

مدل سازی و پیش بینی نوسانات قیمت نفت خام و ارزش معرض ریسک با استفاده از مدل های تغییر رژیم GARCH و تک رژیمی

حامد عباسی نامی

استادیار، گروه مدیریت، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، hamed.nami@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۸/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۱۲

چکیده

نفت خام به عنوان یک نهاده استراتژیک بر عملکرد اقتصاد جهانی تأثیر می گذارد، به همین دلیل پیش بینی نوسانات قیمت نفت خام یکی از موضوعات مهم در مدیریت ریسک می باشد. سیر تاریخی نوسانات قیمت نفت حاکی از وجود الگوی خوشه ای است. از این رو به منظور مدل سازی و پیش بینی دقیق تر نوسانات قیمت آن، انواع مدل های GARCH به کار گرفته می شوند. هدف این پژوهش معرفی بهترین مدل GARCH با بهترین عملکرد در افق های زمانی مختلف می باشد. برای رسیدن به این هدف، نوسانات قیمت روزانه و هفتگی نفت خام وست تگزاس اینترمدیت (WTI) از ژانویه ۱۹۹۰ الی اکتبر ۲۰۲۰ با استفاده از مدل های GARCH تک رژیمی ((GARCH(1,1), EGARCH, GJR-GARCH, FIGARCH و HYGARCH) و مدل های تغییر رژیم (MRS-GARCH و MMGARCH) پیش بینی و مدل سازی شده اند. سپس به کمک توابع زیان سنتی و ارزش در معرض خطر، دقت عملکرد پیش بینی مدل های مختلف براساس داده های درون و برون نمونه ای ارزیابی شده و رتبه بندی مبتنی بر رویه مجموعه اطمینان انجام یافت. نتایج درون نمونه ای حاکی از دقت بالای مدل GARCH-MRS بر حسب داده های هفتگی است، اما نتایج برون نمونه ای نشان دهنده برتری مدل های GARCH تک رژیمی می باشند. بنابراین وحدت رویه ای در پیش بینی نوسانات قیمت نفت در افق های زمانی مختلف وجود ندارد. همچنین نتایج ارزیابی عملکرد پیش بینی توابع VAR نشان می دهند مدل های تغییر رژیم به طور معنادار منجر به بهبود عملکرد پیش بینی نوسانات قیمت نفت خام نمی شوند.

طبقه بندی JEL: C22, C52, C53

کلید واژه ها: پیش بینی نوسانات، مدل GARCH تک رژیمی، مدل تغییر رژیم

۱- مقدمه

نفت خام به عنوان مهم ترین حامل انرژی بر فعالیت های تولیدی مؤثر بوده و نقش حیاتی در ساختار و سیاست های اقتصادی ایفا می کند. هم چنین، به دلیل نقش کلیدی نفت خام در زنجیره تأمین، شوک های نفتی منجر به تکانه هایی در ظرفیت تولید و نوسانات اقتصادی می شوند. بنابراین، به دلیل تغییر در قدرت خرید کشورهای صادرکننده و واردکننده، بی ثباتی اقتصادی افزایش می یابد. از این رو مدل سازی و پیش بینی نوسانات قیمت نفت خام از اهمیت بالایی برخوردار می باشد (بوری و همکاران^۱، ۲۰۱۷). شواهد موجود نشان می دهند که قیمت نفت خام یک گام تصادفی است، به طوری که بهترین پیش بینی از قیمت در هر زمان، مقدار آن در دوره قبل می باشد (ابریشمی و همکاران، ۱۳۸۵). هم چنین، سری زمانی قیمت نفت همانند سایر سری های زمانی مالی مانا نیست، یعنی میانگین و واریانس آنها در طی زمان متغیر است. در نتیجه این سری ها تغییرپذیری متغیر با زمان دارند (انگل^۲، ۲۰۰۱). پس از آنجایی که یک سری در سال های مختلف، رفتارهای متفاوتی از خود نشان می دهد، نوسانات خوشه ای رخ می دهد که نشان دهنده ثابت نبودن واریانس در طول زمان است. بنابراین واریانس تابعی از رفتار جملات خطا بوده و خطای پیش بینی کوچک و بزرگ در خوشه های مختلف به وجود می آید. در این صورت براساس نظر بالراسلف^۳ (۱۹۸۶) برای اندازه گیری بی ثباتی از مدل اتورگرسیون واریانس شرطی تعمیم یافته^۴ (GARCH) استفاده می شود. زیرا این مدل ذاتا متقارن می باشد، لذا توجه به این نکته مهم است که به هنگام اریب بودن سری زمانی، پیش بینی حاصل از این مدل دچار خطا خواهد بود (فرانسز و ون دایک^۵، ۱۹۹۶). جهت کنترل اثرات نامتقارن، مدل های GARCH غیرخطی و نامتقارن مانند GJR-GARCH گلوستن و همکاران^۶ (۱۹۹۳) و EGARCH نلسون^۷ (۱۹۹۱) به منظور پیش بینی نوسانات قیمت نفت خام پیشنهاد شده است. از سوی دیگر، برخی مطالعات

1. Bouri et al
2. Engle
3. Bollerslev
4. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)
5. Franses, P. H., & Van Dijk, D.
6. Jagannathan, and Runkle
7. Nelson

نشان می‌دهند که نوسانات قیمت نفت‌خام دارای حافظه بلندمدت می‌باشند و مدت زمان بیشتری طول می‌کشد تا اثر شوک در نوسانات حذف گردد، از این‌رو پیش‌بینی‌ها دقیق نخواهد بود. در نتیجه با محاسبه دقیق تغییرات ساختاری می‌توان پیش‌بینی را بهبود بخشید. متأسفانه، مدل‌های GARCH تک رژیم نظیر مدل‌های فوق فقط با داده‌های درون و برون نمونه‌ای همان الگو متناسب بوده و تغییرات ساختاری بالقوه در واریانس را در نظر نمی‌گیرند (لمورکس و لاستریس^۱ ۱۹۹۰). برای رفع این مشکل، از مدل‌های سوئیچینگ برای پیش‌بینی نوسان قیمت نفت‌خام استفاده می‌شود. براین اساس برای مدل‌سازی تغییرات ساختاری بالقوه، کای^۲ (۱۹۹۴)، هیلتون و ساسمل^۳ (۱۹۹۴) مدل GARCH مبتنی بر فرآیند مارکوف سوئیچینگ^۴ (MRS-GARCH) را پیشنهاد نمودند. به خصوص که مدل MRS-GARCH به رژیم‌ها اجازه می‌دهند که ساختار و رفتار نوسانی متفاوتی را در طی زنجیره مارکوف از خود نشان دهند و این به معنای بسط مدل‌های GARCH پویا می‌باشد. با وجود اینکه مدل مارکوف سوئیچینگ در مقایسه با مدل‌های GARCH تک رژیم در ضبط انتقال وضعیت بالقوه و غیرخطی کارا تر عمل می‌کنند، ولی با این حال نمی‌توان ادعا نمود که مدل‌های خانواده MRS-GARCH توانایی پیش‌بینی دقیق نوسانات قیمت نفت‌خام را دارند. از طرفی، برخلاف مدل‌های تغییر رژیم مارکوف، نوع دیگری از مدل‌های تغییر حالت مانند مدل‌های ترکیبی با عنوان MM-GARCH^۵ وجود دارند، که در آن احتمال تغییر فقط به متغیرهای مشاهده شده باوقفه بستگی دارد (لی و همکاران ۲۰۱۳). مدل‌های MM-GARCH براساس ضرایب و وزن‌های اقدام به ترکیب مدل‌های GARCH و FIGARCH می‌نماید. بنابراین این مدل به دلیل داشتن رویکرد پویا در نشان دادن سطح و حافظه فرآیند نوسانات نسبت به مدل‌های گسسته ارجحیت دارد. از آنجایی که دقت پیش‌بینی مدل‌های خانواده GARCH به نوسانات و افق زمانی داده‌های مورد مطالعه حساسیت نشان می‌دهند، لذا مقایسه عملکرد این مدل‌ها در تجزیه و تحلیل نوسانات

1. Lamoureux & Lastrapes

2. Cai

3. Hamilton and Susmel

4. Markov Regime Switching based GARCH (MRS-GARCH) model

5. Mixture Memory GARCH (MM-GARCH)

داده‌ها در افق‌های زمانی روزانه، هفتگی و ماهانه و معرفی بهترین مدل اهمیت پیدا می‌کند. بر این اساس علاوه بر مقایسه عملکرد انواع مدل‌های خطی و غیرخطی خانواده GARCH، هدف در این مقاله پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام در افق‌های زمانی مختلف به کمک مدل‌های مذکور می‌باشد. بر این اساس، در مقاله حاضر چند نوع مدل تک رژیم‌ی مشتمل بر مدل GARCH خطی و دو مدل غیرخطی GJR-GARCH، EGARCH، FIGARCH و HYGARCH تخمین زده شده و نتایج حاصل با مدل MRS-GARCH و MM-GARCH دو رژیم‌ی مقایسه می‌شود. در مرحله دوم، اثر فرکانس و افق‌های زمانی داده‌های روزانه، هفتگی و ماهانه بر پیش‌بینی قیمت نفت خام بررسی خواهد شد. هم‌چنین به منظور بررسی عملکرد پیش‌بینی علاوه بر توابع زیان سنتی^۱، معیار ارزش در معرض ریسک^۲ به کار گرفته می‌شود.

ادامه این مقاله به شرح زیر است. بخش دوم، مطالعات پیشین خارجی و داخلی بررسی می‌گردد. در بخش سوم، مدل‌های GARCH مورد استفاده در این مطالعه معرفی و ضمن نشان دادن نقاط ضعف و قوت هر کدام، دلیل برتری هر مدل نشان داده خواهد شد. در بخش بعدی داده‌های مورد استفاده معرفی و نتایج مدل‌های تخمین زده شده بر اساس داده‌های درون و برون نمونه‌ای ارائه شده و در نهایت نتیجه‌گیری و پیشنهادها ارائه می‌شود.

۲- مروری بر مطالعات انجام شده

ادبیات موضوع نشان می‌دهند نفت خام نقش حیاتی در اقتصاد ایفا می‌کند، به همین دلیل مطالعه نوسانات قیمت نفت خام و چگونگی تأثیرگذاری تکانه‌های قیمت آن بر رشد اقتصادی رشد چشمگیری پیدا کرده است. از این رو یافتن مدل‌های قوی در زمینه ارائه نظم‌های آماری و پیش‌بینی دقیق نوسانات قیمت نفت خام برای بنگاه‌های اقتصادی، فعالان بازارهای مالی و سیاست‌گذاران اهمیت پیدا می‌کند. مطالعات موجود نشان می‌دهد مدل‌های GARCH مدل مناسبی جهت پیش‌بینی نوسانات معاملات آتی نفت خام با استفاده از داده‌های معاملات با فرکانس پایین می‌باشند. سادورسکی^۳

1. Traditional Loss Functions
2. Value-at-Risk (VaR)
3. Sadorsky

(۲۰۰۶) به تحلیل تجربی پیش بینی نوسانات آتی نفت خام WTI پرداخته و نشان داد مدل GARCH از دقت پیش بینی بالاتری در مقایسه با مدل گام تصادفی برخوردار است. هم‌چنین، سادورسکی و مک‌کنزی^۱ (۲۰۰۸) نشان دادند مدل‌های GARCH نسبت به سایر مدل‌های رقیب در افق زمانی بلندمدت، قدرت پیش بینی بالاتری بدارند. در حالی که در کوتاه‌مدت، مدل‌های اتورگرسیو از قدرت بالاتری برخوردارند. سپس کانگ و همکاران^۲ (۲۰۰۹) اظهار داشتند مؤلفه‌های GARCH^۳ و مدل‌های انباشته کسری GARCH^۴ در مقایسه با مدل‌های GARCH و FIGARCH در نشان دادن حافظه بلندمدت نوسانات معاملات آتی نفت خام موفق‌تر عمل می‌نمایند. در ادامه وی و همکاران^۵ (۲۰۱۰) از مدل‌های GARCH خطی و غیرخطی کمک گرفته و نشان دادن مدل‌های غیرخطی GARCH از قدرت پیش بینی بالاتری نسبت به مدل‌های خطی برخوردارند. نومیکاس و پولیاسیس^۶ (۲۰۱۱) با استفاده از مدل‌های Mix-GARCH و MRS-GARCH نوسانات قیمت نفت یک روز آتی را پیش بینی کرده و دریافتند که این دو مدل نسبت به مدل GARCH نوسانات قیمت نفت خام را بهتر پیش بینی می‌نمایند. کانگ و یون^۷ (۲۰۱۳) مدل‌های حافظه بلندمدت مشتمل بر ARIMA-GARCH، ARFIMA-GARCH، ARFIMA-IGARCH و ARFIMA-FIGARCH را به‌منظور مطالعه ویژگی‌های حافظه بلندمدت نوسانات قیمت قراردادهای ماه‌های آتی نفت خام WTI به‌کار بردند. نتایج تحلیل‌های برون نمونه‌ای برتر بودن مدل ARIMA-GARCH در پیش بینی نوسانات معاملات آتی نفت خام را نشان دادند. اروری و همکاران^۸ (۲۰۱۰)، هو و ساردی^۹ (۲۰۱۲) و چکیلی و همکاران^{۱۰} (۲۰۱۴) با استفاده از مدل‌های تک متغیره FIGARCH، EGARCH، HYGARCH، FIAPARCH و APARCH و

1. Sadorsky and McKenzie
2. Kang et al
3. Component GARCH (CGARCH)
4. Fractionally Integrated GARCH models (FIGARCH)
5. Wei et al
6. Nomikos and Pouliaisis
7. Kang and Yoon
8. Arouri et al
9. Hou and Suardi
10. Chkili et al.

