

بررسی وابستگی سریالی و ارتباطات نفت و طلا: رهیافتی از مدل‌های مارکوف مبتنی بر کاپولا و رویکرد تجزیه واریانس

محمد رضا قدیم‌پور^a، احسان باقری^b، مهسا میری^c، مجید میرزایی^d

^a کارشناسی ارشد سیستم‌های مالی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

^b کارشناسی ارشد سیستم‌های مالی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

^c کارشناسی ارشد حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

^d استادیار، گروه مهندسی مالی، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

نویسنده مسئول: مجید میرزایی (majidmirzaee@kntu.ac.ir)

چکیده: وابستگی‌های بین دارایی‌ها و بازارهای مالی، نقشی اساسی در مدل‌سازی ریسک مالی دارد. در این مقاله، به بررسی وابستگی سریالی بازدهی بازارهای طلا، نفت برنت و نفت وست تگزاس طی بازه زمانی ژانویه 2010 تا ژانویه 2020 پرداخته و سپس میزان ارتباطات این بازارها را با یکدیگر اندازه‌گیری می‌کنیم. بدین منظور از تکنیک‌های زنجیره مارکوف مبتنی بر کاپولا و همچنین رویکرد تجزیه واریانس برای شناخت ریسک‌های مرتبط با هر یک از بازارها استفاده می‌کنیم. نتایج نشان می‌دهد که در بین داده‌های مورد بررسی همبستگی سریالی ضعیفی وجود دارد. همچنین مدل جوی-مارکوف برای بازارهای نفت و مدل کلیتون-مارکوف مرتبه دوم برای بازار طلا به منظور مدل‌سازی وابستگی سریالی داده‌ها مناسب‌تر است. همچنین، بازارهای نفت ارتباطات بازدهی چشمگیری با یکدیگر دارند. با اینحال، بازار نفت وست تگزاس تأثیر بیشتری بر بازار نفت برنت داشته و هر دو این بازارها فرستنده شوک به بازار طلا هستند.

کلمات کلیدی: کنترل فرایند آماری؛ اندازه‌گیری ارتباطات؛ مدل‌های زنجیره مارکوف مبتنی بر کاپولا؛ وابستگی سریالی؛ رویکرد تجزیه واریانس.

1. مقدمه

با توجه به بحران‌های مالی بزرگ در سالهای اخیر و میزان ریسک بالای تصمیمات سرمایه‌گذاری در حوزه‌های بانکداری و مالی، پژوهشگران همواره به دنبال روش‌های مناسب به منظور کاهش و کنترل ریسک‌های موجود در این فعالیت‌ها هستند. ابزارها و مفاهیم کنترل کیفیت یکی از گزینه‌های مناسب برای بهبود وضعیت فعلی فعالیت‌های مالی و بانکی می‌باشند. کنترل فرایند آماری¹ یکی از ابزارهای کنترل کیفیت است که از روش‌های آماری برای پیش و کنترل فرایند تولید استفاده می‌کند. هدف معمول از کنترل فرایند، ایجاد ثبات و کاهش نوسانات و تغییرات فرایند تولید است. کاهش تغییرات فرایند باعث افزایش کیفیت محصول و کاهش هزینه‌های تولید (ضایعات، دوباره‌کاری و ...) می‌شود. با اینحال، استفاده از کنترل فرایند آماری در فعالیت‌های مالی نیز باعث تشخیص کارایی الگوریتم‌های معاملاتی و کنترل دارایی می‌شود. در سال‌های اخیر استفاده از ابزارهای کنترل کیفیت در سیستم بانکداری بسیاری از کشورها رشد چشمگیری داشته است ولی مطالعات محدودی در زمینه میزان کاربرد و اثرگذاری این دسته از ابزارها در معاملات و تجارت انجام گرفته است. در این مقاله تلاش شده است تا با محاسبه همبستگی سریالی در کنار استفاده از تکنیک‌های اندازه‌گیری ارتباطات، به درک بهتری از بازارهای مورد بررسی و مدل‌سازی هرچه بهتر ریسک در آنها بیانجامد. این مقاله مشتمل بر شش بخش است: بخش اول مقدمه جهت ورود به بحث را فراهم می‌کند. بخش بعدی نیز نگاهی اجمالی به پژوهش‌های پیشین در این زمینه دارد. در ادامه ابتدا به معرفی روش تحقیق این پژوهش می‌پردازیم و مدل‌های مختلف کنترل فرایند آماری و همچنین مدل اندازه‌گیری ارتباطات دیبلد و ایلماز را تبیین می‌کنیم. سپس در بخش چهارم، داده‌های مورد استفاده در این پژوهش را مشخص و در بخش بعدی نتایج حاصل از مدل‌ها ارائه و آزمون نیکویی برازش برای اطمینان از صحت آنها انجام خواهد شد. در بخش پایانی نیز به بحث و نتیجه‌گیری و انتخاب مدل مناسب برای هر دسته از داده‌های مورد بررسی خواهیم پرداخت.

2. پیشینه پژوهش

هدف اصلی کنترل آماری فرایند نظارت بر پارامترهای حاشیه‌ای فرایند است. یکی از اصلی‌ترین پارامترها در این فرایند، پارامتر وابستگی $(cor(Y_t, Y_{t-1}))$ است که تأثیر بسزایی در عملکرد بلند مدت کنترل فرایند آماری دارد. مدل‌سازی این همبستگی‌های سریالی در سری‌های زمانی نقش اساسی در کنترل فرایند آماری ایفا می‌کند [1]. مدل‌های خودرگرسیون مرتبه اول $AR(1)$ ، میانگین متحرک مرتبه اول $MA(1)$ و میانگین متحرک یکپارچه مرتبه اول $IMA(1)$ به طور گسترده در کنترل فرایند آماری مشاهدات همبسته استفاده می‌شوند. پژوهش‌های اولیه در این حوزه و به کمک این مدل‌ها توسط جانسون و بگشاو⁵ (1974 و 1975) و همچنین واسیلوپولوس و استمپولیس⁶ (1978) انجام شد. اگرچه مدل‌های مرتبه بالاتر در دسترس بود اما ادبیات این حوزه همچنان بر روی مدل‌های مرتبه اول متمرکز باقی ماند [2]، [3] و [4]. باکس و ناراسیمهان⁷ در سال 2010 اقدام به مرور و دسته‌بندی این دسته از مدل‌ها در ادبیات کنترل

