



فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری
دوره ۱۳ / شماره ۲ (پیاپی ۵۰) / تابستان ۱۴۰۳
صفحه ۵۰۱ تا ۵۱۹

تحلیل ریسک مالی در بازار رمزارزها: شواهدی از پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک

زهرا بزرگ تبار بائی

دانشجوی دکتری تخصصی مهندسی مالی، گروه مدیریت، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران

رضا آقاچان نشتائی

گروه مدیریت بازرگانی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران (نویسنده مسئول)
rnashtaei@gmail.com

محمدحسن قلی زاده

گروه مدیریت، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۱۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۲۴

چکیده

با توجه به نوسانات شدید بازار رمزارزها و همچنین اهمیت پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک در چنین شرایطی، هدف پژوهش حاضر پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک در بازار رمزارزها و همچنین مقایسه مدل‌های مختلف پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک است. به علاوه، در تاثیر توزیع‌های مختلف جملات نوآوری مدل‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. در این پژوهش از مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک بازده چهار رمزارز شناخته شده استفاده می‌کنیم. داده‌های مورد استفاده در پژوهش بازه زمانی ۲۰۱۸/۱/۱ تا ۲۰۲۲/۳/۱۶ را پوشش می‌دهد. این پژوهش از مدل‌های CAViaR و DQR که مستقیماً چندک‌های توزیع بازده را پیش‌بینی می‌کنند برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک استفاده می‌کند. علاوه بر مدل‌های مذکور، چند گونه مختلف از مدل‌های رایج برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک مورد استفاده قرار گرفته است. به منظور بررسی عملکرد مدل‌های مورد استفاده از روش پس‌آزمایی که از روش‌های رایج برای آزمون عملکرد مدل‌ها است استفاده جسته‌ایم. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌هایی که مستقیماً از چندک‌های توزیع بازده برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک استفاده می‌کنند (مشخصاً مدل‌های CAViaR و DQR) دارای عملکردی به مراتب بهتر از سایر مدل‌های رایج برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک هستند.

واژه‌های کلیدی: ارزش در معرض ریسک، رمزارز، CAViaR، DQR.

۱- مقدمه

سیستم مالی جهانی در سال ۲۰۰۸ سقوط کرده و یکی از شدیدترین رکودها را ایجاد کرد. اینگونه رویدادها نه تنها شکنندگی بازارهای مالی و ناتوانی تنظیم‌کننده‌ها در جلوگیری از این سقوطها را برجسته کرد، بلکه منتج به مطالعات تحقیقاتی با هدف جلوگیری از وقوع مجدد رویدادهای مشابه شد (لی^۱، ۲۰۲۲).

از زمان انتشار مقاله اولیه بیت کوین (ناکاموتو^۲، ۲۰۰۸)، ارزشهای دیجیتال برجسته‌ترین کاربردهای بلاک چین بوده‌اند (چرچ و شرمن^۳، ۲۰۱۶). بلاک چین که برای تسهیل یک پلتفرم توزیع شده ایمن و بدون مقررات مرکزی طراحی شده است، به عنوان الگویی معرفی شده که با به‌کارگیری کلان داده، محاسبات ابری و یادگیری ماشین تکمیل می‌شود.

ارزهای دیجیتال به دلیل افزایش شدید قیمت‌ها و همچنین حجم معاملات در سال‌های اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته‌اند. بیت‌کوین اولین ارز دیجیتالی است که توسط ناکاموتو (۲۰۰۸) معرفی شد. ارزشهای رمزنگاری شده به عنوان یک ارز جهانی با هزینه‌های مبادله کم ایجاد شدند. با این حال، آن‌ها به طور گسترده‌ای به عنوان دارایی‌های سفته‌بازی پذیرفته شده‌اند. بیور و سلمی^۴ (۲۰۱۵) دریافتند که بیت‌کوین به دلیل عدم اطمینان زیاد، پناهگاه امنی نیست. برانیس و مستل^۵ (۲۰۱۸) ده ارز دیجیتال بزرگ را انتخاب کرده و قابلیت پیش‌بینی آن‌ها را با محدودیت‌های نقدینگی بررسی نمودند. آن‌ها دریافتند که رمزارزهای پایه زمانی که روند افزایشی در نقدینگی وجود دارد، کمتر قابل پیش‌بینی بوده و ناکارآمد هستند. از سوی دیگر، مطالعاتی وجود دارد که ادعا می‌کند بیت‌کوین می‌تواند به عنوان یک دارایی برای پوشش ریسک استفاده شود. دیربرگ^۶ (۲۰۱۶) دریافت که بیت‌کوین می‌تواند در برابر عدم قطعیت جهانی استوار باشد. گوسمی^۷ و همکاران (۲۰۱۹)، کجتازی و مورو^۸ (۲۰۱۹) و اختروزمان^۹ و همکاران (۲۰۱۹) نقش بیت‌کوین را در کاهش ریسک سرمایه‌گذاری‌ها بررسی کردند و دریافتند که بیت‌کوین می‌تواند ریسک سرمایه‌گذاری در پورتفویهای جهانی را کاهش دهد.

چندین مطالعه از مدل‌های نوع گارچ^{۱۰} برای بررسی پویایی نوسانات ارزهای دیجیتال استفاده کرده‌اند. کاتسیمپا^{۱۱} (۲۰۱۹) دریافت که یک همبستگی متغیر با زمان بین رمزارزهای مختلف وجود دارد و توزیع t - استیودنت برای جملات نوآوری مدل گارچ از توزیع نرمال بهتر است. در مطالعه سیلالی^{۱۲} و همکاران (۲۰۲۱)،

1 Li

2 Nakamoto

3 Tschorsch and Scheuermann

4 Bouoiur and Selmi

5 Brauneis and Mestel

6 Dyhrberg

7 Guesmi

8 Kajtazi and Moro

9 Akhtaruzzaman

10 GARCH

11 Katsiampa

12 Silahlı

چهار رمزارز اصلی در بازار ارزهای دیجیتال، یعنی بیت‌کوین، لایت‌کوین، ریپل و دش انتخاب شده و پویایی نوسانات آن‌ها با استفاده از ارزش در معرض خطر توزیع دو طرفه ویبول^۱ بررسی شده است.

در طول دهه‌های گذشته، ادبیات غنی برای پیشنهاد ابزارهای ارزشمند برای اندازه‌گیری و کمی کردن ریسک بازار شکوفا شده است. یکی از پرکاربردترین معیارهای ریسک "ارزش در معرض خطر" (VaR^۲) است که به عنوان بدترین مقدار مورد انتظار یک دارایی یا یک سبد با توجه به سطح اطمینان معین و در یک دوره زمانی خاص تعریف می‌شود. اندازه‌گیری VaR را می‌توان برای تعیین حداکثر تغییر قیمت مرتبط با سطح اطمینان تعریف شده توسط کاربر استفاده کرد. این کمی سازی برای معامله‌گران و مؤسسات مالی در هنگام طراحی استراتژی‌های مدیریت ریسک پرتفوی با هدف جلوگیری از زیان‌های بزرگ غیر منتظره، امری اساسی است. در واقع، استراتژی معاملاتی تنها زمانی به نتایج مورد نظر خواهد رسید که توسط ارزیابی دقیق ریسک پشتیبانی شود. در این زمینه است که اندازه‌گیری ریسک به یک جزء مهم مدیریت ریسک برای تعیین ارزش در معرض ریسک قیمت کالا تبدیل می‌شود. از این رو، پیش‌بینی‌های VaR به مدیران ریسک کمک می‌کند تا مواجهه خود را با زیان‌های غیرمنتظره قابل توجه ارزیابی کنند و در نتیجه، ریسک کلی بازارهای مالی را کاهش دهند. در سال‌های اخیر، این موضوع با آگاهی روزافزون توسط دانشگاهیان و متخصصان مورد توجه قرار گرفته است (گیوت و لوران^۳، ۲۰۰۳)، ماریموتو^۴ و همکاران (۲۰۰۹)، فن^۵ و همکاران (۲۰۰۸) و علوی و مبروک^۶ (۲۰۱۰). مطالعات روی قیمت کالاهای مختلف و پیش‌بینی VaR که در ادبیات در نظر گرفته شده است، نشان می‌دهد که بازده قیمتی عموماً رفتار توزیعی خاص مانند توزیع دم پهن و خوشه‌بندی نوسانات را نشان می‌دهد. اخیراً چندین مدل به منظور بررسی این وضعیت‌ها در نظر گرفته شده است. پژوهش‌ها^۷ و همکاران (۲۰۰۸) نشان می‌دهد مدل‌های گارچ با توزیع دم پهن پیشنهاد شده توسط پولیتیس^۸ (۲۰۰۴) نتایج بهتری را در برابر گارچ با توزیع نرمال و t-استیودنت به همراه دارد. مدل‌های گارچ دم پهن نتایج رضایت‌بخش‌تری از نظر دقت و کارایی ایجاد می‌کند، در حالی که مدل‌های نرمال و t-استیودنت به ترتیب تمایل به دست‌کم گرفتن و دست‌بالا گرفتن ریسک دنباله‌ای دارند. بنابراین، انتخاب توزیع مناسب عبارت نوآوری بازده نقش کلیدی در تخمین VaR ایفا می‌کند.