مدل‌های چندمتغیره BEKK، VAR و Risk Metric نوسانات قیمت نفت خام را پیش‌بینی نمودند. اتفاق نظر کلی این است که مدل‌های تک متغیره GARCH پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به سایر مدل‌های رقیب ارائه می‌دهند. افیمووا و سرلیتس^۱ (۲۰۱۴) از انواع مختلف مدل‌های GARCH چندمتغیره مانند BEKK، DCC و VARMA-GARCH کمک گرفتند. نتایج این مطالعه تأییدکننده نتایج مطالعات قبلی بوده و حاکی از قوی‌تر بودن قدرت پیش‌بینی مدل‌های تک رژیمه می‌باشند. کاپورین و ولو^۲ (۲۰۱۵) به منظور محاسبه ناهمسانی واریانس در دنباله نوسانات و اثرات عدم تقارن نوسانات از مدل GJR-GARCH استفاده نمودند. کلینا و والثر^۳ (۲۰۱۶) نوسانات بازده قیمت نفت خام را به کمک مدل‌های MMGARCH، FIAPARCH، HYGARCH، Risk Metrics، EGARCH، APARCH، FIGARCH تخمین زده و سپس عملکرد مدل‌های مختلف را به کمک توابع زیان سنتی و ارزش در معرض خطر مقایسه کردند. نتایج مطالعه نشان‌دهنده وجود حافظه بلندمدت و عدم تقارن قابل توجه در بازده نفت خام هستند. هم‌چنین مدل MMGARCH به دلیل وجود رویکرد پویا در سطح و حافظه نوسانات، نتایج پیش‌بینی واریانس و ارزش در معرض خطر، نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری دارد. ران‌فنگ و همکاران^۴ (۲۰۱۷) نوسانات بازار نفت خام را به کمک مدل‌های EGARCH، GARCH پیش‌بینی نمودند و نشان دادند که از نظر معیار میانگین مربعات خطا (RMSE) در هر دو افق زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت مدل EGARCH از قدرت پیش‌بینی بهتری برخوردار است. هم‌چنین نتایج نشان دادند MRS-GARCH نسبت به مدل‌های GARCH خطی و غیرخطی برتری دارد و با ترکیب مدل MRS-GARCH با مدل GARCH، دقت پیش‌بینی نوسانات بازار نفت خام به طور قابل توجهی بهبود می‌یابد. ژانگ و همکاران^۵ (۲۰۱۹) به کمک مدل‌های GARCH، GJR-GARCH، EGARCH، MM-GARCH و MRS-GARCH نوسانات قیمت نفت را پیش‌بینی نمودند. نتایج درون نمونه‌ای دال بر قدرت بالای مدل MRS-

1. Efimova and Serletis
2. Caporin and Velo
3. Klein and Walther
4. Runfang et al
5. Zhang et al

GARCH براساس داده‌های هفتگی می‌باشند. به‌علاوه، نتایج برون نمونه‌ای نشان دادند مدل MRS-GARCH در مقایسه با مدل‌های GARCH تک رژیم عملکردی بهتری از خود نشان نمی‌دهد. همچنین هر چه افق زمانی بزرگ‌تر باشد، قدرت پیش‌بینی نیز بهبود خواهد یافت. حاجی‌کرم و همکاران (۱۳۹۷)، نوسانات قیمت روزانه نفت‌خام برنت طی دوره ۲۰۰۸-۲۰۱۶ را به کمک ترکیب روش‌های آماری و هوش مصنوعی (PCA-SVR) پیش‌بینی نمودند. نتایج حاکی از بالاتر بودن دقت پیش‌بینی مدل PCA-SVR نسبت به مدل SVR می‌باشد. رستمی و همکاران (۱۳۹۷) به کمک قیمت روزانه نفت اوپک و رهیافت راه‌گزینی رژیم، نوسانات بازار نفت در طی دوره زمانی ۲۰۱۳-۲۰۱۶ بررسی نمودند. نتایج نشان می‌دهند مدل سه رژیم برای تبیین رفتار متغیر مناسب است. محمدی‌الموتی و همکاران (۱۳۹۷) توانایی مدل‌های حافظه کوتاه‌مدت، حافظه بلندمدت، مارکوف سوئیچینگ و هایپربولیک گارچ در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام اوپک در طی دوره ۲۰۱۰-۲۰۱۶ را ارزیابی نمودند. نتایج نشان از برتری مدل دو رژیمی مارکوف سوئیچینگ GARCH در افق‌های ۵ و ۲۲ روزه دارد. شهبازی و همکاران (۱۳۹۴) قیمت نفت برنت را با استفاده از روش متاآنالیز پیش‌بینی نموده‌اند. نتایج روش‌های AR، ARMA، فازی، تاناکا فازی، حداقل مربعات فازی، شبکه عصبی، داده‌های شبیه‌سازی شده و داده‌کاوی از سال ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۳ نشان می‌دهند دقت روش متاآنالیز بالاتر از سایر روش‌های خطی و غیرخطی است. جوانمرد و همکاران (۱۳۹۴) عملکرد مدل‌های پیش‌بینی خاکستری قیمت نفت‌خام اوپک را مقایسه نمودند و نشان دادند که مدل چرخشی و مدل متداول خاکستری از دقت بالایی برخوردار هستند. بکی‌حسکوئی و همکاران (۱۳۹۳) مدل‌های GARCH استاندارد را با گروهی از مدل‌های MRS-GARCH در افق‌های زمانی یک روز تا یک ماهه مقایسه نموده و براساس مجموعه‌ای از توابع زیان آماری نشان دادند در افق‌های زمانی کوتاه‌تر مدل‌های MRS-GARCH و در افق‌های زمانی طولانی‌تر مدل‌های GARCH نامتقارن استاندارد بهتر عمل می‌کنند. کمیجانی و همکاران (۱۳۹۱) به کمک داده‌های هفتگی قیمت نفت‌خام سنگین ایران، طی دوره زمانی هفته‌ی اول ۱۹۹۷/۱ الی هفته دوم ۲۰۱۱/۱ انواع مدل‌های واریانس ناهمسان شرطی را مدل‌سازی و مقایسه نمودند. نتایج موید وجود حافظه بلندمدت در معادلات میانگین و واریانس سری بازده قیمت معیارهای

اطلاعاتی بوده و مدل‌های ARFIMA(1,1)-GARCH به‌عنوان بهترین مدل انتخاب شده است.

در ادامه پژوهش‌های قبلی مبنی بر ارزیابی عملکرد مدل‌های GARCH در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام انجام یافته است. از این‌رو با توجه به نتایج مطالعات پیشین مبنی بر تفاوت نوسانات در سطح و دوام تکانه، در نظر گرفتن مدلی با حافظه ترکیبی که بر نوسانات کوتاه‌مدت هم بلندمدت غلبه کند، اهمیت پیدا می‌کند. لذا، در این مطالعه علاوه بر پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام در افق‌های زمانی متفاوت، نوسانات و ارزش در معرض خطر بازدهی قیمت نفت به کمک مدل حافظه ترکیبی (MM-GARCH) پیش‌بینی شده و به مقایسه عملکرد مدل‌های پویا (MRS-GARCH و MM-GARCH) و مدل‌های گسسته (GARCH, EGARCH, FIGARCH و GJR-GARCH) پرداخته شده است. نوآوری این تحقیق در پوشش آثار حافظه بلندمدت و نامتقارن نوسانات به کمک مدل MM-GARCH به‌منظور مدیریت ریسک نوسانات قیمت و کمک به ثبات درآمدهای حاصل از صادرات نفت خام می‌باشد.

۳- روش‌شناسی تحقیق

مدل GARCH تک رژیمی^۱

فرض می‌شود p_t قیمت آتی نفت خام است و نرخ بازده (r_t) به صورت درصد (نرخ) بازده مرکب پیوسته تعریف می‌گردد:

$$r_t = 100 \cdot [\log(p_t) - \log(p_{t-1})] \quad (1)$$

بالرسل (۱۹۸۶) و سادروسکی (۱۹۹۹)، مدل استاندارد GARCH(1,1) خطی بازده نفت خام به شکل معادله میانگین تعریف نمودند. در این معادله، ε_t یا اجزا اخلال دارای ویژگی ناهمسانی واریانس بوده که متشکل از دو جزء نرمال (η_t) و انحراف معیار شرطی ($\sqrt{h_t}$) می‌باشد. همچنین، معادله واریانس شرطی (h_t) برای رفع مشکل ناهمسانی واریانس تخمین زده می‌شود. α ، میانگین واریانس، α_1 ، اثرات ARCH و ضریب β_1 ، اثرات GARCH می‌باشند.

$$r_t = \delta + \varepsilon_t = \delta + \eta_t \sqrt{h_t}, \quad \eta_t \approx N(0,1) \quad t = 1, \dots, n \quad (2)$$

1. The single-regime GARCH models

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (3)$$

باید α_0 ، α_1 و β_1 مثبت باشند تا واریانس شرطی مثبت را تضمین نمایند. برای اطمینان از ایستایی الزامی است. هنگامی که به سمت یک همگرا باشد، $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ نشان دهنده پایداری شوک های نوسانات خواهد بود که در این صورت $GARCH(1,1)$ به IGARCH تغییر خواهد یافت. از آنجایی که آمار توصیفی بر وجود چولگی در اغلب بازده های مالی دلالت دارند، لذا می توان از توزیع تی استیودنت با درجه آزادی ν استفاده نمود. به علاوه، مدل $GARCH(1,1)$ ، ذاتا نامتقارن بوده و نتایج پیش بینی با مدل $GARCH(1,1)$ ممکن است زمانی که به سری زمانی اریب مربوط می شود، جانبدارانه باشد. لذا به منظور در نظر گرفتن اثر نامتقارن نوسانات قیمت نفت خام یا "اثر اهرمی"، از مدل GJR-GARCH¹ غیرخطی گلوستن و همکاران (۱۹۹۳) و مدل توابع GARCH نمایی (EGARCH) نلسون (۱۹۹۱) استفاده می کنیم. اگر در معادله واریانس مدل GJR-GARCH، $\varepsilon_{t-1} < 0$ یا $\varepsilon_{t-1} > 0$ باشند در نتیجه $I_{(\varepsilon_{t-1} < 0)} = 1$ ؛ در غیر این صورت $I_{(\varepsilon_{t-1} < 0)} = 0$ خواهد بود. هنشل (۱۹۹۵) بیان می کند مدل GJR-GARCH اثر نامتقارن را نشان می دهد. لذا اگر $\omega_1 > 0$ ، $\alpha_1 \geq 0$ ، $\beta_1 \geq 0$ و $\xi \geq 0$ باشند در آن صورت مثبت بودن h_t تضمین خواهد شد.

$$h_t = \omega_1 + \left[\alpha_1 + \xi I_{(\varepsilon_{t-1} < 0)} \right] \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (4)$$

به منظور در نظر گرفتن اثر نامتقارن نوسانات یا $(\xi \geq 0)$ ، حالت لگاریتمی معادله واریانس مدل GARCH نمایی^۲ معرفی شده است. به دلیل ماهیت مدل EGARCH، محدودیت پارامتری وجود نداشته و اثر نامتقارن نشان می دهد که بازده منفی در مقایسه با بازده مثبت دارای تأثیر بیشتری بر نوسانات خواهد بود (کلینا و والثرا (۲۰۱۶)).

$$\log(h_t) = \omega_1 + \alpha_1 \left[\frac{\varepsilon_{t-1}}{h_{t-1}} \right] + \xi \frac{\varepsilon_{t-1}}{h_{t-1}} + \beta_1 \log(h_{t-1}) \quad (5)$$

1. The Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH Model

2. The Exponential GARCH Model

بایلی^۱ (۱۹۹۶) برای نشان دادن حافظه بلندمدت تلاطم بازارهای مالی در مدل GARCH انباشته کسری غیرخطی^۲ (FIGARCH) از عملگر کسری $(1-L)^d$ که در آن d ، پارامتر تفاضل کسری است، استفاده نمود. در مدل FIGARCH ($0 \leq d \leq 1$) در طول وقفه، اثر نوسانات گذشته بر واریانس شرطی فعلی را با یک نرخ هذلولی کاهش می‌یابد:

$$h_t = \omega_\gamma + (1 - \beta_\gamma L - (1-L)^d) \varepsilon_t^2 + \beta_\gamma h_{\gamma,t-1} = \frac{\omega_\gamma}{1 - \beta_\gamma} + \sum_{j=1}^{\infty} \nu_j \varepsilon_{T-j}^2 \quad (6)$$

بر این اصل می‌توان بیان نمود که مدل FIGARCH مدل‌های GARCH و IGARCH را در برمی‌گیرد. زیرا زمانی که $d=0$ باشد مدل FIGARCH به GARCH و زمانی که $d=1$ به IGARCH تبدیل می‌شود. دیویدسون^۳ (۲۰۰۴)، مدلهای حافظه بلندمدت HYGARCH(1, d_v , 1) را معرفی نموده و واریانس شرطی (γ) از جمع وزنی مدل‌های GARCH و FIGARCH تعریف می‌شود. که در آن $K \geq 0$ و d می‌باشند. اگر $K < 1$ باشد، سری واریانس مانا و اگر $K > 1$ باشد، ناماناست. اگر $K=1$ باشد، مدل همانند FIGARCH خواهد شد و اگر $K=0$ مدل GARCH تکرار می‌گردد.

$$h_t = \frac{\alpha_\gamma}{1 - \beta_\gamma} + \left\{ 1 - [1 - \beta_\gamma]^{-1} \varphi(L) \left[1 + K \left((1-L)^d \right) \right] \right\} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (7)$$

مدل تغییر رژیم GARCH^۴

از آنجایی که شکست‌های ساختاری ممکن است منجر به حافظه بلندمدت جعلی گردند، مطالعه مدل‌های تغییر رژیم اهمیت پیدا می‌کنند. در این بخش دو مدل حافظه ترکیبی^۵ (MM-GARCH) و MRS-GARCH معرفی می‌شود. این دو مدل شباهت بسیار زیادی به هم دارند، هم‌چنین تفاوت این دو مدل در این نکته نهفته است که در مدل MRS-GARCH تغییر رژیم صورت می‌گیرد در حالی که در مدل MM-GARCH در پی یافتن توزیع مناسب جامعه آماری، توزیع توابع تغییر می‌کند (نامیکاس و

