولید اقتصاد نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین تغییر قیمت انرژی علاوه بر تأثیرگذاری مستقیم برروی فعالیت‌های اقتصادی، به‌صورت غیرمستقیم سایر بازارها را نیز متأثر کرده و توزیع منابع در بخش‌های مختلف اقتصاد را تغییر می‌دهد (بوری[3] ۲۰۱۵). از سوی دیگر نفت‌خام به‌عنوان یکی از مهم‌ترین حامل‌های انرژی در این بازار مطرح می‌باشد که نوسانات شدید در قیمت آن، رشد اقتصادی را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد، لذا بررسی

1- Hegerty
2- True volatility
3- Bouri

تلاطم در بازار انرژی به‌صورت عام و در بازار نفت‌خام به‌صورت خاص، از اهمیت دوچندانی برخوردار می‌باشد.

پژوهش در زمینه تلاطم در بازارهای مختلف کالا و ارز از پیچیدگی خاصی برخوردار است. اول آنکه از انواع الگوهای مختلف در پیش‌بینی تلاطم استفاده می‌شود. دوم، متغیرهای متفاوتی با استفاده از این الگوها مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند. سوم فرکانس داده‌ای مختلف برای تخمین مورد استفاده بوده است. به نظر می‌رسد بیش‌ترین کاستی در مورد سوم اتفاق افتاده باشد. به عبارت دیگر اکثر قریب به اتفاق تحقیقات ذکر شده توجهی به فرکانس داده‌ها نکرده و تخمین‌ها و پیش‌بینی‌های خود را انجام داده‌اند. تمرکز تحقیق حاضر بر مورد آخر بوده و سعی می‌شود با کمک داده‌ها با فرکانس‌های مختلف، اهمیت توجه به این مسئله نشان داده شود.

با توجه به موارد یاد شده، سوالات زیادی را می‌توان مطرح کرد. اول آنکه از بین‌الگوهای مختلف پیش‌بینی تلاطم، کدام مورد برای داده‌های روزانه، هفتگی و ماهانه قیمت نفت مناسب می‌باشد؟ دوم؛ آیا عملکرد الگوهای مختلف برای یک فرکانس داده‌ای ثابت قیمت نفت باسایر الگوها تفاوت دارد؟ سوم؛ آیا عملکرد یک الگو در یک فرکانس داده‌ای با عملکرد همان الگو در یک فرکانس دیگر تفاوت معنی‌داری دارد؟ این سوالات و سوالاتی از این دست در پژوهش حاضر مورد بررسی قرار خواهند گرفت. برای انجام این کار از الگوهای سنتی پیش‌بینی تلاطم؛ یعنی خانواده GARCH[1] استفاده شده و با استفاده از روش‌های مقایسه عملکرد آنها را در پیش‌بینی‌های خارج از نمونه و چند گام به جلو با یکدیگر مقایسه خواهیم نمود. در ادامه الگوی ARFIMA[2] معرفی کرده و عملکرد آن را با خانواده GARCH در فرکانس‌های مختلف مقایسه خواهیم کرد. داده‌های مورد استفاده در این بررسی قیمت نفت برنت[3] خواهد بود که در فرکانس‌های روزانه، هفتگی و ماهانه مورد استفاده قرار خواهد گرفت. شایان ذکر است که داده‌ها در فرکانس سالانه نیز موجود می‌باشد ولی برای صرفه‌جویی مورد بررسی قرار نمی‌گیرد.

1- Generalized Autoregressive Conditionally Heteroscedastic
2- Autoregressive Fractional Integration Moving Average
3- Berent

همچنین کم‌تر تحقیقی را می‌توان یافت که برای الگو کردن تلاطم، از داده‌های سالانه استفاده کرده باشد.

برای مقایسه عملکرد الگوهای مختلف از آماره‌های گوناگونی استفاده می‌شود. آزمون رگرسیون[1]، دیبولد ماریانو[2]، آزمونF، آزمون نیوبولد-گرنجر[3] و معیارهایی مانند ریشه میانگین مربع خطاها[4]و مقایسه گرافیکی داده‌ها از جمله مواردی است که از آنها استفاده خواهد شد.

بخش‌های مختلف این مقاله به‌صورت زیر تنظیم شده است. قسمت دوم به مرور تحقیقات انجام شده در زمینه الگوهای مختلف پیش‌بینی تلاطم اختصاص دارد. در این بخش علاوه بر الگوهای مورد استفاده در پیش‌بینی قیمت نفت به الگوهای مورد استفاده در سایر بازارها نیز توجه خواهد شد. در قسمت سوم، داده‌های مورد استفاده و الگوهای برآورد شده معرفی می‌گردد. در قسمت چهارم با استفاده از روش‌های مختلف، عملکرد الگوهای پیش‌بینی کننده مقایسه می‌گردد. قسمت پنجم به بررسی نتایج تخمین‌ها و مقایسه آنها اختصاص دارد. خلاصه و نتیجه‌گیری نهایی در قسمت پایانی ارائه می‌گردد.

۲- مروری بر تحقیقات پیشین

تاکنون تحقیقات بسیاری در زمینه الگوسازی و پیش‌بینی تلاطم در بازارهای مختلف صورت گرفته است. بخش عظیمی از این تحقیقات در زمینه قیمت سهام، نرخ ارزها و ارتباطات بین این متغیرها و قیمت حامل‌های مختلف انرژی بوده است. به علت همین سابقه طولانی در زمینه الگوسازی و پیش‌بینی تلاطم. در ادامه جدیدترین و مرتبط‌ترین این مطالعات مورد بررسی قرار می‌گیرند، گرچه سایر پژوهش‌های انجام شده نیز با اندکی تغییر در دورهٔ مطالعه، مکان پژوهش و یا روش مورد بررسی، نتایج کم و بیش یکسانی را گزارش کرده‌اند. یفیموا و سرلتیس[5](۲۰۱۴) با استفاده از الگوهای تک متغیره و چند متغیره مختلف خانواده GARCH به پیش‌بینی تلاطم در

1- Regression test
2- Diebold- Mariano
3- Granger- Newbold
4- Root Mean Squared Error(RMSE)
5- Efimova & Serletis

قیمت برق، گاز طبیعی و نفت در بازار عمده فروشی آمریکا پرداخته و با استفاده از معیارهای مختلف عملکرد این الگوها را با یکدیگر مقایسه کرده‌اند. این پژوهش که صرفاً با استفاده از داده‌های روزانه از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۳ صورت گرفته، نشان داد که عملکرد الگوهای تک متغیره این خانواده در پیش‌بینی تلاطم در این بازارها بهتر از الگوهای چند متغیره می‌باشد. هریان[1](۲۰۱۴) با استفاده از مدل GARCH و داده‌های روزانه بین سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴ در بازار دارایی‌های انگلیس و آمریکا به محاسبه خطای پیش‌بینی در این دو بازار و مقایسه آنها پرداخت. نتایج این پژوهش که بیش‌تر بحران مالی جهانی را مد نظر قرار داده، نشان داد که در هر دو بازار خطای پیش‌بینی این الگو بعد از بحران مذکور افزایش یافته است.شرف الدین[2](۲۰۱۴) در پژوهش خود به دنبال مشخص کردن وجود یا عدم وجود حافظهٔ بلندمدت در برخی از سری‌های زمانی قیمت‌های محصولات نفتی در بازار آتی‌های انرژی بوده است. در این بررسی که از الگوهای مختلف خانواده GARCH مانند FIGARCH[3] استفاده شده وجود حافظهٔ بلندمدت برای برخی از سری‌های زمانی مورد اشاره تأیید و برای برخی رد شد.

طیف وسیعی از مطالعات به منظور پیش‌بینی ارزش در معرض خطر[4](VaR) از الگوهای خانواده GARCH استفاده کرده‌اند. این سری از پژوهش‌ها از سبدهای دارایی مختلفی استفاده کرده و همواره به دنبال یافتن الگوی مناسب جهت این پیش‌بینی بوده‌اند. به عنوان نمونه دمیرالای و اولوسوی[5](۲۰۱۴) برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر فلزات گرانبها مانند طلا، نقره، پلاتین و پالادیم از الگوهای مختلف خانواده GARCH استفاده نموده و تحت شرایط مختلف برای توزیع جمله اخلال مدل مناسب را پیشنهاد داده‌اند.

تیان و هاموری[6](۲۰۱۵) با کمک گرفتن از الگوهای مختلف خانواده GARCH تلاطم نرخ بهره در بازار ین-یورو را الگوسازی و عملکرد این الگوها در پیش‌بینی را با

1- Heryán
2- Charfeddine
3- Fractionally Integrated GARCH
4- Value- at- Risk
5- Demiralay & Ulusoy
6- Tian & Hamori

یکدیگر مقایسه نموده‌اند. نتایج این پژوهش نشان داد گرچه بعضی از الگوها داده‌های پژوهش را بهتر برازش می‌کنند، ولی قدرت پیش‌بینی آنها تفاوت معنی‌داری با یکدیگر ندارد. بنتز[1](۲۰۱۵) عملکرد الگوهای خانواده GARCH در پیش‌بینی تلاطم در شاخص سهام کشورهای هند، هنگ کنگ، آمریکا و کره جنوبی را با بعضی دیگر از الگوهای برآورد کننده تلاطم مقایسه نبوده است. نتایج این بررسی نیز نشان داد قدرت الگوهای GARCH در پیش‌بینی خارج از نمونه از الگوهای رقیب بیش‌تر است.