¹ Statistical process control

² Autoregressive

³ Moving average

⁴ Integrated moving average

⁵ Johnson & Bagshaw

⁶ Vasilopoulos & Stamboulis

⁷ Box & Narasimhan

فرآیند آماری نمودند. بن جمح و همکاران⁸ (2012)، به بررسی اثر تکنیکهای کنترل کیفیت و به طور مشخص کنترل فرآیند آماری و سیستم خودبازرسی کار⁹ (LSS) در حوزه بانکداری و مالی پرداختند [5]. نتایج حاصل از بررسی سیستم های معاملاتی مالی، نشان از کاربرد بالای این تکنیک ها در کاهش خطاها و بهبود کارایی در سیستم های بانکداری و معاملات دارند. در سال 2014، لانگ و ایمورا¹⁰ اقدام به معرفی مدل های زنجیره مارکف مبتنی بر کاپولا¹¹ نمودند که قادر بود کنترل فرآیند آماری را برای داده های سری زمانی پیاده سازی کند. توسعه ابزارهای کامپیوتری نیز در سال های اخیر کمک بسیاری به ادبیات این حوزه نموده است مانند ایمورا، لانگ و سان¹² (2017)، سان، لی و ایمورا¹³ (2018) و کیم، بیک و رلر¹⁴ (2019)، که با استفاده از مدل کنترل فرآیند آماری لانگ و ایمورا (2017)، و توزیع های شرطی کاپولا، نمودارهای کنترل میانگین و واریانس جدیدی را معرفی نمودند. سپس با استفاده از اطلاعات ورزش بیسبال در سالهای 1998 تا 2016 و تبدیل این اطلاعات به نمودارهای کاپولا مارکف، به بررسی چگونگی تاثیر وابستگی جهت دار و وابستگی دنباله در نمودار کنترل میانگین و واریانس پرداخته اند. نتایج به تاثیر مستقیم وابستگی جهت دار در میانگین طول اجرای نمودارهای کنترل دلالت دارند. همچنین هوآنگ و ایمورا (2019)، اقدام به گسترش این روش ها نمودند و دو رویکرد متفاوت را برای مدل های زنجیره مارکف مبتنی بر کاپولا ارائه کردند. رویکرد اول بر مبنای آماره کولموگروف-اسمیرنوف می باشد و رویکرد دوم بر اساس مدل مارکف مرتبه دوم که به بررسی خاصیت مارکف در مدل می انجامد.

از طرفی با گسترش فرآیند جهانی شدن، تاثیر متقابل بازارهای مالی از یکدیگر به شکل چشمگیری افزایش یافته است و این عامل می تواند خود به عنوان یک محرک آسیب پذیری در جهت ضربه خوردن هر یک از بازارها نمود پیدا کند، چراکه تلاطمی که در یک بازار صورت گرفته است، به بازارهای مالی دیگر نیز قابل سرایت است. از این رو اندازه گیری میزان ارتباطات هر یک از بازارها با یکدیگر نیز به منظور شناخت ریسک های موجود برای سرمایه گذاران امری مهم تلقی می گردد. بسیاری از پژوهشگران به بررسی آثار ارتباطات بازارهای مختلف پرداخته اند ([6] و [7]). در این مطالعه از رویکرد تجزیه واریانس که نخستین بار توسط دیبلد و ایلماز¹⁵ (2014) معرفی شد، به منظور اندازه گیری ارتباطات بازارها استفاده می کنیم. این مدل به دلیل در نظر گرفتن ارتباطات زوجی و همچنین معیاری کمی برای اندازه گیری ارتباطات بازارها، نسبت به سایر مدل مانند روش علیت گرنجر بیلینو و همکاران¹⁶ (2012) و مدل کمبود انتظار نهایی آرچیا و همکاران¹⁷ (2017) مطلوب تر است. تاکنون بسیاری از پژوهشگران با استفاده از این رویکرد به اندازه گیری ارتباطات بازارهای مختلف پرداختند ([8]، [9] و [10]). با این حال، پژوهش های کمی در رابطه با اندازه گیری ارتباطات بازارهای کامودیتی بالاخص در سال های اخیر وجود دارد [11].

سوال های اساسی این تحقیق آن است که آیا می توان با استفاده از ابزارهای کنترل کیفیت وابستگی سریالی میان بازده کامودیتی ها را محاسبه نمود؟ مناسبترین مدل برای هر کامودیتی کدام است؟ همچنین میزان ارتباطات هر یک از بازارها با یکدیگر به چه اندازه است؟ کدام بازار تاثیر بیشتری بر سایر بازارها دارد؟ از این رو در این مقاله به بررسی اهمیت استفاده از تکنیک های کنترل کیفیت در بهبود مبادلات و کاهش ریسک آنها می پردازیم. هدف این مقاله، پیدا کردن مدلی مناسب به منظور تشخیص همبستگی سریالی میان بازدهی بازارهای طلا، نفت برنت و نفت وست تگزاس اینترمدیت و همچنین اندازه گیری ارتباطات این بازارها می باشد.

3. روش شناسی پژوهش

3.1. مدل های مارکف مرتبه اول

مدل های سری زمانی مبتنی بر کاپولا¹⁸ به طور گسترده در دهه گذشته در زمینه های گوناگونی از جمله مباحث مالی کاربرد پیدا کرده اند و برای ثبت وابستگی زمانی در سری های زمانی مالی مورد استفاده قرار می گیرند. علت برتری این مدل ها نسبت به سایر مدل های این حوزه، انعطاف بالای این دسته از مدل ها در مدلسازی می باشد چرا که ما برخلاف مدل های دیگر محدود به توزیع آماری متغیرهای موجود در مدل نیستیم. به طور کلی هر تابع توزیع دو متغیره $H(y_1, y_2)$ با توزیع حاشیه ای:

$$H(y_1, y_2) = C(G_1(y_1), G_2(y_2)) \quad (1)$$

که در آن :

$$C[0,1]^2 \rightarrow [0,1] \quad (2)$$

⁸ Bin Jumah et al.

⁹ Labour Self – inspection System

¹⁰ Long & Emura

¹¹ Copula-based Markov chain models

¹² Emura, Long & Sun

¹³ Sun, Lee & Emura

¹⁴ Kim, Baik & Reller

¹⁵ Diebold & Yilmaz

¹⁶ Bilio et al.

¹⁷ Acharya et al.

¹⁸ Copula-based time series models

را می‌توان یک کاپولا نامید. مدل‌های کاپولا برای مدل‌سازی وابستگی بین دو متغیر تصادفی که به توزیع حاشیه‌های $[0,1]$ تبدیل شده‌اند، مفید هستند. در صورتی که مقادیر C ، و توزیع‌های حاشیه‌های G_1 و G_2 مشخص باشد، معادله‌ی بالا تبدیل به یک تابع توزیع دو متغیره خواهد شد. این موضوع نشان می‌دهد که کاپولا ساختار همبستگی را بطور جداگانه از توزیع‌های حاشیه‌ای نشان می‌دهد. حال اگر معادله‌ی بالا را برای Y_t و Y_{t-1} تشکیل دهیم، مجموعه حاصل به یک فرآیند ثابت با توزیع ساکن تبدیل می‌شود $G_1 = G_2$. مدل زنجیره مارکوف مبتنی بر کاپولا مورد استفاده در این گزارش شامل مدل خود رگرسیون مرتبه اول به همراه کاپولا جویی^{۱۹} یا کلیتون^{۲۰} و توزیع حاشیه‌ای نرمال می‌باشد. زمانی که داده‌ها مشخص شده‌اند، گام بعدی برآورد می‌باشد. یکی از رایج‌ترین رویکردها، برآورد درست‌نمایی ماکزیم (MLE) است که ثابت شده برای کنترل فرآیند آماری کاملاً مناسب می‌باشد. در این گزارش داده‌های مربوط به قیمت طلا، نفت خام برنت و نفت خام وست تگزاس به کمک مدل‌های کلیتون و جویی مارکف به منظور مشخص کردن ساختار وابستگی موجود در این سری‌ها بررسی می‌شود. علت انتخاب این مدل‌ها، محبوبیت بالا و کاربردی بودن آنها نسبت به سایر مدل‌هاست.