1. Baillie et al
2. The Fractionally Integrated GARCH Model (FIGARCH)
3. Davidson
4. The Regime Switching GARCH Models
5. The Mixture Memory GARCH (MM-GARCH) Model

پلیاسیس^۱). زیرا که توزیع نرمال قادر به توضیح برخی از ویژگی‌ها مانند دم پهن^۲ نمی‌باشد. مدل GARCH با حافظه ترکیبی (MM-GARCH)، فرآیند GARCH با حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت را با هم ترکیب می‌نماید. لی و همکاران^۳ (۲۰۱۳) نشان دادند واریانس شرطی مدل MM-GARCH دارای دو مؤلفه ترکیبی شامل مؤلفه‌های GARCH(1,1) برای حافظه کوتاه‌مدت و مؤلفه‌های FIGARCH(1,d,0) برای حافظه بلندمدت می‌باشد. بر این اساس، $\eta_t \approx N(0,1)$ iid برای $t=1, \dots, n$ برقرار خواهد بود. در مدل MM-GARCH، z_t ، متغیر تصادفی برنولی در زمان t و مؤلفه‌های $h_{1,t}$ و $h_{2,t}$ به ترتیب واریانس شرطی GARCH(1,1) و FIGARCH می‌باشند.

$$y_t = \delta + \varepsilon_t; \quad \varepsilon_t = \eta_t \sqrt{h_t}; \quad h_t = z_t h_{1,t} + (1 - z_t) h_{2,t} \quad (8)$$

$$h_{1,t} = \omega_1 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{1,t-1} \quad (9)$$

$$h_{2,t} = \omega_2 + (1 - \beta_2 L - (1 - L)^d) \varepsilon_t^2 + \beta_2 h_{2,t-1} = \frac{\omega_2}{1 - \beta_2} + \sum_{j=1}^{\infty} \beta_2^j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (10)$$

تابع لجستیک مدل MM-GARCH چانگ و همکاران^۴ (۲۰۰۹) عبارتست از:

$$\log\left(\frac{\pi_t}{1 - \pi_t}\right) = \lambda_0 + \lambda_1 (y_{t-1} - \delta_{t-1}) \Leftrightarrow \quad (11)$$

$$\pi_t = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda_0 - \lambda_1 (y_{t-1} - \delta_{t-1}))}$$

کالینا و والثرا (۲۰۱۹) بیان می‌کنند که پارامتر λ_1 مثبت نشان می‌دهد انحراف منفی از میانگین باعث می‌شود که احتمال بزرگ‌تر FIGARCH برابر با واریانس لحظه‌ای در زمان t گردد.

در مدل MRS-GARCH متغیر رژیم ممکن است به وسیله توزیع نرمال و توزیع t استیودنت و GED خطاها برآورد گردد. وقتی متغیر رژیم مطابق روند مارکوف تغییر می‌کند و احتمال تغییر از رژیم i در زمان $t-1$ به رژیم j در زمان t برابر خواهد بود با:

$$\Pr(s_t = j | s_{t-1} = i) = p_{ji} \quad (12)$$

1. Nomikos & Pouliaxis
2. Fat tails
3. Li et al
4. Cheng et al

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p & 1-q \\ 1-p & q \end{bmatrix} \quad (13)$$

s_t ، متغیر حالت در فرآیند مارکوف، p_{ji} ؛ احتمال تغییر از رژیم i در زمان $t-1$ به رژیم j در زمان t و P ، ماتریس انتقال که شامل احتمال دو حالت p و q است. میانگین شرطی، واریانس شرطی و امید ریاضی برابر خواهند بود با:

$$r_t = \delta^{(i)} + \varepsilon_t ; \quad \varepsilon_t = \eta_t \sqrt{h_t} \quad , \quad \eta_t \approx iid(0,1) \quad (14)$$

$$h_t^{(i)} = \alpha^{(i)} + \alpha_1^{(i)} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1^{(i)} E_{t-1} \{ h_{t-1}^{(i)} | s_t \} \quad (15)$$

$$E_{t-1} \{ h_{t-1}^{(j)} | s_t \} = \sum_{j=1}^r \bar{p}_{ji,t-1} \left[\left(\mu_{t-1}^{(j)} \right)^2 + h_{t-1}^{(j)} \right] - \left[\sum_{j=1}^r \tilde{p}_{ji,t-1} \mu_{t-1}^{(j)} \right]^2 \quad (16)$$

طبق پژوهش کلاسن^۱ (۲۰۰۲) به منظور پیش‌بینی نوسانات k دوره آتی در زمان t خواهیم داشت:

$$\hat{h}_{t,t+k} = \sum_{\gamma=1}^k \hat{h}_{t,t+\gamma} = \sum_{\gamma=1}^k \sum_{i=1}^r \Pr(s_t = i | \zeta_{t-1}) \hat{h}_{t,t+\gamma} \quad (17)$$

معیارهای مقایسه عملکرد پیش‌بینی

توابع زیان مبتنی بر ارزش در معرض خطر^۲ (VaR) براساس نظر بروکس و پرسند^۳ (۲۰۰۳) یکی از رویکردهای اندازه‌گیری زیان‌های اساسی هستند. زیرا به‌منظور اندازه‌گیری ریسک بازار، روش VaR، حداکثر زیان انتظاری یک موقعیت مالی در طی یک دوره زمانی و در یک احتمال معین را به آسانی محاسبه می‌نماید (شیائو^۴ (۲۰۲۰)). از این‌روی کالینا و والثرا (۲۰۱۶) و ژانگ و همکاران (۲۰۱۹) VaR را برای سری داده‌های خارج از نمونه k روز آتی و با استفاده از GARCH، GJR-GARCH، EGARCH، HYGARCH، FIGARCH و MM-GARCH طبق رابطه (۲۱) تخمین زدند:

$$\text{VaR}_{p,t}^{(k\text{day})} = \hat{\delta}_{t+k} + Q_\tau \sqrt{\hat{h}_{t+k}} \quad t = 1, 2, \dots, M \quad (18)$$

1. Klaassen (2002)
2. The Value-at-Risk
3. Brooks and Persaud
4. Xiao

Q_τ ، کوانتایل تابع توزیع نرمال استاندارد در سطح اطمینان $1-\tau$ ،
 $\hat{\delta}_{t+k} = E(\hat{\delta}_{t+k} | F_t)$ ، میانگین شرطی پیش‌بینی شده و \hat{h}_{t+k} ، تجمیع نوسانات
 پیش‌بینی شده می‌باشند. کالینا و والثرا (۲۰۱۶)، سطح معناداری^۱ موقعیت‌های
 سرمایه‌گذاری بلندمدت و کوتاه‌مدت را به ترتیب برابر $0/01$ و $0/05$ و هم‌چنین $0/99$ و
 $0/95$ در نظر گرفتند. ژانگ و همکاران (۲۰۱۹) VaR در دوره زمانی t را با استفاده از
 مدل MRS-GARCH و طبق رابطه (۲۲) بررسی نمودند:

$$\text{VaR}_{p,t}^{(\text{kday})} = \sum_{i=1}^{\tau} \Pr[s_{t+k} = i | \zeta_{t-1}] \left[\hat{\delta}_{t+k} + \Phi(\tau)(\hat{h}^i) \right]^{\tau} \quad (19)$$

$\Phi(\bullet)$ ، تابع توزیع تجمعی و \hat{h}^i ، انحراف استاندارد یا تجمیع نوسانات پیش‌بینی
 شده رژیم i می‌باشند. برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی مدل‌های مختلف از نظر VaR،
 تابع زیان کونکر و باست^۲ (۱۹۷۸) به شرح ذیل تعریف می‌شود:

$$L[\text{VaR}_{t+1}(\tau, \hat{\delta}_t)] = \left\{ \tau - I \left[r_{T+1} < \text{VaR}_{t+1}(\tau, \hat{\delta}_t) \right] \right\} \\ \left[r_{T+1} - \text{VaR}_{t+1}(\tau, \hat{\delta}_t) \right] \quad (20)$$

$L[\bullet]$ عبارتست از تابع زیان $\text{VaR}_{t+1}(\tau, \hat{\delta}_t)$ و $I[\bullet]$ ، تابع مشخصه می‌باشد.
 به‌منظور مقایسه ارزیابی تخمین درون نمونه‌ای و ارزیابی عملکرد پیش‌بینی نوسانات
 برون نمونه‌ای قیمت نفت‌خام مطابق با مطالعات مارکوچی^۳ (۲۰۰۵) و وی و همکاران^۴
 (۲۰۱۰) شش تابع زیان^۵ معرفی شده است. در این توابع، h و \hat{h}_t به ترتیب نوسانات
 واقعی و پیش‌بینی شده می‌باشند که توسط مدل‌های مختلف GARCH تخمین زده
 شده‌اند. T و N نشان‌دهنده مشاهدات کل و تعداد مشاهدات درون نمونه‌ای، MAE،
 میانگین خطای مطلق^۶ و MSE، میانگین مجذور خطا^۷، QLIKE تابع زیان مبتنی بر
 درست‌نمایی گاوسی بالراسلف، انگل و نلسون^۸ (۱۹۹۴)، $R^2 \text{Log}$ تابع زیان لگاریتمی

1. Significance Level
2. Koenker and Bassett
3. Marcucci
4. Wei et al.
5. Statistical loss functions
6. Mean Absolute Error
7. Mean Squared Error
8. Bollerslev et al.

پاگان-شوورت^۱ (۱۹۹۰) می‌باشند. در صورت وجود داده‌های پرت MAE عملکرد بهتری از MSE خواهد داشت، اما جریمه یکسانی روی پیش‌بینی‌های بالاتر و پایین‌تر از حد اعمال می‌کند و نسبت به تغییر مقیاس ثابت نخواهد بود. R^۲Log توانایی پیش‌بینی نوسان نامتقارن در دوره‌های با نوسانات بالا و پایین را جریمه دارد.

$$MAE_1 = \frac{1}{T-N} \sum_{i=N+1}^T \left| \sqrt{\hat{h}_t} - \sqrt{h_t} \right| \quad (21)$$

$$MAE_2 = \frac{1}{T-N} \sum_{i=N+1}^T \left| \hat{h}_t - h_t \right| \quad (22)$$

$$MSE_1 = \frac{1}{T-N} \sum_{i=N+1}^T \left(\sqrt{\hat{h}_t} - \sqrt{h_t} \right)^2 \quad (23)$$

$$MSE_2 = \frac{1}{T-N} \sum_{i=N+1}^T \left(\hat{h}_t - h_t \right)^2 \quad (24)$$

$$QLIKE = \frac{1}{T-N} \sum_{i=N+1}^T \left(\ln(\hat{h}_t) - h_t / \hat{h}_t \right)^2 \quad (25)$$

$$R^2 \text{Log} = \frac{1}{T-N} \sum_{i=N+1}^T \left(\ln(h_t / \hat{h}_t) \right)^2 \quad (26)$$

متأسفانه، توابع زیان ذکر شده، قادر به تشخیص اینکه تفاضل توابع زیان از نظری آماری معنادار هستند یا خیر، نمی‌باشند. بنابراین، به‌منظور حل مشکل معناداری رتبه‌بندی و ارزیابی عملکرد پیش‌بینی برون نمونه‌ای مدل‌ها، رویه مجموعه اطمینان^۲ (MCS) هانسن و همکاران^۳ (۲۰۱۱) به‌کار برده می‌شود. در این مدل، مجموعه M^i شامل اعضاء محدود $i=1, \dots, m$ است. اعضای این مجموعه همان توابع زیان هستند. همچنین، تابع زیان یا $L_{i,t} = L(Y_t, \hat{Y}_{i,t})$ تابعی از مقدار واقعی (Y_t) و مقدار پیش‌بینی شده ($\hat{Y}_{i,t}$) متغیر مورد نظر می‌باشد و متغیر عملکرد نسبی، عبارت است از:

$$d_{ij,t} = L_{i,t} - L_{j,t}, \quad \text{for all } i, j \in M^i \quad (27)$$

1. Pagan and Schwert
2. Model Confidence Set (MCS)
3. Hansen et al.

است. هانسن و همکاران فرض می کنند $\mu_{ij} = E(d_{ij,t})$. همچنین μ_{ij} محدود بوده و تابعی از زمان نیست. در مرحله بعد، مدل های مختلف بر حسب زیان موردانتظار رتبه بندی شده و مدلی برتر است که $\mu_{ij} < 0$. مجموعه اعضاء برتر به صورت زیر تعریف می شود:

$$M^* = \{i \in M' : \mu_{ij} \leq 0 \text{ for all } j \in M'\} \quad (28)$$

هدف روش MCS تعیین M^* است. به منظور تعیین M^* ، از مجموعه آزمون های معنی داری کمک گرفته و عناصر با بدترین عملکرد از مجموعه M' حذف می گردند. همچنین فرضیه صفر برابر خواهد بود با:

$$H_{i,M} = \mu_{ij} = 0 \text{ for all } i, j \in M \text{ where } M \subset M' \quad (29)$$

به عبارت دیگر، فرضیه صفر بیانگر این است که تمامی مدل ها در مجموعه، قدرت پیش بینی یکسانی روی داده ها دارند و اگر فرضیه صفر رد شود مدل با بدترین عملکرد از مجموعه خارج می شود. سرانجام پس از تکرار آزمون، به کمک p-value مدل مجموعه اطمینان یعنی (\hat{M}_{1-g}^*) ، مدل مشخص می شود.

