فصل‌نامه مطالعات اقتصاد انرژی/ سال هفدهم / شماره ۶۸/ بهار ۱۴۰۰/ صفحات ۱۷۴-۱۴۱

مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام و ارزش معرض ریسک با استفاده از مدل‌های 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

نفت‌خام به‌عنوان یک نهاده استراتژیک بر عملکرد اقتصاد جهانی تأثیر می‌گذارد، به همین دلیل پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام یکی از موضوعات مهم در مدیریت ریسک می‌باشد. سیر تاریخی نوسانات قیمت نفت حاکی از وجود الگوی خوشه‌ای است. از این‌رو به‌منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی دقیق‌تر نوسانات قیمت آن، انواع مدل‌های GARCH به‌کار گرفته می‌شوند. هدف این پژوهش معرفی بهترین مدل GARCH با بهترین عملکرد در افق‌های زمانی مختلف می‌باشد. برای رسیدن به این هدف، نوسانات قیمت روزانه و هفتگی نفت‌خام وست تگزاس اینترمدیت (WTI) از ژانویه ۱۹۹۰ الی اکتبر ۲۰۲۰ با استفاده از مدل‌های GARCH تک‌رژیمی ((GARCH(1,1)، GJR-GARCH، EGARCH، FIGARCH و HYGARCH) و مدل‌های تغییر رژیم (MRS-GARCH و MMGARCH) پیش‌بینی و مدل‌سازی شده‌اند. سپس به کمک توابع زیان سنتی و ارزش در معرض خطر، دقت عملکرد پیش‌بینی مدل‌های مختلف براساس داده‌های درون و برون نمونه‌ای ارزیابی شده و رتبه‌بندی مبتنی بر رویه مجموعه اطمینان انجام یافت. نتایج درونnمونه‌ای حاکی از دقت باالی مدل GARCH-MRS بر حسب دادههای هفتگی است، اما نتایج برون نمونه‌ای نشان‌دهنده برتری مدل‌های GARCH تک‌رژیمی می‌باشند. بنابراین وحدت رویه‌ای در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت در افق‌های زمانی مختلف وجود ندارد. هم‌چنین نتایج ارزیابی عملکرد پیش‌بینی توابع VAR نشان می‌دهند مدل‌های تغییر رژیم به‌طور معنادار منجر به بهبود عملکرد پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام نمی‌شوند.

طبقه‌بندی JEL: C22, C52, C53

کلید واژه‌ها: پیش‌بینی نوسانات، مدل GARCH تک رژیمی، مدل تغییر رژیم

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

۱- مقدمه

نفت‌خام به‌عنوان مهم‌ترین حامل انرژی بر فعالیت‌های تولیدی مؤثر بوده و نقش حیاتی در ساختار و سیاست‌های اقتصادی ایفا می‌کند. هم‌چنین، به‌دلیل نقش کلیدی نفت‌خام در زنجیره تأمین، شوک‌های نفتی منجر به تکانه‌هایی در ظرفیت تولید و نوسانات اقتصادی می‌شوند. بنابراین، به‌دلیل تغییر در قدرت خرید کشورهای صادرکننده و واردکننده، بی‌ثباتی اقتصادی افزایش می‌یابد. از این رو مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد (بوری و همکاران[1]، ۲۰۱۷). شواهد موجود نشان می‌دهند که قیمت نفت‌خام یک گام تصادفی است، به‌طوری‌که بهترین پیش‌بینی از قیمت در هر زمان، مقدار آن در دوره قبل می‌باشد (ابریشمی و همکاران، ۱۳۸۵). هم‌چنین، سری زمانی قیمت نفت همانند سایر سری‌های زمانی مالی مانا نیست، یعنی میانگین و واریانس آنها در طی زمان متغیر است. در نتیجه این سری‌ها تغییرپذیری متغیر با زمان دارند (انگل[2]، ۲۰۰۱). پس ازآنجایی‌که یک سری در سال‌های مختلف، رفتارهای متفاوتی از خود نشان می‌دهد، نوسانات خوشه‌ای رخ می‌دهد که نشان‌دهنده ثابت نبودن واریانس در طول زمان است. بنابراین واریانس تابعی از رفتار جملات خطا بوده و خطای پیش‌بینی کوچک و بزرگ در خوشه‌های مختلف به وجود می‌آید. در این صورت براساس نظر بالراسلف [3] (۱۹۸۶) برای اندازه‌گیری بی‌ثباتی از مدل اتورگرسیون واریانس شرطی تعمیم‌یافته[4] (GARCH) استفاده می‌شود. زیرا این مدل ذاتا متقارن می‌باشد، لذا توجه به‌این نکته مهم است که به هنگام اریب بودن سری زمانی، پیش‌بینی حاصل از این مدل دچار خطا خواهد بود (فرانسز و ون دایک[5]، ۱۹۹۶). جهت کنترل اثرات نامتقارن، مدل‌های GARCH غیرخطی و نامتقارن مانند GJR-GARCH گلوستن و همکاران[6] (۱۹۹۳) و EGARCH نلسون[7] (۱۹۹۱) به‌منظور پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام 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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 رژیمی 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 لاسترپس[1] ۱۹۹۰). برای رفع این مشکل، از مدل‌های سوئیچینگ برای پیش‌بینی نوسان قیمت نفت‌خام استفاده می‌شود. براین اساس برای مدل‌سازی تغییرات ساختاری بالقوه، کای[2] (۱۹۹۴)، هیلتون و ساسمل[3] (۱۹۹۴) مدل GARCH مبتنی بر فرآیند مارکوف سوئیچینگ[4] (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 رژیمی در ضبط انتقال وضعیت بالقوه و غیرخطی کاراتر 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[5] 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 این‌مدل به‌دلیل داشتن رویکرد پویا در نشان دادن سطح و حافظه فرآیند نوسانات نسبت به مدل‌های گسسته ارجحیت دارد. ازآنجایی‌که 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)

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 نفت‌خام 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 دومدل 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 نفت‌خام بررسی خواهد شد. هم‌چنین به‌منظور بررسی عملکرد پیش‌بینی علاوه بر توابع زیان سنتی[1]، معیار ارزش در معرض ریسک[2] به‌کار گرفته می‌شود.