فیشدر و پرژاک[2](۲۰۱۶) با استفاده از الگوی GARCH تلاطم در شاخص‌های مختلف بازار سهام (مانند شاخص[3](S&P) و FTSE 100) را پیش‌بینی کرده‌اند. در این پژوهش هدف بررسی قدرت پیش‌بینی این الگو با استفاده از داده‌های بسته شدن سهام و داده‌های قیمت حداکثر و حداقل روزانه این شاخص‌ها بود. نتایج نشان داد پیش‌بینی دقیق‌تر در استفاده از داده‌های نوع دوم به‌دست می‌آید.

در داخل کشور نیز پژوهش‌های مختلفی در استفاده از الگوهای GARCH جهت پیش‌بینی تلاطم و نااطمینانی متغیرهای گوناگون صورت گرفته است. خسروی و محسنی (۱۳۹۳) که به دنبال بررسی تأثیر نااطمینانی نرخ ارز بر تراز تجاری بخش کشاورزی ایران بودند. با استفاده از الگوهای مختلف خانواده GARCH این نااطمینانی را برآورد کرده و در پژوهش خود (جهت کاربرد در الگوهای اقتصاد سنجی) مورد استفاده قرار دادند. همچنین در راستای همین پژوهش زمانیان و بهراد امین (۱۳۹۳) اثر نااطمینانی نرخ ارز بر تقاضای واردات را مورد بررسی قرار داده و جهت تولید سری زمانی مربوط به شاخص نااطمینانی نرخ ارز از الگوی EGARCH[4] استفاده کردند. فلاح شمس و پناهی (۱۳۹۳) برای اندازه‌گیری ریسک نقدشوندگی بورس اوراق بهادار تهران کارایی پنج الگو از خانواده GARCH را با یکدیگر مقایسه کردند. حیدری، شیرکوند و ابوالفضلی (۱۳۹۳) جهت بررسی تأثیرات همزمان نااطمینانی قیمت نفت و طلا بر شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران از الگوهای سه متغیره GARCH استفاده

1- Bentes
2- Fiszeder & Perczak
3- Standard and Poor's index
4- Exponential GARCH

کردند. این پژوهش که براساس داده‌های سال‌های ۱۳۷۸ تا ۱۳۹۲ انجام شده نشان داد بین نااطمینانی قیمت طلا و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران، رابطه معنادار و منفی مشاهده گردید ولی بین نااطمینانی قیمت نفت و این شاخص رابطه‌ی معناداری وجود نداشت. فلیحی، محمدی و شاه‌کرم اغلی(۱۳۹۳) در بررسی تأثیر بازار بورس بین‌المللی بر بازار بورس ایران، جهت برآورد نااطمینانی، الگوهای GARCH را به‌کار گرفتند. این مطالعه نیز که با استفاده از داده‌های ۱۹۹۱ تا ۲۰۱۰ انجام گرفته است به تأثیر منفی نااطمینانی بر روی ارزش معامله شده اشاره کرده است. در یکی از مرتبط‌ترین پژوهش‌ها راسخی، خانعلی پور و خسروانی (۱۳۹۳) عملکرد الگوهای مختلف خانواده GARCH در پیش‌بینی نوسانات بازار بورس اوراق بهادار تهران را بایکدیگر مقایسه کردند. در این بررسی که از داده‌های ماهانه سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۹۲ استفاده شده، الگوهای EGARCH، TARCH[1]، GARCH و APARCH[2] با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج نشان داد بهترین عملکرد در پیش‌بینی نوسانات بازار متعلق به الگوهای PGARCH و GARCH و بدترین آن مربوط به الگوهای EGARCH و TGARCH است.

در پژوهش حاضر برخلاف اکثر تحقیقات مشابه، از هر سه فرکانس داده‌ای روزانه، هفتگی و ماهانه قیمت نفت‌خام استفاده خواهد شد. همچنین در هر فرکانس از الگوهای با حافظهٔ کوتاه‌مدت و بلند مدت استفاده شده و برای اولین بار الگوی ARFIMA در مورد داده‌های نفت‌خام مورد آزمون قرار خواهد گرفت. نکته دیگر توجه به آزمون‌های مختلف در مقایسه عملکرد الگوهای گوناگون است که با کمک آنها در هر فرکانس به‌صورت جداگانه بهترین الگوی پیش‌بینی کننده استخراج خواهد شد. نکته متمایز دیگر در این تحقیق توجه به بخش وسیعی از الگوهای خانواده GARCH است که در اکثر پژوهش‌ها به‌صورت ناقص و فقط در یک فرکانس داده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

1- Threshold GARCH
2- Asymmetric Power ARCH

۳- داده‌ها و روش تخمین

داده‌های مورد استفاده در این بررسی قیمت نفت در قراردادهای آتی‌های بازار انرژی آمریکا می‌باشد که از وب سایت اداره انرژی این کشور جمع آوری شده است. این داده‌ها به سه فرکانس داده‌ای روزانه، هفتگی و ماهانه تقسیم می‌شوند. علت استفاده از قیمت معاملات آتی‌ها وجود تلاطم بیش‌تر در این نوع معاملات و همچنین ریسک بالقوه نسبت به معاملات تک محموله می‌باشد.

جدول ۱- خلاصه آمار توصیفی مربوط به داده‌ها با فرکانس‌های متفاوت

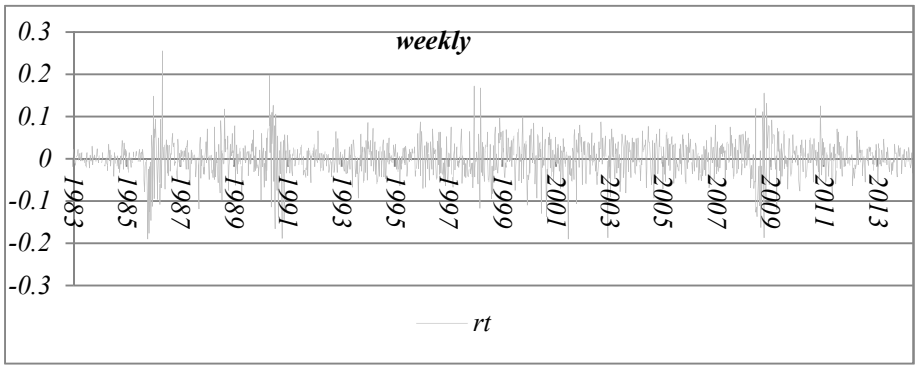
	daily	weekly	monthly
Mean	۰.۰۰۰۱۵۲	۰.۰۰۰۷۲۳	۰.۰۰۳۲۲۹
Standard Deviation	۰.۰۲۳۶	۰.۰۴۰۲۹۲	۰.۰۸۱۹۷
Sample Variance	۰.۰۰۰۵۵۷	۰.۰۰۱۶۲۳	۰.۰۰۶۷۱۹
Kurtosis	۱۶.۲۰۳۱۴	۳.۹۵۹۲۳۸	۳.۳۸۵۲۵۹
Skewness	−۰.۸۳۱۸۸	−۰.۲۹۳۳۲	−۰.۴۰۸۱
Range	۰.۵۶۴۵۷۵	۰.۴۴۵۷۲۲	۰.۷۷۳۵۴
Minimum	−۰.۴۰۰۴۸	−۰.۱۹۰۴۱	−۰.۳۹۶۳۷
Maximum	۰.۱۶۴۰۹۷	۰.۲۵۵۳۱	۰.۳۷۷۱۷۲
Sum	۱.۱۹۶۱۶۴	۱.۱۸۱۵۳	۱.۲۱۱۰۶۲
Count	۷۸۷۱	۱۶۳۵	۳۷۵

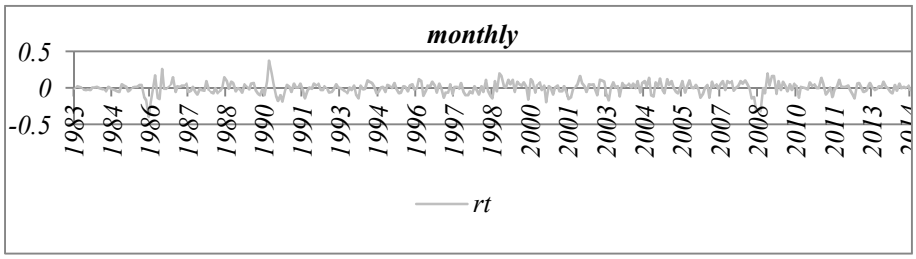
منبع: یافته‌های تحقیق

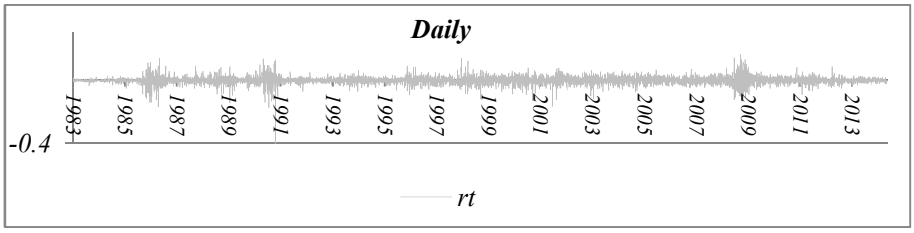
این داده‌ها به صورت ۵ روز در هفته جمع آوری می‌شوند که در این تحقیق از داده‌های تاریخ چهارم آوریل ۱۹۸۳ تا دوازدهم اوت ۲۰۱۴ استفاده می‌شود. در این بررسی بخشی از داده‌ها را از سری اولیه کنار گذاشته و از آنها برای پیش‌بینی خارج از نمونه و بررسی عملکرد الگوهای مختلف استفاده خواهیم نمود. هدف اساسی در این پژوهش، بررسی تأثیر فرکانس داده‌ای برروی دقت پیش‌بینی و نوع الگوی انتخابی برای پیش‌بینی تلاطم در قیمت نفت است. در بیش‌تر مطالعات انجام شده در زمینه تلاطم از