با توجه به نوسانات شدید بازار رمزارزها و همچنین اهمیت پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک در چنین شرایطی، یکی از اهداف پژوهش حاضر پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک در بازار رمزارزها توسط توزیع‌های دم‌پهن جملات نوآوری است. در پژوهش حاضر، از نقطه نظر پیش‌بینی VaR، چندین مدل اقتصادسنجی و آماری را مقایسه می‌کنیم که برخی از آنها قبلاً در ادبیات مکرراً استفاده شده‌اند در حالی که برخی دیگر در این زمینه نسبتاً جدید هستند. هدف یافتن مدلی است که VaR را به طور دقیق‌تری پیش‌بینی کند و حقایق را که در

^۱ Weibull

^۲ Value at Risk

^۳ Giot and Laurent

^۴ Marimoutou

^۵ Fan

^۶ Aloui and Mabrouk

^۷ Hung

^۸ Politis

سری‌های زمانی بازار رمزارزها با آن مواجه می‌شوند، پیش‌بینی کند. ما به دو مدل از مدل‌هایی که قبلاً در ادبیات پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک به خوبی تثبیت شده‌اند، تکیه می‌کنیم، یعنی مدل‌های گارچ با توزیع‌های عبارات نوآوری مختلف و مدل CAViaR با چهار ویژگی مختلف پیشنهاد شده توسط انگل و ماناگلی^۱ (۲۰۰۴). علاوه بر این، به منظور در نظر گرفتن تأثیر نامتقارن شوک‌های منفی بر نوسانات، ما گارچ نمایی (EGARCH) نلسون (۱۹۹۱) و مدل GJR-GARCH گلستن و همکاران (۱۹۹۳) را مورد استفاده قرار می‌دهیم. علاوه بر این، ما پیشنهاد می‌کنیم که مدل‌های امتیاز خودرگرسیون تعمیم‌یافته^۲ (GAS) را که به ندرت در مدل‌سازی قیمت‌های کالا استفاده شده‌اند، در نظر بگیریم و یک مدل رگرسیون چندکی پویا^۳ (DQR) ارائه شده توسط لاپورتا^۴ و همکاران (۲۰۱۸) را استفاده می‌کنیم که می‌تواند ویژگی‌های پویای رمزارزها را در نظر بگیرد.

۲. روش‌شناسی تحقیق

در این پژوهش از مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک بازده چهار رمزارز شناخته شده استفاده می‌کنیم. داده‌های مورد استفاده در پژوهش بازه زمانی ۲۰۱۸/۱/۱ تا ۲۰۲۲/۳/۱۶ را پوشش می‌دهد. در ادامه این بخش به معرفی مدل‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک خواهیم پرداخت.

۲.۱. مدل گارچ

مدل گارچ در مقاله پایه‌ای بولرسف^۵ (۱۹۸۶) معرفی شد. این مدل به طور موفقیت آمیزی در بسیاری از زمینه‌ها به کار گرفته شده است و با توجه به هانسن و لوند (۲۰۰۵)، ساده‌ترین مدل (۱،۱) Garch- در اکثر موقعیت‌های کاربردی مناسب است. بنابراین، در اینجا مدل (۱،۱) گارچ را در نظر می‌گیریم که می‌تواند به صورت زیر بیان شود:

$$y_t = \mu + \epsilon_t \quad \epsilon_t = \sigma_t z_t \quad z_t | F_{t-1} \sim D_{\theta}(0, 1) \\ \sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

برای اطمینان از ایستایی و مثبت بودن باید داشته باشیم $\omega \geq 0, \alpha \geq 0, \beta \geq 0, \alpha + \beta \leq 1$. عبارت نوآوری z_t در معادله (۱) از توزیع $D_{\theta}(0, 1)$ با میانگین صفر و واریانس واحد پیروی می‌کند. در اینجا θ بردار پارامترهایی است که بر رفتار توزیع حاکم است. معادله فوق پیوند زمانی متغیر واریانس شرطی σ_t^2 را تعریف می‌کند. از آنجایی که مقادیر گذشته σ_t^2 به مقادیر کنونی آن بازخورد می‌دهند، مدل‌های گارچ می‌توانند خوشه بندی و نوسانات بالای سری‌های زمانی مالی را مدیریت کنند.

¹ Engle and Manganelli

² Generalized Autoregressive Score

³ Dynamic Quantile Regression

⁴ Alessandro

⁵ Bollersalev

۲.۲. مدل گارچ نمایی

مدل های گارچ فرض می کنند که σ_t^2 به طور متقارن به شوک های گذشته ϵ_{t-1}^2 پاسخ می دهد، در حالی که شواهد تجربی نشان می دهد که بازده مالی با تغییرات در نوسانات بازده همبستگی منفی دارد، بنابراین فرمول بندی مدلی که در آن σ_t^2 به طور نامتقارن به اخبار مثبت و منفی پاسخ می دهد ممکن است برای شیوه های مدیریت ریسک در این دیدگاه مناسب‌تر باشد. بر این اساس، نلسون (۱۹۹۱) مدل گارچ نمایی را پیشنهاد کرد، که در آن واریانس شرطی لگاریتمی به صورت تعریف می شود.

$$\text{Log } \sigma_t^2 = \omega + \alpha z_{t-1} + \gamma(|z_{t-1}| - E(|z_{t-1}|)) + \beta \log \sigma_{t-1}^2$$

که در آن α و γ به ترتیب ضرایب اثر علامت و اندازه هستند. عبارت $\gamma(|z_{t-1}| - E(|z_{t-1}|))$ نشان دهنده اثر اندازه است. فرآیند $g(z_t) = \alpha z_{t-1} + \gamma(|z_{t-1}| - E(|z_{t-1}|))$ به فرآیند واریانس شرطی اجازه می دهد تا به طور نامتقارن به افزایش و کاهش قیمت ها پاسخ دهد.

۲.۳. مدل GJR-گارچ

مدل GJR-گارچ گلستن^۱ و همکاران (۱۹۹۳) از یک تکنیک جایگزین استفاده می کند که عدم تقارن در پاسخ واریانس شرطی را با تعبیه یک متغیر مصنوعی در معادله آن تطبیق می دهد. (۱, ۱) GJR-Garch را می توان به صورت زیر توصیف کرد:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \eta I_{t-1} \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

که در آن $I(\cdot)$ تابع نشانگر است که مقدار ۱ را برای $\epsilon_t \leq 0$ گرفته و در غیر این صورت دارای مقدار صفر خواهد بود.

۲.۴. مدل GAS

مدل امتیاز خودرگرسیون تعمیم یافته (GAS) توسط کریل^۲ و همکاران (۲۰۱۳) ارائه شده است. عامل کلیدی این مدل مکانیسم به روز رسانی پارامترها در طول زمان از طریق امتیاز تابع احتمال لگاریتمی^۳ است. استفاده از بردار امتیاز شرطی اجازه می دهد تا اطلاعاتی را که از کل توزیع شرطی به دست می آید (و نه فقط از گشتاورها) در نظر بگیریم. به طور رسمی تر، مدل GAS را می توان با معادلات زیر توصیف کرد:

$$y_t | F_{t-1} \sim f(y_t, \theta_t)$$

$$\theta_t = K + A \sigma_{t-1} + B \theta_{t-1}$$

¹ Glosten

² Creal

³ Log-likelihood

که در آن $\theta_t \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^p$ یک بردار پارامترهای متغیر با زمان، K بردار ثابت ها و A و B ماتریس های ضرایب هستند. θ_t توسط دو مؤلفه هدایت می شود: عامل اتورگرسیو θ_{t-1} و بردار S_{t-1} که به صورت زیر تعریف شده است:

$$s_t = s_t(\theta_t) \nabla_t(y_t, \theta_t)$$

$$\nabla_t(y_t, \theta_t) = \frac{\partial \log(f(y_t, \theta_t))}{\partial \theta_t}$$

$s_t(\theta_t)$ یک ماتریس $p * p$ ماتریس معین مثبت در زمان t است و $\nabla_t(y_t, \theta_t)$ امتیاز تابع چگالی در معادله است. کریل و همکاران (۲۰۱۳) پیشنهاد می کنند که یک انتخاب مناسب برای ماتریس $s_t(\theta_t)$ به صورت زیر است:

$$s_t(\theta_t) = I_t(\theta_t)^{-\gamma}$$

$$I_t(\theta_t) = E_{t-1}[\nabla_t(y_t, \theta_t) \nabla_t(y_t, \theta_t)']$$

که در آن امید ریاضی با توجه به توزیع شرطی گرفته می شود و γ معمولاً مقادیر $\{0, 0.5, 1\}$ را می گیرد.

۲.۵ مدل CAViaR

ارزش خودرگرسیون شرطی در معرض ریسک (CAViaR^۱) توسط انگل و مانگنلی (۲۰۰۴) معرفی شد. برخلاف مدل های گارچ و GAS، CAViaR مستقیماً چندک توزیع بازده را مدل سازی می کند و رویکرد استاندارد رگرسیون چندکی را که توسط کوئنکر و باست^۲ (۱۹۷۸) معرفی شد، گسترش می دهد. این مدل مستقیماً از یک فرمول اتورگرسیو برای چندکها استفاده می کند. به طور خاص، فرض کنید $f_t(\beta)$ نشان دهنده τ -امین چندک شرطی در زمان t توزیع بازده شرطی با توجه به F_{t-1} باشد. فرض کنید X_t ماتریس متغیرهای پیش بینی کننده در زمان t و β بردار پارامترهای مجهول باشد. یک مدل CAViaR می تواند به این صورت توصیف شود:

$$y_t = f(\beta) + \epsilon_{t,t} \quad q_t(\epsilon_{t,t}|F_t) = \tau$$

$$f_t(\beta) = g(X_{t-2}, \dots, X_{t-1}, f_{t-q}(\beta), \dots, f_{t-1}(\beta))$$

که در آن $q_t(\epsilon_{t,t}|F_t)$ q -امین چندک $\epsilon_{t,t}$ مشروط به مجموعه اطلاعات در زمان t است. شکل تابعی $g(\cdot)$ تابع $f_t(\beta)$ را به متغیرهای پیش بینی کننده که به F_{t-1} تعلق دارند پیوند می دهد. در این نمایش تابعی X ممکن است از اطلاعات برونزای قبلی یا بازده گذشته تشکیل شده باشد. در این پژوهش ما فقط از بازده با تاخیر استفاده می کنیم. تمام چهار حالت CAViaR پیشنهاد شده توسط انگل و مانگنلی (۲۰۰۴) را در نظر می گیریم که عبارتند از:

¹ Conditional Autoregressive value at risk

² Koenker and Bassett

تابع تطبیقی^۱:

$$f_t(\beta) = f_{t-1}(\beta) + \beta\{[1 + \exp(G[y_{t-1} - f_{t-1}(\beta)])]^{-1} - \tau\}$$

که در آن $G \in \mathbb{R}^+$ یک عدد ثابت مثبت است. همانطور که توسط انگل و مانگلی (۲۰۰۴) پیشنهاد شد، ما G را در این پژوهش برابر ۱۰ در نظر گرفته‌ایم.