۴- داده ها

جهت آزمون مدل های مورد مطالعه از داده های روزانه و هفتگی نفت خام آنی^۲ وست تگزاس اینترمدیت^۳ (WTI) بورس کالایی نیویورک (نایمکس)^۴ استفاده شده است. این داده ها از پایگاه داده ای اداره اطلاعات انرژی آمریکا^۵ استخراج گردید. کل دوره مطالعه از ژانویه ۱۹۹۰ الی اکتبر ۲۰۲۰ در نظر گرفته شده و طول دوره زمانی درون نمونه ای و برون نمونه ای در جدول (۱) ارائه شده است. از آن جایی که بی ثباتی به عنوان نوسانات قیمت تعریف می شود. از این رو در ابتدا، بازدهی مرکب پیوسته (I_t) در یک دوره زمانی خاص از تفاضل لگاریتمی مرتبه اول قیمت نفت خام (I_t) طبق رابطه (۱) به دست

۱. \hat{M}_{1-g}^* : فقط شامل مدل های باقی مانده با بهترین عملکرد هستند.

2. Spot Price
3. West Texas Intermediate (WTI)
4. The New York Mercantile Exchange (NYMEX)
5. U.S. Energy Information Administration (EIA)

می‌آید. سپس برای نشان دادن نوسانات واقعی روزانه (واریانس) از مطالعات چارلز و دارن^۱ (۲۰۱۷) مجذور بازده روزانه (I_t^2) پیروی شده است. پیش از آزمون مدل‌ها، در ابتدا خواص آماری بازدهی قیمت نفت خام (I_t) محاسبه ارائه شده است.

جدول ۱. مشخصات دوره‌های مختلف مورد مطالعه

نوع داده	درون نمونه‌ای	برون نمونه‌ای
روزانه	۱۹۹۰/۰۱/۰۲ - ۲۰۱۳/۱۰/۳۱	۲۰۱۳/۱۱/۰۱ - ۲۰۲۰/۱۰/۳۰
	تعداد مشاهدات: ۶۱۴۰	تعداد مشاهدات: ۱۷۴۱
هفتگی	۱۹۹۰/۰۱/۰۵ - ۲۰۱۳/۱۰/۲۵	۲۰۱۳/۱۱/۰۱ - ۲۰۲۰/۱۰/۲۷
	تعداد مشاهدات: ۱۲۴۳	تعداد مشاهدات: ۳۶۴

منبع: <http://www.eia.gov>

جدول (۲) نشان می‌دهد انحراف معیار در مقایسه با میانگین بسیار بالا است، زیرا نوسانات سری بازدهی قیمت بالا می‌باشد. این مسأله بر بالا بودن تغییرپذیری داده‌ها دلالت دارد. از این‌رو نمودار (۱) نشان می‌دهد در برخی دوره‌ها، نوسانات قیمت نفت خام از یک الگوی خوشه‌ای پیروی می‌کنند. الگوی خوشه‌ای بر نقض توزیع مستقل و یکسان بودن سری‌های زمانی و ناهمسانی واریانس دلالت دارد. مقدار بالای آماره جاکر بر^۲ فرض نرمال بودن توزیع داده‌های سری بازدهی در سطح خطای یک درصد را تأیید نمی‌نماید.

مقادیر آماری دال بر وجود چولگی چپ و کشیدگی مازاد تابع چگالی غیرشرطی در مقایسه با توزیع نرمال است که دلالت بر وجود توزیع با دم چاق یا لپتوکورتیک^۳ می‌باشد. نتایج آزمون‌های آماری Q لیونگ باکس^۴ و آماره مک لئود-لی با وقفه‌های ۱۰ و ۲۰ به ترتیب فرض عدم وجود خودهمبستگی سریالی و خودهمبستگی سریالی در مجذور بازدهی را رد می‌نمایند. ARCH(10) و ARCH(20) فرض نبود اثر ARCH انگل را رد نموده و سری بازدهی دارای ناهمسانی واریانس شرطی است، همین مسأله

1. Charles and Darné
2. Jarque-Bera
3. leptokurtic
4. Ljung and Box

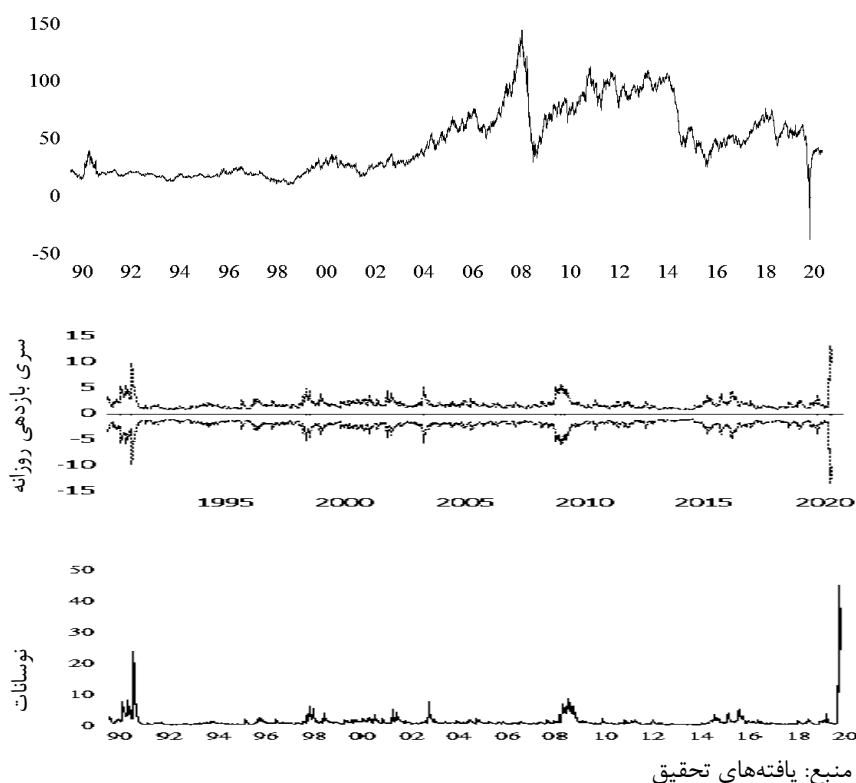
دلیلی بر استفاده از مدل های ARCH برای مدل سازی نوسانات می باشد. نوسانات برای فرآیندهای مانا صادق است، لذا به کمک آزمون های ریشه واحد دیکی فولر تعمیم یافته^۱ و فلیپس پرون^۲ مانایی سری بازدهی مرکب پیوسته قیمت نفت بررسی شده و نتایج نشان می دهند قدرمطلق آماره ADF و PP از مقدار بحرانی ۵ درصد بالاتر بوده و فرض صفر مبنی بر وجود ریشه واحد رد می شود.

جدول ۲. آماره های توصیفی بازدهی سری بازدهی قیمت نفت خام (I_t)

پارامتر	داده های روزانه	داده های هفتگی	پارامتر	داده های روزانه	داده های هفتگی
میانگین	۰/۰۰۷	۰/۰۰۳	انحراف معیار	۱/۱۵	۴/۷۰
چولگی	-۰/۶۵	-۰/۲۸۱	کشیدگی	۳۴/۶۹	۵/۱۱
	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰		۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
جارك برا	۳۳۶۰۵۲/۸	۸۰۱/۱	تعداد مشاهدات	۷۸۸۱	۱۶۰۷
	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰			
Q(10)	۳۹/۶۸	۴۴/۸۷	Q(20)	۵۸/۳۰	۶۲/۳۶
	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰		۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
Q ² (10)	۶۱۳/۹۱	۴۲۴/۲۰	Q2(20)	۹۸۹/۷۳	۷۰۱/۸۷
	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰		۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
ARCH(10)	۳۷/۳۶	۳۱/۱۵	ARCH(20)	۱۹/۴۲	۱۲/۲۹
	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰		۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
ADF	-۵۶/۳۹	-۱۹/۴۸	PP	-۷۹/۴۱	-۳۶/۱۶
	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰		۰/۰۰۰	۰/۰۰۰

منبع: یافته های تحقیق

1. Augmented Dickey and Fuller
2. Phillips and Perron



نمودار ۱. قیمت‌های روزانه، سری بازدهی و نوسانات نفت خام

۵- نتایج مدل‌های برآورد شده

نتایج آمار توصیفی نشان می‌دهند مدل‌های مناسب جهت ارزیابی و پیش‌بینی نوسانات بازدهی نفت خام، مدل‌هایی هستند که ویژگی‌های غیرنرمال بودن بازدهی نفت و تغییر با زمان را شامل شوند. از این‌رو مدل‌های مختلف GARCH به کار گرفته می‌شوند. در این بخش ابتدا مدل‌های GARCH تک‌رژیمی^۱ و تغییر رژیم^۲ براساس داده‌های درون نمونه‌ای تخمین زده می‌شود. همچنین مدل‌های مختلف به کمک معیارهای درون نمونه‌ای مقایسه شده، در نهایت، برآوردهای برون نمونه‌ای ارائه می‌گردند. در این مقاله سعی بر این است که نشان دهیم وحدت رویه‌ای در پیش‌بینی نوسانات

۱. جهت تخمین مدل‌های GARCH تک‌رژیمی از نرم‌افزار R بسته rugarch استفاده شده است.

۲. جهت تخمین مدل‌های GARCH-MM & MRS از نرم‌افزار R بسته MSGARCH استفاده شده است.

قیمت نفت‌خام در افق‌های زمانی مختلف وجود دارد. همچنین، توابع زیان سنتی و ارزش در معرض خطر حاکی از برتری عملکرد مدل‌های تغییر رژیم در مقایسه با مدل‌های تک‌رژیمی در تمامی افق‌های زمانی می‌باشند.

نتایج برآوردهای درون نمونه‌ای

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام از مدل‌های GARCH خطی، GJR-GARCH، EGARCH، FIGARCH، HYGARCH، MM-GARCH و MRS-GARCH استفاده شده است. زیرا آمار توصیفی وجود چولگی را تأیید نموده و می‌توان توزیع تی‌استیودنت با درجه آزادی ۷ را به کار برد. مقادیر پارامترهای الگوهای مختلف GARCH تک‌رژیمی در جدول (۳) نشان می‌دهند اثرات ARCH و اثرات GARCH مثبت هستند^۱ و $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ ، همگرایی به سمت یک را نشان می‌دهند، بنابراین گشتاور شرطی مرتبه دوم یا بی‌ثباتی در بازار پایدار خواهد بود. مدل‌های GJR-GARCH و EGARCH، اثر اهرمی بازار نفت‌خام را نشان می‌دهند، زیرا ضریب ξ اختلاف معناداری در سطح یک درصد دارد. البته اثر اهرمی مدل EGARCH معنادار بوده و در مدل GJR-GARCH معنادار نمی‌باشد که این مسأله نشان‌دهنده اثر ترکیبی است. همچنین نتایج مدل‌های تک‌رژیمی داده‌های روزانه بهتر از نتایج هفتگی می‌باشند.

مقایسه معیارهای LL، AIC و HQ جدول ۳ و ۴ برتری مدل MMGARCH را نشان می‌دهند. نتایج MMGARCH دلالت بر تفاوت در ساختار نوسانات دارند. همچنین پارامترهای حاصل از دو مدل MMGARCH و HYGARCH دال بر غیرمنفی بودن واریانس غیرشرطی دارد. این نتیجه با یافته‌های نامیکاس و پلیاسیس (۲۰۱۱)، کلینا و والثرا (۲۰۱۶) و یو و همکاران (۲۰۱۹) منطبق می‌باشد. در جدول ۳ مقدار d صفر نبوده، بنابراین در سری روزانه و هفتگی، هر یک از مؤلفه‌های GARCH، FIGARCH و HYGARCH واریانس‌های متفاوتی دارند. ω_1 بر وجود حافظه بلندمدت با کاهش وزن هذلولی و سطح بالای نوسانات و ω_2 بر وجود حافظه کوتاه‌مدت و کاهش وزن نمایی و نوسانات غیرشرطی کوچک اشاره دارند. در مدل FIGARCH، مقدار d روزانه برابر با ۰/۹۴۵ بوده و چون به $d=1$ نزدیک است، لذا مؤلفه $FIGARCH(1,d,0)$

۱. α_1 و β_1 به ترتیب اثرات ARCH و اثرات GARCH را نشان می‌دهند.

به IGARCH تغییر خواهد یافت. همچنین پیش‌بینی فرآیند HYGARCH با توجه به پارامتر اضافی d مشابه با FIGARCH انجام می‌شود.