سری بازدهی به جای قیمت اصلی کالا استفاده شده است. سری بازدهی به صـورت زیـر تعریف می‌شود: (بیرآوو و تریوردی[1] ۲۰۱۵)

$$R_t=\ln(P_t)-\ln(P_{t-1}) \qquad (۱)$$







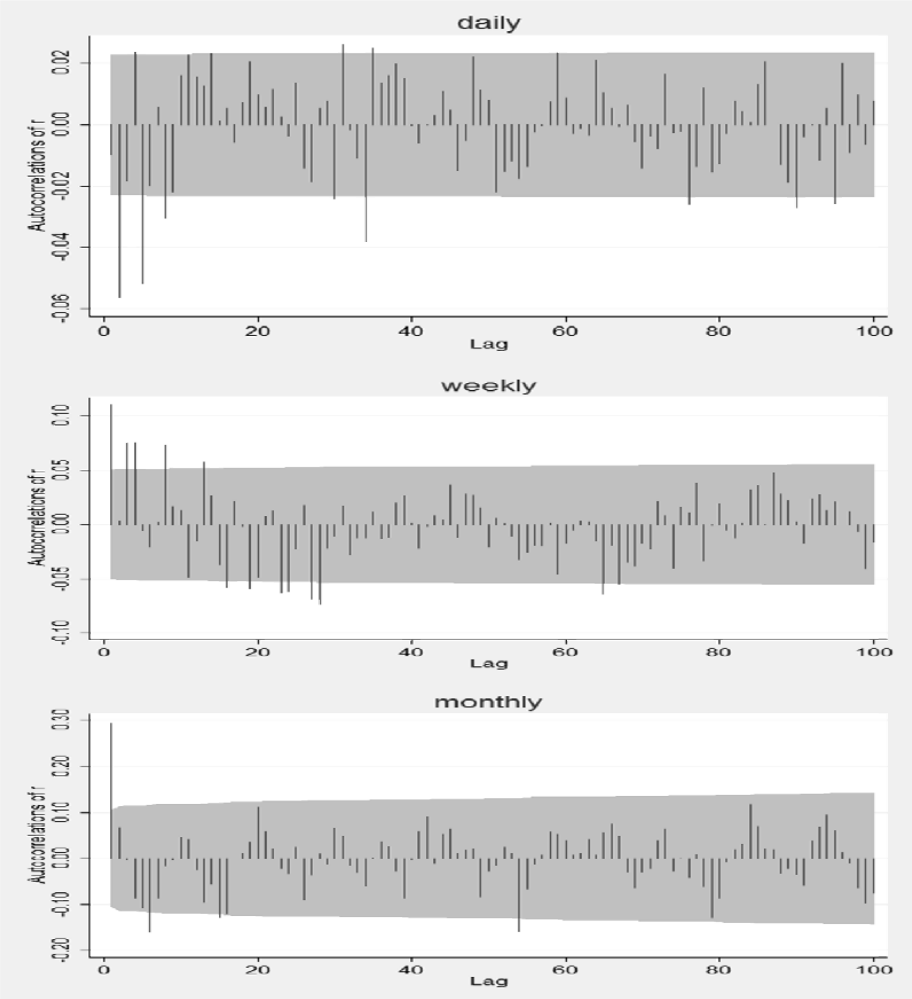
نمودار ۱- بازدهی قراردادهای آتی‌ها در فرکانس‌های داده‌ای متفاوت

منبع: یافته‌های تحقیق

1- Birău & Trivedi

که در این رابطه P_t قیمت و R_t بازدهی قرارداد در دوره t است. خلاصه آمار توصیفی مربوط به داده‌ها در جدول (۱) آورده شده است. همچنین نمودارهای مربوط به این داده‌ها و نمودار خودهمبستگی نیز رسم شده است (به ترتیب نمودارهای ۱ و ۲). همان‌طور که مشاهده می‌شود داده‌های مورد مطالعه با ویژگی‌های مشخص[1] درمورد داده‌های مالی، کاملا مطابقت دارد. به عنوان مثال میانگین سری‌ها با فرکانس‌های متفاوت اختلاف چندانی با صفر ندارد که حاکی از یکی از مهم‌ترین خصوصیات سری‌های زمانی مالی است. نکته دیگر در داده‌های روزانه آن است که شکل توزیع آن اختلاف بسیاری با توزیع نرمال دارد. این امر یکی دیگر از خصوصیات اینگونه سری‌ها را بیان می‌دارد. این خصوصیت در سری‌های زمانی با نام توزیع دارای دنباله پهن[2] توصیف می‌شود. نکته‌ای که از نمودار سری بازدهی مشخص می‌شود آن است که نوسانات این سری در کنار یکدیگر به‌صورت خوشه‌ای[3] قرار دارند. این نیز یکی دیگر از خصوصیات آشکار شده است که در مورد سری‌های زمانی با فرکانس بالا به آن اشاره می‌شود. به بیان دیگر نوسانات بزرگ در داخل یک سری باهم، در کنار یکدیگر و در یک مقطع زمانی رخ می‌دهند که این امر نشان می‌دهد معمولاً تلاطم‌های بزرگ به دنبال یکدیگر به‌وجود می‌آیند. (کینگ و بوتها[4] ۲۰۱۵)

1- Stylized Properties
2- Fat Tailed
3- Cluster
4- King & Botha



نمودار ۲- نمودار خودهمبستگی سری بازدهی قراردادهای آتی‌ها در فرکانس‌های داده‌ای متفاوت
منبع: یافته‌های تحقیق

نکته دیگر در رابطه با خودهمبستگی پدیدار می‌شود. در فرکانس‌های ماهانه و هفتگی در وقفه‌های اول، خودهمبستگی قوی مثبت و در فرکانس روزانه در این وقفه، خودهمبستگی قوی منفی وجود دارد. بنابراین حداکثر با یک فرآیند ARMA(1,1) خودهمبستگی در سری مربوطه برطرف خواهد شد. به همین دلیل ما در الگوسازی خود

برای تصریح معادلهٔ میانگین[1] از این فرآیند استفاده نموده و سپس با استفاده از الگوهای خانواده GARCH به الگوسازی معادلهٔ واریانس[2] خواهیم پرداخت. نکته دیگر در این گونه نمودارها رفتار تناوبی این سری‌هاست. به طور مشخص در نمودار مربوط به خودهمبستگی داده‌ها رفتار سینوسی مشخصی دیده می‌شود. خصوصیات یاد شده را می‌توان به‌صورت زیر خلاصه کرد: این داده‌ها دارای توزیع دارای دنباله پهن بوده، تاحدودی چوله و دارای میانگین صفر هستند. فرکانس داده‌ها با کشیدگی آنها رابطه مستقیم داشته و نوعی تناوب در این داده‌ها دیده می‌شود.

در الگوهای اقتصادسنجی (ازجمله الگوهای سری زمانی) همواره فرض می‌شود واریانس ثابت است. برای رهایی از این فرض نسبتاً قوی، الگوهای خانواده GARCH توسعه و گسترش یافته‌اند. در این الگوها فرض می‌شود واریانس ثابت نبوده و تابع رفتار جملات اخلال است. در اینجا به‌طور خلاصه مبانی نظری این روش‌ها را مرور می‌کنیم. الگوهای خانواده GARCH، که در زیر به آنها اشاره می‌شود، توسط چان و گرنت[3](۲۰۱۶) بیان شده‌اند.[4]

فرض کنید r_t سری بازدهی اولیه باشد، اگر Ω_{t-1} اطلاعاتی باشد که تا زمان t-1 در دسترس است، معادلهٔ میانگین آن را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$r_t = E(r_t|\Omega_{t-1}) + \varepsilon_t \qquad (۲)$$

که در آن E عملگر امید ریاضی می‌باشد. تغییرات غیرقابل پیش‌بینی به عنوان تلاطم در r_t شناخته می‌شوند و معیار اصلی تلاطم واریانس ε_t (σ_t^2) است. اگر عوامل غیر قابل پیش‌بینی که بر r_t تأثیر دارند و در ε_t آمده‌اند، ثابت نباشند باید به‌وسیله معادله‌ای آن را مدل کنیم. به این منظور ساده‌ترین الگو ARCH بوده و به‌صورت زیر پیشنهاد شده است:

$$\varepsilon_t = z_t\sigma_t \qquad (۳)$$

$$Z_t \sim \text{iid. } D(0,1)$$

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

1- Mean Equation
2- Variance Equation
3- Chan & Grant
۴- همچنین خسروی و محسنی (۱۳۹۳) و زمامیان و بهراد امین (۱۳۹۳) نیز این روش‌ها را مرور کرده‌اند.