قدر مطلق متقارن^۲:

$$f_t(\beta) = \beta_1 + \beta_2 f_{t-1}(\beta) + \beta_3 |y_{t-1}|$$

شیب نامتقارن^۳:

$$f_t(\beta) = \beta_1 + \beta_2 f_{t-1}(\beta) + \beta_3 y_{t-1}^+ + \beta_4 y_{t-1}^-$$

که در آن $y_{t-1}^+ = \max(y_{t-1}, 0)$ و $y_{t-1}^- = -\min(y_{t-1}, 0)$ به ترتیب قسمت مثبت و منفی y_t را نشان می‌دهند. شیب نامتقارن به بازده‌های مثبت و منفی اجازه می‌دهد تا تأثیر متفاوتی بر روی VaR داشته باشند.

گارج غیر مستقیم (۱،۱)^۴:

$$f_t(\beta) = (\beta_1 + \beta_2 f_{t-1}^2(\beta) + \beta_3 y_{t-1}^2)^{1/2}$$

۲.۶. مدل رگرسیون چندکی پویا (DQR^۵)

به منظور در نظر گرفتن یک مدل رگرسیون کمی متفاوت که بتواند ماهیت پویای سری‌های زمانی در نظر گرفته شده را مدل‌سازی کند، مدل DQR پیشنهاد شده در لاپورتا^۶ و همکاران (۲۰۱۸) استفاده می‌شود. مدل را می‌توان به صورت زیر توصیف کرد:

$$y_t = \beta_{\tau,t} x'_{t-1} + \epsilon_{\tau,t}$$

$$\beta_{\tau,t} = \omega_{\beta} + \phi \beta_{\tau,t-1} + h(y_{t-1}, \gamma_{\beta}) \text{ for } t = 1, 2, \dots, T$$

که در آن x_t و $\tau \in (0, 1)$ مجموعه‌ای از متغیرها است. در معادلات فوق فرض می‌کنیم که τ -امین چندک $\epsilon_{\tau,t}$ صفر است، بنابراین داریم $q_{\tau}(y_t | x'_{t-1}, \beta_{\tau,t}) = \beta_{\tau,t} x'_{t-1}$. همچنین داریم $\omega_{\beta} \in \mathbb{R}^{p+1}$ و ϕ یک ماتریس قطری مربعی حاوی پارامترهای خودرهمبستگی است. تابع $h: \mathbb{R}^{p+2} \rightarrow \mathbb{R}^{p+1}$ به عنوان یک متغیر اجباری^۷ عمل می‌کند و به بردار پارامترهای γ_{β} بستگی دارد. در اینجا (به پیروی از لاپورتا و همکاران (۲۰۱۸)) در نظر می‌گیریم

^۱ Adaptive

^۲ Symmetric absolut value

^۳ Asymmetric Slop

^۴ Indirect Garch (1,1)

^۵ Dynamic Quantile Regression

^۶ Laporta

^۷ Forcing Variable

$h(y_{t-1}, \gamma_\beta) = \gamma_\beta |y_{t-1}|$ متغیرهای توضیحی x'_{t-1} ممکن است از متغیرهای برون زا و همچنین بازده گذشته تشکیل شوند. در این پژوهش ما $x_{t-1} = y_{t-1}$ را در نظر می‌گیریم.

۳- پرسش‌های پژوهش

- از میان مدل‌های مبتنی بر گارچ و مدل‌های مبتنی بر چندک‌های توزیع، کدام مدل بهترین عملکرد را در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر بازده رمز ارزهای منتخب دارد؟
- چه رابط‌های بین مدل‌های مبتنی بر گارچ با استفاده از توزیع نرمال و با استفاده از توزیع‌های دم‌پهن برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر بازده رمز ارزهای منتخب وجود دارد؟

نتایج محاسباتی

در این بخش تجزیه و تحلیل تجربی بر روی قیمت چهار رمز ارز رایج معامله شده در بازار (شامل بیت‌کوین، کاردانو، اتریوم، و لایت‌کوین) ارائه می‌شود. چهار رمز ارز در نظر گرفته شده به این دلیل انتخاب شده‌اند که استفاده رایجی در بازارهای مالی دارند و به صورت عمده در بازار خرید و فروش می‌شوند. تحلیل‌های این بخش در دو زیربخش اصلی ارائه می‌شود. زیربخش اول به توصیف داده‌های مذکور با استفاده از آماره‌هایی همچون، میانگین، انحراف معیار، چولگی، و کشیدگی خواهد پرداخت. در این زیربخش همچنین آزمون‌هایی نیز برای نرمال بودن، و خودهمبسته بودن داده‌های هر یک از رمز ارزهای مذکور ارائه خواهد شد. زیر بخش اصلی دوم شامل نتایج به دست آمده از پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک و رویه پس‌آزمایی است.

توصیف داده‌های پژوهش

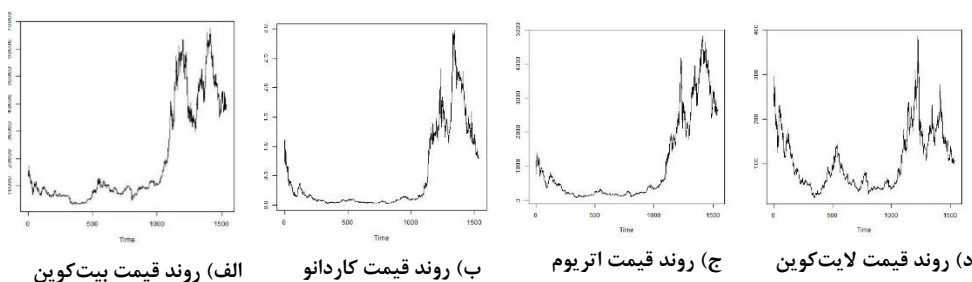
در این بخش به توصیف داده‌های مورد استفاده در این پژوهش می‌پردازیم. دوره زمانی مشاهدات از ۲۰۱۸/۰۱/۰۱ شروع می‌شود و در ۲۰۲۲/۰۳/۱۶ به پایان می‌رسد. بنابراین حجم نمونه شامل ۱۵۳۵ قیمت روزانه است. بازده روزانه با استفاده از لگاریتم تفاوت بین قیمت‌های روزهای معاملاتی متوالی محاسبه و سپس در ۱۰۰ ضرب شده است. نمونه به دو بخش تقسیم می‌شود: دوره درون نمونه شامل ۱۰۰۰ مشاهده و دوره خارج از نمونه شامل ۵۳۵ مشاهده. تجزیه و تحلیل محاسباتی با استفاده از نرم افزار R (نسخه ۳.۴.۰) و بسته‌های rugarch، GAS انجام شده است. در جدول ۱ آمار توصیفی کل داده‌ها نمایش داده شده است. به راحتی می‌توان دید که برای هر رمز ارز، توزیع بازده دارای دم پهن (به دلیل وجود کشیدگی بالا)، و همبستگی سریالی (به دلیل نزدیک به صفر بودن pvalue برای آزمون همبستگی سریالی) است. آزمون جارک-برا^۱ به طور معناداری نرمال بودن بازده روزانه را رد می‌کند. این اظهارات با ادبیات قبلی (لاپورتا و همکاران، ۲۰۱۸) سازگار است و نیاز به کنار گذاشتن توزیع نرمال به نفع توزیع‌های مناسب‌تر را برجسته می‌کند. علاوه بر این، آزمون دیکی-فولر تعمیم یافته عدم وجود ریشه‌های واحد را برای هر چهار رمز ارز نشان می‌دهد.

^۱ Jarque-Bera

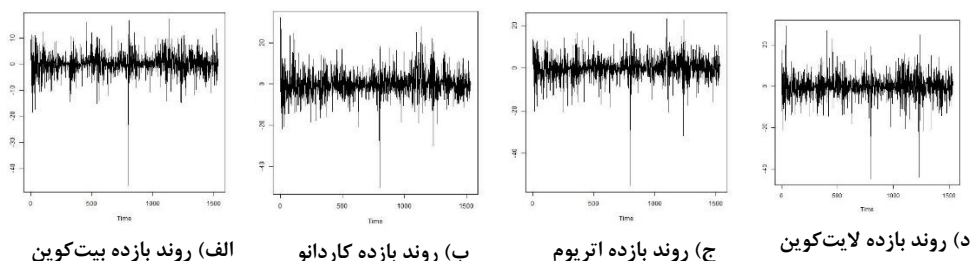
جدول ۱- آماره های توصیفی برای داده‌های بازده چهار رمزارز

میانگین	بیت کوین	کاردانو	اتریوم	لایت کوین
میانگین	۰.۰۷۰	۰.۰۰۷	۰.۰۸۰	۰.۰۴۹-
میانه	۰.۱۳۸	۰.۰۰۷-	۰.۱۰۱	۰.۰۰۵-
انحراف معیار	۴.۰۰۸	۶.۰۶۹	۵.۱۶۹	۵.۴۴۵
چولگی	۱.۰۸۳-	۰.۰۳۳-	۱.۰۷۵-	۰.۶۰۰-
کشیدگی	۱۳.۶۷۲	۵.۳۷۸	۱۰.۷۱۵	۷.۸۸۷
همبستگی	۰.۰۰۱	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰
دبکی-فولر	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰
جارك-برا	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰

در شکل های ۱ و ۲ سری‌های زمانی قیمت و بازده مشاهده می‌شود. این شکل‌ها نشان می‌دهند که قیمت بیت‌کوین عمدتاً در محدوده کمتر از ۱۰۰۰۰ تا ۷۰۰۰۰ دلار آمریکا نوسان داشته است. روند قیمت بیت‌کوین در بازه زمانی مورد بررسی تغییرات دوره‌ای قابل توجهی نشان داده است. قیمت کاردانو از کمتر از ۰.۵ تا ۳ دلار در نوسان بوده است. اتریوم دارای بازه تغییرات قیمت از کمتر از ۲۰۰ تا ۵۰۰۰ دلار بوده و روندی مشابه قیمت دیگر رمزارزها دارد. همچنین قیمت لایت‌کوین از حدود ۱۰ دلار تا ۴۰۰ دلار در نوسان بوده است. مشاهده می‌شود که تغییرات قیمتی چهار رمزارز بررسی شده روندهای مشابهی دارند. شکل‌های ۵-۴ تا ۸-۴ نیز بازده‌های روزانه چهار رمزارز مورد نظر را نشان می‌دهند. از این شکل‌ها می‌توان دید که برای هر چهار رمزارز، بازده‌های روزانه در اطراف عدد صفر نسبتاً متقارن است. با این حال، دامنه تغییرات بازده چهار رمزارز مورد نظر متفاوت به نظر می‌رسد. کمترین دامنه نوسان مربوط به بیت‌کوین (بازده عمدتاً بین حدود ۴۰- تا حدود ۱۰ درصد) و بیشترین دامنه نوسان مربوط به اتریوم (بازده بین حدود ۵۰- تا ۲۰ درصد) است.