جدول ۳. نتایج برآورد مدل‌های GARCH تک‌رژیمی

سری بازدهی هفتگی طی دوره ۲۰۱۳/۱۰/۲۵ - ۱۹۹۰/۰۱/۰۵			سری بازدهی روزانه طی دوره ۲۰۱۳/۱۰/۳۱ - ۱۹۹۰/۰۱/۰۲			پارامتر
EGARCH	GJR-GARCH	GARCH	EGARCH	GJR-GARCH	GARCH	
۰/۲*	۰/۲۷***	۰/۲۵***	۰/۰۷***	۰/۰۸***	۰/۰۸۶***	δ
(۱/۸۹۳)	(۲/۱۰۲)	(۲/۰۶۴)	(۲/۱۶۷)	(۲/۴۹۵)	(۲/۴۳۳)	
-۰/۰۵	۰/۳۵***	۰/۵***	-۰/۰۸***	۰/۱***	۰/۰۹***	ω_1
(۱/۱۶۴۴)	(۲/۷۱۹۱)	(۲/۱۱۷۲)	(-۸/۸۷۶)	(۴/۱۸۹)	(۴/۶۲۵)	
۰/۲۳***	۰/۲***	۰/۰۹***	۰/۱۳***	۰/۰۷***	۰/۰۶***	α_1
(۴/۴۵۳۰)	(۳/۶۸۳۲)	(۰/۰۷۷۸)	(۰/۹۹۴)	(۷/۶۸۲)	(۹/۵۳۱)	
۰/۹***	۰/۰۵***	-----	۰/۹***	۰/۰۳۶***	-----	ξ
(۶۷/۳۸۸۷)	(۱/۱۱۹۸)		(۲۸۹/۳۶۴)	(۳/۱۰۰)		
-۰/۰۳۵۷***	۰/۹۸۳۳***	۰/۹۱۸۰***	-۰/۰۳***	۰/۹۰۷۸***	۰/۹۰۰۸***	β_1
(۳/۵۶)	(۳۷/۵۴)	(۳۹/۶۸۵)	(-۳/۱۱۵)	(۴/۰۳۶)	(۸۹/۶۸۲)	
۹/۹۵۶***	۹/۱۷۱***	۸/۳۲۲***	۶/۸۷***	۷/۰۰۰۶***	۶/۹۹***	ν
(۴/۰۰۶)	(۴/۹۴)	(۵/۲۹۸)	(۱۲/۲۲۶)	(۸/۵۵۲)	(۱۲/۶۲۴)	
۷۷۳۵/۷	۷۷۳۵/۸	۷۸۲۰/۲	۸۸۶۵/۴	۸۸۶۵/۵	۸۹۳۱/۴	LL
۸/۷۶۲	۸/۷۶۲	۸/۷۶۴	۵/۳۴۰	۵/۳۴۰	۵/۳۴۲	AIC
۸/۶۶۵	۸/۶۶۵	۸/۶۶۸	۵/۳۴۲	۵/۳۴۲	۵/۳۴۴	HQ
۶/۱۹*	۲/۰۶۹*	۲/۰۶۹*	۶/۱۸*	۲/۰۷*	۲/۰۷*	LM(10)
۲۸/۴۹***	۲۷/۱۵***	۲۸/۴۹***	۲۰/۸۷۸۳***	۱۹/۰۳۹۵***	۱۹/۰۳۶۰***	Q(10)
(۰/۰۰۰۰)	(۰/۰۰۰۰)	(۰/۰۰۰۰)	(۰/۰۰۶۸)	(۰/۰۰۷۱)	(۰/۰۰۷۶)	
۴۲/۴۴۴۶***	۴۵/۹۹۴۴***	۴۶/۷۴۶۲***	۳۷/۳۲۸۸***	۳۶/۲۶۸۴***	۳۶/۴۵۰۰***	Q(20)
(۰/۰۰۰۰)	(۰/۰۰۰۰)	(۰/۰۰۰۰)	(۰/۰۰۱۰)	(۰/۰۰۱۰)	(۰/۰۰۱۰)	
۷/۳	۷/۵	۷/۸	۴۲/۰۶***	۲۷/۳۷***	۲۷/۹۷***	Q ² (10)
(۰/۰۰۱۰)	(۰/۶۳۹۲)	(۰/۶۵۲۹)	(۰/۰۰۱۰)	(۰/۰۰۱۰)	(۰/۰۰۱۰)	
۱۳/۲۷***	۱۴/۲۵	۱۴/۰۷***	۴۸/۹۴۴***	۲۸/۴۴۸***	۲۹/۱۹۹۶***	Q ² (20)
(۰/۴۹۸۶)	(۰/۴۸۴۹)	(۰/۴۸۰۱)	(۰/۰۰۱۰)	(۰/۰۰۱۳)	(۰/۰۰۱۰)	

***، ** و * به ترتیب نشان‌دهنده مقدار آماره t و مقدار احتمال در سطح معنی‌داری یک، پنج و ده درصد می‌باشد.

منبع: یافته‌های تحقیق

جدول ۴. نتایج برآورد مدل GARCH با حافظه ترکیبی (MM-GARCH)

سری بازدهی هفتگی طی دوره ۱۹۹۰/۰۱/۰۵ - ۲۰۱۳/۱۰/۲۵			سری بازدهی روزانه طی دوره ۱۹۹۰/۰۱/۰۲ - ۲۰۱۳/۱۰/۳۱			پارامتر
HYGARCH	FIGARCH	MMGARCH	HYGARCH	FIGARCH	MMGARCH	
-----	-----	۰/۳۱۸	-----	-----	۷/۹۰۱	ω_1
۰/۰۸۶** (۰/۰۱۷۷)	۰/۰۸۶** (۰/۰۱۷۷)	۳۵/۸۰۷	۰/۰۸۳** (۰/۰۳۵۸)	۰/۰۸۳** (۰/۰۳۵۸)	۰/۰۴۹	ω_2
-----	-----	۰/۱۹۸	-----	-----	۰/۶۰۳	α_1
-----	-----	۰/۹۷۶	-----	-----	۰/۶۷۴	β_1
۰/۸۹۱** (۰/۰۰۹۱)	۰/۹۱۱** (۰/۰۱۶۹)	۰/۸۶۷	۰/۹۲۱* (۰/۰۰۶)	۰/۹۱۵* (۰/۰۲۰۷)	۰/۰۸۵	β_2
۰/۹۹۶۸** (۰/۰۰۰۴)	۰/۹۹۹۹** (۰/۰۰۰۴)	۰/۳۷۸	۰/۸۲۱* (۰/۰۰۰۳)	۰/۹۹۹۸* (۰/۰۰۰۵)	۰/۹۴۵	d
-----	-----	۹/۵۶۹	-----	-----	۷/۷۴۵	v_1
		۹/۳۸۵	۶/۲۸۸* (۱/۱۰۵)	۷/۷۲۳* (۱/۸۳۵)	۷/۸۹۲	v_2
۱/۳۲** (۰/۰۶۱۷)	۱/۵** (۰/۰۷۴۴)	۷۹۷۲/۱	۸۶۴۲	۸۹۴۳/۲	۸۹۵۹/۰۴	LL
۸/۱۲	۸/۹۴	۸/۸۷	۴/۲	۵/۹	۵/۶۶	AIC
۸/۶۶	۸/۹۱	۸/۸۱	۵/۲۱	۵/۴۹	۵/۴۷	HQ
۳۵/۰۱** (۰/۰۳۳)	۳۶/۱۵** (۰/۰۳۲)	۳۷/۲۶** (۰/۰۱۱)	۱۴/۹۸** (۰/۶۸۶)	۱۵/۱۵** (۰/۸۴۱)	۱۷/۳۵** (۰/۶۳۱)	Q(10)
۴۱/۱۹ (۰/۰۰۰)	۴۱/۸۶ (۰/۰۰۰)	۴۳/۱ (۰/۰۰۲)	۱۶/۴ (۰/۵۱)	۱۷/۵ (۰/۶۸۰)	۱۹/۵ (۰/۴۸۹)	Q(20)
۱۱/۹۱** (۰/۹۹۷)	۱۲/۷۶۶** (۰/۹۴۱)	۱۲/۹۰۴ (۰/۸۸۲)	۱۹۴۶** ۲۲ (۰/۰۸۲)	۲۶/۰۱۲** (۰/۱۰۳۴)	۲۸/۵۹۱** (۰/۰۹۰)	Q ² (10)
۱۶/۶ (۰/۹۲)	۱۷/۲ (۰/۸۶)	۲۰/۳۹ (۰/۴۳)	(۲۸/۳۴)* (۰/۰۵۱)	(۳۱/۹۲)* (۰/۰۵۶)	۳۱/۹۹* (۰/۰۴۳)	Q ² (20)

*** و ** به ترتیب نشان دهنده مقدار آماره t و مقدار احتمال در سطح معنی داری یک، پنج و ده درصد می باشد.

منبع: یافته های تحقیق

به تبعیت از نامیکاس و پلیاسیس (۲۰۱۲) جهت برآورد مدل MRS-GARCH به جای تخمین پارامتر $\alpha^{(i)}$ ، انحراف معیار شرطی بازده هر یک از رژیم‌های نوسانی $(\sigma^{(i)})$ محاسبه شده است. نتایج برآورد مدل MRS-GARCH سری بازدهی روزانه جدول (۵) نشان‌دهنده تغییر رژیم نوسانات قیمت است. رژیم‌ها بر حسب مقادیر معناداری $\sigma^{(i)}$ تعریف می‌شوند، لذا می‌توان بیان نمود که رژیم یک، رژیم با نوسانات بالا و رژیم دوم، رژیم با نوسانات کم تعریف شده است. براساس نتایج حاصله، مقدار $\sigma^{(1)}$ برابر با ۱/۳۵۵۷ و مقدار $\sigma^{(2)}$ برابر با ۱/۳۰۰۸ تخمین زده شده است. نامیکاس و پلیاسیس (۲۰۱۲) نشان دادند اگر احتمال در زمان t بزرگ‌تر از ۰/۵ باشد، تغییر رژیم صورت نخواهد گرفت، اما اگر احتمال کم‌تر از ۰/۵ باشد، از رژیم پرنوسان بالا به رژیم با کم نوسان تغییر خواهد کرد.

$$\sigma^{(i)} = \frac{\alpha^{(i)}}{\left(1 - \alpha_1^{(i)} - \beta_1^{(i)}\right)^{1/2}} \quad (30)$$

نتایج برآورد مدل MRS-GARCH نشان می‌دهند تغییر رژیم سری بازدهی هفتگی نسبت به داده‌های روزانه از نوسانات بالاتری برخوردارند. هم‌چنین میانگین شرطی از لحاظ آماری معنادار بوده، در حالی که واریانس شرطی بر حسب سری داده‌های هفتگی از لحاظ آماری معنادار نمی‌باشد. بنابراین با توجه به مقادیر میانگین شرطی می‌توان دو رژیم تعریف نمود. به عبارت دیگر، دامنه $\delta^{(i)}$ عبارت از مقدار (۳/۰۷۱۱-) در رژیم اول تا ۰/۰۷۶۴ رژیم دوم خواهد بود. بنابراین رژیم اول به عنوان رژیم نزولی و رژیم دوم به عنوان رژیم صعودی در نظر گرفته می‌شوند. نتایج آزمون‌های آماری Q لیونگ باکس و آماره مک لئود-لی با وقفه‌های ۱۰ و ۲۰ در مورد پسماندها و مجذور پسماندها نشان می‌دهند که تمامی مدل‌های تک رژیمی و تغییر رژیم GARCH همبستگی‌های سریالی را به‌طور مؤثر کاهش می‌دهند.

جدول ۵. نتایج برآورد مدل تغییر رژیم GARCH (MRS-GARCH)

سری بازدهی هفتگی طی دوره ۱۹۹۰/۰۱/۰۵-۲۰۱۳/۱۰/۲۵	سری بازدهی روزانه طی دوره ۱۹۹۰/۰۱/۰۲-۲۰۱۳/۱۰/۳۱	پارامتر
-۳/۵*** (-۶/۵۹۴)	-۳/۰۷ (۵/۳۶)	$\delta^{(1)}$
۰/۵۶** (۴/۹۹)	۰/۰۸*** (۱/۹۲۴)	$\delta^{(2)}$
۱/۳ (۰/۴۴)	۱/۳۶*** (۳/۳۸)	$\sigma^{(1)}$
۱/۴۱ (۱/۰۰۰۸)	۰/۲۱*** (۳/۸۳)	$\sigma^{(2)}$
۰/۰۲۱ (۰/۵۳۴)	۰/۱۸۵*** (۲/۲۰۳)	$\alpha_1^{(1)}$
۰/۰۹*** (۲/۳)	۰/۰۵۹*** (۴/۴)	$\alpha_1^{(2)}$
۰/۹۱۱۸*** (۱۶/۸)	۰/۹۱۰۷ (۰/۵)	$\beta_1^{(1)}$
۰/۸۳*** (۱۱/۰۴۷)	۰/۹۲*** (۳۲/۸۵)	$\beta_1^{(2)}$
۰/۶۹*** (۶/۶۷)	۰/۹۹*** (۱۲/۷۲)	P_{11}
۰/۷۱*** (۵۶/۸)	۰/۹۸*** (۲۸/۰۳)	P_{22}
۳/۰۵*** (۵/۱۸)	۸/۰۴*** (۴/۰۸)	$v^{(1)}$
۳۵/۰۰۱** (۰/۳۶۲)	۸/۷۲*** (۱۲/۴۹)	$v^{(2)}$
۷۹۷۲/۱	۸۹۹۲/۰۱	LL
۸/۸۷	۵/۶	AIC
۸/۸۱	۵/۴۷	HQ
۴۳/۷۴*** (۰/۰۰۲۱)	۱۸/۷* (۰/۰۴۴)	Q(10)
۳۳/۲۸۰۶** (۰/۰۰۰۰)	۲۵/۳۶ (۰/۳۳۲)	Q(20)
۷/۲۸ (۰/۵۲)	۲۲/۳۵** (۰/۰۱)	$Q^2(10)$
۹/۴ (۰/۷)	۲۶/۰۴ (۰/۱۱)	$Q^2(20)$

