نشریـه علمـی
دانش مالی و تحلیل اوراق بهادار
دوره ۱۵ / شماره ۱ (پیاپی ۵۳) / بهار ۱۴۰۱
صفحه ۰۱ تا ۱۳

بررسی وجود حافظه بلندمدت در چهار ارز دیجیتالی عمده

غلامرضا زمردیان ✉ [۱]
بابک محبوبی [۲]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۱/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۰۵

چکیده

در سال‌های اخیر، فرایندهای با حافظه بلندمدت، نقش مهمی در تجزیه و تحلیل سری های زمانی ایفا نموده‌اند. وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌ها، کاربردهای مهمی در بررسی کارایی بازار، منطق رفتاری سرمایه گذاران، قیمت‌گذاری و انتخاب پرتفوی دارایی دارد. در پژوهش حاضر با استفاده از روش R/S، مدل میانگین متحرک خودهمبسته با انباشتگی جزئی (ARFIMA) و مدل‌های واریانس شرطی خودهمبسته با انباشتگی جزئی (FIGARCH) و واریانس شرطی خودهمبسته هیپربولیک (HYGARCH) به بررسی وجود حافظه بلندمدت در چهار ارز دیجیتال عمده (بیت‌کوین، اتریوم، ریپل و لایت‌کوین) طی دوره ژانویه ۲۰۱۶ لغایت نوامبر ۲۰۱۹ می‌پردازیم. علی رغم اینکه نتایج روش R/S نشان‌دهنده وجود حافظه بلندمدت در هر چهار ارز مورد بررسی می‌باشند، نتایج مدل و ARFIMA مدل‌های خانواده GARCH حاکی از آن است که دو ارز بیت‌کوین و اتریوم دارای حافظه بلندمدت بوده می باشند و لذا می‌توان با قیمت‌های گذشته، قیمت‌های آتی را پیشبینی نمود و این نشان از رد فرضیه بازارهای کارا و تایید وجود انگیزه های سوداگرانه در خصوص این ارزهای دیجیتال می‌باشد؛ در حالی که بر اساس نتایج این مدل ها ارزهای دیجیتال ریپل و لایت کوین فاقد حافظه بلندمدت می‌باشند. این نتایج در بهینه سازی پرتفوی سرمایه گذاری در ارزهای دیجیتال بسیار کاربردی و حائز اهمیت می باشد.

واژه‌های کلیدی: ارز دیجیتال، حافظه بلندمدت، میانگین متحرک خودهمبسته با انباشتگی جزئی، واریانس ناهمسانی شرطی خودهمبسته با انباشتگی جزئی.

طبقه بندی: C58, F37, G14, G15, Q3

[۱] عضو هیات علمی گروه مدیریت بازرگانی دانشکده مدیریت دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی، تهران، ایران، (نویسنده مسئول): gh.zomorodian@gmail.com
[۲] کارشناس ارشد علوم اقتصادی. Mahboubi.b@gmail.com

۱- مقدمه

تحلیل رفتار قیمتی و مدل‌سازی آن در بازارهای مالی از اهمیت زیادی برخوردار است. رشد چشمگیر بیت‌کوین[۱] و سایر ارزهای دیجیتال[۲] پدیده‌ای است که در سال‌های اخیر توجه زیادی را به خود جلب نموده است. با این حال بازار ارزهای دیجیتال نسبتاً جدید بوده و بیت‌کوین به عنوان اولین پول دیجیتال غیرمتمرکز جهان در سال ۲۰۰۹ (توسط ناکاموتو[۳]) معرفی و معاملات فعال آن از سال ۲۰۱۳ آغاز گردید. با مطرح شدن بیت‌کوین و عرضه ارزهای دیجیتال دیگر، سرمایه‌گذاران بسیاری در این حوزه نوظهور سرمایه‌گذاری نمودند و طی سال‌های اخیر علاقه عمومی به این پدیده‌های جدید افزایش قابل ملاحظه ای یافته است. استفاده از ارزهای دیجیتال به عنوان ابزار پرداخت در ژاپن و کره جنوبی (بلومبرگ،a ۲۰۱۷)، پذیرش این ارزها توسط تعدادی از بانک‌های مرکزی (بلومبرگ،b ۲۰۱۷) و سرمایه‌گذاری بانک‌ها و شرکت‌های بزرگ در اتریوم[۴] برای استفاده و توسعه تکنولوژی‌های مرتبط با بلاکچین[۵] شواهدی بر این ادعاست. این علاقه و جذب توجه فعالان بازارهای مالی منجر به رشد چشمگیر حجم بازار ارزهای دیجیتال شده است؛ به طوریکه حجم بازار بیت‌کوین در بازه ژانویه ۲۰۱۶ تا ژانویه ۲۰۱۹ از مبلغ ۶,۵ به ۶۷ میلیارد دلار رشد کرده است.