که در آن D(۰و۱) تابع چگالی احتمال با میانگین صفر و واریانس واحد است. سایر الگوهای ارائه شده به این منظور براساس این الگو می‌باشند که مجموعاً به خانواده GARCH مشهور شده‌اند. الگوهای مورد استفاده در این مقاله را می‌توان به‌صورت زیر خلاصه کرد. در همه این الگوها α، β، γ و w پارامترهایی هستند که باید با استفاده از داده‌های واقعی تخمین زده شوند.

الف) الگو GARCH(p,q): شکل تعمیم یافته ARCH بوده و برای حل مشکلات آن به شکل زیر بیان شده است:

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \qquad (۴)$$

ب) الگو EGARCH(p,o,q): برای در نظر گرفتن شوک‌های نامتقارن و پرهیز از اعمال بعضی محدودیت‌ها برروی پارامترها، الگوی زیر را معرفی شده است:

$$\ln(\sigma_t^2) = w + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \left(\left|\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}\right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}}\right) + \sum_{k=1}^{o} \gamma_k \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2 \qquad (۵)$$

ج) الگوTARCH(p,o,q): این الگو که گاهی اوقات به آن ZARCH نیز گفته شده است به دنبال تبیین اثرات وقایعی است که در گذشته اتفاق افتاده ولی اثر آن در زمان حال خود را نشان می‌دهد. این الگو نیز نامتقارن بوده بشکل زیر تصریح می‌شود:

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{k=1}^{o} \gamma_k \varepsilon_{t-k}^2 I_{t-k} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \qquad (۶)$$

اگر ε_{t-k} منفی باشد آنگاه I_{t-k} برابر یک بوده و در غیر این‌صورت صفر می‌باشد.

د) الگو APARCH (p,q): این الگو انعطاف‌پذیری در تغییرات توان و عدم تقارن در ضرایب را به‌طور همزمان درنظر گرفته است. این الگو به صورت زیر تصریح می‌گردد:

$$\sigma_t^{\delta} = w + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^{\delta} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^{\delta} \qquad (۷)$$

در این رابطه γ بین مثبت یک و منفی یک و δ مثبت خواهد بود.

هـ) الگو ARFIMA(p,q): بسیاری از تحقیقات نشان داده‌اند که بعضی از متغیرها خودهمبستگی بالایی را بین وقفه‌های با فاصله طولانی از یکدیگر نشان می‌دهند. به عبارت دیگر این متغیرها در سطح ایستا نیستند و از طرف دیگر یکبار تفاضل‌گیری نیز برای آنها زیاد است زیرا حتی در وقفه‌های طولانی نیز به‌صورت یک در میان همبستگی

مثبت و منفی نشان می‌دهند. دراین حالت می‌توان گفت سری موردنظر دارای حافظهٔ بلندمدت است. فرآیندهای ARFIMA که خارج از خانواده GARCH است، این نوع سری‌ها را به بهترین وجه الگو می‌کنند. این فرآیند در منابع مختلف به شکل زیر تصریح شده است (بلبیوت و پریرا[1] ۲۰۱۵):

$$\phi(L_2)(1-L_2)^d(y_t-\mu)=\theta(L_2)\varepsilon_t \qquad (۸)$$

در این رابطه L_2، عملگر وقفه Y_t سری زمانی مورد پیش‌بینی، d درجه هم انباشتگی μ، میانگین سری مورد نظر می‌باشند. Θ, Φ چند جمله‌ای با وقفه هستند که در زیر تعریف شده‌اند.

$$\phi(L_2)=1+\phi_1L_2+\cdots+\phi_pL_2^p$$
$$\theta(L_2)=1+\theta_1L_2+\cdots+\theta_qL_2^q \qquad (۹)$$

چون لازم است از اعداد سری مربوطه لگاریتم‌گیری شود لذا به جای Y_t از سری r_t^2 (توان دوم بازدهی) استفاده می‌شود.

۴- روش‌های مقایسه عملکرد الگوهای مختلف

مقدار تلاطم واقعی مشخص نیست، زیرا واریانس ε_t یعنی σ_t^2 که ملاک اصلی تلاطم در سری مورد نظر است، قابل مشاهده نیست، بنابراین صرف نظر از مقدار میانگین و با توجه به خصوصیات z_t از توان دوم سری زمانی بازدهی به عنوان تلاطم استفاده می‌شود (بیرآوو و همکاران ۲۰۱۵). روش‌های زیر برای مقایسه این سری با پیش‌بینی خارج از نمونه حاصل از الگوهای مختلف پیشنهاد شده است:

الف) آزمون رگرسیون: در این آزمون مقادیر پیش‌بینی شده خارج از نمونه را برروی مقادیر واقعی رگرس کرده و الگوی که بیش‌ترین R^2 را داشته باشد انتخاب خواهد شد (آرای[2] ۲۰۱۴):

$$r_t^2=\alpha+\beta\hat{h}_t+\varepsilon_t \qquad (۱۰)$$

در این رابطه r_t بازدهی و $\hat{h}_t$ مقدار پیش‌بینی شده آن در دورهٔ t با الگو مورد نظر، α و β پارامترهای تخمینی و ε_t باقیمانده این رگرسیون است.

1- Belbute & Pereira
2- Arai

ب) آزمون‌هایی که مقادیر پیش‌بینی شده دو الگو را به‌صورت جداگانه با یکدیگر مقایسه می‌کنند: با توجه به فروضی که در مورد توزیع خطاهای پیش‌بینی حاصل از الگوهای مختلف و همبستگی بین آنها مطرح می‌شود، سه آزمون زیر برای مقایسه عملکرد الگوها پیشنهاد شده است (مارتینسن[1] ۲۰۱۴، ورون[2] ۲۰۱۵ و فررا[3] و همکاران ۲۰۱۵ این روش‌ها را مورد استفاده قرار داده‌اند)، در این آزمون‌ها MSE_1 *و* MSE_1 *به‌ترتیب میانگین مربع خطا از الگو اول و دوم،* e_1 *و* e_2 *نیز به* ترتیب خطای الگو اول و دوم می‌باشند.

۱- آزمون F: رابطهٔ ۱۱ تحت فرضیه صفر، یعنی برابری هر دو مقدار مجذور خطای پیش بینی، دارای توزیع F با (H,H) درجه آزادی است.H تعداد دوره‌های پیش بینی است.

$$F = \frac{MSE_1}{MSE_1} = \frac{\sum_{i=1}^{H} e_{1i}^2}{\sum_{i=1}^{H} e_{2i}^2} \qquad (۱۱)$$

۲- آزمون گرنجر- نیوبلد[4]: مقادیر $x_t = e_{1t} + e_{2t}$ و $z_t = e_{1t} - e_{2t}$ را تعریف می‌کنیم. اگر خطاهای الگوی اول و دوم یکی باشد، ضریب همبستگی بین x_t و z_t (r_{xz}) برابر صفر خواهد بود. لذا تحت فرض صفر (برابری خطاهای پیش بینی) مقدار $GN = \frac{r_{xz}}{\sqrt{\frac{(1-r_{xz}^2)}{H-1}}}$ دارای توزیع t با H-1 درجه آزادی خواهد بود. اگر این ضریب همبستگی مثبت باشد، الگو اول دارای خطای بیشتر و در غیر این صورت الگو دوم خطای بیشتری خواهد داشت.

۳- آزمون دیبولد- ماریانو[5]: در این روش می‌توان از هر معیار دیگر پیش بینی مانند قدر مطلق درصد خطای پیش بینی (هر تابع دیگری مانند $g(e_i)$) استفاده نمود. مقدار $\bar{d} = \frac{1}{H}\sum_{i=1}^{H}[g(e_{1i}) - g(e_{2i})]$ را تعریف می‌کنیم. فرض صفر برابری قدرت پیش‌بینی در هر دو الگو است. لذا دو حالت قابل تفکیک است:

1- Martinsen
2- Weron
3- Ferrara
4- Granger- Newbold
5- Diebold- Mariano

الف) جملات $d_i = [g(e_{1i}) - g(e_{2i})]$ فاقد همبستگی باشند: در این صورت عبارت $DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{\gamma_0}{(H-1)}}}$ دارای توزیع t با H-1 درجه آزادی است. که در آن γ_0 واریانس نمونه‌ای سری d_i است.

ب) جملات d_i دارای همبستگی باشند: در این صورت تحت فرضیه صفر آماره $DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{(\gamma_0+2\gamma_1+\cdots+2\gamma_q)}{(H-1)}}}$ دارای توزیع t با H-1 درجه آزادی خواهد بود: که در این رابطه γ_i برابر با iامین مقدار خود همبستگی دنباله d_t است. Q نیز مقدار اولیه γ_i می‌باشد.