***، ** و * به ترتیب نشان دهنده مقدار آماره t و مقدار احتمال در سطح معنی داری یک، پنج و ده درصد می باشد.

منبع: یافته‌های تحقیق

جدول ۶. نتایج خطای پیش‌بینی

نام سری	مدل	MAE _۱	MAE _۲	MSE _۱	MSE _۲	QLIKE	R ^۲ Log
سری بازدهی روزانه	GARCH(1,1)	۱/۷۵۶۰*	۵/۹۵۰۹*	۴/۶۸۸۸۲*	۶۰/۱۲۵۲	۱/۸۸۸۳*	۱۳/۹۲۷۴*
	GJR-GARCH	۱/۷۵۳۷*	۵/۷۷۴۵*	۴/۵۲۲۴*	۴۳/۶۱۲۱*	۱/۸۹۱۷*	۱۳/۸۷۹۹*
	EGARCH	۱/۷۵۷۵*	۵/۹۶۷۸*	۴/۷۱۵۱*	۹۲/۷۷۳۱	۱/۸۸۸۱*	۱۳/۹۲۷۱*
	FIGARCH	۱/۷۵۶۹*	۵/۹۵۸۶*	۴/۶۹۷۹*	۸۳/۶۹۳۱	۱/۸۸۸۲*	۱۳/۹۲۷۳*
	HYGARCH	۱/۷۵۸۰*	۵/۹۵۹۲*	۴/۶۹۲۳*	۸۳/۶۹۰۱	۱/۸۸۸۳*	۱۳/۹۲۶۴*
	MM-GARCH	۱/۸۲۵۲	۷/۵۳۹۹	۵/۱۹۷۹	۹۸/۵۳۴۲	۱/۹۲۹۳	۱۴/۲۶۶۳
	MRS-GARCH	۱/۷۶۴۸*	۵/۸۲۳۸*	۴/۵۷۴۵*	۴۹/۴۷۷۲	۱/۹۹۹*	۱۳/۹۹۱۹*
سری بازدهی هفتگی	GARCH(1,1)	۳/۵۴۷۱*	۱۹/۱۳۶۷*	۱۱/۶۹۲۰*	۳۵۸/۴۶۴۵	۳/۸۸۸۸	۱۴/۲۲۷۳
	GJR-GARCH	۳/۳۵۸۲*	۱۷/۶۹۸۱*	۱۰/۶۳۶۷*	۲۵۶/۷۶۱۴*	۳/۸۶۱۲*	۱۳/۹۶۸۶*
	EGARCH	۳/۵۷۱۶*	۱۸/۹۹۱۱*	۱۱/۵۷۷۹*	۳۹۷/۱۲۵۱	۳/۸۸۳۰	۱۴/۱۹۴۹
	FIGARCH	۳/۵۵۲۹*	۱۹/۱۰۹۸*	۱۱/۶۱۱۲*	۳۷۶/۹۴۸۲	۳/۸۸۴۶	۱۴/۲۱۱۷
	HYGARCH	۳/۵۵۴۷*	۱۹/۱۰۷۸*	۱۱/۶۱۴۸*	۳۷۶/۹۴۶۳	۳/۸۸۵۷	۱۴/۲۱۲۱
	MM-GARCH	۳/۳۴۳۳*	۱۷/۸۱۲۱*	۱۰/۷۵۱۴*	۲۹۹/۳۸۰۱	۳/۸۵۱۶*	۱۳/۹۸۴۴*
	MRS-GARCH	۳/۳۳۸۹*	۱۸/۳۸۹۰*	۱۱/۱۸۹۶*	۲۸۹/۷۲۵۵*	۳/۸۳۶۶*	۱۳/۸۴۸۶*

سطح اطمینان MCS برابر ۹۰ درصد است. هم‌چنین مقدار احتمال MCS با اعمال بوت‌استرپ به اندازه ۱۰۰۰۰ محاسبه شده است
منبع: یافته‌های تحقیق

درگام بعدی، دقت پیش‌بینی هر یک از مدل‌های GARCH به کمک توابع زیان

آماره MAE ، MSE ، $QLIKE$ و R^2Log ارزیابی شده است. هم‌چنین به‌منظور حل مشکل تشخیص معناداری تفاضل توابع زیان و انتخاب مناسب‌ترین الگوی پیش‌بینی نوسانات قیمت، رویه مجموعه اطمینان (MCS) هانسن و همکاران (۲۰۱۱) به‌کار گرفته شده است. نتایج ارزیابی دقت پیش‌بینی در جدول (۶) ارائه شده است. اعداد پررنگ نشان‌دهنده این است که کدامیک از مدل‌های مورد مطالعه براساس معیار خاص دارای حداقل خطای پیش‌بینی هستند. هم‌چنین اعداد ستاره‌دار حاکی از این هستند که مدل‌های مربوطه دارای بهترین عملکرد بوده و در مجموعه MCS جای دارند. براساس جدول (۶) می‌توان بیان نمود در سری بازدهی روزانه، تمامی توابع حداقل زیان مدل GJR-GARCH در MCS قرار دارند و این مدل نسبت به سایر مدل‌ها دارای عملکرد

بهتری است. به‌علاوه، هیچ یک از توابع زیان مدل MM-GARCH در مجموعه MCS قرار نگرفته‌اند که دال بر عملکرد ضعیف‌تر این مدل نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد. علاوه بر این، ۵ تابع حداقل زیان هر یک از مدل‌های $GARCH(1,1)$ ، EGARCH و MRS-GARCH در مجموعه MCS قرار دارند. برای داده‌های هفتگی نیز مشاهده می‌شود که هر ۶ تابع حداقل زیان مدل‌های GJR-GARCH و MRS-GARCH در مجموعه MCS جای دارند و هر دو مدل عملکرد قوی‌تری نسبت به سایر مدل‌ها نشان می‌دهند. مقایسه نتایج روزانه و هفتگی نشان می‌دهند عملکرد مدل‌های ترکیبی بهتر از مدل‌های MRS-GARCH می‌باشند. هم‌چنین، عملکرد مدل MRS-GARCH هفتگی نسبت به روزانه بهبود یافته است، لذا همان‌طور که در جدول (۵) نشان داده شده است، این بهبود عملکرد ممکن است ناشی از افزایش تعداد تغییر رژیم در داده‌های هفتگی نسبت به داده‌های روزانه باشد.

نتایج پیش‌بینی نوسانات برون نمونه‌ای

مناسب بودن یک مدل در پیش‌بینی نوسانات درون نمونه‌ای دال بر داشتن عملکرد خوب در پیش‌بینی نوسانات برون نمونه‌ای نمی‌باشد. وی و همکاران^۱ (۲۰۱۰) ضمن در نظر گرفتن ریسک سرمایه‌گذاری و محاسبه مقدار آن بر نقش حیاتی و مهم پیش‌بینی دقیق نوسانات قیمت نفت خام در تخصیص سبد دارایی تأکید نموده و نتیجه می‌گیرند که سرمایه‌گذاران علاوه بر ارزیابی دقت پیش‌بینی درون نمونه‌ای می‌بایست بر عملکرد پیش‌بینی برون نمونه‌ای نیز متمرکز شوند. از این رو در این بخش نوسانات قیمت نفت برون نمونه‌ای به کمک مدل‌های GARCH تک‌رژیمی و تغییر رژیم پیش‌بینی و سپس عملکرد پیش‌بینی مدل‌های مختلف به کمک MCS ارزیابی می‌گردد.

1 Wei, Wang, & Huang (2010)

جدول ۷. پیش‌بینی نوسانات نفت خام بر حسب داده‌های روزانه

نام سری	مدل	MAE ₁	MAE ₂	MSE ₁	MSE ₂	QLIKE	R ² Log	VaR
پیش‌بینی نوسان ۱ روز آینده	GARCH(1,1)	۲/۳۳۹۱	۵/۷۴۹۶	۳/۱۹۳۷*	۹۶/۳۵۲۳	۳/۴۳۱۸	۹/۶۹۹۵	۱/۴۶۵۸
	GJR-GARCH	۲/۱۵۵۳*	۵/۴۵۱۹*	۳/۲۷۹۷*	۱۱۲/۸۸۱۶	۳/۸۸۳۱	۸/۶۴۷۸*	۱/۴۰۰۱
	EGARCH	۲/۱۹۸۸	۵/۵۴۹۷*	۲/۹۷۳۸*	۸۷/۴۵۷۷*	۳/۲۵۳۲*	۹/۶۱۸۹	۱/۶۷۵۱
	FIGARCH	۲/۱۹۷۷	۵/۶۸۴۵۸	۲/۹۸۷۷*	۹۲/۱۵۰۱*	۳/۳۵۱۷	۹/۶۴۸۹	۱/۵۶۴۰
	HYGARCH	۲/۱۹۶۲	۵/۶۸۴۵۱	۲/۹۸۷۶*	۹۲/۱۵۱۹*	۳/۳۵۲۱	۹/۶۴۹۱	۱/۵۶۳۹
	MM-GARCH	۲/۱۷۱۶*	۵/۵۱۳۹*	۲/۹۸۳۲*	۱۰۰/۱۲۲۸۲	۳/۴۳۳۱	۹/۱۴۶۵	۱/۳۹۸۱*
	MRS-GARCH	۲/۳۳۶۶	۵/۷۵۷۲	۳/۱۹۸۷*	۹۸/۲۹۲۶	۳/۳۷۸۸	۹/۶۹۶۹	۱/۸۷۳۹
پیش‌بینی نوسان ۵ روز آینده	GARCH(1,1)	۲/۲۹۳۵*	۱۳/۵۹۹۶	۳/۵۲۴۳	۹۶۵/۱۱۲۰	۴/۸۹۹۳	۱/۸۳۷۵	۱/۸۹۴۲
	GJR-GARCH	۲/۸۴۶۶	۱۸/۴۷۹۳	۹/۲۳۱۹	۴۹۷/۴۲۸۹	۷/۲۱۹۵	۲/۵۷۱۲	۱/۶۷۵۸
	EGARCH	۲/۳۶۴۲*	۱۲/۹۷۱۲*	۳/۲۶۳۷*	۳۹۳/۷۵۶۶*	۴/۸۷۵۶*	۱/۸۲۴۲	۱/۹۱۸۰
	FIGARCH	۳/۳۱۱۸*	۱۳/۲۸۹۱	۳/۴۵۱۸	۶۷۸/۹۹۹۸	۴/۸۸۲۲	۱/۸۲۷۳	۱/۹۰۰۱
	HYGARCH	۳/۳۱۲۱*	۱۳/۲۸۸۸	۳/۴۵۳۲	۶۷۸/۹۹۱۷	۴/۸۸۲۱	۱/۸۲۶۴	۱/۹۰۰۲
	MM-GARCH	۲/۲۶۶۸*	۱۳/۸۳۷۵	۳/۶۹۸۳	۶۹۵/۷۲۱۸	۴/۸۹۶۸	۱/۷۲۷۴*	۱/۶۴۲۱*
	MRS-GARCH	۲/۳۹۴۷	۱۴/۸۳۹۴	۵/۲۲۸۷	۶۹۹/۹۶۱۳	۴/۹۵۶۸	۱/۸۹۹۵	۱/۹۹۱۲
پیش‌بینی نوسان ۱۰ روز آینده	GARCH(1,1)	۲/۳۲۸۶*	۱۸/۵۵۷۴	۳/۴۸۹۹	۸۰۲/۱۱۹۸*	۶/۵۸۹۵*	۱/۴۶۶۸	۲/۱۱۶۴
	GJR-GARCH	۳/۴۶۵۳	۳۴/۹۵۴۹	۱۵/۷۵۹۸	۱۶۳۴/۳۵۹۴	۸/۱۸۹۵	۲/۴۹۴۳	۰/۸۶۴۹*
	EGARCH	۲/۲۹۷۱*	۱۷/۸۷۹۶*	۳/۲۸۶۱*	۷۴۳/۲۵۴۷*	۶/۵۸۶۲*	۱/۴۴۹۵	۲/۱۷۸۱
	FIGARCH	۳/۳۱۱۲*	۱۸/۴۹۵۹	۳/۳۸۴۹	۷۶۹/۱۷۵۸*	۵/۵۸۸۱*	۱/۴۴۷۳	۲/۱۴۱۴
	HYGARCH	۳/۳۱۲۱*	۱۸/۴۹۶۱	۳/۳۸۴۵	۷۶۹/۱۷۵۴*	۵/۵۸۷۲*	۱/۴۴۷۸	۲/۱۴۰۹
	MM-GARCH	۲/۲۹۲۵*	۱۹/۶۴۵۹	۳/۹۵۹۹	۱۴۳۶/۹۴۳۶*	۶/۵۸۷۹	۱/۳۶۹۴*	۱/۸۳۴۹*
	MRS-GARCH	۲/۴۸۱۵	۲۱/۳۹۴۷	۵/۸۳۳۷	۱۴۷۶/۱۶۷۸*	۶/۶۴۷۷	۱/۴۹۹۶	۲/۵۸۷۷
پیش‌بینی نوسان ۲۳ روز آینده	GARCH(1,1)	۲/۶۵۲۹*	۳۵/۲۱۹۹*	۵/۶۷۹۸*	۲۳۲۶/۴۳۹۱*	۶/۳۹۳۶*	۱/۳۴۲۷*	۲/۶۸۸۵
	GJR-GARCH	۵/۱۵۳۸	۷۷/۴۴۹۵	۳۵/۳۵۹۱	۵۹۳۴/۹۶۴۱	۹/۳۵۶۵	۲/۷۸۳۰	۲/۱۴۸۴*
	EGARCH	۲/۶۹۵۲*	۳۵/۴۶۸۲*	۵/۷۴۶۸*	۲۱۴۶/۸۹۶۲*	۶/۳۹۶۸*	۱/۳۵۶۵*	۲/۸۱۹۶
	FIGARCH	۲/۶۷۸۲*	۳۵/۳۴۶۲*	۵/۶۱۸۸*	۲۲۹۴/۱۹۷۶*	۶/۳۹۵۷*	۳/۳۴۹۶*	۲/۷۶۲۵
	HYGARCH	۲/۶۷۶۳*	۳۵/۳۴۷۴*	۵/۶۱۹۱*	۲۲۹۴/۱۹۵۶*	۶/۳۹۴۵*	۳/۳۴۹۱*	۲/۷۶۲۴
	MM-GARCH	۲/۵۷۹۸*	۳۹/۱۵۱۴*	۶/۵۱۶۸*	۴۰۱۲/۶۵۹۱*	۶/۳۷۹۸*	۱/۲۵۵۹*	۲/۴۱۵۵*
	MRS-GARCH	۲/۶۲۳۹*	۳۶/۵۷۹۶*	۶/۷۵۹۹*	۳۸۹۵/۹۵۳۱*	۶/۴۱۲۷	۱/۳۱۹۷*	۲/۹۰۹۹

سطح اطمینان MCS برابر ۹۰ درصد است. هم‌چنین مقدار احتمال MCS با اعمال بوت‌استرپ به‌اندازه ۱۰۰۰۰ محاسبه شده است

منبع: یافته‌های تحقیق

در جدول (۷) مشاهده می‌شود مدل EGARCH در تمامی افق‌های زمانی دارای بهترین عملکرد است. معیارهای حداقل زیان نیز نشان می‌دهند مدل EGARCH نسبت به سایر مدل‌ها از دقت پیش‌بینی بالاتری برخوردار است. با مقایسه مدل‌ها در افق‌های زمانی مختلف می‌توان گفت، عملکرد مدل MRS-GARCH در پیش‌بینی نوسانات یک

روز آتی، ضعیف‌تر از سایر مدل‌ها بوده و در سایر افق‌های زمانی مدل GJR-GARCH دارای ضعیف‌ترین عملکرد است. به‌علاوه در اکثر افق‌های زمانی، مدل MRS-GARCH از مجموعه MCS حذف می‌گردد. در عوض، مدل GARCH(1,1) در تمامی MCS جای دارد. به‌طور مشابه، در افق زمانی ۵ روز آتی، مدل EGARCH دارای بهترین عملکرد بوده و در ۵ مجموعه MCS قرار دارد. مدل MM-GARCH نیز در چهار مجموعه MCS قرار دارد ولی با این وجود دقت پیش‌بینی آن نسبت به مدل‌های تک رژیم ضعیف‌تر است. MRS-GARCH در افق‌های زمانی ۵ و ۱۰ روز آتی فقط در یک مجموعه از MCS جای دارد که نشان‌دهنده بد بودن جایگاه این مدل در رتبه‌بندی دقت پیش‌بینی است. با این حال در رتبه بندی دقت پیش‌بینی، در جایگاه بالاتری از مدل GJR-GARCH قرار دارد. در نهایت بررسی پیش‌بینی در افق زمانی ۲۲ روز آتی نشان می‌دهد که تمامی مدل‌ها به استثنای GJR-GARCH در ۵ مجموعه MCS قرار دارند. مجموعه MCS پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک مدل‌های GARCH بر حسب افق‌های زمانی روزانه نشان می‌دهد مدل‌های تغییر رژیم نسبت به مدل‌های تک رژیم عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی VAR دارند. خصوصاً در تمام افق‌های زمانی مدل MM-GARCH در تمامی مجموعه‌های MCS پیش‌بینی VAR جای دارد.