شکل ۱- تغییرات قیمت رمزارزها



شکل ۲- تغییرات بازده رمزارزها

نتایج پس‌آزمایی

برای هر سری زمانی رمزارزها، مدل‌های ذکر شده را با چهار توزیع مختلف جمله نوآوری (در صورتی که در نرم‌افزار R قابل دستیابی باشند) مورد استفاده قرار می‌دهیم. به عبارت دیگر، چهار مدل GARCH، EGARCH، GJR- و GAS تحت توزیع‌های نرمال، توزیع خطای تعمیم یافته (GED)، و تی-استیودنت چوله (SSTD) مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. لازم به ذکر است که توزیع خطای تعمیم یافته (GED) برای مدل GAS در نرم‌افزار R تعبیه نشده است و به همین دلیل در مدل GAS از توزیع لاپلاس نامتقارن (ALD) به جای توزیع GED استفاده شده است. این چهار مدل، پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک را بر اساس پیش‌بینی انحراف معیار شرطی و سپس محاسبه ارزش در معرض ریسک با استفاده از آن انجام می‌دهند. علاوه بر چهار مدل مذکور، از مدل‌های CAVIAR و رگرسیون چندکی پویا (DQR) که مستقیماً چندک‌های توزیع را برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک محاسبه می‌کنند در این پژوهش استفاده شده است.

برای آزمون مدل‌ها به منظور پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک، از روش پس‌آزمایی استفاده می‌کنیم که برای اعتبارسنجی پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک یک مدل مناسب است (لاپورتا و همکاران، ۲۰۱۸). به منظور پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک از رویکرد پنجره زمانی غلطان استفاده شده است. به این صورت که هر مدل با ۱۰۰۰ بازه روزانه اول تخمین زده می‌شود و سپس با افزودن روز بعد و حذف دورترین روز (اولین روز در بازه ۱۰۰۰ تایی)، روند رو به جلو پیش می‌رود. ارزش در معرض ریسک پیش‌بینی شده و برای ارزیابی بعدی ذخیره می‌شود. در تکرارهای متوالی، نمونه مورد استفاده برای تخمین به جلو می‌غلطد تا یک روز دیگر را شامل شود و روز دورتر را کنار می‌گذارد تا پنجره تخمین (تعداد داده‌های مورد استفاده برای تخمین) به همان اندازه باقی بماند. در هر تکرار، مدل مجدداً تخمین زده می‌شود و ارزش در معرض ریسک پیش‌بینی و ذخیره می‌گردد. این فرآیند تا زمانی که همه روزها در پیش‌بینی گنجانده شوند پیش می‌رود.

از دو سطح ریسک ۰.۰۱ و ۰.۰۵ (سطوح اطمینان به ترتیب ۹۹ درصد و ۹۵ درصد) در این پژوهش برای محاسبه ارزش در معرض ریسک استفاده شده است. نتایج پس‌آزمایی برای ارزش در معرض ریسک خارج از نمونه

در جداول ۲ تا ۵ برای هر چهار رمزارز مورد مطالعه ارائه شده است. بر اساس جدول ۲ برای بیت‌کوین، در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد مشاهده می‌شود که مدل‌های Normal-Garch، Normal-GJRGarch، Normal-Egarch و Normal-GAS عملکرد مناسبی ندارند. ستون MEAN و STD به ترتیب میانگین و انحراف معیار زبان^۱ مدل را نشان می‌دهند. مشاهده می‌شود که مدل‌های مذکور دارای زبان‌های بزرگی (نسبت به مدل GAS) هستند. عملکرد ضعیف این مدل‌ها را می‌توان با توجه به شاخص‌های عملکرد مدل دریافت. شاخص AE در حالت ایده‌آل باید برابر ۱ باشد و فاصله گرفتن این شاخص از عدد ۱ به معنای ضعیف‌تر شدن عملکرد مدل است. Pvalue برای آماره‌های LRuc، LRcc و DQ نیز در صورت عملکرد مناسب مدل باید بزرگتر از سطح معناداری آزمون (در اینجا ۰.۰۵) باشند. با استفاده از این شاخص‌ها مشاهده می‌شود که مدل‌های Normal-Garch، Normal-GJRGarch و Normal-GAS بسیار ضعیف عمل کرده‌اند. این در حالی است که مدل Normal-GAS دارای عملکرد مناسب‌تری است. این نتایج نشان می‌دهد که وقتی توزیع نرمال را فرض می‌کنیم، مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRGarch و Normal-Garch نمی‌توانند کشیدگی بالای داده‌ها را به درستی مورد تحلیل قرار دهند. این نتیجه با تحلیل هانگ و همکاران (۲۰۰۸) همخوانی دارد. جدول ۲ همچنین نشان می‌دهد که با در نظر گرفتن دو توزیع GED و SSTD نیز عملکرد مدل‌های Normal-Garch، Normal-GJRGarch و Normal-Egarch مجدداً ضعیف است. با این حال، مدل GAS برای همه این توزیع‌ها عملکرد مناسبی نشان داده‌است. در سطح اطمینان ۹۹ درصد، هر چهار مدل CAVIAR دارای pvalue بزرگتر از ۰.۰۵ برای حداقل یکی از سه آزمون LRuc، LRcc و DQ بوده و بنابراین عملکرد قابل قبول دارند. همچنین عملکرد مدل‌های CAVIAR در سطح اطمینان ۹۵ درصد تحت حداقل یکی از سه آزمون LRuc، LRcc و DQ قابل قبول است. در نهایت، در خصوص مدل DQR مشاهده می‌شود که این مدل در دو سطح اطمینان ۹۹ و ۹۵ درصد تحت حداقل یکی از سه آزمون LRuc، LRcc و DQ عملکرد قابل قبولی نشان داده است.

جدول ۲- نتایج پس‌آزمایی برای بیت‌کوین در دو سطح اطمینان ۹۹ درصد و ۹۵ درصد

سطح اطمینان ۹۹ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۶۲	۵.۳۶	۰.۹۳	۰.۲۸	۲.۵۸	۰.۷۳	۰.۱۲	۰.۷۶	۰.۴۵	Normal-GAS
۰.۰۰	۱۳۶.۷۵	۲.۳۲	۰.۰۰	۴۶.۱۳	۰.۰۰	۳۶.۲۴	۱.۰۸	۰.۶۱	Normal-Garch
۰.۰۰	۱۹۷۵.۵۶	۹.۳۸	۰.۰۰	Inf	۰.۰۰	Inf	۲.۱۸	۱.۳۳	Normal-Egarch
۰.۰۰	۲۰۱.۸۴	۲.۶۲	۰.۰۰	۶۶.۱۶	۰.۰۰	۵۱.۹۶	۱.۱۴	۰.۶۷	Normal-GJRGarch
۰.۵۱	۶.۲۸	۱.۰۵	۰.۸۸	۰.۲۵	۰.۸۱	۰.۰۶	۰.۷۸	۰.۴۵	ALD-GAS
۰.۰۰	۸۹.۵۷	۲.۲۸	۰.۰۰	۳۴.۶۱	۰.۰۰	۳۴.۴۳	۱.۱۱	۰.۵۸	GED-Garch
۰.۰۰	۱۹۷۵.۵۶	۹.۳۸	۰.۰۰	Inf	۰.۰۰	Inf	۲.۱۸	۱.۳۳	GED-Egarch
۰.۰۰	۲۰۴.۷۶	۳.۲۱	۰.۰۰	۹۳.۴۹	۰.۰۰	۸۹.۵۶	۱.۳۰	۰.۶۳	GED-GJRGarch
۰.۸۲	۳.۶۶	۱.۰۱	۰.۸۶	۰.۲۹	۰.۹۶	۰.۰۰	۱.۸۲	۰.۷۱	SSTD-GAS