اگر در تابع کاپولا بالا، تابع G را به فرم زیر در نظر بگیریم:

$$G(y) = \Phi\left\{\frac{(y-\mu)}{\sigma}\right\} \quad (4)$$

$$\mu = E(Y_t), \sigma = \sqrt{\text{var}(Y_t)}, \text{ و } \Phi \sim N(0,1)$$

تابع log-likelihood برابر می‌شود با:

$$L(\mu, \sigma, \alpha) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \log\left\{\frac{1}{\sigma} \Phi\left(\frac{Y_t - \mu}{\sigma}\right)\right\} + \frac{1}{n} \sum_{t=2}^n \log c\left\{\Phi\left(\frac{Y_{t-2} - \mu}{\sigma}\right), \Phi\left(\frac{Y_t - \mu}{\sigma}\right); \alpha\right\} \quad (5)$$

با در نظر گرفتن اینکه در این گزارش تمرکز بر روی کلیتون کاپولا و جویی کاپولا می‌باشد، بنابراین تابع بالا تحت مفروضات کلیتون کاپولا برابر می‌شود با:

$$\log c(u_1, u_2; \alpha) = \log(1 + \alpha) - (1 + \alpha) \log u_1 - (1 + \alpha) \log u_2 - \left(\frac{1}{\alpha} + 2\right) \log(u_1^{-\alpha} + u_2^{-\alpha} - 1) \quad (6)$$

و در مورد جویی کاپولا نیز داریم:

$$l(u_1, u_2; \alpha) = \log\{\alpha - 1 + A(u_1, u_2; \alpha)\} + (\alpha - 1) \log(1 - u_1) + (\alpha - 1) \log(1 - u_2) + \left(\frac{1}{\alpha} - 2\right) \log A(u_1, u_2; \alpha) \quad (7)$$

$$A(u_1, u_2; \alpha) = (1 - u_1)^\alpha + (1 - u_2)^\alpha (1 - u_1)^\alpha (1 - u_2)^\alpha \quad (8)$$

کلیتون کاپولا دارای وابستگی دنباله پایین و جویی کاپولا دارای وابستگی دنباله بالا می‌باشد. از این رو، این دو کاپولا ساختارهای وابستگی کاملاً متفاوتی را در نظر گرفته و همدیگر را در مدل‌سازی آماری تکمیل می‌کنند. فرآیند ماکزیم کردن هم با کمک الگوریتم نیوتن-رافسون که از مشتقات مرتبه اول و دوم لگاریتم درست‌نمایی استفاده می‌کند، انجام می‌شود. همچنین باید در نظر داشت که در این مقاله ما فرض می‌کنیم که تنها یک مشاهده در هر زمان در دسترس است. چرا که معمولاً در ادبیات کنترل فرآیند آماری برای داده‌های خود همبسته اینگونه فرض می‌شود. ازین رو مشاهدات را به صورت تکی به جای میانگین زیرگروه کنترل می‌کنیم چرا که همبستگی سریالی با در نظر گرفتن میانگین زیرگروه کمتر از مقدار واقعی نمایش داده می‌شود [12].

در کنترل فرآیند آماری، فرد نیاز به تخمین حد کنترل بالا (UCL) و حد کنترل پایین (LCL) برای $\{Y_t; t = 1, \dots, n\}$ دارد. بنابراین، در موارد مورد بررسی بر روی نمودار و همچنین در خروجی نرم افزار، برای $MLE(\hat{\mu}, \hat{\sigma}, \hat{\alpha})$ مقادیر حد کنترل پایین $(LCL = \hat{\mu} - 3\hat{\sigma})$ و حد کنترل بالا $(UCL = \hat{\mu} + 3\hat{\sigma})$ را برآورد می‌کند. همچنین می‌توان با چک کردن مقادیر گرادیان و ماتریس هشین، احتمال اینکه MLE حداکثر مقدار تابع درست‌نمایی را به دست می‌آورد یا خیر را تایید نمود. در صورتی که گرادیان نزدیک به صفر باشد به این معنی است که تابع احتمال یک راه حل مناسب ارائه می‌دهد. علاوه بر این منفی بودن حداقل مقدار ویژه ماتریس خطا در ماتریس هشین نیز تضمین می‌کند که برآورد، ماکزیم مقدار بیشینه را بدست می‌آورد. در ادامه، چارت شوهارت^{۲۱} را نیز بررسی می‌کنیم که شامل $UCL = \mu^* + k\sigma^*$ و $LCL = \mu^* - k\sigma^*$ و خط مرکزی $\hat{\mu}$ می‌باشد. مقادیری که در حدود کنترل تخمینی قرار ندارند، در بخش

out-of-control signals نمایش داده می‌شوند. در دوره‌های زمانی طولانی، نرخ سیگنال‌های خارج از کنترل در حدود 0.27 درصد تحت کنترل 3 سیگما می‌باشد.

¹⁹ Joe copula

²⁰ Clayton copula

²¹ Shewhart control chart

2.3. تابع کلیتون - مارکف مرتبه دوم

هوآنگ و امورا^{۲۲} در سال 2019، یک روش مقایسه را به کمک تابع مرتبه دوم زنجیره مارکف ارائه نمودند که در ادامه به عنوان محصول فرعی باعث ایجاد یک روش کنترل فرآیند آماری جدید گردید. استفاده از مدل مرتبه دوم برای کاربران دشوارتر می‌باشد. اما می‌تواند در حد مطلوبی با داده‌های واقعی سازگار باشد. هوآنگ و امورا مدل مرتبه دوم را یک جایگزین مناسب برای مدل مرتبه اول عنوان کرده که قادر است خاصیت مارکف را نیز برای آیتم مورد بررسی، چک کند. خاصیت مارکف^{۲۳} یا ویژگی مارکف در مبحث فرآیندهای تصادفی، ویژگی فرآیندهایی است که احتمال شرطی رخداد آینده فقط به آخرین رخداد موجود یعنی رخداد کنونی وابسته باشد نه به گذشته‌های دیگر. خاصیت مذکور به زبان ریاضی برابر می‌شود با:

$$\Pr(Y_t \leq y_t | Y_{t-1} = y_{t-1}, Y_{t-2} = y_{t-2}, \dots) = \Pr(Y_t \leq y_t | Y_{t-1} = y_{t-1}) \forall t \quad (9)$$

برای برآورد MLE به کمک این روش از تابع چگالی شرطی زیر استفاده می‌کنیم:

$$g(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}) = \frac{C_\alpha^{[1,1,1]}[G(y_t), G(y_{t-1}), G(y_{t-2})]}{C_\alpha^{[0,1,1]}[1, G(y_{t-1}), G(y_{t-2})]} g(y_t) \quad (10)$$

همچنین اگر $t \geq 3$ داریم:

$$g(y_2 | y_1) = C_\alpha^{[0,1,1]}[1, G(y_2), G(y_1)] g(y_2) \quad (11)$$

که در آن:

$$C_\alpha^{[1,1,1]}(u_t, u_{t-1}, u_{t-2}) = \frac{\partial^3 C_\alpha(u_t, u_{t-1}, u_{t-2})}{\partial u_t \partial u_{t-1} \partial u_{t-2}} \quad (12)$$

$$C_\alpha^{[0,1,1]}(u_t, u_{t-1}, u_{t-2}) = \frac{\partial^2 C_\alpha(u_t, u_{t-1}, u_{t-2})}{\partial u_{t-1} \partial u_{t-2}} \quad (13)$$

و در نهایت لگاریتم درست‌نمایی مبتنی بر کلیتون کاپولا به صورت زیر درمی‌آید:

$$\ell(\mu, \sigma, \alpha) = (n-2) \log(1+2\alpha) + \log(1+\alpha) - \left(\frac{1}{\alpha} + 3\right) \sum_{t=3}^n \log[G(y_t)^{-\alpha} + G(y_{t-1})^{-\alpha} + G(y_{t-2})^{-\alpha} - 1] \quad (14)$$

$$+ \left(\frac{1}{\alpha} + 2\right) \sum_{t=4}^n \log[G(y_{t-1})^{-\alpha} + G(y_{t-2})^{-\alpha} - 1] - (\alpha + 1) \sum_{t=1}^n \log G(y_t) + \sum_{t=1}^n \log g(y_t)$$

که در آن رابطه $g(y_t) = \partial dG(y_t)/y_t$ برقرار است.