ج) RMSE: یکی از معتبرترین معیارهایی است که در تحقیقات گوناگون به‌صورت گسترده مورد استفاده قرار گرفته است، ریشه میانگین مربع خطا می‌باشد. هر الگویی که RMSE کم‌تری را به‌دست دهد بر سایر الگوها ارجحیت دارد. این آماره را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}(\hat{h}_{p+1} - r_t^2)^2} \qquad (۱۲)$$

د) مقایسه گرافیکی داده‌های واقعی با مقادیر پیش‌بینی شده: در این روش مقادیر پیش‌بینی شده حاصل از الگوهای مختلف با مقادیر واقعی داده‌ها در یک نمودار رسم می‌شود. الگوهایی مورد تأیید قرار می‌گیرند که نقاط بازگشتی[1] در داده‌های واقعی را به‌خوبی نشان دهند. به عبارت دیگر براساس این معیار الگوهایی مورد تأیید هستند که به‌همراه تغییر جهت در داده‌های واقعی مقادیر پیش‌بینی حاصل از آنها نیز تغییر جهت دهند.

۵- تخمین الگوها و مقایسه نتایج

الگوهای ذکر شده در قسمت قبل برای سه فرکانس داده‌ای متفاوت و با استفاده از نرم افزار Stata12 تخمین زده شده است. برای اینکهه با افزایش وقفه‌ها به بیش از سه وقفه تغییر محسوسی در نتایج الگوها ایجاد نگردید، برای صرفه‌جویی نتایج تا سه وقفه برای هر الگو در زیر آورده شده است (همچنین وقفه‌های بیش‌تر از سه در اغلب مدل‌ها

1- Turning Point

از نظر آماری معنادار نشد). همان‌طورکه از الگوهای انتخابی در جداول بر می‌آید، اکثر قریب به اتفاق آنها با وقفه‌های پایین‌تر، جواب‌های مناسب‌تری ارائه کرده‌اند.

مقدار این آماره‌ها برای الگوهای مختلف و فرکانس‌های داده‌ای متفاوت در جداول ۲ تا ۴ آورده شده است. هر الگو که دارای کم‌ترین معیار اطلاعات باشد (از میانگین دو آماره استفاده شده است) به عنوان نمونه انتخاب شده و نتایج پیش‌بینی حاصل از آن در مقایسه الگوها استفاده شده است. سپس به منظور پالایش اولیه بین‌الگوها و برای جلوگیری از افزایش بی‌دلیل محاسبات و گزارش آنها، با استفاده از معیارهای اطلاعات آکائیک[1] و شوارتز- بیزین[2] بهترین الگو انتخاب شده است.

جدول ۲- مقادیر معیارهای اطلاعات برای الگوهای مختلف با داده‌های روزانه

	GARCH11	GARCH21	GARCH22	GARCH12	GARCH32	GARCH33	GARCH10	GARCH31	GARC13	GARCH23	GARCH20	GARCH30
AIC	-۳۷۹۴۵.۷	-۳۷۹۷۳.۲۶	-۳۷۹۹۷.۷۹	-۳۷۹۶۱.۳۸	-۳۷۹۶۹.۵۹	-۳۷۹۹۶.۰۶	-۳۶۰۶۱.۱۲	-۳۷۹۷۶.۶۶	-۳۷۹۶۰.۸۱	-۳۷۹۹۶.۳۵	-۳۶۵۷۴.۹	-۳۶۹۹۵.۴۵
BIC	-۳۷۹۰۴.۱۱	-۳۷۹۲۴.۷۳	-۳۷۹۴۲.۳۳	-۳۷۹۱۲.۸۵	-۳۷۹۰۷.۲	-۳۷۹۲۶.۷۴	-۳۶۰۲۶.۴۶	-۳۷۹۲۱.۲	-۳۷۹۰۵.۳۶	-۳۷۹۳۳.۹۶	-۳۶۵۳۳.۳	-۳۶۹۴۶.۹۳
	EGARCH110	EGARCH111	EGARCH221	EGARCH222	EGARCH112	EGARCH333	EGARCH331	EGARCH113	EGARCH332	EGARCH223	EGARCH220	EGARCH330
AIC	-۳۵۸۴۷.۵۳	-۳۸۰۰۷.۴۲	-۳۸۰۴۰.۶۴	-۳۸۰۷۰.۰۳	-۳۸۰۳۲.۵۶	-۳۸۰۷۱.۶۹	-۳۸۰۴۳.۵۹	-۳۸۰۳۱.۳۸	-۳۸۰۳۷.۳۲	-۳۸۰۲۹.۶۲	-۳۶۰۶۲.۴۶	-۳۶۵۷۸.۳۱
BIC	-۳۵۸۱۹.۸	-۳۷۹۶۵.۸۳	-۳۷۹۸۵.۱۸	-۳۸۰۰۷.۶۴	-۳۷۹۸۴.۰۴	-۳۷۹۸۸.۵۱	-۳۷۹۷۴.۲۶	-۳۷۹۷۰.۹۲	-۳۷۹۶۱.۰۷	-۳۷۹۶۰.۳	-۳۶۰۱۳.۹۴	-۳۶۵۱۵.۹۲
	TGARCH110	TARCH111	TARCH112	TARCH211	TARCH221	TARCH222	TARCH122	TARCH212	TARCH121	TARCH322	TARCH220	TARCH330
AIC	-۳۶۰۴۶.۸۵	-۳۸۰۰۱.۹۴	-۳۸۰۲۳.۸۳	-۳۸۰۳۵.۴۸	-۳۸۰۳۷.۸۵	-۳۸۰۶۲.۲۵	-۳۸۰۲۱.۸۶	-۳۸۰۶۲.۰۳	-۳۸۰۰۳.۸۹	-۳۸۰۶۰.۳۶	-۳۶۶۰۷.۶۴	-۳۷۰۳۱.۲۹
BIC	-۳۶۰۱۲.۱۹	-۳۷۹۶۰.۳۵	-۳۷۹۷۵.۳	-۳۷۹۸۶.۹۶	-۳۷۹۸۲.۴	-۳۷۹۹۹.۸۶	-۳۷۹۶۶.۴	-۳۸۰۱۳.۵	-۳۷۹۶۲.۲۹	-۳۷۹۹۱.۰۴	-۳۶۵۵۹.۱۲	-۳۶۹۶۸.۹۱
	APGARCH10	APGARCH11	APGARCH12	APGARCH13	APGARCH21	APGARCH22	APGARCH23	APGARCH31	APGARCH32	APGARCH33	APGARCH20	APGARCH30
AIC	-۳۸۰۰۳.۶۷	-۳۸۰۰۳.۶۷	-۳۸۰۲۵.۱۳	-۳۸۰۲۵.۵۲	-۳۸۰۳۸.۵۹	-۳۸۰۵۹.۴۸	-۳۸۰۵۷.۵۵	-۳۸۰۴۲.۰۶	-۳۸۰۳۴.۳۵	-۳۸۰۴۴.۹۸	-۳۶۶۰۷.۵۱	-۳۷۰۳۹.۳۴
BIC	-۳۷۹۵۵.۱۵	-۳۷۹۵۵.۱۵	-۳۷۹۶۹.۶۷	-۳۷۹۶۳.۱۳	-۳۷۹۷۶.۲	-۳۷۹۹۰.۱۶	-۳۷۹۸۱.۳	-۳۷۹۶۵.۸۱	-۳۷۹۵۱.۱۶	-۳۷۹۶۸.۷۳	-۳۶۵۵۲.۰۶	-۳۶۹۷۰.۰۲
	ARFIMA00	ARFIMA01	ARFIMA02	ARFIMA03	ARFIMA11	ARFIMA12	ARFIMA13	ARFIMA21	ARFIMA22	ARFIMA23	ARFIMA31	ARFIMA32
AIC	-۷۰۱۷۵.۵۴	-۷۰۲۲۱.۳۳	-۷۰۲۳۶.۳۶	-۷۰۲۲۷.۸۳	-۷۰۲۲۷.۵۴	-۷۰۲۵۶.۸۲	-۷۰۲۳۶.۶۹	-۷۰۲۶۷.۲۲	-۷۰۲۶۸.۶۹	-۷۰۲۷۰.۸۴	-۷۰۲۷۰.۰۷	-۷۰۲۶۹.۰۴
BIC	-۷۰۱۵۴.۷۴	-۷۰۱۹۳.۵	-۷۰۲۰۱.۷	-۷۰۲۲۹.۲۴	-۷۰۱۹۲.۸۸	-۷۰۲۱۵.۲۳	-۷۰۲۲۱.۱۶	-۷۰۲۲۵.۶۳	-۷۰۲۲۰.۱۷	-۷۰۲۱۵.۳۸	-۷۰۲۲۱.۵۵	-۷۰۲۱۳.۵۸
	AIC ARFIMA33 BIC		AIC ARFIMA10 BIC		AIC ARFIMA20 BIC		AIC ARFIMA30 BIC		منبع: نتایج تحقیق حاضر			
	-۷۰۲۷۳.۲۶	-۷۰۲۱۰.۸۷	-۷۰۲۱۰.۷۵	-۷۰۱۸۳.۰۳	-۷۰۲۵۵.۱	-۷۰۲۲۰.۴۴	-۷۰۲۷۲.۰۷	-۷۰۲۳۰.۴۸				

منبع: یافته‌های تحقیق (الگوی انتخابی با استفاده از رنگ خاکستری مشخص شده است)

1- Akaike Information Criteria (AIC)
2- The Schwartz- Bayesian Information Criteria (BIC)