^۱ Loss

سطح اطمینان ۹۹ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	ST D	MEAN	
۰.۰۰	۹۳.۷۸	۲.۰۶	۰.۰۰	۳۷.۰۵	۰.۰۰	۲۴.۳۹	۱.۸۶	۰.۹۶	SSTD-Garch
۰.۰۰	۱۹۶۵.۴۶	۹.۳۵	۰.۰۰	Inf	۰.۰۰	Inf	۳.۶۱	۲.۰۰	SSTD-Egarch
۰.۰۰	۹۴.۵۶	۲.۰۲	۰.۰۰	۳۴.۷۹	۰.۰۰	۲۲.۸۵	۱.۷۷	۱.۰۴	SSTD-GJRgarch
۰.۰۷	۱۳.۱۹	۰.۸۲	۰.۲۴	۲.۸۵	۰.۳۳	۰.۹۶	۰.۶۳	۰.۴۱	CAVIAR-SAV
۰.۰۰	۳۳.۰۸	۰.۸۲	۰.۲۴	۲.۸۵	۰.۳۳	۰.۹۶	۰.۵۵	۰.۳۹	CAVIAR-AS
۰.۰۰	۲۹.۷۶	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۰۹	۰.۸۷	۰.۰۳	۰.۵۹	۰.۴۰	CAVIAR-GARCH
۰.۱۸	۱۰.۲۳	۰.۶۳	۰.۱۰	۴.۶۵	۰.۰۴	۴.۳۱	۰.۶۰	۰.۴۰	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۰	۳۹.۵۱	۱.۱۲	۰.۹۰	۰.۲۱	۰.۷۸	۰.۰۸	۰.۴۲	۰.۱۵	DQR
سطح اطمینان ۹۵ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	ST D	MEAN	
۰.۶۲	۵.۳۶	۰.۹۳	۰.۲۸	۲.۵۸	۰.۷۳	۰.۱۲	۰.۷۶	۰.۴۵	Normal-GAS
۰.۰۰	۱۳۶.۷۵	۲.۳۲	۰.۰۰	۴۶.۱۳	۰.۰۰	۳۶.۲۴	۱.۰۸	۰.۶۱	Normal-Garch
۰.۰۰	۱۹۷۵.۵۶	۹.۳۸	۰.۰۰	Inf	۰.۰۰	Inf	۲.۱۸	۱.۳۳	Normal-Egarch
۰.۰۰	۲۰۱.۸۴	۲.۶۲	۰.۰۰	۶۶.۱۶	۰.۰۰	۵۱.۹۶	۱.۱۴	۰.۶۷	Normal-GJRgarch
۰.۵۱	۶.۲۸	۱.۰۵	۰.۸۸	۰.۲۵	۰.۸۱	۰.۰۶	۰.۷۸	۰.۴۵	ALD-GAS
۰.۰۰	۸۹.۵۷	۲.۲۸	۰.۰۰	۳۴.۶۱	۰.۰۰	۳۴.۴۳	۱.۱۱	۰.۵۸	GED-Garch
۰.۰۰	۱۹۷۵.۵۶	۹.۳۸	۰.۰۰	Inf	۰.۰۰	Inf	۲.۱۸	۱.۳۳	GED-Egarch
۰.۰۰	۲۰۴.۷۶	۳.۲۱	۰.۰۰	۹۳.۴۹	۰.۰۰	۸۹.۵۶	۱.۳۰	۰.۶۳	GED-GJRgarch
۰.۸۲	۳.۶۶	۱.۰۱	۰.۸۶	۰.۲۹	۰.۹۶	۰.۰۰	۱.۸۲	۰.۷۱	SSTD-GAS
۰.۰۰	۹۳.۷۸	۲.۰۶	۰.۰۰	۳۷.۰۵	۰.۰۰	۲۴.۳۹	۱.۸۶	۰.۹۶	SSTD-Garch
۰.۰۰	۱۹۶۵.۴۶	۹.۳۵	۰.۰۰	Inf	۰.۰۰	Inf	۳.۶۱	۲.۰۰	SSTD-Egarch
۰.۰۰	۹۴.۵۶	۲.۰۲	۰.۰۰	۳۴.۷۹	۰.۰۰	۲۲.۸۵	۱.۷۷	۱.۰۴	SSTD-GJRgarch
۰.۰۷	۱۳.۱۹	۰.۸۲	۰.۲۴	۲.۸۵	۰.۳۳	۰.۹۶	۰.۶۳	۰.۴۱	CAVIAR-SAV
۰.۰۰	۳۳.۰۸	۰.۸۲	۰.۲۴	۲.۸۵	۰.۳۳	۰.۹۶	۰.۵۵	۰.۳۹	CAVIAR-AS
۰.۰۰	۲۹.۷۶	۰.۹۷	۰.۹۶	۰.۰۹	۰.۸۷	۰.۰۳	۰.۵۹	۰.۴۰	CAVIAR-GARCH
۰.۱۸	۱۰.۲۳	۰.۶۳	۰.۱۰	۴.۶۵	۰.۰۴	۴.۳۱	۰.۶۰	۰.۴۰	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۰	۲۴.۳۳	۱.۳۱	۰.۱۸	۳.۴۸	۰.۱۲	۲.۴۵	۰.۷۵	۰.۴۵	DQR

بر اساس جدول ۳ برای کاردانو، در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد می‌توان دید که مدل‌های Normal-Egarch، Normal-Garch و Normal-GJRgarch عملکرد مناسبی ندارند. ستون MEAN و DTD به ترتیب میانگین و انحراف معیار زیان مدل را نشان می‌دهند. مشاهده می‌شود که مدل‌های مذکور دارای زیان‌های بزرگی (نسبت به مدل GAS) هستند. با استفاده از شاخص‌های LRuc، LRcc و DQ مشاهده می‌شود که مدل‌های Normal-Egarch، Normal-Garch و Normal-GJRgarch بسیار ضعیف عمل کرده‌اند. این در حالی است که مدل Normal-GAS دارای عملکرد مناسب‌تری است. این نتایج نشان می‌دهد که وقتی توزیع نرمال را به عنوان توزیع نوآوری

مدل در نظر بگیریم، مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRgarch، و Normal-Garch نمی‌توانند کشیدگی بالای داده‌های بازده کاردانو را به راحتی مدل کنند. این نتیجه با تحلیل هانگ و همکاران (۲۰۰۸) و همچنین نتایج حاصل از بازده بیت‌کوین در پژوهش حاضر همخوانی دارد. جدول ۲ همچنین نشان می‌دهد که با در نظر گرفتن دو توزیع GED و SSTD نیز عملکرد مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRgarch، و Normal-Garch مجدداً ضعیف است. با این حال، مدل GAS تحت همه این توزیع‌ها عملکرد مناسبی نشان می‌دهد. در سطح اطمینان ۹۹ درصد، هر چهار مدل CAVIAR دارای pvalue بزرگتر از ۰.۰۵ برای حداقل یکی از سه آزمون LRuc، LRcc، و DQ بوده و بنابراین عملکرد قابل قبول دارند. نتایج مشابهی برای مدل CAVIAR در سطح اطمینان ۹۵ درصد نیز صادق است. در نهایت، در خصوص مدل DQR مشاهده می‌شود که این مدل در هر دو سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد عملکرد قابل قبول دارد.

جدول ۳- نتایج پس‌آزمایی برای کاردانو در دو سطح اطمینان ۹۹ درصد و ۹۵ درصد

سطح اطمینان ۹۹ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRec-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۵۲۲	۶.۱۵۴	۰.۵۹۸	۰.۰۴۴	۶.۲۶۸	۰.۰۲۲	۵.۲۸۰	۱.۰۴۶	۰.۶۰۸	Normal-GAS
۰.۰۰۰	۳۷.۹۶۰	۱.۲۳۴	۰.۰۵۵	۵.۷۸۶	۰.۲۳۱	۱.۴۳۵	۱.۴۸۳	۰.۹۹۳	Normal-Garch
۰.۰۰۰	۲۱۳۴.۹۳۷	۹.۷۵۷	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۱۲۹	۲.۰۴۹	Normal-Egarch
۰.۰۰۰	۳۷.۴۹۴	۱.۲۷۱	۰.۰۳۸	۶.۵۴۰	۰.۱۶۷	۱.۹۱۲	۱.۵۰۴	۱.۰۰۶	Normal-GJRgarch
۰.۳۸۳	۷.۴۶۰	۰.۵۶۱	۰.۰۲۶	۷.۲۸۲	۰.۰۱۱	۶.۴۱۵	۱.۰۳۱	۰.۶۱۷	ALD-GAS
۰.۰۰۰	۳۲.۴۲۵	۱.۰۸۴	۰.۱۷۱	۳.۵۲۷	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۴۰۹	۰.۹۹۷	GED-Garch
۰.۰۰۰	۲۱۳۴.۹۳۷	۹.۷۵۷	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۱۲۹	۲.۰۴۹	GED-Egarch
۰.۰۰۰	۳۸.۲۷۶	۱.۲۷۱	۰.۰۳۸	۶.۵۴۰	۰.۱۶۷	۱.۹۱۲	۱.۴۶۸	۰.۹۸۹	GED-GJRgarch
۰.۶۵۷	۵.۰۲۳	۰.۷۱۰	۰.۱۳۴	۴.۰۲۰	۰.۱۰۶	۲.۶۱۸	۱.۰۸۲	۰.۶۰۷	SSTD-GAS
۰.۰۰۰	۳۰.۷۶۲	۱.۰۴۷	۰.۲۰۶	۳.۱۶۱	۰.۸۰۶	۰.۰۶۱	۱.۴۱۲	۰.۹۹۷	SSTD-Garch
۰.۰۰۰	۲۱۳۴.۹۳۷	۹.۷۵۷	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۱۲۹	۲.۰۴۹	SSTD-Egarch
۰.۰۰۰	۳۲.۳۱۷	۱.۱۲۱	۰.۱۳۷	۳.۹۷۴	۰.۵۲۷	۰.۴۰۱	۱.۴۰۸	۰.۹۹۶	D-GJRgarchrSS
۰.۱۱۱	۱۱.۶۸۹	۰.۶۷۲	۰.۰۹۷	۴.۶۷۶	۰.۰۶۴	۳.۴۲۲	۰.۹۴۷	۰.۵۷۲	CAVIAR-SAV
۰.۰۰۱	۲۴.۲۰۲	۰.۵۶۰	۰.۰۲۶	۷.۳۲۶	۰.۰۱۱	۶.۴۶۱	۰.۷۹۶	۰.۵۴۴	CAVIAR-AS
۰.۱۶۴	۱۰.۴۶۶	۱.۱۱۹	۰.۵۰۹	۱.۳۵۲	۰.۵۳۳	۰.۳۸۸	۱.۰۵۶	۰.۶۰۴	CAVIAR-GARCH
۰.۲۸۴	۸.۵۸۱	۰.۵۶۰	۰.۰۲۶	۷.۳۲۶	۰.۰۱۱	۶.۴۶۱	۰.۷۵۱	۰.۵۸۱	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۳۲	۱۵.۲۹۹	۰.۷۴۸	۰.۸۰۴	۰.۴۳۷	۰.۵۳۹	۰.۳۷۷	۰.۴۸۳	۰.۱۷۴	DQR
سطح اطمینان ۹۵ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRec-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۵۲۲	۶.۱۵۴	۰.۵۹۸	۰.۰۴۴	۶.۲۶۸	۰.۰۲۲	۵.۲۸۰	۱.۰۴۶	۰.۶۰۸	Normal-GAS
۰.۰۰۰	۳۷.۹۶۰	۱.۲۳۴	۰.۰۵۵	۵.۷۸۶	۰.۲۳۱	۱.۴۳۵	۱.۴۸۳	۰.۹۹۳	Normal-Garch
۰.۰۰۰	۲۱۳۴.۹۳۷	۹.۷۵۷	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۱۲۹	۲.۰۴۹	Normal-Egarch
۰.۰۰۰	۳۷.۴۹۴	۱.۲۷۱	۰.۰۳۸	۶.۵۴۰	۰.۱۶۷	۱.۹۱۲	۱.۵۰۴	۱.۰۰۶	Normal-GJRgarch
۰.۳۸۳	۷.۴۶۰	۰.۵۶۱	۰.۰۲۶	۷.۲۸۲	۰.۰۱۱	۶.۴۱۵	۱.۰۳۱	۰.۶۱۷	ALD-GAS