برای اندازه‌گیری توان تشخیص وابستگی سریالی مدل‌ها نیز از ضریب همبستگی رتبه ای کندال که به تالی کندال^{۲۴} معروف است و با 6 نمایش داده می‌شود، استفاده می‌کنیم. برای مدل کلیتون-مارکف مرتبه اول و مرتبه دوم چون $\alpha > 0$ بنابراین:

$$\widehat{\tau} = \widehat{\alpha} / (\widehat{\alpha} + 2) \quad (15)$$

و برای مدل جویی-مارکف نیز مقادیر تالی کندال از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\widehat{\tau} = 1 - 4/\widehat{\alpha}^2 \int_0^\infty t(1 - e^{-t})^{2/\widehat{\alpha}-2} e^{-2t} dt \quad (16)$$

مقدار تالی کندال عددی مابین صفر و یک خواهد بود که هرچه به یک نزدیکتر باشد نشان دهنده قدرت مدل در تشخیص همبستگی سریالی خواهد بود.

3.3. اندازه‌گیری ارتباطات

برای بررسی آثار ارتباطات بین بازارها از رویکرد تجزیه واریانس ارائه شده توسط دیبلد و ایلماز (2014) استفاده می‌شود. این محققان با بهره‌گیری از چارچوب مدل اتورگرسیون برداری تعمیم‌یافته که توسط کوپ و همکاران^{۲۵} (1996) و پسران و شین^{۲۶} (1998) ارائه شد، به اندازه‌گیری ارتباطات پرداختند به نحوی که نتایج تجزیه واریانس تحت تأثیر مرتبه سیستم خودرگرسیون برداری قرار نگیرد. این رویکرد مبتنی بر تجزیه H گام به جلو واریانس خطای پیش‌بینی^{۲۷} برای هر N متغیر موجود در خودرگرسیون برداری N متغیره می‌باشد. در رویکرد مذکور این امکان فراهم می‌شود که بخشی از واریانس خطای پیش‌بینی متغیر i را که

²² Huang & Emura

²³ Markov property

²⁴ Kendall's tau

²⁵ Koop et al.

²⁶ Pesaran & Shin

²⁷ The H-step-ahead forecast-error variance decomposition

می‌تواند به شوک‌های ناشی از متغیر ز نسبت داده شود مورد بررسی قرار گرفته و با جمع زدن این آثار، شاخص ارتباطات را محاسبه نمود. اندازه‌گیری این ارتباطات برای هر یک از بازارها به ما کمک می‌کند تا ارتباطات زوجی و جهت دار میان بازارهای مختلف را دست آوریم. علاوه بر آن، در این روش می‌توان شاخص ارتباطات کل را محاسبه کرد. این شاخص، سرریزهای متقابل را با استفاده از اندازه‌گیری سرریز شوک‌های وارد شده از سوی تمامی N متغیر به کل واریانس خطای پیش‌بینی را محاسبه می‌نماید. در تحلیل ارتباطات مناسب خواهد بود که اثرات مستقیم از سوی (یا به‌سوی) یک بازار خاص نیز مورد بررسی قرار گیرد. بهره‌گیری از چارچوب خودرگرسیون برداری تعمیم‌یافته این امکان را فراهم می‌کند تا شاخص‌های ارتباطات جهت‌دار آثار سرریز دریافت شده در بازار i ناشی از تمامی سایر بازارهای j و نیز شاخص متناسبی که آثار سرریز انتقال‌یافته از بازار i به تمامی بازارهای دیگر را اندازه می‌گیرد، تعریف شود. در حقیقت، d_{ij} ارتباطات زوجی جهت دار میان متغیرهای مختلف را نشان می‌دهد. همچنین، به صورت کلی $d_{ij} \neq d_{ji}$ زیرا واریانس خطای پیش‌بینی متغیر i که ناشی از شوک‌های متغیر j است با واریانس خطای پیش‌بینی متغیر j که ناشی از شوک‌های متغیر i است متفاوت است.

حال به منظور معرفی این رویکرد می‌توان یک بردار N متغیره را در نظر گرفت که به‌صورت سیستم خودرگرسیون برداری از مرتبه p مدل‌سازی شده است:

$$y_t = \sum_{i=1}^p y_{t-i} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \Sigma) \quad (17)$$

که در آن Π ماتریس ضرایب $N \times N$ ، ε_t بردار اجزای اخلال با توزیع یکسان و مستقل و Σ ماتریس واریانس-کوواریانس می‌باشد. نمایش میانگین متحرک برای سیستم خودرگرسیون برداری از مرتبه p فوق را می‌توان به‌صورت زیر ارائه کرد:

$$y_t = \sum_{i=1}^{\infty} \theta_i \varepsilon_t \quad (18)$$

که در آن Θ ماتریس $N \times N$ ضرایب میانگین متحرک است. در این چارچوب، تجزیه H گام به جلو واریانس خطای پیش‌بینی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$d_{ij}^g(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e' \Pi_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e' \Pi_h \Sigma \Pi_h' e_i)} \quad (19)$$

در رابطه فوق σ_{jj} مجذور ریشه عناصر قطری ماتریس واریانس-کوواریانس (یعنی انحراف استاندارد جز اخلال j) بوده و نیز e_i یک بردار انتخاب است به‌نحوی که i امین مؤلفه آن مقدار یک اختیار کرده و مابقی مؤلفه‌های آن صفر است. در چارچوب خودرگرسیون برداری تعمیم‌یافته شوک‌های وارد شده به هر متغیر متعامد نبوده و مجموع هر سطر از ماتریس تجزیه واریانس برابر با یک نخواهد شد (یعنی $\sum_{j=1}^N d_{ij}^g(H) \neq 1$). بنابراین جهت استفاده از اطلاعات موجود

در ماتریس تجزیه واریانس برای محاسبه شاخص ارتباطات، هر مؤلفه این ماتریس را می‌توان با تقسیم نمودن بر جمع سطر نرمال نمود به‌نحوی که:

$$\bar{d}_{ij}^g(H) = \frac{d_{ij}^g(H)}{\sum_{j=1}^N d_{ij}^g(H)} ; \quad \sum_{j=1}^N \bar{d}_{ij}^g(H) = 1 ; \quad \sum_{i,j=1}^N \bar{d}_{ij}^g(H) = N \quad (20)$$

با استفاده از مؤلفه‌های نرمال شده ماتریس تجزیه واریانس، می‌توان شاخص ارتباطات کل (TS) را محاسبه کرد. این شاخص، سرریزهای متقابل را با استفاده از اندازه‌گیری سرریز شوک‌های وارد شده از سوی تمامی N متغیر به کل واریانس خطای پیش‌بینی را محاسبه می‌نماید. شاخص ارتباطات کل در این حالت به این صورت خواهد بود:

$$TS_{ij}^g(H) = \frac{\sum_{i,j=1}^N \bar{d}_{ij}^g(H)}{i \neq j} \times 100 = \frac{\sum_{i,j=1}^N \bar{d}_{ij}^g(H)}{N} \times 100 \quad (21)$$