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

۲- مروری بر مطالعات انجام شده

ادبیات موضوع نشان می‌دهند نفت‌خام نقش حیاتی در اقتصاد ایفا می‌کند، به همین دلیل مطالعه نوسانات قیمت نفت‌خام و چگونگی تأثیرگذاری تکانه‌های قیمت آن بر رشد اقتصادی رشد چشمگیری پیدا کرده است. از این‌رو یافتن مدل‌های قوی در زمینه ارائه نظم‌های آماری و پیش‌بینی دقیق نوسانات قیمت نفت‌خام برای بنگاه‌های اقتصادی، فعالان بازارهای مالی و سیاست‌گذاران اهمیت پیدا می‌کند. مطالعات موجود نشان می‌دهد مدل‌های GARCH مدل مناسبی جهت پیش‌بینی نوسانات معاملات آتی نفت‌خام با استفاده از داده‌های معاملات با فرکانس پایین می‌باشند. سادورسکی[3]

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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

(۲۰۰۶) به تحلیل تجربی پیش‌بینی نوسانات آتی نفت‌خام WTI پرداخته و نشان داد مدل GARCH از دقت پیش‌بینی 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 پیش‌بینی بالاتری بدارند. در حالی‌که 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 نفت‌خام 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 پیش‌بینی 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 پیش‌بینی کرده و دریافتند که‌این دو مدل نسبت به مدل GARCH نوسانات قیمت نفت‌خام را بهتر پیش‌بینی می‌نمایند. کانگ و یون[۷] (۲۰۱۳) مدل‌های حافظه بلندمدت مشتمل برARIMA-GARCH، ARFIMA-GARCH، ARFIMA-IGARCH و ARFIMA-FIGARCH را به‌منظور مطالعه ویژگی‌های حافظه بلندمدت نوسانات قیمت قراردادهای ماه‌های آتی نفت‌خام WTI به‌کار بردند. نتایج تحلیل‌های برون نمونه‌ای برتر بودن مدل ARIMA-GARCH در پیش‌بینی نوسانات معاملات آتی نفت‌خام 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 FIAPARCH، HYGARCH، EGARCH، FIGARCH 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 Pouliasis
7. Kang and Yoon
8. Arouri et al
9. Hou and Suardi
10. Chkili et al.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

مدل‌های چندمتغیره BEKK، VAR و Risk Metric نوسانات قیمت نفت‌خام را پیش‌بینی نمودند. اتفاق نظر کلی این است که مدل‌های تک متغیره GARCH پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به سایر مدل‌های رقیب ارائه می‌دهند. افیموا و سرلیتس[1] (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[2] (۲۰۱۵) به‌منظور محاسبه ناهمسانی واریانس در دنباله نوسانات و اثرات عدم تقارن نوسانات از مدل GJR-GARCH استفاده نمودند. کلینا و والثرا[3] (۲۰۱۶) نوسانات بازده قیمت نفت‌خام 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 نفت‌خام هستند. هم‌چنین مدل MMGARCH به‌دلیل 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[4] (۲۰۱۷) نوسانات بازار نفت‌خام را به کمک مدل‌های GARCH، EGARCH 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 نفت‌خام به‌طور قابل توجهی بهبود می‌یابد. ژانگ و همکاران[5] (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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

GARCH براساس داده‌های هفتگی می‌باشند. به‌علاوه، نتایج برون نمونه‌ای نشان دادند مدل MRS-GARCH در مقایسه با مدل‌های GARCH تک رژیمی 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 ۲۰۱۶-۲۰۰۸ 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 راه گزینی رژیم، نوسانات بازار نفت در طی دوره زمانی ۲۰۱۶-۲۰۱۳ بررسی نمودند. نتایج نشان‌می‌دهند مدل سه رژیمی برای تبیین رفتار متغیر مناسب است. محمدی الموتی و همکاران (۱۳۹۷) توانایی مدل‌های حافظه کوتاه‌مدت، حافظه بلندمدت، مارکوف سوئیچینگ و هایپربولیک گارچ در پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت‌خام اوپک در طی دوره ۲۰۱۶-۲۰۱۰ 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 ARMA، AR 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. بکی حسکوئی 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 ۲۰۱۱/۱۱ انواع مدل‌های واریانس ناهمسان شرطی را مدل‌سازی و مقایسه نمودند. نتایج موید وجود حافظه بلندمدت در معادلات میانگین و واریانس سری بازده قیمت معیارهای

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 نفت‌خام 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 نفت‌خام 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 نفت‌خام می‌باشد.