۰.۰۰۰	۳۲.۴۲۵	۱.۰۸۴	۰.۱۷۱	۳.۵۲۷	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۴۰۹	۰.۹۹۷	GED-Garch
۰.۰۰۰	۲۱۳۴.۹۳۷	۹.۷۵۷	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۱۲۹	۲.۰۴۹	GED-Egarch
۰.۰۰۰	۳۸.۲۷۶	۱.۲۷۱	۰.۰۳۸	۶.۵۴۰	۰.۱۶۷	۱.۹۱۲	۱.۴۶۸	۰.۹۸۹	GED-GJRgarch
۰.۶۵۷	۵.۰۲۳	۰.۷۱۰	۰.۱۳۴	۴.۰۲۰	۰.۱۰۶	۲.۶۱۸	۱.۰۸۲	۰.۶۰۷	SSTD-GAS
۰.۰۰۰	۳۰.۷۶۲	۱.۰۴۷	۰.۲۰۶	۳.۱۶۱	۰.۸۰۶	۰.۰۶۱	۱.۴۱۲	۰.۹۹۷	SSTD-Garch
۰.۰۰۰	۲۱۳۴.۹۳۷	۹.۷۵۷	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۱۲۹	۲.۰۴۹	SSTD-Egarch
۰.۰۰۰	۳۲.۳۱۷	۱.۱۲۱	۰.۱۳۷	۳.۹۷۴	۰.۵۲۷	۰.۴۰۱	۱.۴۰۸	۰.۹۹۶	D-GJRgarchtSS
۰.۱۱۱	۱۱.۶۸۹	۰.۶۷۲	۰.۰۹۷	۴.۶۷۶	۰.۰۶۴	۳.۴۲۲	۰.۹۴۷	۰.۵۷۲	CAVIAR-SAV
۰.۰۰۱	۲۴.۲۰۲	۰.۵۶۰	۰.۰۲۶	۷.۳۲۶	۰.۰۱۱	۶.۴۶۱	۰.۷۹۶	۰.۵۴۴	CAVIAR-AS
۰.۱۶۴	۱۰.۴۶۶	۱.۱۱۹	۰.۵۰۹	۱.۳۵۲	۰.۵۳۳	۰.۳۸۸	۱.۰۵۶	۰.۶۰۴	CAVIAR-GARCH
۰.۲۸۴	۸.۵۸۱	۰.۵۶۰	۰.۰۲۶	۷.۳۲۶	۰.۰۱۱	۶.۴۶۱	۰.۷۵۱	۰.۵۸۱	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۲۰	۱۶.۶۷۶	۱.۰۸۴	۰.۸۵۵	۰.۳۱۲	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۲۲۲	۰.۶۲۹	DQR

بر اساس جدول ۴ برای اتریوم، در سطح اطمینان ۹۹ درصد مشاهده می‌شود که هیچ‌یک از مدل‌های Normal-Garch, Normal-GJRgarch, Egarch و Normal-Garch در حالت نرمال بودن توزیع جمله نوآوری عملکرد قابل قبولی نداشته‌اند، زیرا برای همه سه آزمون LRuc, LRcc, و DQ مقادیر pvalue کوچکتر از ۰.۰۵ هستند. عملکرد مدل Normal-GAS بر اساس حداقل یکی از سه آزمون LRuc, LRcc, و DQ برای این رمز ارز نیز مناسب بوده است. نتایج در سطح اطمینان ۹۵ درصد هم مشابه است. جدول ۴ همچنین نشان می‌دهد که با در نظر گرفتن دو توزیع GED و SSTD نیز عملکرد مدل‌های Normal-Garch, Normal-GJRgarch, Normal-Egarch و Normal-Garch مجدداً ضعیف است. با این حال، مدل GAS تحت توزیع‌های ALD و SSTD عملکرد مناسبی در سطح اطمینان ۹۵ درصد نشان می‌دهد. در سطح اطمینان ۹۹ درصد، سه مدل CAVIAR دارای pvalue بزرگتر از ۰.۰۵ برای حداقل یکی از سه آزمون LRuc, LRcc, و DQ بوده و بنابراین عملکرد قابل قبول دارند. با این حال، عملکرد مدل CAVIAR-AS قابل قبول نیست. برای مدل CAVIAR در سطح اطمینان ۹۵ درصد نتایج مشابهی حاصل شده است. در نهایت، مشاهده می‌شود که مدل DQR تحت دو سطح اطمینان ۹۵ درصد دارای عملکرد قابل قبول است.

جدول ۴- نتایج پس‌آزمایی برای اتریوم در دو سطح اطمینان ۹۹ درصد و ۹۵ درصد

سطح اطمینان ۹۹ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۷۱۸	۴.۵۲۶	۱.۰۰۹	۰.۹۴۱	۰.۱۲۱	۰.۹۶۱	۰.۰۰۲	۱.۲۷۰	۰.۶۰۰	Normal-GAS
۰.۰۰۰	۹۹.۰۸۹	۱.۷۹۴	۰.۰۰۰	۲۴.۰۲۶	۰.۰۰۰	۱۴.۵۲۹	۱.۵۵۷	۰.۸۱۳	Normal-Garch
۰.۰۰۰	۱۸۴۲.۰۲۹	۹.۰۸۴	۰.۰۰۰	۷۵۰.۴۸۲	۰.۰۰۰	۷۴۸.۹۳۴	۲.۹۴۱	۱.۷۳۲	Normal-Egarch
۰.۰۰۰	۹۹.۶۵۷	۱.۸۳۲	۰.۰۰۰	۲۵.۷۲۵	۰.۰۰۰	۱۵.۸۰۷	۱.۵۵۸	۰.۸۶۳	Normal-GJRgarch
۰.۳۶۲	۷.۶۷۶	۱.۰۸۴	۰.۷۹۴	۰.۴۶۰	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۲۳۹	۰.۵۹۷	ALD-GAS
۰.۰۰۰	۵۹.۲۵۰	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۴۳۹	۰.۸۱۶	GED-Garch
۰.۰۰۰	۱۸۴۲.۰۲۹	۹.۰۸۴	۰.۰۰۰	۷۵۰.۴۸۲	۰.۰۰۰	۷۴۸.۹۳۴	۲.۹۴۱	۱.۷۳۲	GED-Egarch
۰.۰۰۰	۱۰۵.۳۷۱	۱.۸۶۹	۰.۰۰۰	۲۷.۴۷۸	۰.۰۰۰	۱۷.۱۲۹	۱.۵۷۱	۰.۸۲۰	GED-GJRgarch
۰.۲۹۲	۸.۴۷۷	۱.۰۸۴	۰.۷۹۴	۰.۴۶۰	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۲۶۹	۰.۵۹۶	SSTD-GAS