جدول ۳- مقادیر معیارهای اطلاعات برای الگوهای مختلف با داده‌های هفتگی

	GARCH11	GARCH21	GARCH22	GARCH12	GARCH32	GARCH33	GARCH10	GARCH31	GARC13	GARCH23	GARCH20	GARCH30
AIC	-۵۵۴۱.۲۱۹	-۵۵۳۹.۲۲۱	-۵۵۴۰.۹۷۸	-۵۵۵۴.۱۶۶	-۵۵۳۹.۰۵۵	-۵۵۶۰.۲۶۷	-۵۲۸۶.۴۷۷	-۵۵۳۸.۰۶۱	-۵۵۴۳.۰۳۱	-۵۵۳۹.۳۵۸	-۵۳۸۵.۵۵۴	-۵۴۰۳.۲۹۴
BIC	-۵۵۲۰.۰۰۶	-۵۵۱۲.۷۰۵	-۵۵۰۹.۱۵۹	-۵۵۲۷.۶۵	-۵۵۰۱.۹۳۲	-۵۵۱۷۸۴۱	-۵۲۷۰.۵۶۸	-۵۵۰۶.۲۴۲	-۵۵۱۱.۲۱۲	-۵۵۰۲.۲۳۶	-۵۳۶۴.۳۴۱	-۵۳۷۶.۷۷۸
	EGARCH110	EGARCH111	EGARCH221	EGARCH222	EGARCH112	EGARCH333	EGARCH331	EGARCH113	EGARCH332	EGARCH223	EGARCH220	EGARCH330
AIC	-۵۲۷۱.۸۵۴	-۵۵۶۰.۴۹۷	-۵۵۶۶.۰۸۴	-۵۵۸۲.۷۳۳	-۵۵۷۴.۱۹۳	-۵۵۸۳.۰۱۸	-۵۳۳۵.۷۳۳	**	-۵۵۸۰.۹۹۹	-۵۵۸۱.۴۹۹	-۵۳۳۵.۲۰۳	-۵۳۵۴.۵
BIC	-۵۲۵۰.۶۴۲	-۵۵۳۳.۹۸۲	-۵۵۲۸.۹۶۲	-۵۵۴۰.۳۰۸	-۵۵۴۲.۳۷۴	-۵۵۲۴.۶۸۳	-۵۲۸۸.۰۰۵	**	-۵۵۲۷.۹۶۷	-۵۵۳۳.۷۷	-۵۳۰۳.۳۸۴	-۵۳۱۲.۰۷۵
	TGARCH110	TARCH111	TARCH112	TARCH211	TARCH221	TARCH222	TARCH122	TARCH212	TARCH121	TARCH322	TARCH220	TARCH330
AIC	-۵۲۹۰.۱۵۲	-۵۵۵۳.۷۳۶	-۵۵۵۲.۵۱۷	-۵۵۵۲.۲۳۴	-۵۵۵۸.۵۲۶	-۵۵۵۳.۱۳۴	**	-۵۵۵۲.۰۳۹	-۵۵۵۹.۱۲۳	-۵۵۵۳.۵۱۷	-۵۳۷۰.۳۷۵	-۵۳۹۹.۹۱۹
BIC	-۵۲۶۸.۹۳۹	-۵۵۳۷.۲۲	-۵۵۲۰.۶۹۸	-۵۵۲۰.۴۱۵	-۵۵۲۱.۴۰۴	-۵۵۱۰.۷۰۹	**	-۵۵۱۴.۹۰۷	-۵۵۲۷.۳۰۴	-۵۵۰۵.۷۸۹	-۵۳۳۸.۵۵۶	-۵۳۵۷.۴۹۳
	APGARCH10	APGARCH11	APGARCH12	APGARCH13	APGARCH21	APGARCH22	APGARCH23	APGARCH31	APGARCH32	APGARCH33	APGARCH20	APGARCH30
AIC	-۵۲۸۸.۲۷۳	-۵۵۵۳.۰۷	-۵۵۵۱.۵۶۶	-۵۵۶۳.۲۶۴	*	**	-۵۵۵۳.۴۷۴	-۵۵۶۰.۵۱۲	**	*	-۵۳۸۴.۶۷۶	-۵۴۰۳.۷۷۷
BIC	-۵۲۶۱.۷۵۷	-۵۵۲۱.۲۵۱	-۵۵۱۴.۴۴۴	-۵۵۲۰.۸۳۹	*	**	-۵۵۰۰.۴۴۲	-۵۵۰۷.۴۸۱	**	*	-۵۳۴۷.۵۵۴	-۵۳۵۶.۰۴۹
	ARFIMA00	ARFIMA01	ARFIMA02	ARFIMA03	ARFIMA11	ARFIMA12	ARFIMA13	ARFIMA21	ARFIMA22	ARFIMA23	ARFIMA31	ARFIMA32
AIC	-۱۲۱۹۳.۱۱	-۱۲۲۳۶.۱۷	-۱۲۲۳۴.۷۱	-۱۲۲۳۷.۷۶	-۱۲۲۳۵	-۱۲۲۳۳.۷۹	-۱۲۲۴۲.۷۸	-۱۲۲۳۵.۴۸	-۱۲۲۴۰.۵۲	-۱۲۲۴۶.۸	-۱۲۲۴۱.۴۸	-۱۲۲۴۰.۶۵
BIC	-۱۲۱۷۷.۲	-۱۲۲۰۹.۶۶	-۱۲۲۰۲.۸۹	-۱۲۲۰۰.۶۴	-۱۲۲۰۳.۱۸	-۱۲۱۹۶.۶۷	-۱۲۲۰۰.۳۵	-۱۲۱۹۸.۳۶	-۱۲۱۹۸.۱	-۱۲۱۹۹.۰۷	-۱۲۱۹۹.۰۵	-۱۲۱۹۲.۹۳

AIC	ARFIMA33	BIC	AIC	ARFIMA10	BIC	AIC	ARFIMA20	BIC	AIC	ARFIMA30	BIC
	-۱۲۲۴۶.۰۲	-۱۲۱۹۲.۹۹		-۱۲۲۳۱.۳۶	-۱۲۲۰۴.۸۵		-۱۲۲۳۰.۳۸	-۱۲۱۹۸.۵۶		-۱۲۲۴۲.۸	-۱۲۲۰۵.۷

*could not calculate numerical derivatives
**flat log likelihood encountered, cannot find uphill direction
ent -- flat region encountered; the fractional difference param

منبع: یافته‌های تحقیق (الگوی انتخابی با استفاده از رنگ خاکستری مشخص شده است)