۳- روش‌شناسی تحقیق

مدل GARCH تک رژیمی[1]

فرض می‌شود p_t قیمت آتی نفت‌خام است و نرخ بازده (r_t) به‌صورت درصد (نـرخ) بازده مرکب پیوسته تعریف می‌گردد:

$$r_t = ۱۰۰\left[\log(p_t) - \log(p_{t-۱})\right] \qquad (۱)$$

بالرسلف (۱۹۸۶) و سادروسکی (۱۹۹۹)، مدل استاندارد GARCH(1,1) خطی بازده نفت‌خام 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. $\alpha_۰$، میانگین واریانس، $\alpha_۱$، اثرات ARCH و ضریب $\beta_۱$، اثرات GARCH می‌باشند.

$$r_t = \delta + \varepsilon_t = \delta + \eta_t\sqrt{h_t}, \qquad \eta_t \approx N(۰,۱) \qquad t = ۱,...,n \qquad (۲)$$

1. The single-regime GARCH models

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \qquad (۳)$$

باید α_0، α_1و β_1 مثبت باشند تا واریانس شرطی مثبت را تضمین نمایند. $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ برای اطمینان از ایستایی الزامی است. هنگامی که به سمت یک همگرا باشد، $\alpha_1 + \beta_1$ نشان‌دهنده پایداری شوک‌های نوسانات خواهد بود که در این صورت GARCH(1,1) به IGARCH تغییر خواهد یافت. ازآنجایی‌که آمار توصیفی بر وجود چولگی در اغلب بازده‌های مالی دلالت دارند، لذا می‌توان از توزیع تی‌استیودنت با درجه آزادی ν استفاده نمود. به علاوه، مدل GARCH(1,1)، ذاتا متقارن بوده و نتایج پیش‌بینی با مدل GARCH(1,1) ممکن است زمانی که به سری زمانی اریب مربوط می‌شود، جانبدارانه باشد. لذا به‌منظور در نظر گرفتن اثر نامتقارن نوسانات قیمت نفت‌خام یا "اثر اهرمی"، از مدل GJR-GARCH[1] غیرخطی گلوستن و همکاران (۱۹۹۳) و مدل توابع GARCH نمایی (EGARCH) نلسون (۱۹۹۱) استفاده می‌کنیم.

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 می‌کند مدل GJR-GARCH اثر نامتقارن را نشان می‌دهد. 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.

$$h_t = \omega_1 + \left[\alpha_1 + \xi I_{(\varepsilon_{t-1} < 0)} \right] \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \qquad (۴)$$

به‌منظور در نظر گرفتن اثر نامتقارن نوسانات یا $\xi(\xi \geq 0)$، حالت لگاریتمی معادله واریانس مدل GARCH نمایی[2] معرفی شده است. به‌دلیل ماهیت مدل EGARCH، محدودیت پارامتری وجود نداشته و اثر نامتقارن نشان می‌دهد که بازده منفی در مقایسه با بازده مثبت دارای تأثیر بیشتری بر نوسانات خواهد بود (کلینا و والثرا ۲۰۱۶).

$$\log(h_t) = \omega_1 + \alpha_1 \left[\frac{\varepsilon_{t-1}}{h_{t-1}} \right] + \xi \frac{\varepsilon_{t-1}}{h_{t-1}} + \beta_1 \log(h_{t-1}) \qquad (۵)$$

1. The Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH Model
2. The Exponential GARCH Model

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

بایلی[1] (۱۹۹۶) برای نشان دادن حافظه بلندمدت تلاطم بازارهای مالی در مدل GARCH انباشته کسری غیرخطی[2] (FIGARCH) از عملگر کسری $(1-L)^d$ که در آن d، پارامتر تفاضل کسری است، استفاده نمود. در مدل $(0 \le d \le 1)$ FIGARCH در طول وقفه، اثر نوسانات گذشته بر واریانس شرطی فعلی را با یک نرخ هذلولی کاهش می‌یابد:

$$h_t = \omega_2 + (1-\beta_2 L - (1-L)^d)\varepsilon_t^2 + \beta_2 h_{2,t-1} = \frac{\omega_2}{1-\beta_2} + \sum_{J=1}^{\infty} v_j \varepsilon_{T-J}^2 \qquad (۶)$$

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[3] (۲۰۰۴)، مدلحافظه بلندمدت HYGARCH$(1,d_v,1)$را معرفی نموده و واریانس شرطی (۷) از جمع وزنی مدل‌های GARCH و FIGARCH تعریف می‌شود. که در آن $K \ge 0$ و d می‌باشند. اگر $K \prec 1$ باشد، سری واریانس مانا و اگر $K \succ 1$ باشد، نامانا‌ست. اگر $K=1$ باشد، مدل همانند FIGARCH خواهد شد و اگر $K=0$ مدل GARCH تکرار می‌گردد.

$$h_t = \frac{\alpha_0}{1-\beta_1} + \left\{1 - [1-\beta_1]^{-1}\varphi(L)\left[1 + K\left((1-L)^d\right)\right]\right\}\varepsilon_{t-1}^2 \qquad (۷)$$

مدل تغییر رژیم GARCH[4]

ازآنجایی‌که شکست‌های ساختاری ممکن است منجر به حافظه بلندمدت جعلی گردند، مطالعه مدل‌های تغییر رژیم اهمیت پیدا می‌کنند. در این بخش دو مدل حافظه ترکیبی[5] (MM-GARCH) وMRS-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 درپی 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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

پلیاسیس[1]). زیرا که توزیع نرمال قادر به توضیح برخی از ویژگی‌ها مانند دم پهن[2] نمی‌باشد. مدل GARCH با حافظه ترکیبی (MM-GARCH)، فرآیند GARCH با حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت را با هم ترکیب می‌نماید. لی و همکاران[3] (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 $t=1,...,n$ برقرار خواهد بود. در مدل MM-GARCH z_t، متغیر تصادفی برنولی در زمان t و مؤلفه‌های $h_{1,t}$ و $h_{2,t}$ به‌ترتیب واریانس شرطی GARCH(1,1) و FIGARCH می‌باشند.