در تحلیل ارتباطات مناسب خواهد بود که اثرات مستقیم از سوی (یا به‌سوی) یک بازار خاص نیز مورد بررسی قرار گیرد. بهره‌گیری از چارچوب خودرگرسیون برداری تعمیم‌یافته این امکان را فراهم می‌کند تا شاخص‌های ارتباطات جهت‌دار (DS) آثار سرریز دریافت شده در بازار i ناشی از تمامی سایر بازارهای j را به‌صورت زنده‌اندازه‌گبی نماید:

$$DS_{i \rightarrow j}^g(H) = \frac{\sum_{i=1}^N \bar{d}_{ij}^g(H)}{i \neq j} \times 100 \quad (22)$$

شاخص متناسبی که آثار سرریز انتقال‌یافته از بازار i به تمامی به بازارهای دیگر را اندازه می‌گیرد به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$DS_{i \rightarrow j}^g(H) = \frac{\sum_{i=1}^N \bar{d}_{ij}^g(H)}{i \neq j} \times 100 \quad (23)$$

4. داده‌های پژوهش

در این مقاله، داده‌های تاریخی طلا، نفت خام برنت و نفت خام وست تگزاس در بازه زمانی ۲۰۱۰/۰۱/۰۱ تا ۲۰۲۰/۰۱/۰۱ از تارنمای استوک^{۲۸} استخراج و مورد بررسی قرار گرفته است. داده‌های تاریخی روزانه ابتدا به بازه تبدیل و سپس در مدل‌های مختلف بررسی شده‌اند. در ادامه نیز آمار توصیفی بازدهی هر یک از کامودیتی‌های مورد بررسی را مشاهده می‌کنید:

جدول 1. آماره‌های کلی مربوط به بازه کامودیتی‌های مورد بررسی

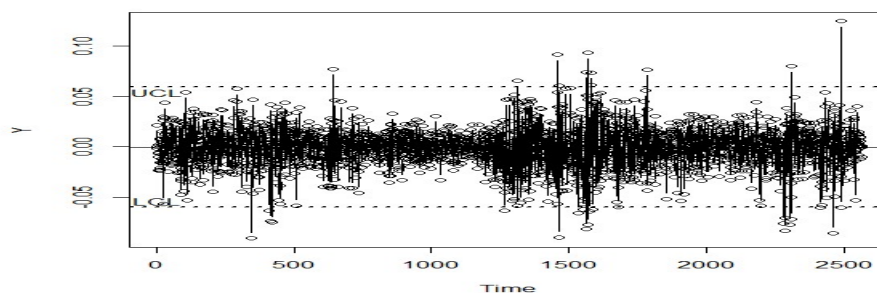
	طلا	نفت خام برنت	نفت وست تگزاس
میانگین	0.0000729018	-0.000246863	-0.000311226
میانه	0.0003631741	0.0003601008	0.0004506026
انحراف معیار	0.0096603179	0.018484083	0.0199257822
حداکثر	0.046643913538	0.1274992755	0.12478059677
حداقل	-0.09643187280	-0.091912429	-0.0909546730
چولگی	-0.6987709027	-0.078364269	-0.1547986593
کشیدگی	6.67849461982	3.03542612553	2.519002947882
آماره جارک-برا	4975.609816242	992.740444533	688.4060662798

5. تحلیل نتایج

در تمامی نمونه‌های مورد بررسی در مدل‌های مختلف، مقادیر گرادیان عددی نزدیک به صفر و مقادیر حداقل مقدار ویژه ماتریس خطا عددی منفی بود که صحت و دقت چارت‌های شوهارت مورد بررسی را تضمین می‌کنند.

1.5. نتایج مربوط به مدل کلیتون-مارکف مرتبه اول

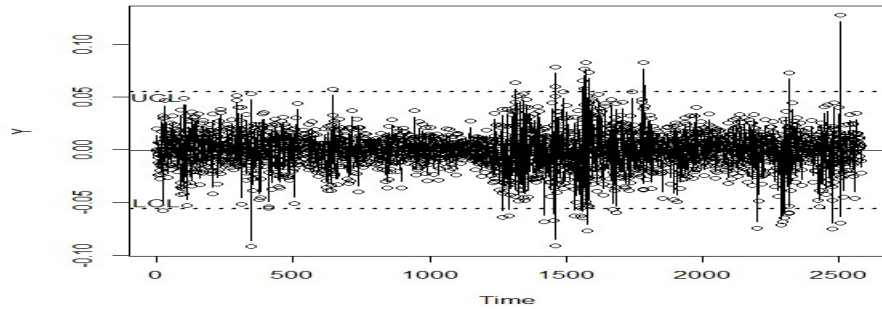
شکل‌های 1، 2 و 3، نتایج مربوط به نمودار شوهارت هریک از موارد مورد بررسی تحت تابع کلیتون-مارکف مشاهده می‌شود:



شکل 1. نمودار شوهارت مربوط به مدل کلیتون مرتبه اول برای نفت وست تگزاس

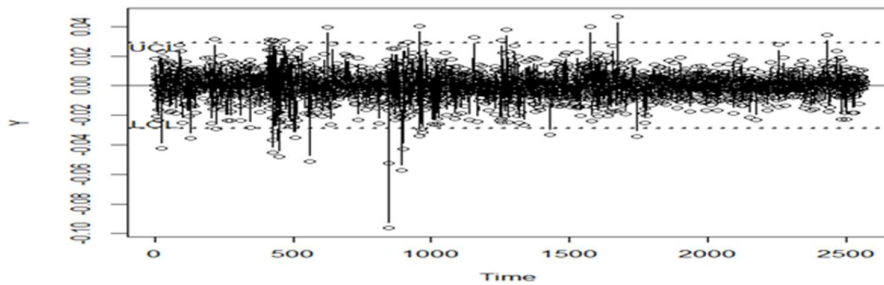
برای نفت وست تگزاس حدود کنترل $UCL=0.0594537206$ و $LCL=-0.0600772489$ تعیین می‌شوند که با توجه به این حدود، 31 داده‌ی خارج از کنترل در بازه‌ی زمانی تعیین شده وجود دارد. مقادیر تائ کندال تقریباً برابر با صفر می‌باشد بنابراین این سری از داده‌ها دارای وابستگی مثبت اما ضعیفی هستند.

²⁸ Stooq.com



شکل 2. نمودار شوهارت مربوط به مدل کلیتون مرتبه اول برای نفت برنت

در داده‌های نفت برنت حدود کنترل $UCL=0.0551939898$ و $LCL=-0.0556887097$ تعیین می‌شوند که در این صورت، 33 داده‌ی خارج از کنترل وجود دارد. با توجه به مقدار کوچک آلفای تخمینی کندال تای نزدیک به صفر می‌باشد. پس همانند نفت وست تگزاس، این سری از داده‌ها دارای همبستگی مثبت اما ضعیفی هستند.

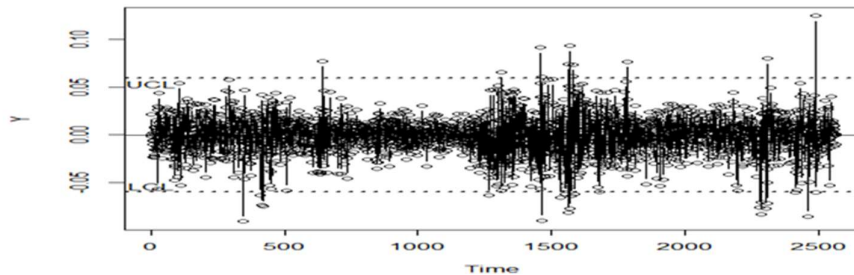


شکل 3. نمودار شوهارت مربوط به مدل کلیتون مرتبه اول برای طلا

با توجه به شکل (3)، برای طلا نیز حدود کنترل $UCL=0.02888390$ و $LCL=-0.02874557$ تعیین می‌شوند و 32 داده‌ی خارج از کنترل در بازه زمانی تعیین شده وجود دارد. در این سری از داده‌ها شاهد افزایش چشمگیر مقدار تای کندال هستیم که نشان از عملکرد بهتر مدل کلیتون-مارکف مرتبه اول برای این سری از داده‌ها نسبت به دو مورد قبل دارد.