جدول۴- مقادیر معیارهای اطلاعات برای الگوهای مختلف با داده‌های ماهانه

	GARCH11	GARCH21	GARCH22	GARCH12	GARCH32	GARCH33	GARCH10	GARCH31	GARCH13	GARCH23	GARCH20	GARCH30
AIC	-۷۳۶.۷۳۸	-۷۳۴.۳۷۰۵	-۷۳۳.۰۲۹۸	-۷۳۴.۹۴۷۸	-۷۳۱.۱۰۰۲	**	-۷۲۵.۶۹	-۷۳۳.۴۲۴۶	-۷۳۳.۶۳۲۱	-۷۴۴.۳۶۲۳	-۷۲۸.۱۸۶۲	-۷۳۰.۳۲۲۴
BIC	-۷۱۷.۱۵۳۷	-۷۱۱.۶۶۷۵	-۷۰۶.۵۴۳	-۷۱۲.۲۴۴۸	-۷۰۰.۸۲۹۶	**	-۷۱۰.۵۵۴۷	-۷۰۵.۹۳۷۸	-۷۰۷.۱۴۵۳	-۷۱۴.۰۹۱۶	-۷۰۹.۲۶۷۱	-۷۰۷.۶۱۹۴
	EGARCH110	EGARCH111	EGARCH221	EGARCH222	EGARCH112	EGARCH333	EGARCH331	EGARCH113	EGARCH332	EGARCH223	EGARCH220	EGARCH330
AIC	-۷۱۲.۷۳۵۹	-۷۴۰.۸۶۸۹	-۷۳۷.۴۶۵۴	-۷۳۵.۸۷۸۷	-۷۳۸.۸۸۵۹	-۷۸۲.۶۱۵۴	-۷۳۴.۳۱۴۵	-۷۴۲.۲۹۳۹	-۷۳۲.۹۹۷۹	-۷۴۲.۱۸۶۱	-۷۳۳.۹۱۲۲	-۷۲۲.۸۶۸۷
BIC	-۶۹۷.۶۰۰۶	-۷۲۱.۹۲۹۸	-۷۱۰.۹۷۸۶	-۷۰۵.۶۰۸۱	-۷۱۶.۱۸۲۹	-۷۷۱.۲۶۳۹	-۷۰۰.۲۶	-۷۱۵.۸۰۷۲	-۶۹۵.۱۵۹۶	-۷۰۸.۱۳۱۷	-۷۰۱.۲۰۹۳	-۶۹۲.۵۷۸۱
	TGARCH110	TARCH111	TARCH112	TARCH211	TARCH221	TARCH222	TARCH122	TARCH212	TARCH121	TARCH322	TARCH220	TARCH330
AIC	-۷۲۵.۵۲۶۶	-۷۳۸.۳۳۳۹	-۷۳۶.۴۵۳۱	-۷۳۶.۳۴۶۸	-۷۳۵.۶۴۷۶	-۷۳۳.۷۴۶۶	-۷۳۵.۷۳۴۱	-۷۳۵.۲۳۵۴	-۷۳۷.۲۶۹۳	-۷۳۲.۱۰۲۹	-۷۲۹.۰۷۷۹	-۷۲۸.۴۲۱۷
BIC	-۷۱۰.۳۹۱۳	-۷۱۹.۴۰۴۷	-۷۱۳.۷۵۰۱	-۷۱۳.۶۴۳۸	-۷۰۹.۱۶۰۹	-۷۰۳.۴۷۶	-۷۰۹.۲۴۷۳	-۷۰۸.۷۴۸۶	-۷۱۴.۵۶۶۳	-۶۹۸.۰۴۸۵	-۷۰۶.۳۷۵	-۶۹۸.۱۵۱۱
	APGARCH10	APGARCH11	APGARCH12	APGARCH13	APGARCH21	APGARCH22	APGARCH23	APGARCH31	APGARCH32	APGARCH33	APGARCH20	APGARCH30
AIC	-۷۲۸.۹۱۳۶	-۷۳۷.۲۷۴۳	-۷۳۵.۴۹۲۱	-۷۳۶.۷۵۲۴	*	*	-۷۳۸.۲۳۷۹	*	**	**	-۷۲۹.۰۱۸۱	-۷۳۰.۸۲۷۳
BIC	-۷۰۹.۹۹۴۵	-۷۱۴.۵۷۱۴	-۷۰۹.۰۰۵۳	-۷۰۶.۴۸۱۸	*	*	-۷۰۰.۳۹۹۷	*	**	**	-۷۰۲.۵۳۱۳	-۷۰۰.۵۵۶۷
	ARFIMA00	ARFIMA01	ARFIMA02	ARFIMA03	ARFIMA11	ARFIMA12	ARFIMA13	ARFIMA21	ARFIMA22	ARFIMA23	ARFIMA31	ARFIMA32
AIC	-۱۷۸۵.۶۸	-۱۷۸۸.۸۷۳	-۱۷۸۵.۹۶۶	-۱۷۸۳.۷	-۱۷۸۶.۸۹۴	-۱۷۸۵.۰۱۶	***	-۱۷۸۵.۲۰۳	***	-۱۷۸۶.۸۷۹	-۱۷۸۹.۱۷۱	-۱۷۸۴.۹۸۷
BIC	-۱۷۷۴.۳۲۹	-۱۷۷۳.۷۳۸	-۱۷۷۰.۸۳۱	-۱۷۶۸.۵۶۵	-۱۷۶۷.۹۷۴	-۱۷۶۲.۳۱۳	***	-۱۷۶۲.۵	***	-۱۷۵۲.۸۲۵	-۱۷۶۲.۶۸۴	-۱۷۵۰.۹۳۲

AIC	ARFIMA33	BIC	AIC	ARFIMA10	BIC	AIC	ARFIMA20	BIC	AIC	ARFIMA30	BIC
	***	***		-۱۷۸۸.۷۴	-۱۷۷۳.۶۱		-۱۷۸۶.۷۷	-۱۷۶۷.۸۵		***	***

*could not calculate numerical derivatives
**flat log likelihood encountered, cannot find uphill direction
ent -- flat region encountered; the fractional difference param

منبع: یافته‌های تحقیق (الگوی انتخابی با استفاده از رنگ خاکستری مشخص شده است)

همان‌طورکه از نتایج مشخص است، به غیر از الگوی EGARCH برای داده‌های ماهانه و روزانه، هیچ دو فرکانس داده‌ای دیگری وجود ندارد که الگوهای انتخابی برای آنها دارای رتبه یکسان باشند. اولین نتیجه اینکه با تغییر فرکانس داده‌ها رتبه الگو انتخابی از خانواده GARCH دچار تغییر می‌شود (حتی در یک الگوی خاص). برای تعیین بهترین الگو در فرکانس‌های مختلف RMSE آنها را با یکدیگر مقایسه کرده‌ایم. نتایج حاصل برای الگوهای مذکور در جدول ۵ آمده است.

جدول ۵- مقادیر RMSE برای الگوهای انتخابی در فرکانس‌های داده‌ای مختلف

Monthly (50 obs.)	GARCH23	EGARCH333	TGRCH111	APGARCH23	ARFIMA01
RMSE	۰.۰۰۰۰۳۴۸	۰.۰۰۰۲۰۷۸	۰.۰۰۰۰۲۷۴۵	۰.۰۰۰۰۳۰۳۳	۰.۰۰۰۰۲۹۱۱
Weekly(150.obs)	GARCH12	EGARCH112	TGRCH121	APGARCH13	ARFIMA23
RMSE	۰.۰۰۰۰۰۰۹۱	۰.۰۰۰۰۰۰۹۱	۰.۰۰۰۰۰۰۸۴	۰.۰۰۰۰۰۰۹۹	۰.۰۰۰۰۰۰۸۷
Daily(300.obs)	GARCH22	EGARCH333	TGARCH222	APGARCH22	ARFIMA30
RMSE	۰.۰۰۰۰۰۰۰۳۱۱	۰.۰۰۰۰۰۰۰۳۳۲	۰.۰۰۰۰۰۰۰۲۹۴	۰.۰۰۰۰۰۰۰۲۷۳	۰.۰۰۰۰۰۰۰۴۶۷

منبع: یافته‌های تحقیق

مشاهده می‌شود که با افزایش فرکانس داده‌ها و به رغم افزایش تعداد مشاهدات پیش‌بینی خارج از نمونه، RMSE حاصله به مقدار قابل توجهی کاهش یافته است. این نکته بیانگر آن است که در داده‌های با فرکانس بالاتر اطلاعاتی وجود دارد که می‌تواند عملکرد الگوهای پیش‌بینی کننده را بهبود بخشد. آزمون رگرسیون نیز توانایی مقایسه الگوها با فرکانس‌های مختلف را دارد. نتایج حاصله از این آزمون در جدول ۶ آمده است. براین اساس، یک فرکانس داده‌ای خاص وجود ندارد که در آن همه الگوها عملکرد بهتری را در پیش‌بینی از خود نشان دهند و بسته به مورد فرکانس داده‌های مطلوب متغیر خواهد بود. لذا به نظر می‌رسد آزمون رگرسیون رابطه مشخصی بین قدرت پیش‌بینی و فرکانس داده‌ها ارائه نمی‌دهد.

جدول ۶- مقادیر R^2 برای الگوهای انتخابی در فرکانس‌های داده‌ای مختلف

Monthly	GARCH23	EGARCH333	TGRCH111	APGARCH23	ARFIMA01
R^2	۰.۰۰۱۶۸۶	۰.۰۳۶۵۱۷	۰.۰۱۲۰۱۷	۰.۰۲۷۶۸۳	۰.۰۰۰۱۱۴
Weekly	GARCH12	EGARCH112	TGRCH121	APGARCH13	ARFIMA23
R^2	۰.۰۰۰۱۹۹	۰.۰۰۰۹۸۴	۰.۰۰۶۶۲۷	۰.۰۱۵۳۹۲	۰.۰۰۰۵۵۵
Daily	GARCH22	EGARCH333	TGARCH222	APGARCH22	ARFIMA30
R^2	۰.۰۰۴۰۹	۰.۰۰۳۳۹۷	۰.۰۰۳۳۳۳	۰.۰۰۰۷۴۳	۰.۰۰۴۳۸۴

منبع: یافته‌های تحقیق

برای انتخاب بهترین الگو در یک فرکانس داده‌ای از آزمون‌های F، دیبولد- ماریانو و گرنجر- نیوبلد استفاده می‌کنیم. این آزمون‌ها نتایج پیش‌بینی‌های مختلف را به‌صورت آماری با یکدیگر مقایسه می‌کنند. نتایج حاصل از این آزمون‌ها را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

- براساس معیار دیبولد- ماریانو هیچ یک از الگوهای مورد بررسی نسبت به سایر الگوها برتری ندارد.

- براساس معیار F و گرنجر-نیوبلد الگوهای TARCH در فرکانس‌های داده‌ای مختلف نسبت به سایر الگوها برتر می‌باشند.

- در مقایسه سایر الگوها در فرکانس‌های مختلف نتیجه مشخصی ارائه نشده است به‌طوری‌که بعضی الگوها در یک فرکانس و بعضی دیگر در فرکانس دیگری (آن هم فقط براساس معیار F) برتری خفیفی نشان می‌دهند.

در ادامه الگوهای مختلف با استفاده از رسم نمودار گرافیکی با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج نشان داد تقریباً همه الگوها در نشان دادن نقاط بازگشتی دارای کیفیت یکسان هستند.