$$y_1 = \delta + \varepsilon_t; \qquad \varepsilon_t = \eta_t \sqrt{h_t}; \qquad h_1 = z_t h_{1,t} + (1 - z_t) h_{2,t} \tag{۸}$$

$$h_{1,t} = \omega_1 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{1,t-1} \tag{۹}$$

$$h_{2,t} = \omega_2 + (1 - \beta_2 L - (1-L)^d)\varepsilon_t^2 + \beta_2 h_{2,t-1} = \frac{\omega_2}{1-\beta_2} + \sum_{J=1}^{\infty} v_j \varepsilon_{T-J}^2 \tag{۱۰}$$

تابع لجستیک مدل MM-GARCH چانگ و همکاران[4] (۲۰۰۹) عبارتست از:

$$\log\left(\frac{\pi_t}{1-\pi_t}\right) = \lambda_0 + \lambda_1 (y_{t-1} - \delta_{t-1}) \Leftrightarrow$$
$$\pi_t = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda_0 - \lambda_1 (y_{t-1} - \delta_{t-1}))} \tag{۱۱}$$

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 به‌وسیله 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:

$$Pr(s_t = j | s_{t-1} = i) = p_{ji} \tag{۱۲}$$

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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

$$P=\begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} p & 1-q \\ 1-p & q \end{bmatrix} \qquad (۱۳)$$

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

$$r_t=\delta^{(i)}+\varepsilon_t \;\; ; \;\; \varepsilon_t=\eta_t\sqrt{h_t} \;\; , \;\; \eta_t\approx iid(0,1) \qquad (۱۴)$$

$$h_t^{(i)}=\alpha_0^{(i)}+\alpha_1^{(i)}\varepsilon_{t-1}^2+\beta_1^{(i)}E_{t-1}\left\{h_{t-1}^{(i)}\middle|s_t\right\} \qquad (۱۵)$$

$$E_{t-1}\left\{h_{t-1}^{(t)}\middle|s_t\right\}=\sum_{j=1}^{2}\overline{p}_{ji,t-1}\left[\left(\mu_{t-1}^{(j)}\right)^2+h_{t-1}^{(j)}\right]-\left[\sum_{j=1}^{2}\tilde{p}_{ji,t-1}\mu_{t-1}^{(j)}\right]^2 \qquad (۱۶)$$

طبق پژوهش کلاسن[1] (۲۰۰۲) به‌منظور پیش‌بینی نوسانات k دوره آتی در زمان t خواهیم داشت:

$$\widehat{h}_{t,t+k}=\sum_{\gamma=1}^{k}\widehat{h}_{t,t+\gamma}=\sum_{\gamma=1}^{k}\sum_{i=1}^{2}\Pr\left(s_t=i\middle|\zeta_{t-1}\right)\widehat{h}_{t,t+\gamma} \qquad (۱۷)$$

معیارهای مقایسه عملکرد پیش‌بینی

توابع زیان مبتنی بر ارزش در معرض خطر[2] (VaR)براساس نظر بروکس و پرسند[3] (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[4] (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:

$$VaR_{p,t}^{(kday)}=\hat{\delta}_{t+k}+Q_\tau\sqrt{\hat{h}_{t+k}} \qquad t=1,2,...,M \qquad (۱۸)$$

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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

Q_τ، کوانتایل تابع توزیع نرمال استاندارد در سطح اطمینان $\tau-1$، $\hat{\delta}_{t+k}=E\left(\hat{\delta}_{t+k}|F_t\right)$، میانگین شرطی پیش‌بینی شده و $\hat{h}_{t+k}$، تجمیع نوسانات پیش‌بینی شده می‌باشند. کالینا و والثرا (۲۰۱۶)، سطح معناداری[1] موقعیت‌های سرمایه‌گذاری بلندمدت و کوتاه‌مدت را به‌ترتیب برابر ۰/۰۱ و ۰/۰۵ و هم‌چنین ۰/۹۹ و ۰/۹۵ در نظر گرفتند. ژانگ و همکاران (۲۰۱۹) VaRدر دوره زمانی t را با استفاده از مدل MRS-GARCH و طبق رابطه (۲۲) بررسی نمودند:

$$VaR_{p,t}^{(kday)}=\sum_{i=1}^{2}Pr\left[s_{t+k}=i|\zeta_{t-1}\right]\left[\hat{\delta}_{t+k}+\Phi(\tau)\left(\hat{h}^i\right)\right]^{1/2} \qquad (19)$$

$\Phi(\bullet)$، 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[2] (۱۹۷۸) به شرح ذیل تعریف می‌شود:

$$L\left[VaR_{t+1}\left(\tau,\hat{\delta}_t\right)\right]=\left\{\tau-I\left[r_{T+1}\prec VaR_{t+1}\left(\tau,\hat{\delta}_t\right)\right]\right\}\left[r_{T+1}-VaR_{t+1}\left(\tau,\hat{\delta}_t\right)\right] \qquad (20)$$