سطح اطمینان ۹۹ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۰۰۰	۵۹.۰۸۵	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۴۳۸	۰.۸۱۶	SSTD-Garch
۰.۰۰۰	۱۸۴۲.۰۲۹	۹.۰۸۴	۰.۰۰۰	۷۵۰.۴۸۲	۰.۰۰۰	۷۴۸.۹۳۴	۲.۹۴۱	۱.۷۳۲	SSTD-Egarch
۰.۰۰۰	۵۸.۸۳۲	۱.۵۳۳	۰.۰۰۱	۱۳.۷۴۸	۰.۰۰۹	۶.۹۲۰	۱.۴۴۶	۰.۷۹۶	D-GJRGarchtSS
۰.۰۰۰	۲۹.۶۷۶	۰.۷۰۹	۰.۲۴۷	۲.۷۹۶	۰.۱۰۴	۲.۶۴۸	۰.۹۴۹	۰.۵۲۵	CAVIAR-SAV
۰.۰۰۰	۴۱.۶۵۸	۰.۳۳۶	۰.۰۰۰	۱۶.۸۸۲	۰.۰۰۰	۱۶.۵۷۴	۰.۵۶۸	۰.۴۵۸	CAVIAR-AS
۰.۰۰۰	۳۲.۰۲۱	۱.۰۴۵	۰.۸۸۷	۰.۲۳۹	۰.۸۱۳	۰.۰۵۶	۰.۹۲۰	۰.۵۲۶	CAVIAR-GARCH
۰.۰۲۲	۱۶.۳۶۷	۱.۰۰۷	۰.۹۴۲	۰.۱۱۸	۰.۹۶۸	۰.۰۰۲	۱.۳۶۴	۰.۶۰۳	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۰۳	۲۱.۴۴۵	۰.۳۷۴	۰.۲۴۷	۲.۸۰۰	۰.۰۹۵	۲.۷۸۵	۰.۰۸۷	۰.۱۵۹	DQR
سطح اطمینان ۹۵ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۷۱۸	۴.۵۲۶	۱.۰۰۹	۰.۹۴۱	۰.۱۲۱	۰.۹۶۱	۰.۰۰۲	۱.۲۷۰	۰.۶۰۰	Normal-GAS
۰.۰۰۰	۹۹.۰۸۹	۱.۷۹۴	۰.۰۰۰	۲۴.۰۲۶	۰.۰۰۰	۱۴.۵۲۹	۱.۵۵۷	۰.۸۱۳	Normal-Garch
۰.۰۰۰	۱۸۴۲.۰۲۹	۹.۰۸۴	۰.۰۰۰	۷۵۰.۴۸۲	۰.۰۰۰	۷۴۸.۹۳۴	۲.۹۴۱	۱.۷۳۲	Normal-Egarch
۰.۰۰۰	۹۹.۶۵۷	۱.۸۳۲	۰.۰۰۰	۲۵.۷۲۵	۰.۰۰۰	۱۵.۸۰۷	۱.۵۵۸	۰.۸۶۳	Normal-GJRGarch
۰.۳۶۲	۷.۶۷۶	۱.۰۸۴	۰.۷۹۴	۰.۴۶۰	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۲۳۹	۰.۵۹۷	ALD-GAS
۰.۰۰۰	۵۹.۲۵۰	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۴۳۹	۰.۸۱۶	GED-Garch
۰.۰۰۰	۱۸۴۲.۰۲۹	۹.۰۸۴	۰.۰۰۰	۷۵۰.۴۸۲	۰.۰۰۰	۷۴۸.۹۳۴	۲.۹۴۱	۱.۷۳۲	GED-Egarch
۰.۰۰۰	۱۰۵.۳۷۱	۱.۸۶۹	۰.۰۰۰	۲۷.۴۷۸	۰.۰۰۰	۱۷.۱۲۹	۱.۵۷۱	۰.۸۲۰	GED-GJRGarch
۰.۲۹۲	۸.۴۷۷	۱.۰۸۴	۰.۷۹۴	۰.۴۶۰	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۲۶۹	۰.۵۹۶	SSTD-GAS
۰.۰۰۰	۵۹.۰۸۵	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۴۳۸	۰.۸۱۶	SSTD-Garch
۰.۰۰۰	۱۸۴۲.۰۲۹	۹.۰۸۴	۰.۰۰۰	۷۵۰.۴۸۲	۰.۰۰۰	۷۴۸.۹۳۴	۲.۹۴۱	۱.۷۳۲	SSTD-Egarch
۰.۰۰۰	۵۸.۸۳۲	۱.۵۳۳	۰.۰۰۱	۱۳.۷۴۸	۰.۰۰۹	۶.۹۲۰	۱.۴۴۶	۰.۷۹۶	SSTD-GJRGarch
۰.۰۰۰	۲۹.۶۷۶	۰.۷۰۹	۰.۲۴۷	۲.۷۹۶	۰.۱۰۴	۲.۶۴۸	۰.۹۴۹	۰.۵۲۵	CAVIAR-SAV
۰.۰۰۰	۴۱.۶۵۸	۰.۳۳۶	۰.۰۰۰	۱۶.۸۸۲	۰.۰۰۰	۱۶.۵۷۴	۰.۵۶۸	۰.۴۵۸	CAVIAR-AS
۰.۰۰۰	۳۲.۰۲۱	۱.۰۴۵	۰.۸۸۷	۰.۲۳۹	۰.۸۱۳	۰.۰۵۶	۰.۹۲۰	۰.۵۲۶	CAVIAR-GARCH
۰.۰۲۲	۱۶.۳۶۷	۱.۰۰۷	۰.۹۴۲	۰.۱۱۸	۰.۹۶۸	۰.۰۰۲	۱.۳۶۴	۰.۶۰۳	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۰۰	۶۵.۵۱۹	۰.۹۷۲	۰.۲۶۱	۲.۶۸۵	۰.۸۸۱	۰.۰۲۲	۱.۲۲۱	۰.۵۷۴	DQR

بر اساس جدول ۵ برای لایت کوین، در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد مشاهده می‌شود که مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRGarch، و Normal-Garch عملکرد مناسبی ندارند. مشاهده می‌شود که مدل‌های مذکور دارای زیان‌های بزرگی (نسبت به مدل GAS) هستند. عملکرد ضعیف این مدل‌ها را می‌توان با توجه به شاخص‌های عملکرد مدل دریافت. با استفاده از شاخص‌های LRuc، LRcc، و DQ مشاهده می‌شود که مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRGarch، و Normal-Garch بسیار ضعیف عمل کرده‌اند. این در حالی است که مدل Normal-GAS دارای عملکرد مناسب‌تری است. این نتایج نشان می‌دهد که وقتی توزیع نرمال را با توزیع نوآوری مدل در نظر بگیریم، مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRGarch، و Normal-Garch نمی‌توانند کشیدگی بالای داده‌های لایت کوین را به خوبی مدل کنند. جدول ۵ همچنین نشان می‌دهد که با در نظر گرفتن دو توزیع

GED و SSTD نیز عملکرد مدل‌های Normal-Egarch، Normal-GJRgarch، و Normal-Garch مجدداً ضعیف است. با این حال، مدل GAS تحت همه این توزیع‌ها عملکرد مناسبی نشان می‌دهد. در سطح اطمینان ۹۹ درصد، هر چهار مدل CAVIAR دارای pvalue بزرگتر از ۰.۰۵ برای حداقل یکی از سه آزمون LRuc، LRcc، و DQ بوده و بنابراین عملکرد قابل قبول دارند. نتایج مدل CAVIAR برای سطح ۹۵ درصد مشابه سطح اطمینان ۹۹ درصد است. در نهایت، در خصوص مدل DQR مشاهده می‌شود که این مدل در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد عملکرد قابل قبولی بر حسب pvalue حداقل یکی از آماره‌های آزمون از خود نشان داده است.

جدول ۵- نتایج پس‌آزمایی برای لایت‌کوین در دو سطح اطمینان ۹۹ درصد و ۹۵ درصد

سطح اطمینان ۹۹ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۸۱۸	۳.۶۶۲	۱.۰۰۹	۰.۸۶۴	۰.۲۹۲	۰.۹۶۱	۰.۰۰۲	۱.۸۱۵	۰.۷۱۰	Normal-GAS
۰.۰۰۰	۹۳.۷۷۸	۲.۰۵۶	۰.۰۰۰	۳۷.۰۴۶	۰.۰۰۰	۲۴.۳۸۸	۱.۸۶۴	۰.۹۶۲	Normal-Garch
۰.۰۰۰	۱۹۶۵.۴۵۷	۹.۳۴۶	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۶۱۵	۱.۹۹۵	Normal-Egarch
۰.۰۰۰	۹۴.۵۶۳	۲.۰۱۹	۰.۰۰۰	۳۴.۷۹۰	۰.۰۰۰	۲۲.۸۵۲	۱.۷۶۹	۱.۰۳۵	Normal-GJRgarch
۰.۷۲۸	۴.۴۳۸	۱.۰۸۴	۰.۸۵۵	۰.۳۱۳	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۷۷۷	۰.۷۰۴	ALD-GAS
۰.۰۰۰	۳۹.۵۵۷	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۸۶۶	۰.۸۹۷	GED-Garch
۰.۰۰۰	۱۹۶۵.۴۵۷	۹.۳۴۶	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۶۱۵	۱.۹۹۵	GED-Egarch
۰.۰۰۰	۸۱.۴۲۵	۱.۹۴۴	۰.۰۰۰	۳۱.۱۴۷	۰.۰۰۰	۱۹.۹۰۵	۱.۹۵۵	۰.۹۴۶	GED-GJRgarch
۰.۱۸۳	۱۰.۰۹۲	۱.۲۳۴	۰.۳۸۸	۱.۸۹۲	۰.۲۳۱	۱.۴۳۵	۱.۸۱۹	۰.۷۰۳	SSTD-GAS
۰.۰۰۰	۳۹.۵۸۶	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۸۶۲	۰.۸۹۷	SSTD-Garch
۰.۰۰۰	۱۹۶۵.۴۵۷	۹.۳۴۶	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۶۱۵	۱.۹۹۵	SSTD-Egarch
۰.۰۰۰	۷۶.۹۳۱	۱.۹۴۴	۰.۰۰۰	۲۱.۰۸۱	۰.۰۰۰	۱۹.۹۰۵	۱.۹۹۴	۰.۹۰۰	D-GJRgarchtSS
۰.۰۰۳	۲۱.۷۷۳	۰.۹۷۰	۰.۹۵۶	۰.۰۹۰	۰.۸۷۳	۰.۰۲۵	۱.۶۹۵	۰.۶۵۱	CAVIAR-SAV
۰.۰۰۰	۵۷.۸۰۴	۰.۶۷۲	۰.۰۵۹	۵.۶۴۶	۰.۰۶۴	۳.۴۲۲	۱.۴۴۸	۰.۵۸۶	CAVIAR-AS
۰.۰۴۷	۱۴.۲۵۷	۱.۰۴۵	۰.۸۸۱	۰.۲۵۳	۰.۸۱۳	۰.۰۵۶	۱.۷۳۴	۰.۶۷۴	CAVIAR-GARCH
۰.۶۲۳	۵.۳۰۰	۰.۹۳۳	۰.۷۱۳	۰.۶۷۷	۰.۷۱۸	۰.۱۳۰	۱.۸۴۱	۰.۷۰۴	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۰۰	۳۲.۲۴۱	۰.۵۶۱	۰.۵۲۹	۱.۲۷۲	۰.۲۶۶	۱.۲۴۰	۰.۶۷۵	۰.۱۸۱	DQR
سطح اطمینان ۹۵ درصد									
DQ-pvalue	DQ	AE	LRcc-pvalue	LRcc	LRuc-Pvalue	LRuc	STD	MEAN	
۰.۸۱۸	۳.۶۶۲	۱.۰۰۹	۰.۸۶۴	۰.۲۹۲	۰.۹۶۱	۰.۰۰۲	۱.۸۱۵	۰.۷۱۰	Normal-GAS
۰.۰۰۰	۹۳.۷۷۸	۲.۰۵۶	۰.۰۰۰	۳۷.۰۴۶	۰.۰۰۰	۲۴.۳۸۸	۱.۸۶۴	۰.۹۶۲	Normal-Garch
۰.۰۰۰	۱۹۶۵.۴۵۷	۹.۳۴۶	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۶۱۵	۱.۹۹۵	Normal-Egarch
۰.۰۰۰	۹۴.۵۶۳	۲.۰۱۹	۰.۰۰۰	۳۴.۷۹۰	۰.۰۰۰	۲۲.۸۵۲	۱.۷۶۹	۱.۰۳۵	Normal-GJRgarch
۰.۷۲۸	۴.۴۳۸	۱.۰۸۴	۰.۸۵۵	۰.۳۱۳	۰.۶۵۹	۰.۱۹۴	۱.۷۷۷	۰.۷۰۴	ALD-GAS
۰.۰۰۰	۳۹.۵۵۷	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۸۶۶	۰.۸۹۷	GED-Garch
۰.۰۰۰	۱۹۶۵.۴۵۷	۹.۳۴۶	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۶۱۵	۱.۹۹۵	GED-Egarch
۰.۰۰۰	۸۱.۴۲۵	۱.۹۴۴	۰.۰۰۰	۳۱.۱۴۷	۰.۰۰۰	۱۹.۹۰۵	۱.۹۵۵	۰.۹۴۶	GED-GJRgarch