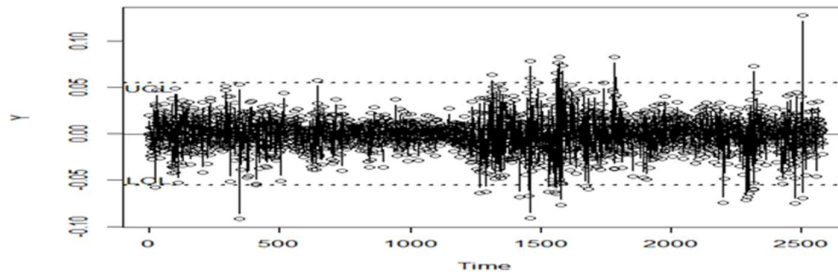
2.5. نتایج مربوط به مدل جویی-مارکف

در صورتی که تابع جویی کاپولا را جایگزین کلیتون کاپولا نماییم نتایج به صورت شکل‌های 4 تا 6 در خواهد آمد:



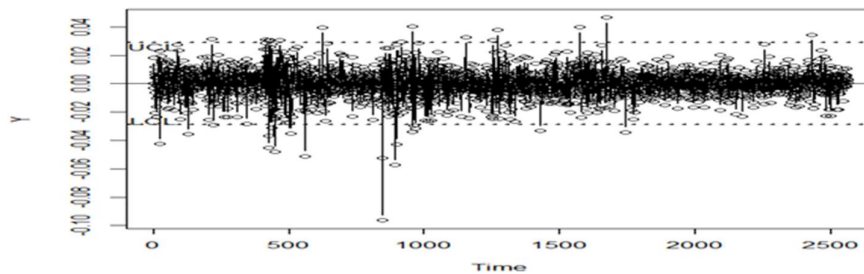
شکل 4. نمودار شوهارت مربوط به مدل جویی برای نفت وست تگزاس

برای نفت وست تگزاس حدود کنترل $UCL=0.0592832451$ و $LCL=-0.0599437587$ تعیین می‌شوند و 31 داده‌ی خارج از کنترل وجود دارد. مقدار کندال تای نیز نسبت به مدل رشد چشمگیری پیدا کرده است.



شکل 5. نمودار شوهارت مربوط به مدل جویی برای نفت برنت

در نفت برنت حدود کنترل $UCL=0.0548551508$ و $LCL=-0.0554306690$ تعیین می‌شوند که با توجه به این حدود، 33 داده‌ی خارج از کنترل در بازه زمانی تعیین شده وجود دارد. مقدار تای کندال نیز همانند نفت وست تگزاس در این مدل رشد قابل توجهی داشته است و همبستگی مثبت اما ضعیفی را نشان می‌دهد.

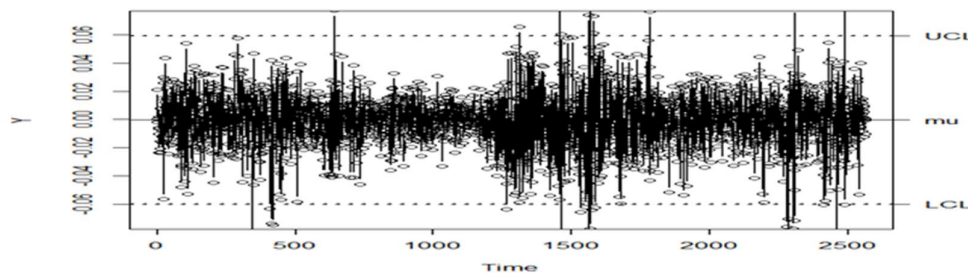


شکل 6. نمودار شوهارت مربوط به مدل جویی برای طلا

در داده‌های طلا حدود کنترل $UCL=0.02904764$ و $LCL=-0.02890283$ و 32 داده‌ی خارج از کنترل وجود دارد. برخلاف بازارهای نفت، با تغییر مدل مقدار تای کندال برای طلا کاهش شدیدی داشته است. بنابراین به احتمال بالا این مدل، مدل مناسبی برای داده‌های طلا نیست.

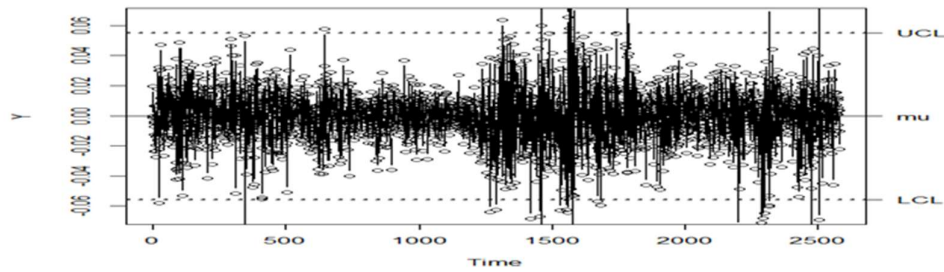
3.5. نتایج مربوط به مدل کلیتون-مارکف مرتبه دوم

در ادامه تابع مرتبه دوم کلیتون-مارکف را برای طلا و نفت برنت و وست تگزاس آزمایش می‌کنیم.



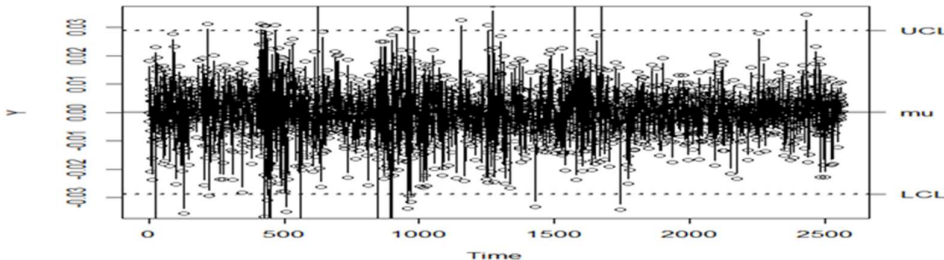
شکل 7. نمودار شوهارت مربوط به مدل کلیتون مرتبه دوم برای نفت وست تگزاس

در شکل (7)، حدود کنترل نفت وست تگزاس $UCL=0.0593847740$ و $LCL=-0.0600292914$ تعیین می‌شوند که با توجه به این حدود، 31 داده‌ی خارج از کنترل در بازه‌ی زمانی تعیین شده وجود دارد. مقادیر تای کندال نسبت به مدل جویی کاهش اندکی پیدا کرده است.



شکل 8. نمودار شوهارت مربوط به مدل کلیتون مرتبه دوم برای نفت برنت

برای نفت برنت حدود کنترل $UCL=0.055155748$ و $LCL=-0.055665618$ تعیین می‌شوند و 33 داده‌ی خارج از کنترل وجود دارد. مثل مدل‌های قبل، رفتار نفت برنت مشابه نفت وست تگزاس بوده و مقدار تای کندال کاهش اندکی نسبت به مدل قبل دارد و همچنان داده‌های مورد بررسی دارای همبستگی مثبت اما ضعیفی هستند.