$L[\bullet]$ عبارتست از تابع زیان $VaR_{t+1}\left(\tau,\hat{\delta}_t\right)$ 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[3] (۲۰۰۵) و وی و همکاران[4] (۲۰۱۰) شش تابع زیان[5] معرفی شده است. در این توابع، h و $\hat{h}_t$ به‌ترتیب نوسانات واقعی و پیش‌بینی شده می‌باشندکه توسط مدل‌های مختلف GARCH تخمین زده شده‌اند. T و N نشان‌دهنده مشاهدات کل و تعداد مشاهدات درون نمونه‌ای، MAE، میانگین خطای مطلق[6] و MSE، میانگین مجذور خطا[7]، QLIKE تابع زیان مبتنی بر درستنمایی گاوسی بالراسلف، انگل و نلسون[8] (۱۹۹۴)، R^2Log 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.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

پاگان-شوورت[1] (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^2Log توانایی پیش‌بینی نوسان نامتقارن در دوره‌های با نوسانات بالا و پایین را جریمه دارد.

$$MAE1 = \frac{1}{T-N}\sum_{i=N+1}^{T}\left|\sqrt{\hat{h}_t}-\sqrt{h_t}\right| \quad (21)$$

$$MAE2 = \frac{1}{T-N}\sum_{i=N+1}^{T}\left|\hat{h}_t-h_t\right| \quad (22)$$

$$MSE1 = \frac{1}{T-N}\sum_{i=N+1}^{T}\left(\sqrt{\hat{h}_t}-\sqrt{h_t}\right)^2 \quad (23)$$

$$MSE2 = \frac{1}{T-N}\sum_{i=N+1}^{T}\left(\hat{h}_t-h_t\right)^2 \quad (24)$$

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

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

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[2] (MCS) هانسن و همکاران[3] (۲۰۱۱) به‌کار برده می‌شود. در این مدل، مجموعه M^* شامل اعضاء محدود $i=1,...,m$ 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:

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

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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

است. هانسن و همکاران فرض می‌کنند $\mu_{ij} = E(d_{ij,t})$. هم‌چنین μ_{ij} محدود بوده و تابعی از زمان نیست. در مرحله بعد، مدل‌های مختلف بر حسب زیان موردانتظار رتبه‌بندی شده و مدلی برتر است که $\mu_{ij} \prec ۰$. مجموعه اعضاء برتر به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$M^* = \left\{ i \in M^{\cdot} : \mu_{ij} \leq ۰ \quad \text{for} \quad \text{all} \quad j \in M^{\cdot} \right\} \qquad (۲۸)$$

هدف روش MCS تعیین M^* است. به‌منظور تعیین M^*، از مجموعه آزمون‌های معنی‌داری کمک گرفته و عناصر با بدترین عملکرد از مجموعه $M^{\cdot}$ حذف می‌گردند. هم‌چنین فرضیه صفر برابر خواهد بود با:

$$H_{\cdot,M} = \mu_{ij} = ۰ \quad \text{for} \quad \text{all} \quad i,j \in M \quad \text{where} \quad M \subset M^{\cdot} \qquad (۲۹)$$

به‌عبارت دیگر، فرضیه صفر بیانگر این است که تمامی مدل‌ها در مجموعه، قدرت پیش‌بینی یکسانی روی داده‌ها دارند و اگر فرضیه صفر رد شود مدل با بدترین عملکرد از مجموعه خارج می‌شود. سرانجام پس از تکرار آزمون، به کمک p-value مدل مجموعه اطمینان یعنی $(\hat{M}^*_{۱-\vartheta})$[۱]، مدل مشخص می‌شود.

۴- داده‌ها

جهت آزمون مدل‌های مورد مطالعه از داده‌های روزانه و هفتگی نفت‌خام آنی[۲] وست تگزاس اینترمدیت[۳] (WTI) بورس کالایی نیویورک (نایمکس)[۴] استفاده شده است. این داده‌ها از پایگاه داده‌ای 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 نمونه‌ای و برون نمونه‌ای در جدول (۱) ارائه شده است. از آن‌جایی که بی‌ثباتی به‌عنوان نوسانات قیمت تعریف می‌شود. از این‌رو در ابتدا، بازدهی مرکب پیوسته (r_t) در یک دوره زمانی خاص از تفاضل لگاریتمی مرتبه اول قیمت نفت‌خام (r_t) طبق رابطه (۱) به‌دست

---

۱. $\hat{M}^*_{۱-\vartheta}$: فقط شامل مدل‌های باقی‌مانده 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)

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

می‌آید. سپس برای نشان دادن نوسانات واقعی روزانه (واریانس) از مطالعات چارلز و دارن[1] (۲۰۱۷) مجذور بازده روزانه (r_t^2) پیروی شده است. پیش از آزمون مدل‌ها، در ابتدا خواص آماری بازدهی قیمت نفت‌خام (r_t) محاسبه ارائه شده است.

جدول ۱. مشخصات دوره‌های مختلف موردمطالعه

نوع داده	درون نمونه‌ای	برون‌نمونه‌ای
روزانه	۱۹۹۰/۰۱/۰۲ -۲۰۱۳/۱۰/۳۱ تعداد مشاهدات: ۶۱۴۰	۲۰۱۳/۱۱/۰۱ -۲۰۲۰/۱۰/۳۰ تعداد مشاهدات: ۱۷۴۱
هفتگی	۱۹۹۰/۰۱/۰۵- ۲۰۱۳/۱۰/۲۵ تعداد مشاهدات: ۱۲۴۳	۲۰۱۳/۱۱/۰۱ – ۲۰۲۰/۱۰/۲۷ 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 نفت‌خام 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 جارک برا[2] 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[3] می‌باشد. نتایج آزمون‌های آماری Q لیونگ باکس[4] و آماره مک لئود- لی با وقفه‌های ۱۰ و ۲۰ به‌ترتیب 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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

دلیلی بر استفاده از مدل‌های ARCH برای مدل‌سازی نوسانات می‌باشد. نوسانات برای فرآیندهای مانا صادق است، لذا به کمک آزمون‌های ریشه واحد دیکی‌فولر تعمیم‌یافته[1] و فلیپس‌پرون[2] مانایی سری بازدهی مرکب پیوسته قیمت نفت بررسی شده و نتایج نشان می‌دهند قدرمطلق آماره ADF و PP از مقدار بحرانی ۵ درصد بالاتر بوده و فرض صفر مبنی بر وجود ریشه واحد رد می‌شود.