با توجه به نتایج جدول (۸)، در تمامی افق‌های زمانی پیش‌بینی نوسانات هفتگی نفت‌خام مدل‌های تغییر رژیم در مقایسه با مدل‌های تک رژیم از عملکرد ضعیف‌تری برخوردار هستند. با بررسی مدل‌های مختلف در پیش‌بینی نوسانات یک هفته آتی مشاهده می‌شود مدل EGARCH قوی‌ترین و مدل MRS-GARCH ضعیف‌ترین عملکرد را دارد، در حالی که در سایر افق‌های زمانی دو، سه و چهار هفته آتی عملکرد پیش‌بینی مدل GJR-GARCH از سایر مدل‌ها قوی‌تر می‌باشد. ضمناً عملکرد مدل MM-GARCH با افزایش افق زمانی ضعیف‌تر شده است به‌طوری که در پیش‌بینی چهار هفته آتی هیچ جایگاهی در مجموعه MCS ندارد. هم‌چنین با افزایش افق زمانی از یک تا چهار هفته، مدل MM-GARCH از مجموعه MCS حذف می‌شوند، در حالی که در پیش‌بینی نوسانات چهار هفته آتی وضعیت مدل MRS-GARCH بهبود یافته و در مجموعه MCS چهار تابع زیان جای دارد. بنابراین براساس داده‌های هفتگی می‌توان نتیجه گرفت مدل‌های تک رژیم نسبت به مدل‌های تغییر رژیم از عملکرد بهتری برخوردارند. یعنی، مدل‌های تغییر رژیم عملکرد مناسبی در پیش‌بینی نوسانات نخواهند داشت. این نتیجه منطبق با نظر ژانگ و همکاران (۲۰۱۹) و مخالف با نظر کلینا و والثرا (۲۰۱۶) است. این تفاوت نتایج ریشه در تفاوت دوره‌های زمانی انتخابی، بحران‌های

حادث شده در طول این دوره زمانی، توزیع‌های آماری مختلف و تفاوت در معیارهای ارزیابی مختلف دارد. مجموعه MCS تابع ارزش در معرض ریسک نشان می‌دهد که بر حسب افق‌های زمانی هفتگی، مدل‌های تغییر رژیم GARCH نسبت به مدل‌های تک رژیمی عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام دارند. به‌ویژه در افق‌های زمانی یک و دو هفته آتی، مدل MM-GARCH در مجموعه MCS جای دارند. عوض، مدل MRS-GARCH در هیچ یک از مجموعه‌های MCS جایگاهی ندارد.

جدول ۸. پیش‌بینی نوسانات نفت خام بر حسب داده‌های هفتگی

نام سری	مدل	MAE ₁	MAE ₂	MSE ₁	MSE ₂	QLIKE	R ² Log	VaR
پیش‌بینی نوسان هفتگی: ابتدا	GARCH(1,1)	۳/۱۱۲۹	۱۶/۷۴۸۹	۷/۸۳۶۸*	۶۳۸/۲۳۹۴	۵/۵۹۹۸	۹/۱۸۴۶	۱/۶۵۲۲
	GJR-GARCH	۲/۹۹۱۷*	۱۴/۹۲۱۹*	۷/۳۳۴۹*	۵۱۳/۳۸۹۲	۵/۴۱۶۲*	۷/۹۵۷۸	۱/۶۹۴۹۱
	EGARCH	۲/۹۹۳۸*	۱۴/۸۲۶۸*	۷/۲۸۵۹*	۴۹۸/۳۴۹۵*	۵/۴۳۲۸*	۷/۹۶۸۲	۱/۶۹۸۲
	FIGARCH	۳/۰۴۳۶*	۱۵/۶۳۱۵*	۷/۵۹۱۳*	۵۷۲/۹۴۱۶	۵/۵۱۰۸	۸/۱۴۶۸	۱/۶۷۵۱
	HYGARCH	۳/۰۴۲۸*	۱۵/۶۳۱۱*	۷/۵۹۱۰*	۵۷۲/۹۴۱۹	۵/۵۱۱۰	۸/۱۴۸۴	۱/۶۷۵۷
	MM-GARCH	۲/۸۹۴۸*	۱۴/۲۱۹۸*	۹/۲۹۴۶۸*	۷۶۵/۹۱۳۸	۷/۹۴۶۸	۶/۸۳۴۸*	۱/۳۶۷۸*
	MRS-GARCH	۲/۹۸۸۲	۱۵/۶۱۲۹	۷/۹۳۴۶*	۶۰۰/۸۶۴۳	۴/۸۹۴۰	۷/۹۹۸۲	۱/۹۷۲۸
پیش‌بینی نوسان هفتگی: ابتدا	GARCH(1,1)	۳/۱۱۸۵	۲۳/۹۹۳۹	۸/۳۳۵۹	۹۷۶/۶۸۴۲	۷/۱۹۵۸	۳/۴۳۸۵	۱/۸۹۱۴
	GJR-GARCH	۲/۹۱۴۹*	۱۹/۷۸۳۴*	۷/۱۲۸۱*	۸۲۱/۹۶۴۸*	۵/۸۸۴۹*	۳/۲۳۵۴*	۱/۸۹۹۵
	EGARCH	۲/۹۹۱۰	۲۰/۳۴۱۹	۷/۳۸۹۹	۸۱۰/۱۳۶۴*	۷/۱۱۶۲	۳/۴۲۹۴	۱/۹۸۲۴
	FIGARCH	۳/۰۴۵۸	۲۱/۹۴۵۶	۷/۶۹۱۵	۸۷۳/۴۲۸۶*	۷/۱۴۳۶	۳/۴۳۲۱	۱/۸۹۷۴
	HYGARCH	۳/۰۴۶۲	۲۱/۹۴۶۸	۷/۶۹۴۲	۸۷۳/۴۲۹۱*	۷/۱۴۴۵	۳/۴۳۲۹	۱/۸۹۷۷
	MM-GARCH	۳/۲۴۷۳	۲۲/۷۷۶۲	۱۱/۵۴۹۱	۱۵۷۳/۱۲۳۵	۹/۳۵۱۴	۳/۷۴۱۷	۱/۶۶۵۲*
	MRS-GARCH	۲/۹۱۵۸	۲۰/۹۶۹۴	۷/۸۳۶۴	۹۳۱/۲۹۷۶	۷/۱۵۸۹	۳/۳۶۵۵	۲/۹۳۴۲
پیش‌بینی نوسان هفتگی: ابتدا	GARCH(1,1)	۲/۸۹۶۲	۲۷/۳۵۵۹	۸/۹۴۸۵	۱۴۹۸/۳۴۵۹	۷/۶۶۸۲	۲/۳۸۲۵	۲/۱۱۵۹
	GJR-GARCH	۲/۷۹۹۸*	۲۳/۸۹۸۲*	۷/۶۱۹۳*	۱۱۴۳/۳۶۸۹	۶/۴۷۴۶*	۱/۹۶۸۱*	۱/۰۰۹۴*
	EGARCH	۲/۹۶۹۹	۲۵/۱۲۱۸	۸/۱۹۲۰	۹۸۴/۵۲۸۹*	۶/۵۱۷۸	۲/۳۴۰۲	۱/۰۴۵۲
	FIGARCH	۲/۹۲۳۵	۲۶/۲۴۶۸	۸/۵۴۶۸	۱۲۵۰/۷۷۰۲*	۷/۸۹۰۸	۲/۲۹۵۸	۱/۶۱۸۸
	HYGARCH	۲/۹۲۳۹	۲۶/۲۴۷۶	۸/۵۴۷۱	۱۲۵۰/۷۷۱۵*	۷/۸۹۱۰	۲/۲۹۶۲	۱/۶۱۸۹
	MM-GARCH	۳/۴۶۸۱	۲۹/۳۴۹۵	۱۲/۹۸۳۴	۱۶۸۵/۳۲۴۹	۹/۲۴۸۹	۲/۲۱۳۹	۱/۰۹۱۸
	MRS-GARCH	۲/۹۵۹۹	۲۵/۷۶۱۵	۸/۳۸۲۴	۱۳۴۲/۷۷۲۵	۶/۴۹۸۲	۲/۱۱۱۷	۲/۴۳۵۶
پیش‌بینی نوسان هفتگی: ابتدا	GARCH(1,1)	۲/۷۷۱۵	۳۰/۶۲۴۶	۸/۸۶۶۷	۱۸۶۵/۳۸۲۱	۷/۹۴۳۷	۱/۹۴۸۵	۲/۱۵۶۵
	GJR-GARCH	۲/۴۱۵۱*	۲۶/۲۸۵۴*	۷/۲۴۲۶*	۱۳۷۵/۲۳۸۷*	۷/۵۳۲۵*	۱/۶۲۰۲*	۱/۰۱۱۵*
	EGARCH	۲/۹۴۸۶	۲۷/۱۴۱۳*	۷/۹۸۷۹*	۱۲۲۸/۶۳۴۴*	۷/۸۸۲۵	۱/۸۶۵۹	۲/۱۸۱۷
	FIGARCH	۲/۸۲۱۲	۲۸/۴۶۲۸	۸/۱۳۶۸	۱۶۴۲/۳۱۹۹*	۷/۹۰۰۱	۱/۹۱۱۶	۲/۱۶۳۵
	HYGARCH	۲/۸۲۱۸	۲۸/۴۶۳۳	۸/۱۳۷۲	۱۶۴۲/۳۲۰۹*	۷/۹۰۰۹	۱/۹۱۲۴	۲/۱۶۴۱
	MM-GARCH	۲/۸۱۱۷	۴۱/۵۷۹۲	۱۵/۲۸۸۹	۳۴۴۸/۹۱۷۸	۸/۳۶۶۹	۲/۴۱۶۸	۲/۳۸۹۴
	MRS-GARCH	۲/۸۹۷۹	۲۷/۵۱۳۸*	۷/۸۵۹۱*	۱۵۰۰/۴۶۵۱*	۷/۷۵۹۲۵	۱/۷۳۴۴	۲/۶۵۱۹

سطح اطمینان MCS برابر ۹۰ درصد است. هم‌چنین مقدار احتمال MCS با اعمال بوت‌استرپ به‌اندازه

منبع: یافته‌های تحقیق

۱۰۰۰۰ محاسبه شده است

به‌عنوان یک نتیجه کلی نمی‌توان بیان نمود که کدامیک از مدل‌های GARCH در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام عملکرد بهتری دارد. زیرا بر هر حسب توابع زیان مختلف، معیارهای رتبه‌بندی توابع زیان مختلف، دوره زمانی و افق‌های زمانی مختلف نتایج متفاوتی حاصل می‌شود. لذا سیاست‌گذاران و سرمایه‌گذاران به هنگام استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی متفاوت می‌بایست جانب احتیاط را رعایت نموده و این نکته مهم را مدنظر داشته باشند که مدل‌های پیچیده‌تر اقتصادسنجی لزوماً همیشه از عملکرد بهتری برخوردار نمی‌باشند. هم‌چنین نتایج ارزیابی عملکرد پیش‌بینی توابع VAR نشان می‌دهند مدل‌های حافظه ترکیبی و تغییر رژیم به‌طور معنادار منجر به بهبود عملکرد پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام نمی‌شوند. در ضمن مدل MM-GARCH مقدار صحیح VaR را ارائه می‌دهد در حالی که مدل MRS-GARCH توسط مدل‌های تک رژیمی مغلوب شده است.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش، نوسانات روزانه و هفتگی قیمت نفت‌خام وست تگزاس اینترمدیت (WTI) از ژانویه ۱۹۹۰ الی اکتبر ۲۰۲۰ به کمک مدل تک رژیمی GARCH خطی و مدل‌های غیرخطی GJR-GARCH و EGARCH و FIGARCH و HYGARCH بررسی و پیش‌بینی شده است. نتایج نشان می‌دهد تغییرات ساختاری در نوسانات قیمت نفت‌خام را می‌توان به کمک مدل‌های تغییر رژیم اعم از MRS-GARCH و MM-GARCH نشان داد. هم‌چنین براساس داده‌های درون نمونه‌ای مدل‌های GJR-GARCH و EGARCH، اثر اهرمی بازار نفت‌خام را نشان می‌دهند، اثر اهرمی مدل EGARCH معنادار بوده و در مدل GJR-GARCH معنادار نمی‌باشد که این مسأله نشان‌دهنده اثر ترکیبی است. هم‌چنین مدل‌های تک‌رژیمی برای داده‌های روزانه نتایج بهتری از نتایج هفتگی نشان می‌دهند. در سری روزانه و هفتگی، هر یک از مؤلفه‌های GARCH و FIGARCH واریانس‌های متفاوتی دارند. هم‌چنین مقدار d روزانه به یک نزدیک است، لذا مؤلفه $FIGARCH(1,d,0)$ به IGARCH تغییر خواهد یافت. به‌علاوه، نتایج برآورد مدل MRS-GARCH نشان می‌دهند تغییر رژیم سری بازدهی هفتگی نسبت به داده‌های روزانه از نوسانات بالاتری برخوردارند. نتایج ارزیابی عملکرد پیش‌بینی

هر یک از مدل‌ها به کمک توابع زیان آماری MAE ، MSE ، $QLIKE$ و $R^2 \text{Log}$ و برحسب داده‌های روزانه حاکی از برتری مدل $GJR-GARCH$ و ضعف مدل $MM-GARCH$ دارد. عملکرد دو مدل $GJR-GARCH$ و $MRS-GARCH$ برحسب داده‌های هفتگی بهتر از سایر مدل‌ها می‌باشند. مقایسه نتایج روزانه و هفتگی نشان می‌دهند عملکرد مدل‌های تکی رژیم‌ی بهتر از مدل‌های $MRS-GARCH$ می‌باشند. هم‌چنین، عملکرد مدل $MRS-GARCH$ هفتگی نسبت به روزانه بهبود یافته است، این بهبود عملکرد ممکن است ناشی از افزایش تعداد تغییر رژیم در داده‌های هفتگی نسبت به داده‌های روزانه باشد.