شکل 9. نمودار شوهارت مربوط به مدل کلیتون مرتبه دوم برای طلا

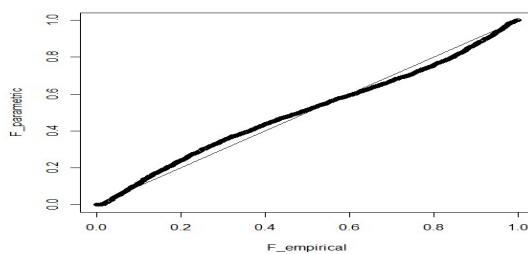
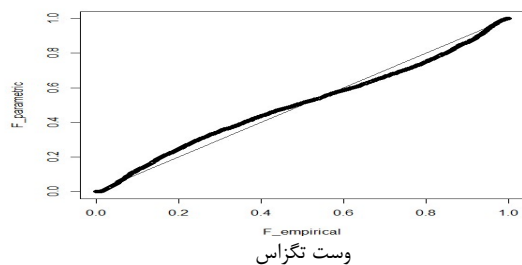
در داده‌های طلا حدود کنترل $UCL=0.02889289$ و $LCL=-0.02875438$ تعیین می‌شوند که با در نظر گرفتن این حدود، 32 داده‌ی خارج از کنترل وجود دارد. مقادیر تای کندال برخلاف دو مورد قبلی رشد داشته اما همچنان از تای کندال مدل کلیتون مرتبه اول کمتر می‌باشد.

4.5. آزمون نیکویی برازش

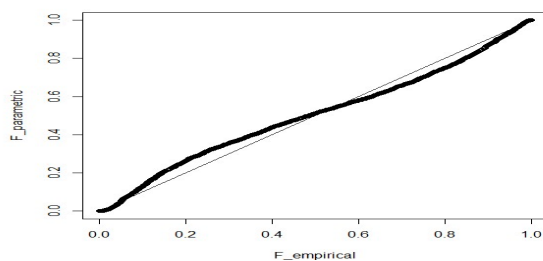
از آنجا که اعتبار MLE و حدود کنترل به شدت بر مفروضات مدل تکیه دارد، از آزمون نیکویی برازش به منظور بررسی فرضیه‌های زیر استفاده می‌کنیم:

$$\begin{aligned}
 H_0: \Pr(Y_t \leq y) &= \Phi\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right) \text{ for } \exists (\mu, \sigma) \\
 H_1: \Pr(Y_t \leq y) &\neq \Phi\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right) \text{ for } \forall (\mu, \sigma)
 \end{aligned}
 \tag{24}$$

در واقع در این آزمون، به دنبال شواهدی هستیم که نشان دهند که مدل با کاپولای ناشناخته واقعی متفاوت است. اگر $G_n(y) = \sum_{t=1}^n \mathbb{I}\{Y_t \leq y\}$ را تابع توزیع تجربی در نظر بگیریم، در صورتی که مدل درست باشد، تخمینگر پارامتریک $(\Phi\{(y - \hat{\mu})/\hat{\sigma}\})$ و تخمینگر ناپارامتریک $(G_n(y))$ به مقدار حقیقی همگرا خواهند شد. و در صورتی که مدل نادرست باشد، مقادیر تخمین‌ها به اعداد مختلفی همگرا می‌شود. در این ارتباط، یک نمودار گرافیکی که شامل دو خط تخمین پارامتریک و ناپارامتریک می‌باشد، بررسی می‌کنیم که خط مورب نشانه تخمینگر ناپارامتریک است. اگر خط مربوط به تخمینگر پارامتریک از خط مورب جدا شود، نشان می‌دهد که مدل انتخابی برای برازش مدل مناسبی نیست. در ادامه نتایج آن برای هر سه آیت مورد بررسی، آمده است:



برنت



طلا

شکل 10. آزمون نیکویی برازش برای بازارهای مختلف

با توجه به نتایج آزمون، داده‌های مربوط به طلا نسبت به سایر داده‌ها، از نوسان بیشتری برخوردار هستند که بیان می‌کند که به احتمال بالا مدل کلیتون برای داده‌های طلا مناسب نمی‌باشد.

5.5. اندازه‌گیری ارتباطات بازارها

جدول 1 که میزان ارتباطات بازارها را نشان می‌دهد، هر سطر متناظر با یک بازار، بیانگر سهم خود بازار و سایر بازارها از واریانس خطای پیش‌بینی بازار سطر مربوطه است که ناشی از شوک‌های خود بازار و سایر بازارها می‌باشد. هر ستون نیز بیانگر سهم بازار ستون مدنظر در واریانس خطای پیش‌بینی سایر بازارها و البته خود بازار مربوطه است. به عبارت دیگر، در هر ستون آثار شوک‌های بازار متناظر با آن ستون بر واریانس خطای پیش‌بینی سایر بازارها (از جمله خود بازار مربوطه) را نشان می‌دهد.

در بخش پایانی به اندازه‌گیری ارتباطات هر یک از بازارها با یکدیگر می‌پردازیم. همانطور که مشاهده می‌شود واریانس خطای پیش‌بینی بیشتر بازارها ناشی از خود همان بازارهاست. بازارهای نفت برنت و وست تگزاس اینترمدیت ارتباطات قابل توجهی با یکدیگر دارند. با اینحال، ارتباطات بازار طلا با این بازارها چشمگیر نیست. از این رو سرمایه‌گذاران می‌توانند از طلا به عنوان ابزاری برای پوشش ریسک استفاده کنند. با مقایسه بازارهای برنت و وست تگزاس اینترمدیت در می‌یابیم که بازار نفت وست تگزاس اینترمدیت فرستنده شوک به بازار نفت برنت می‌باشد. در حالیکه 44.64 درصد از واریانس خطای پیش‌بینی برنت ناشی از وست تگزاس اینترمدیت است. در حالی که بازار برنت 44.58٪ بر بازار وست تگزاس اینترمدیت اثر می‌گذارد. بازار طلا گیرنده شوک از هر دو بازار نفت برنت و وست تگزاس اینترمدیت است. در حالیکه این بازارها به ترتیب 2.09 و 2.07 درصد از واریانس خطای پیش‌بینی طلا را در بر دارند، طلا به ترتیب 1.34 و 1.43 درصد بر این بازارها تاثیر دارد.