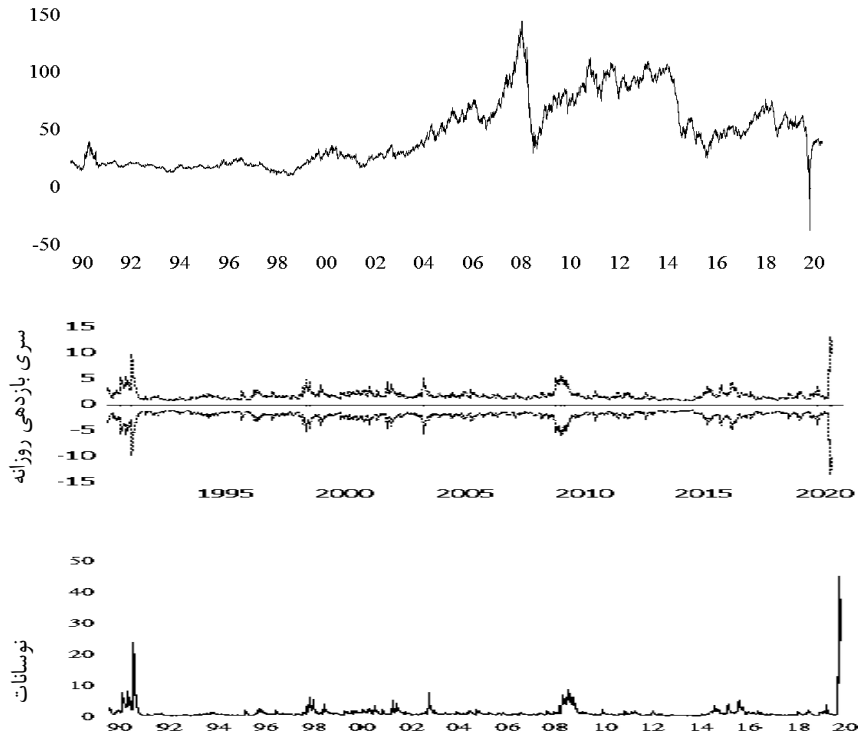
جدول ۲. آماره‌های توصیفی بازدهی سری بازدهی قیمت نفت‌خام (r_t)

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

منبع: یافته‌های تحقیق

1. Augmented Dickey and Fuller
2. Phillips and Perron

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]



منبع: یافته‌های تحقیق

نمودار ۱. قیمت‌های روزانه، سری بازدهی و نوسانات نفت‌خام

۵- نتایج مدل‌های برآورد شده

نتایج آمار توصیفی نشان می‌دهند مدل‌های مناسب جهت ارزیابی و پیش‌بینی نوسانات بازدهی نفت‌خام، مدل‌هایی هستند که ویژگی‌های غیرنرمال بودن بازدهی نفت و تغییر با زمان را شامل شوند. از این‌رو مدل‌های مختلف GARCH به‌کار 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، درنهایت، برآوردهای برون‌نمونه‌ای ارائه می‌گردند. در این مقاله سعی براین 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 MRS & MM –GARCH از نرم‌افزار R بسته MSGARCH استفاده شده است.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 به‌منظور 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 ν را به‌کار برد. مقادیر پارامترهای الگوهای مختلف GARCH تک‌رژیمی در جدول (۳) نشان می‌دهند اثرات ARCH و اثرات GARCH مثبت هستند[۱] و $\alpha_1 + \beta \prec 1$، 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 که‌این 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 به‌ترتیب اثرات ARCH و اثرات GARCH را نشان می‌دهند.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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

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

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

منبع: یافته‌های تحقیق

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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