۰.۱۸۳	۱.۰۰۹۲	۱.۲۳۴	۰.۳۸۸	۱.۸۹۲	۰.۲۳۱	۱.۴۳۵	۱.۸۱۹	۰.۷۰۳	SSTD-GAS
۰.۰۰۰	۳۹.۵۸۶	۱.۴۹۵	۰.۰۰۲	۱۲.۵۲۱	۰.۰۱۴	۶.۰۳۶	۱.۸۶۲	۰.۸۹۷	SSTD-Garch
۰.۰۰۰	۱۹۶۵.۴۵۷	۹.۳۴۶	۰.۰۰۰	Inf	۰.۰۰۰	Inf	۳.۶۱۵	۱.۹۹۵	SSTD-Egarch
۰.۰۰۰	۷۶.۹۳۱	۱.۹۴۴	۰.۰۰۰	۲۱.۰۸۱	۰.۰۰۰	۱۹.۹۰۵	۱.۹۹۴	۰.۹۰۰	D-GJRgarchtSS
۰.۰۰۳	۲۱.۷۷۳	۰.۹۷۰	۰.۹۵۶	۰.۰۹۰	۰.۸۷۳	۰.۰۲۵	۱.۶۹۵	۰.۶۵۱	CAVIAR-SAV
۰.۰۰۰	۵۷.۸۰۴	۰.۶۷۲	۰.۰۵۹	۵.۶۴۶	۰.۰۶۴	۳.۴۲۲	۱.۴۴۸	۰.۵۸۶	CAVIAR-AS
۰.۰۴۷	۱۴.۲۵۷	۱.۰۴۵	۰.۸۸۱	۰.۲۵۳	۰.۸۱۳	۰.۰۵۶	۱.۷۳۴	۰.۶۷۴	CAVIAR-GARCH
۰.۶۲۳	۵.۳۰۰	۰.۹۳۳	۰.۷۱۳	۰.۶۷۷	۰.۷۱۸	۰.۱۳۰	۱.۸۴۱	۰.۷۰۴	CAVIAR-ADAPTIVE
۰.۰۰۰	۱۳۵.۹۲۳	۰.۹۳۵	۰.۹۲۷	۰.۱۵۲	۰.۷۲۶	۰.۱۲۳	۱.۷۰۸	۰.۶۶۶	DQR

جمع‌بندی و پیشنهادها

نوسانات قیمت رمزارزها پیامدهای قابل توجهی بر بازارهای مالی دارد. تغییرات شدید در قیمت رمزارزها، شرکت‌ها و معامله‌گران را تهدید می‌کند. قیمت رمزارزها می‌تواند بسیار بی‌ثبات بوده و در واقع در معرض نوسانات شدید باشد. بنابراین فعالان بازار ممکن است متحمل ضررهای زیادی شوند (لاپورتا و همکاران، ۲۰۱۸، جونیور^۱ و همکاران، ۲۰۲۲).

معامله‌گران و مؤسسات مالی که در بازار رمزارزها فعالیت می‌کنند، تغییرات قیمتی را از طرق مختلف پوشش می‌دهند. با این حال، استراتژی پوشش ریسک تنها زمانی به نتایج مورد نظر دست خواهد یافت که توسط ارزیابی دقیق ریسک پشتیبانی شود. در این زمینه است که اندازه‌گیری و پیش‌بینی ریسک جزء حیاتی مدیریت ریسک در چارچوب تعیین مدل‌سازی مناسب برای تعیین کمی قرار گرفتن در معرض ریسک قیمت است. این پژوهش به تجزیه و تحلیل تجربی بر روی قیمت چهار رمزارز رایج معامله شده در بازار (شامل بیت‌کوین، کاردانو، اتریوم، و لایت‌کوین) پرداخته است. تحلیل‌های این پژوهش در دو بخش اصلی ارائه شد. بخش اول به توصیف داده‌های مذکور با استفاده از آماره‌هایی همچون، میانگین، انحراف معیار، چولگی، و کشیدگی پرداخت. در این بخش همچنین آزمون‌هایی نیز برای نرمال بودن، و خودهمبسته بودن داده‌های هر یک از رمزارزها مذکور ارائه شد. بخش اصلی دوم شامل نتایج به دست آمده از پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک و پس‌آزمایی است. به طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های GAS، CAVIAR، و DQR از برتری نسبی در مقابل سایر مدل‌ها برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر چهار رمزارز مورد بررسی برخوردار هستند.

فهرست منابع

- * Akhtaruzzaman, M., Sensoy, A., & Corbet, S. (2020). The influence of bitcoin on portfolio diversification and design. *Finance Research Letters*, 37, 101344.
- * Aloui, C., & Mabrouk, S. (2010). Value-at-risk estimations of energy commodities via long-memory, asymmetry and fat-tailed GARCH models. *Energy Policy*, 38(5), 2326-2339.
- * Bassett Jr, G. W., Koenker, R., & Kordas, G. (2004). Pessimistic portfolio allocation and Choquet expected utility. *Journal of financial econometrics*, 2(4), 477-492.

^۱ Junior

- * Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327.
- * Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2015). What does Bitcoin look like?. *Annals of Economics & Finance*, 16(2).
- * Brauneis, A., & Mestel, R. (2018). Price discovery of cryptocurrencies: Bitcoin and beyond. *Economics Letters*, 165, 58-61.
- * Creal, D., Koopman, S. J., & Lucas, A. (2013). Generalized autoregressive score models with applications. *Journal of Applied Econometrics*, 28(5), 777-795.
- * Dylrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar—A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92.
- * Engle, R. F., & Manganelli, S. (2004). CAViaR: Conditional autoregressive value at risk by regression quantiles. *Journal of business & economic statistics*, 22(4), 367-381.
- * Fan, Y., Zhang, Y. J., Tsai, H. T., & Wei, Y. M. (2008). Estimating 'Value at Risk' of crude oil price and its spillover effect using the GED-GARCH approach. *Energy Economics*, 30(6), 3156-3171.
- * Giot, P., & Laurent, S. (2003). Value-at-risk for long and short trading positions. *Journal of Applied Econometrics*, 18(6), 641-663.
- * 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(5), 1779-1801.
- * Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2019). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, 63, 431-437.
- * Hung, J. C., Lee, M. C., & Liu, H. C. (2008). Estimation of value-at-risk for energy commodities via fat-tailed GARCH models. *Energy Economics*, 30(3), 1173-1191.
- * Junior, P. O., Tiwari, A. K., Tweneboah, G., & Asafo-Adjei, E. (2022). GAS and GARCH based value-at-risk modeling of precious metals. *Resources Policy*, 75, 102456.
- * Kajtazi, A., & Moro, A. (2019). The role of bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study. *International Review of Financial Analysis*, 61, 143-157.
- * Katsiampa, P. (2019). Volatility co-movement between Bitcoin and Ether. *Finance Research Letters*, 30, 221-227.
- * Laporta, A. G., Merlo, L., & Petrella, L. (2018). Selection of value at risk models for energy commodities. *Energy Economics*, 74, 628-643.
- * Li, Z. (2022). Honour Thesis: A Joint Value at Risk and Expected Shortfall Combination Framework and its Applications in the Cryptocurrency Market. arXiv preprint arXiv:2202.10918.
- * Marimoutou, V., Raggad, B., & Trabelsi, A. (2009). Extreme value theory and value at risk: application to oil market. *Energy Economics*, 31(4), 519-530.
- * Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. Available at <https://Bitcoin.org/Bitcoin.pdf>.
- * Nelson, D.B., Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach, *Econometrica*, 1991, 59, 347-370.
- * Silahli, B., Dingec, K. D., Cifter, A., & Aydin, N. (2021). Portfolio value-at-risk with two-sided Weibull distribution: Evidence from cryptocurrency markets. *Finance Research Letters*, 38, 101425.
- * Tschorsch, F., & Scheuermann, B. (2016). Bitcoin and beyond: A technical survey on decentralized digital currencies. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(3), 2084-2123.

Analysis of financial risk in the cryptocurrency market: Evidence from predicting value at risk

Zahra Bozorgtabar Baei

PhD student of Financial engineering, Department of Management, Rasht Branch, Islamic Azad University, Rasht, Iran

Reza Aghajan Nashtaei

Department of Business Management, Rasht Branch, Islamic Azad University, Rasht, Iran
(Corresponding Author)

Mohammad Hasan Gholizadeh

Department of Management, University of Guilan, Rasht, Iran

Abstract

Considering the extreme fluctuations of the cryptocurrency market and also the importance of predicting the value at risk in such conditions, the purpose of the present study is to predict the value at risk in the cryptocurrency market and also to compare different models for predicting the value at risk. In addition, the impact of different distributions of model innovation terms has been investigated. In this research, we use different models to predict the value at risk of return of four well-known cryptocurrencies. The data used in the research covers the period from 1/1/2018 to 16/3/2022. This research uses CAViaR and DQR models that directly predict the return distribution quantiles as value at risk. In addition to the mentioned models, several types of common models have been used to predict value at risk. In order to check the performance of the used models, we have used the back-test method, which is one of the common methods for testing the performance of the models. The results show that the models that directly use the quantiles of the return distribution to predict value at risk (specifically CAViaR and DQR models) have a much better performance than other common models for predicting value at risk.

Keywords: value at risk, cryptocurrency, CAViaR, DQR