۶- خلاصه و نتیجه‌گیری

بسیاری از تحقیقات در زمینه تلاطم در بازارهای مختلف کالا و سرمایه بر این نکته تأکید کرده‌اند که به کارگیری داده‌ها با فرکانس بیش‌تر قدرت پیش‌بینی الگوها را

افزایش می‌دهد. همچنین بعضی از الگوها به وجود حافظهٔ بلندمدت در بازارها اذعان کرده‌اند. در این پژوهش به بررسی قدرت پیش‌بینی الگوهای خانواده GARCH و الگو ARFIMA در پیش‌بینی تلاطم بازار نفت پرداخته می‌شود. همچنین در این بررسی از سه فرکانس داده‌ای ماهانه، هفتگی و روزانه استفاده شده و با استفاده از روش‌های مختلف عملکرد الگوها را مقایسه کردیم. با استفاده از معیارهای اطلاعات شوارتز- بیزین و آکائیک، بهترین الگو در هر فرکانس داده‌ای انتخاب شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوهای انتخابی در هر فرکانس و هر خانواده از الگوها با یکدیگر متفاوت هستند. در ادامه این الگوها براساس معیار مطلق RMSE با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج بیانگر آن است که داده‌های با فرکانس بالاتر قدرت پیش‌بینی الگوها را افزایش می‌دهند. در گام بعدی با استفاده از آزمونF، دیبولد - ماریانو و نیوبولد- گرنجر عملکرد الگوهای مختلف در درون یک فرکانس خاص با یکدیگر مقایسه شدند. در این آزمون‌ها مشخص شد، به غیر از الگوی TARCH، عملکرد سایر الگوها تفاوت معنی‌داری با یکدیگر ندارند. عدم تفاوت الگوARFIMA با سایر الگوها نیز حاکی از آن است که در این بازار حافظهٔ بلندمدتی وجود ندارد. بنابراین نتایج، برای پیش‌بینی مناسب در بازار نفت سیاست‌های زیر پیشنهاد می‌گردد:

۱- برای پیش‌بینی روزانه، هفتگی و یا ماهانه باید از الگوی مناسب آن فرکانس استفاده نمود. لزوماً یک الگو در همه فرکانس‌ها جواب بهینه را ارائه نخواهد داد.

۲- بهتر است برای پیش‌بینی بازار نفت از داده‌های با فرکانس بالاتر استفاده شود، زیرا براساس نتایج، فرکانس‌های بالاتر پیش‌بینی‌ها را دقیق‌تر خواهند کرد. به نظر می‌رسد علت این مسئله تلاطم‌های زیاد در بازار نفت و سختی پیش‌بینی در این بازار می‌باشد که این خود نیز ناشی از تحت تأثیر بودن این بازار از عوامل مختلف سیاسی و اقتصادی است.

۳- گرچه به نظر می‌رسد براساس معیار F و گرنجر- نیوبلد الگوهای TARCH در فرکانس‌های داده‌ای مختلف نسبت به سایر الگوها برتر می‌باشند ولی بین مرتبه‌های مختلف این الگو و یا سایر الگوهای مورد بررسی در یک فرکانس خاص تفاوت معنی‌داری وجود ندارد.

۴- در نهایت اینکه الگو ARFIMA نسبت به الگوهای خانواده GARCH برای بررسی نوسان بازار نفت برتری محسوسی ندارد ولی به نظر می‌رسد در مجموع و با در نظر گرفتن همه معیارهای مقایسه پیش‌بینی‌ها، الگوی TARCH بهترین عملکرد را در بین‌الگوهای GARCH ارائه می‌کند.

فهرست منابع

حیدری، حسن، شیرکوند، سعید و ابولفضلی، سید رامین (۱۳۹۴). بررسی تأثیر همزمان نااطمینانی قیمت نفت و طلا بر شاخص بورس اوراق بهادار تهران: بر پایه مدل سه متغیره GARCH. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره۲۲، ۶۱-۸۰.

خسروی، مهدی و محسنی، رضا (۱۳۹۳). بررسی اثر نااطمینانی نرخ ارز بر تراز تجاری بخش کشاورزی ایران (کاربرد الگوهای TGARCH, EGARCH, GARCH). اقتصاد کشاورزی، جلد ۸، شمارهٔ ۲، ۶۹-۸۶.

راسخی، سعید، خانعلی پور، امیر و خسروانی، فاطمه (۱۳۹۳). ارزیابی خانواده مدل‌های GARCH در پیش‌بینی نوسانات بازار سهام (مطالعهٔ موردی: بازار بورس اوراق بهادار تهران). کنفرانس بین‌المللی حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی، تهران، شرکت دانش محور ارتاخه.

زمانیان، غلامرضا و بهراد امین، مهدی (۱۳۹۳). اثر نااطمینانی نرخ ارز بر تقاضای واردات ایران کاربردی از روش‌های ARDL و EGARCH. مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، سال۳، شماره۱۲، ۱۲۹-۱۴۸.

فلاح شمس، میرفیض و پناهی، یعقوب (۱۳۹۳). مقایسه کارایی مدل‌های خانواده GARCH در مدل‌سازی و اندازه‌گیری ریسک نقدشوندگی بورس اوراق بهادار تهران. دانش سرمایه‌گذاری، سال۳، شمارهٔ ۹، ۲۱-۴۱.

فلیحی، نعمت، محمدی، تیمور و شاه‌کرم اغلی، معصومه (۱۳۹۳). تحلیل تأثیر بازار بورس بین‌المللی بر بازار بورس تهران: استفاده از رهیافت سیستم دینامیکی و GARCH. علوم اقتصادی، سال ۸، شمارهٔ ۲۷، ۱۰۵-۸۹.

Amado, C., Teräsvirta, T. (2014). Modelling changes in the unconditional variance of long stock return series. Journal of Empirical Finance 25, 15–35.

Arai, N. (2014). Using forecast evaluation to improve the accuracy of the Greenbook forecast. International Journal of Forecasting 30, 12–19.

Bentes, S.R. (2015). A comparative analysis of the predictive power of implied volatility indices and GARCH forecasted volatility. Physica A 424, 105–112.

Birău, R., Trivedi, J. (2015). Estimating long-term volatility on National Stock Exchange of India. Procedia Economics and Finance 32, 574–579.

Birău, R., Trivedi, J., Antonescu, M. (2015). Modeling S&P Bombay Stock Exchange BANKEX Index Volatility Patterns Using GARCH Model. Procedia Economics and Finance 32, 520–525.

Bouri, E. (2015). Oil volatility shocks and the stock markets of oil-importing MENA economies: A tale from the financial crisis. Energy Economics 51, 590–598.

Chan, J.C.C., Grant, A.L. (2016). Modeling energy price dynamics: GARCH versus stochastic volatility. Energy Economics 54, 182–189.

Charfeddine, L. (2014). True or spurious long memory in volatility: Further evidence on the energy futures markets. Energy Policy 71, 76–93.

Demiralay, S., Ulusoy, V. (2014). Non-linear volatility dynamics and risk management of precious metals. North American Journal of Economics and Finance 30, 183–202.

Efimova, O., Serletis, A. (2014). Energy markets volatility modelling using GARCH. Energy Economics 43, 267–273.

Ferrara, L., Marcellino, M., Mogliani, M. (2015). Macroeconomic forecasting during the Great Recession: The return of non-linearity?. International Journal of Forecasting 31, 664–679.

Fiszeder, P., Perczak, G. (2016). Low and high prices can improve volatility forecasts during periods of turmoil. International Journal of Forecasting 32, 398–410.

Hegerty, S.W. (2016). Commodity-price volatility and macroeconomic spillovers: Evidence from nine emerging markets. North American Journal of Economics and Finance 35, 23–37.

Heryán, T. (2014). Errors in short run forecasts next-day volatility of equity risk premium in the UK and U.S. market: Empirical research before and

after the global financial crisis. Procedia Economics and Finance 14, 243–252.

King, D., Botha, F. (2015). Modelling stock return volatility dynamics in selected African markets. Economic Modelling 45, 50–73.

Martinsen, K., Ravazzolo, F., Wulfsberg, F. (2014). Forecasting macroeconomic variables using disaggregate survey data. International Journal of Forecasting 30, 65–77.

Tian, S., Hamori, S. (2015). Modeling interest rate volatility: A Realized GARCH approach. Journal of Banking & Finance 61, 158–171.

Weron, R. (2014). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. International Journal of Forecasting 30, 1030–1081.

The Impact of Different Data Frequency on Prediction Powers of Various Short- and Long Memory Models: An Application to Oil Market Volatility

Karim Eslamloueyan
Associate Professor of Economics, University of Shiraz, keslamlo@rose.shirazu.ac.ir

Ali Kiani[1]
Ph.D Student of Economics, University of Shiraz, alikiani2000@gmail.com
Received: 2015/08/23 Accepted: 2016/07/17

Abstract

Many researchers have used different methods to forecast the volatility of goods and capital markets. However, only few have taken into account the importance of data frequency on their predictions. In addition, none of these have considered the possible role of long run memory in predicting volatility of the oil market. In order to fill this gap in the literature, we have estimated a class of ARFIMA and GARCH models (long- and short-run memory models) with different data frequency to predict oil market volatility. Based on the Root Mean Square Error (RMSE) criterion, irrespective of the type of model used, all models with high frequency data outperform the low frequency data models. The results also show that at each frequency level, the predictive powers of ARFIMA and GARCH models are the same. To sum up, we suggest the use of short-run memory model with high frequency data to forecast volatility of oil markets. It seems that a proper GARCH model can do the job and there is no need to use the ARFIMA model for this purpose.

JEL Classification: C58, C53, Q47

Keywords: Data frequency, long vs short memory models, GARCH, ARFIMA, Prediction of Oil Price Volatility.

1 - Corresponding author