پارامتر	سری بازدهی روزانه طی دوره ۱۹۹۰/۰۱/۰۲ -۲۰۱۳/۱۰/۳۱			سری بازدهی هفتگی طی دوره ۱۹۹۰/۰۱/۰۵- ۲۰۱۳/۱۰/۲۵		
	MMGARCH	FIGARCH	HYGARCH	MMGARCH	FIGARCH	HYGARCH
ω_1	۷/۹۰۱	------	------	۰/۳۱۸	------	------
ω_2	۰/۰۴۹	/۰۸۳** ۰(۰/۰۳۵۸)	/۰۸۳** ۰(۰/۰۳۵۸)	۳۵/۸۰۷	۰/۰۸۶** (۰/۰۱۷۷)	۰/۰۸۶** (۰/۰۱۷۷)
α_1	۰/۶۰۳	------	------	۰/۱۹۸	------	------
β_1	۰/۶۷۴	------	------	۰/۹۷۶	------	------
β_2	۰/۰۸۵	۰/۹۱۵* (۰/۰۲۰۷)	۰/۹۲۱* (۰/۰۰۶)	۰/۸۶۷	۰/۹۱۱** (۰/۰۱۶۹)	۰/۸۹۱** (۰/۰۰۹۱)
d	۰/۹۴۵	۰/۹۹۹۸* (۰/۰۰۰۵)	۰/۸۲۱* (۰/۰۰۰۳)	۰/۳۷۸	۰/۹۹۹۹** (۰/۰۰۰۴)	۰/۹۹۶۸** (۰/۰۰۰۴)
v_1	۷/۷۴۵	------	------	۹/۵۶۹	------	------
v_2	۷/۸۹۲	۷/۷۲۳* (۱/۸۳۵)	۶/۲۸۸* (۱/۱۰۵	۹/۳۸۵		
LL	۸۹۵۹/۰۴	۸۹۴۳/۲	۸۶۴۲	۷۹۷۲/۱	۱/۵** (۰/۰۷۴۴)	۱/۳۲** (۰/۰۶۱۷)
AIC	۵/۶۶	۵/۹	۴/۲	۸/۸۷	۸/۹۴	۸/۱۲
HQ	۵/۴۷	۵/۴۹	۵/۲۱	۸/۸۱	۸/۹۱	۸/۶۶
Q(10)	۱۷/۳۵* (۰/۶۳۱)	۱۵/۱۵** (۰/۸۴۱)	۱۴/۹۸** (۰/۶۸۶)	۳۷/۲۶** (۰/۰۱۱)	۳۶/۱۵** (۰/۰۳۲)	۳۵/۰۱** (۰/۰۳۳)
Q(20)	۱۹/۵ (۰/۴۸۹)	۱۷/۵ (۰/۶۸۰)	۱۶/۴ (۰/۵۱)	۴۳/۱ (۰/۰۰۲)	۴۱/۸۶ (۰/۰۰۰)	۴۱/۱۹ (۰/۰۰۰)
$Q^2(10)$	۲۸/۵۹۱** (۰/۰۹۰)	۲۶/۰۱۲*** (۰/۱۰۳۴)	/۹۴۶*** ۲۲ (۰/۰۸۲)	۱۲/۹۰۴ (۰/۸۸۲)	۱۲/۷۶۶** (۰/۹۴۱)	۱۱/۹۱** (۰/۹۹۷)
$Q^2(20)$	۳۱/۹۹* (۰/۰۴۳)	(۳۱/۹۲)* (۰/۰۵۶)	(۲۸/۳۴)* (۰/۰۵۱)	۲۰/۳۹ (۰/۴۳)	۱۷/۲ (۰/۸۶)	۱۶/۶ (۰/۹۲)

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

منبع: یافته‌های تحقیق

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

به تبعیت از نامیکاس و پلیاسیس (۲۰۱۲) جهت برآورد مدل MRS–GARCH به‌جای تخمین پارامتر $\alpha_{0}^{(i)}$، انحراف معیار شرطی بازده هر یک از رژیم‌های نوسانی ($\sigma_{0}^{(i)}$)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 $\sigma_{0}^{(1)}$ برابر با ۱/۳۵۵۷ و مقدار $\sigma_{0}^{(2)}$ برابر با۱/۳۰۰۸ 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.

$$\sigma_{0}^{(i)} = \frac{\alpha_{0}^{(i)}}{\left(1-\alpha_{1}^{(i)}-\beta_{1}^{(i)}\right)^{1/2}} \qquad (۳۰)$$

نتایج برآورد مدل MRS–GARCH نشان می‌دهند تغییر رژیم سری بازدهی هفتگی نسبت به داده‌های روزانه از نوسانات بالاتری برخوردار‌اند. هم‌چنین میانگین شرطی از لحاظ آماری معنادار بوده، در حالی‌که واریانس شرطی بر حسب سری داده‌های هفتگی از لحاظ آماری معنادار نمی‌باشد. بنابراین با توجه به مقادیر میانگین شرطی می‌توان دو رژیم تعریف نمود. به‌عبارت دیگر، دامنه $\delta^{(i)}$ عبارت از مقدار (۳/۰۷۱۱-) در رژیم اول تا ۰/۰۷۶۴ رژیم دوم خواهد بود. بنابراین رژیم اول به‌عنوان رژیم نزولی و رژیم دوم به‌عنوان 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 رزیمی و تغییر رژیم GARCH همبستگی‌های سریالی را به‌طور مؤثر کاهش می‌دهند.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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

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

*، ** و *** به‌ترتیب نشان‌دهنده مقدار آماره t و مقدار احتمال در سطح معنی‌داری یک، پنج و ده درصد می‌باشد. منبع: یافته‌های تحقیق

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

جدول ۶. نتایج خطای پیش‌بینی

نام سری	مدل	MAE۱	MAE۲	MSE۱	MSE۲	QLIKE	R^2Log
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 به‌اندازه ۱۰۰۰۰ محاسبه شده است

منبع: یافته‌های تحقیق

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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 تکی رژیمی بهتر از مدل‌های MRS–GARCH می‌باشند. هم‌چنین، عملکرد مدل MRS–GARCH هفتگی نسبت به روزانه بهبود یافته است، لذا همان‌طورکه 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 درون‌نمونه‌ای دال بر داشتن عملکرد خوب در پیش‌بینی نوسانات برون‌نمونه‌ای نمی‌باشد. وی و همکاران[1] (۲۰۱۰) ضمن در نظر گرفتن ریسک سرمایه‌گذاری و محاسبه مقدار آن بر نقش حیاتی و مهم پیش‌بینی دقیق نوسانات قیمت نفت‌خام در تخصیص سبد دارایی تأکید نموده و نتیجه می‌گیرند که سرمایه‌گذاران علاوه بر ارزیابی دقت پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای می‌بایست بر عملکرد پیش‌بینی برون نمونه‌ای نیز متمرکز شوند. از این‌رو در این بخش نوسانات قیمت نفت برون‌نمونه‌ای 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)