جدول 2. میزان ارتباطات بازارهای مختلف

از	برنت	طلا	وست تگزاس	
وست تگزاس	44.58	1.43	53.98	15.34
طلا	2.09	95.84	2.07	1.39
برنت	54.01	1.34	44.64	15.33
به	15.56	0.93	15.57	32.05

6. نتیجه گیری

در این مقاله به بررسی مجموعه از روش‌های کنترل آماری فرایند، مربوط به مدل‌های زنجیره مارکف مبتنی بر کاپولا و به طور مشخص به مدل‌های مرتبه اول و مرتبه دوم کلیتون - مارکف و جویی - مارکف و همچنین اندازه‌گیری ارتباطات برای بازارهای نفت برنت، نفت وست تگزاس اینترمدیت و طلا به منظور شناسایی ریسک‌های موجود در این بازارها پرداخته شد. با توجه به نتایج، تمامی داده‌های مورد بررسی در تمامی مدل‌ها دارای همبستگی سریالی بودند. اما میزان این همبستگی ضعیف است. همچنین، با مقایسه مقدار تای کندال هر کدام از کامودیتی‌ها در هر مدل، قدرتمندترین مدل در تشخیص همبستگی برای داده‌های نفت وست تگزاس اینترمدیت و همچنین نفت برنت، مدل جویی-مارکف و برای داده‌های طلا، مدل کلیتون-مارکف مرتبه اول می‌باشد، که تفاوت در نوع همبستگی بین داده‌های طلا با داده‌های نفتی را نمایش می‌دهد. در نهایت، با توجه به مقادیر لگاریتم درست‌نمایی برای هر مدل، مدل جویی-مارکف برای نفت برنت و نفت وست تگزاس اینترمدیت و مدل کلیتون-مارکف مرتبه اول برای طلا را برای استفاده در کنترل فرآیند آماری به عنوان مناسب‌ترین مدل انتخاب می‌کنیم که با توجه به میزان نوسان بالای داده‌های طلا در آزمون نیکویی برازش، بهتر است از مدل کلیتون-مارکف مرتبه دوم استفاده شود. همچنین با بررسی اندازه ارتباطات این بازارها به این نتیجه می‌رسیم که بازار نفت وست تگزاس اینترمدیت تاثیر بیشتری بر بازار نفت برنت دارد و بازدهی هر دو این بازارها بر بازار طلا تاثیرگذار است. با توجه به این نکته که اقتصاد ایران تا حد زیادی به صادرات نفت وابسته است و تقریباً 50 درصد از درآمدهای ملی بودجه و 80 درصد از صادرات کشور از منابع نفتی تأمین می‌شود، یافته‌های این مطالعه می‌تواند کمک شایانی به درک بهتر این بازارها و مدیریت مناسب‌تر ریسک بیانجامد و به سیاست‌گذاران جهت برنامه ریزی دقیق تر و به تحلیل گران مالی در چگونگی تشکیل سبد دارایی‌های مالی جهت دست یابی به بازده بهتر کمک شایانی نماید. برای مطالعات آینده پیشنهاد می‌شود تا با بهره‌گیری از علم داده‌های کلان، طیف وسیع‌تری از کامودیتی‌ها مورد بررسی قرار گیرد تا بتوان آنها را براساس نوع همبستگی موجود بین داده‌های تاریخی، تغییرات همبستگی و همچنین میزان ارتباط این بازارها را بررسی نمود. همچنین استفاده از مدل فرانکس-زمان به منظور تبیین بهتر ارتباطات میان بازارها توصیه می‌شود. از طرفی با توجه به نقش طلا به عنوان ابزاری برای پوشش ریسک، می‌توان نسبت پوشش بهینه و کارایی استراتژی پوشش کاپولاهای رقیب مورد بررسی قرار داد.

منابع

- [1] Montgomery, 2009. *Statistical Quality Control*. 6nd ed. D.C.: Wiley.
- [2] Knoth, S. & Schmid, W., 2004. Control charts for time series: a review. In: Lenz, H.-J. et al, ed. *Frontiers in Statistical Quality Control 7*. Verlag Berlin Heidelberg: Springer.
- [3] Narasimhan, S. & Box, G., 2010. Rethinking statistics for quality control. *Quality Engineering*, Volume 22, pp. 60-72.
- [4] Vasilopoulos, A. V. & Stamboulis, A. P., 1978. Modification of control chart limits in the presence of data. *Quality Technology*, 10(1), pp. 20-30.
- [5] حاجی شاهوردی، دنیا، زمردیان، غلامرضا، حنیفی، فرهاد، شمس لیلاستانی، میر فیض فلاح. (1398). طراحی سیستم پیش هشداردهنده بحران بانکی نظام‌مند در بازار مالی ایران (با کاربرد زنجیره‌های مارکفی). *اقتصاد مالی* 13(47)، 135-154
- [6] فتحی، شهرام، سبحان خدا مرادی، مرتضی، ایوتوند، میثاق. (1396). بررسی رابطه همبستگی شرطی بین بازارهای مالی ایران با تأکید بر اثر حافظه بلندمدت و عدم تقارن. *اقتصاد مالی*، 11(40)، 25-52.
- [7] وکیلی فر، حمید رضا، علی فری، ملیحه. (1394). تأثیر نوسانات نرخ ارز بر بازدهی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *اقتصاد مالی*، 9(30)، 83-98.
- [8] Buse, R. and Schienle, M., 2019. Measuring connectedness of euro area sovereign risk. *International Journal of Forecasting*, 35(1), pp.25-44.
- [9] Kang, W., Ratti, R.A. and Yoon, K.H., 2014. The impact of oil price shocks on US bond market returns. *Energy Economics*, 44, pp.248-258.
- [10] Yi, S., Xu, Z. and Wang, G.J., 2018. Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency?. *International Review of Financial Analysis*, 60, pp.98-114.
- [11] Antonakakis, N. and Kizys, R., 2015. Dynamic spillovers between commodity and currency markets. *International Review of Financial Analysis*, 41, pp.303-319.
- [12] Wieringa, J. E., 1999. Statistical process control for serially correlated data. *PhD thesis*.
- [13] Acharya, V. V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. (2017). Measuring systemic risk. *The Review of Financial Studies*, 30(1), 2-47.
- [14] Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., & Pelizzon, L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of financial economics*, 104(3), 535-559.

- [15] Bin Jumah, J., Burt, R. & Buttram, B., 2012. An Exploration of Quality Control in Banking and Finance. *International Journal of Business and Social Science*, 3(6), pp. 273-277.
- [16] Demirer, M. Diebold, F. X., and Yilmaz, K. (2018) Estimating global bank network connectedness. *Journal of Applied Econometrics*, 33, pp. 1–15.
- [17] Diebold, F.X. and Yılmaz, K. (2014) On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182(1), pp. 119-134.
- [18] Emura, T., Long, T.-H. & Sun, L.-H., 2017. R Routines for Performing Estimation and Statistical Process Control under Copula-based Time Series Models. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 46(4).
- [19] Huang, X.-W. & Emura, T., 2019. Model diagnostic procedures for copula-based Markov chain models for statistical process control. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*.
- [20] Husain, S., Tiwari, A.K., Sohag, K. and Shahbaz, M., 2019. Connectedness among crude oil prices, stock index and metal prices: An application of network approach in the USA. *Resources Policy*, 62, pp.57-65.
- [21] Long, T.-H. & Emura, T., 2014. A control chart using copula-based Markov chain models. *Journal of the Chinese Statistical Association*.
- [22] Patton, A., 2012. A review of copula models for economic time series. *Journal of Multivariate Analysis*, Volume 110, pp. 4-18.
- [23] Johnson, R. A. & Bagshaw, M., 1974. The effect of serial correlation on the performance of CUSUM tests. *Technometrics*, Volume 16, pp. 103-112.
- [24] Kim, J. M., Baik, J. & Reller, M., 2018. *Detecting the change of variance by using conditional distribution with diverse copula functions In Proceedings of the pacific rim statistical conference*. Singapore, Springer.
- [25] Koop, G., Pesaran, M.H. and Potter, S.M., 1996. Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of econometrics*, 74(1), pp.119-147.
- [26] Pesaran, H.H. and Shin, Y., 1998. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics letters*, 58(1), pp.17-29.
- [27] Sun, L. H., Lee, C. S. & Emura, T., 2018. A Bayesian inference for time series via copula-based. *Communications in Statistics*, Volume 1.
- [28] Wetherill, G. B. & Brown, D. W., 1991. *Statistical process control, theory and practice*. London: Chapman and Hall.