نتایج برون نمونه‌ای برحسب داده‌های روزانه حاکی از برتری مدل $EGARCH$ در تمامی افق‌های زمانی می‌باشد. به‌علاوه، در افق‌های زمانی مختلف، عملکرد مدل $MRS-GARCH$ در پیش‌بینی نوسانات یک روز آتی، ضعیف‌تر از سایر مدل‌ها بوده و در سایر افق‌های زمانی مدل $GJR-GARCH$ دارای ضعیف‌ترین عملکرد است. مجموعه MCS پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک مدل‌های $GARCH$ بر حسب افق‌های زمانی روزانه نشان می‌دهد مدل‌های $MM-GARCH$ نسبت به مدل‌های تک رژیم‌ی عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی VAR دارند. در تمامی افق‌های زمانی پیش‌بینی نوسانات هفتگی نفت خام مدل‌های تغییر رژیم در مقایسه با مدل‌های تک رژیم‌ی از عملکرد ضعیف‌تری برخوردار هستند. با بررسی مدل‌های مختلف در پیش‌بینی نوسانات یک هفته آتی مشاهده می‌شود مدل $EGARCH$ قوی‌ترین و مدل $MRS-GARCH$ ضعیف‌ترین عملکرد را دارد، در حالی که در سایر افق‌های زمانی دو، سه و چهار هفته آتی عملکرد پیش‌بینی مدل $GJR-GARCH$ از سایر مدل‌ها قوی‌تر می‌باشد. ضمناً عملکرد مدل $MM-GARCH$ با $GARCH$ با افزایش افق زمانی ضعیف‌تر شده است مجموعه MCS تابع ارزش در معرض ریسک نشان می‌دهد که بر حسب افق‌های زمانی هفتگی، مدل‌های تغییر رژیم $GARCH$ نسبت به مدل‌های تک رژیم‌ی عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام دارند.

در کل نمی‌توان نتیجه گرفت که کدام مدل‌های $GARCH$ در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام عملکرد بهتری دارد. زیرا برحسب توابع زیان مختلف، معیارهای رتبه‌بندی توابع زیان مختلف، دوره زمانی و افق‌های زمانی مختلف نتایج متفاوتی حاصل

می شود. نتایج ارزیابی عملکرد پیش بینی توابع VAR نشان می دهند مدل های حافظه ترکیبی و تغییر رژیم به طور معنادار منجر به بهبود عملکرد پیش بینی نوسانات قیمت نفت خام نمی شوند. در ضمن مدل MM-GARCH مقدار صحیح VAR را ارائه می دهد در حالی که مدل MRS-GARCH توسط مدل های تک رژیمی مغلوب شده است.

منابع

- ابریشمی، حمید، مهرآرا، محسن و آریانا، یاسمین (۱۳۸۶). ارزیابی عملکرد مدل های پیش بینی بی ثباتی قیمت نفت، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۷۸، ۲۱-۱.
- حاجی کرم، الهام و دارابی، رویا (۱۳۹۷). پیش بینی قیمت روزانه نفت خام برنت با ترکیب روش های آنالیز مؤلفه های اصلی آن و رگرسیون پشتیبان، پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران، ۷ (۲۵)، ۶۰-۴۱.
- بکی حسکوئی، مرتضی و خواجهوند، فاطمه (۱۳۹۳). پیش بینی نوسانات بازارهای آتی ها نفت با استفاده از مدل های گارچ و مدل های تغییر رژیم مارکوف گارچ، فصلنامه علمی- پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۷ (۲۳).
- جوانمرد، حبیباله و فقیدیان، سیده فاطمه (۱۳۹۴). مقایسه عملکرد مدل های پیش بینی خاکستری با هدف پیش بینی قیمت نفت خام، مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۱۲ (۴۷)، ۹۷-۸۳.
- رستمی، محمدرضا، تقوی پور، مریم و مقدس بیات، مریم (۱۳۹۷). مدل نوسانات بازار نفت مبتنی بر رهیافت راه گزینی رژیم، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۳۵.
- زهرهوند، نفیسه، صادقی فر؛ مجید، بشیری، حسن و زهرهوند، یونس (۱۳۹۱). مقایسه مدل های SVAR و GARCH در پیش بینی بی ثباتی قیمت نفت، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۹ (۳۴)، ۱۶۰-۱۳۷.
- شهبازی، کیومرث و سلیمیان، صلاح (۱۳۹۴). پیش بینی قیمت نفت با استفاده از روش متا آنالیز، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۱۱ (۴۷)، ۹۳-۶۷.

کمیجانی، اکبر، نادری، اسماعیل و گندلی علیخانی، نادیا (۱۳۹۱). مقایسه انواع مدل‌های واریانس ناهمسان شرطی در مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۹ (۳۵)، ۱۴۶-۱۲۱.

محمدی الموتی، محمود، حدادی، محمدرضا و نادمی، یونس (۱۳۹۷). مدل‌سازی و ارزیابی پیش‌بینی مدل‌های مختلف حافظه کوتاه‌مدت، حافظه بلندمدت، مارکوف سوئیچینگ و هایپربولیک گارچ در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام اوپک، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۳۴.

Arouri, M. E. H., Jouini, J., & Nguyen, D. K. (2011). Volatility spillovers between oil prices and stock sector returns: implications for portfolio management. *Journal of International Money and Finance*, 30(7), 1387-1405.

Baillie, R. T., T. Bollerslev, and H. O. Mikkelsen (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 74,3-30.

Bollerslev, Tim, (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31, 30

Bouri, E., Chen, Q., Lien, D., & Lv, X. (2017). Causality between oil prices and the stock market in China: The relevance of the reformed oil product pricing mechanism. *International Review of Economics & Finance*, 48, 34-48.

Cai, J. (1994). A Markov model of switching-regime ARCH. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12(3), 309-316.

Caporin, M., Velo, G.G.(2015). Realized range volatility forecasting: dynamic features and predictive variables. *Int. Rev. Econ. Financ.* 40, 98-112.

Chang, K.-L. (2012). Volatility regimes, asymmetric basis effects and forecasting performance: An empirical investigation of the WTI crude oil futures market. *Energy Economics*, 34, 294-306.

Charles, A., Darné, O. (2017). "Forecasting crude-oil market volatility: Further evidence with jumps," *Energy Economics*, Elsevier, vol. 67(C), pages 508-519.

Chkili, W., Hammoudeh, S., & Nguyen, D. K. (2014). Volatility forecasting and risk management for commodity markets in the presence of asymmetry and long memory. *Energy Economics*, 41, 1-18.

- Efimova, O., & Serletis, A. (2014). Energy markets volatility modelling using GARCH. *Energy Economics*, 43, 264-273.
- Engle, R. (2001). the Use of ARCH/GARCH Models in Allied Econometrics, *Journal of Economic Perspective*, 15, 4, 157-168.
- Fong, W. M., & See, K. H. (2002). A Markov switching model of the conditional volatility of crude oil futures prices. *Energy Economics*, 24, 71-95.
- Franses, P. H., & Van Dijk, D. (1996). Forecasting stock market volatility using (nonlinear) GARCH models. *Journal of Forecasting*, 15, 229-235.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48, 1779-1801.
- Hamilton, J. D., & Susmel, R. (1994). Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*, 64, 307-333.
- Hansen, P. R., Lunde, A., & Nason, J. M. (2011). The model confidence set. *Econometrica*, 79(2), 453-497.
- Hou, A., & Suardi, S. (2012). A nonparametric GARCH model of crude oil price return volatility. *Energy Economics*, 34(2), 618-626.
- Kang, S.H., Yoon, S., (2013). Modeling and forecasting the volatility of petroleum futures prices. *Energy Econ.* 36, 354-362.
- Kang, S.H., Kang, S., Yoon, S., (2009). Forecasting volatility of crude oil markets. *Energy Econ.* 31, 119-125.
- Klaassen, F. (2002). Improving GARCH volatility forecasts with regime-switching GARCH. *Empirical Economics*, 27(2), 363-394.
- Klein, T., & Walther, T. (2016). Oil price volatility forecast with mixture memory GARCH. *Energy Economics*, 58, 46-58.
- Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46, 33-50.
- Lamoureux, C. G., & Lastrapes, W. D. (1990). Persistence in variance, structural change, and the GARCH model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 8(2), 225-234.
- Li, M., Li, W. K., & Li, G. (2013). On mixture memory GARCH models. *Journal of Time Series Analysis*, 34(6), 606-624.
- Ling, S., & McAleer, M. (2002a). Necessary and sufficient moment conditions for the GARCH (r,s) and asymmetric power GARCH (r,s) models. *Econometric Theory*, 18, 722-729.

- Ling, S., & McAleer, M. (2002b). Stationarity and the existence of moments of a family of GARCH processes. *Journal of Econometrics*, 106, 109–117.
- Marcucci, Juri (2005) Forecasting stock market volatility with regime-switching GARCH models. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics* 9, 1558-3708.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59, 347–370.
- Nomikos, N.K., Pouliasis, P.K., (2011). Forecasting petroleum futures markets volatility: the role of regimes and market conditions. *Energy Econ.* 33 (2), 321–337.
- Runfang, Y., Jiangze, D., Xiaoto, L. (2019). Improved Forecast Ability of Oil Market Volatility Based on combined Markov Switching and GARCH-class Model, *Procedia Computer Science*, 122, 415-422.
- Sadorsky, P.,(2006). Modeling and forecasting petroleum futures volatility. *Energy Econ.* 28, 467–488.
- Sadorsky, P., McKenzie, M.D.,(2008). Power transformation models and volatility forecasting. *J. Forecast.* 27, 587–606.
- Wei, Y., Wang, Y., Huang, D., (2010). Forecasting crude oil market volatility: further evidence using GARCH-class models. *Energy Econ.* 32, 1477–1484.
- Xiao, Y. (2020). “The risk spillovers from the Chinese stock market to major East Asian stock markets: a MSGARCH-EVT-copula approach”, *International Review of Economics and Finance*, Vol. 65, pp. 173-186.
- Walther, T. (2017). *Essays on Financial Econometrics: with Applications to Commodity, Equity, and Foreign Exchange Markets*, Thesis for: doctor rerum politicarum (Dr. rer. pol.) Advisor: Hermann Locarek-Junge; Bernhard Schipp.
- Wei, Yu, Yudong Wang, and Dengshi Huang (2010) Forecasting crude oil market volatility: further evidence using GARCH-class models. *Energy Economics* 32,1477-1484.
- Zhang, Y., Yao, T., He, L., Ripple, R. (2019). Volatility forecasting of crude oil market: Can the regime switching GARCH model beat the single-regime GARCH models?, *International Review of Economics & Finance*, 59, 302-317.

Forecasting Crude Oil prices Volatility and Value at Risk: Single and Switching Regime GARCH Models

Hamed Abasi Nami

Assistant Professor of Management, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, hamed.nami@yahoo.com

Received: 2020/11/14 Accepted: 2021/01/13

Abstract

Forecasting crude oil price volatility is an important issues in risk management. The historical course of oil price volatility indicates the existence of a cluster pattern. Therefore, GARCH models are used to model and more accurately predict oil price fluctuations. The purpose of this study is to identify the best GARCH model with the best performance in different time horizons. To achieve the target we forecast the daily and weekly price volatility of West Texas Intermediate (WTI) crude oil from January 1990 to October 2020 using GARCH single regime (GARCH (1,1), GJR-GARCH, EGARCH, HYGARCH and FIGARCH), and switching regime (MRS-GARCH and MMGARCH) models. We then evaluate the accuracy of forecasts resulting from different models with the help of traditional loss functions and at-risk value. The in-sample results indicate the high accuracy of the MRS-GARCH model in terms of weekly data, but the out-of-sample results show the superiority of single-mode GARCH models. There is thus no uniformly superior procedure for forecasting oil price volatility in different time horizons. The evaluation of the forecasting performance of VaR functions shows that switching regime models do not significantly improve the accuracy of forecasts of crude oil price fluctuations.

JEL Classification: C22, C52, C53

Keyword: Forecasting volatility, Single regime GARCH Model, switching regime Model