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

جدول ۷. پیش‌بینی نوسانات نفت‌خام بر حسب داده‌های روزانه

نام سری	مدل	MAE۱	MAE۲	MSE۱	MSE۲	QLIKE	R^2Log	VaR
پیش‌بینی نوسان ۱ روز آینده	GARCH(1,1)	۲/۲۳۹۱	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*	۱۰۱/۲۲۸۲	۳/۴۳۳۱	۹/۱۴۶۵	۱/۳۹۸۱*
	MRS-GARCH	۲/۲۳۶۶	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	۶۷۸/۶۹۹۸	۴/۸۸۲۲	۱/۸۲۷۳	۱/۹۰۰۱
	HYGARCH	۳/۳۱۲۱*	۱۳/۲۸۸۸	۳/۴۵۳۲	۶۷۸/۶۹۱۷	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*	۱/۴۴۶۸	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 ۲۲ 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	۲/۱۳۸۴*
	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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 رژیمی ضعیف‌تر است. MRS–GARCH در افق‌های زمانی ۵ و ۱۰ روز آتی فقط در یک مجموعه از MCS جای دارد که نشان دهنده 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. درنهایت 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 مدل‌های تک رژیمی عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی VAR دارند. خصوصا 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 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 حالی‌که درسایر 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 افق‌زمانی ضعیف‌تر شده است به‌طوری‌که 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 حالی‌که 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 رژیمی نسبت به مدل‌های تغییر رژیمی 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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 نفت‌خام دارند. به‌ویژه در افق‌های زمانی یک و دو هفته آتی، مدل MM-GARCH در مجموعه MCS جای دارند. در عوض، مدل MRS–GARCH در هیچ یک از مجموعه‌های MCS جایگاهی ندارد.

جدول ۸. پیش‌بینی نوسانات نفت‌خام بر حسب داده‌های هفتگی

نام سری	مدل	MAE۱	MAE۲	MSE۱	MSE۲	QLIKE	R^2Log	VaR
پیش‌بینی نوسان ۱ هفته‌آینده	GARCH(1,1)	۳/۱۱۲۹	۱۶/۷۴۸۹	۷/۸۳۶۸*	۶۳۸/۲۳۹۴	۵/۵۹۹۸	۹/۱۸۴۶	۱/۶۵۴۲
	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 ۲ هفته‌آینده	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	۲۰/۲۴۱۹	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 ۳ هفته‌آینده	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	۲/۲۴۰۲	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 ۴ هفته‌آینده	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	۳۶۴۸/۹۱۷۸	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 ۱۰۰۰۰ محاسبه شده است

منبع: یافته‌های تحقیق

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 لزوما 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 حالی‌که 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 برخورداند. نتایج ارزیابی عملکرد پیش‌بینی

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

هر یک از مدل‌ها به کمک توابع زیان آماری MAE، MSE، QLIKE و R^2Log 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 مدل‌های تک رژیمی عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی VAR دارند. در تمامی افق‌های زمانی پیش‌بینی نوسانات هفتگی نفت‌خام 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 حالی‌که درسایر افق‌های زمانی دو، سه و چهار هفته آتی عملکرد پیش‌بینی مدل GJR-GARCH از سایر مدل‌ها قوی‌تر می‌باشد. ضمنا عملکرد مدل MM-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 نفت‌خام دارند.

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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

می‌شود. 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 حالی‌که مدل MRS–GARCH توسط مدل‌های تک رژیمی مغلوب شده است.

منابع

ابریشمی، حمید، مهرآرا، محسن و آریانا، یاسمین (۱۳۸۶). ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی بی‌ثباتی قیمت نفت، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۷۸، ۲۱-۱.

حاجی‌کرم، الهام و دارابی، رویا (۱۳۹۷). پیش‌بینی قیمت روزانه نفت‌خام برنت با ترکیب روش‌های آنالیز مؤلفه‌های اصلی آن و رگرسیون پشتیبان، پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران، ۷ (۲۵)، ۶۰-۴۱.

بکی حسکوئی، مرتضی و خواجوند، فاطمه (۱۳۹۳). پیش‌بینی نوسانات بازارهای آتی‌ها نفت با استفاده از مدل‌های گارچ و مدل‌های تغییر رژیم مارکوف گارچ، فصلنامه علمی-پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۷ (۲۳).

جوانمرد، حبیب‌اله و فقیدیان، سیده فاطمه (۱۳۹۴). مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی خاکستری با هدف پیش‌بینی قیمت نفت‌خام، مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۱۲ (۴۷)، ۹۷-۸۳.

رستمی، محمدرضا، تقوی‌پور، 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، صادقی‌فر؛ مجید، بشیری، حسن و زهره‌وند، یونس (۱۳۹۱). مقایسه مدل‌های SVAR و GARCH در پیش‌بینی بی‌ثباتی قیمت نفت، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۹(۳۴)، ۱۶۰-۱۳۷.

شهبازی، کیومرث و سلیمیان، صلاح (۱۳۹۴). پیش‌بینی قیمت نفت با استفاده از روش متا آنالیز، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۱۱ (۴۷)، ۹۳-۶۷.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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 نفت‌خام 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 effcts 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.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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.

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]

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

Hamed Abasi Nami
Assistant Professor of Managment, 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

[Downloaded from iiesj.ir on 2026-11-01]