از مزایای عمده و اساسی ارزهای دیجیتال، سهولت در انجام مبادله و غیرمتمرکز بودن آن‌ها است. در واقع با نفوذ ارزهای دیجیتال حاکمیت ارزهای سنتی بر تعاملات پولی کاهش و خاصیت استفاده ابزاری از ارز جهانروای سنتی برای فشار استراتژیک بر کشورهای غیرهمسو یا تحت تحریم[۶] تحت تاثیر قرار می‌گیرد. از طرف دیگر با توجه به فقدان نظارت متمرکز بر عملیات پولی در معاملات با ارزهای دیجیتال، اعمال سیاست‌های رایج مبارزه با پولشویی عملاً ممکن نبوده و می‌بایست سیاست‌های مناسب جایگزین برای اعمال کنترل و جلوگیری از پولشویی[۷] و مبادلات پولی در اعمال مجرمانه و تبهکارانه در نظر گرفته شود. این موارد از مهمترین معایب ارزهای دیجیتال قلمداد می‌شود (گراوز و همکاران، ۲۰۱۷).

با توجه به اهمیت این پدیده نوظهور اصلح است این بازار جدید (که به بخش مهمی از فناوری مالی بدل شده است)، مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرد. یکی از مهترین جنبه های تحلیلی هر بازار کارا بودن آن است. وجود حافظه بلندمدت از آن جنبه اهمیت می‌یابد که فرصت‌های کسب سود بواسطه ارزهای دیجیتالی که قیمت آن‌ها کمتر یا بیشتر از ارزش واقعی برآورد شده و جستجو و معامله هر چه بیشتر این ارزها توسط سرمایه‌گذاران، با تغییر و رشد قیمت‌ها همراه خواهد بود. بنابراین قیمت‌های غیرواقعی به عنوان ارزش واقعی قلمداد شده و مسیر را برای سوداگران و دلالان هموار می‌نماید. هدف این پژوهش بررسی صدق فرضیه بازار کارا در خصوص ارزهای دیجیتال و پاسخ به این پرسش است که آیا رفتار پویای ارزهای دیجیتال[۸] قابل پیشبینی است؟ در پژوهش حاضر وجود حافظه بلندمدت در چهار رمز ارز عمده دارای بیشترین ارزش بازار[۹] یعنی بیتکوین (BTC)، اتریوم[۱۰] (ETH)، ریپل[۱۱] (XRP) و لایت کوین[۱۲] (LTC) با دو روش R/S و رگرسیونی (استفاده از مدل ARFIMA و مدل های منتخب خانواده GARCH) بررسی می‌گردد.

۲- پیشینه پژوهش

پژوهش‌های متعددی به منظور بررسی وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌های مالی انجام شده است. سنجش آماری اولیه از حافظه بلندمدت توسط هرست[۱۳] (۱۹۵۱) و ارائه یک مقیاس آماری برای اندازه‌گیری میزان انحراف انباشته یک سری زمانی از میانگین آن بنام R/S یا نمای هرست (HE) آغاز گردید. گام های اساسی بعدی در شناخت و توسعه مفهوم حافظه بلندمدت در پژوهش‌های صورت پذیرفته توسط مندلبرت (۱۹۷۱)، گرین و فیلیتز (۱۹۷۷) و گیویک و هوداک (۱۹۸۳) برداشته شد. تحلیل R/S یا نمای هرست ابزاری مناسب برای تشخیص یک سری زمانی غیر تصادفی از یک سری زمانی تصادفی، بدون در نظر گرفتن نوع توزیع آن است و مطالعات گرین و فیلتز (۱۹۷۷) برای تحلیل قیمت های بازار سهام، بوت برای بررسی نرخ ارز و قیمت طلا (۱۹۸۲)، هلمز در قیمت‌های آتی و پیترز در تحلیل قیمت‌های سهام

کاربردهایی از شکل اولیه این مقیاس قلمداد می‌گردند. لو (۱۹۹۱) نتایج حاصل از پژوهش ایشان را (که با آماره R/S تعدیل شده[14] انجام شده بود) رد کرد؛ وی آماره R/S را طوری تغییر داد که این آماره وابستگی با دامنه کوتاه مدت را نیز در نظر می‌گرفت. لو نتیجه گرفت که شواهد روشنی مبنی بر وجود وابستگی با دامنه بلندمدت در بازده شاخص بورس نیویورک وجود ندارد (شعرائی و ثنائی اعلم، ۱۳۸۹). بعدها گرنجر و دینگ (۱۹۹۶) حافظه بلندمدت را با استفاده از نمودار همبستگی تشریح نمودند. طبق مطالعه آن‌ها نمودارهای همبستگی سری‌های زمانی دارای حافظه بلندمدت برخلاف سری‌های زمانی که بصورت نمایی کاهش می‌یابد، بصورت هیپربولیکی و با نرخ آهسته‌تری کاهش می‌یابد. بنابراین فرایند انباشته جزئی به فرایندهای با حافظه بلندمدت تعلق دارند. کراتو و ری (۱۹۹۶) قابلیت مدل‌های ARFIMA را در مدلسازی سری‌های زمانی دارای حافظه بلندمدت مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها نتیجه گرفتند که این مدل‌ها ابزار مناسبی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی دارای حافظه بلندمدت می‌باشند، مشروط بر اینکه ساختار مدل ARFIMA(p,d,q) با دقت بالایی تعیین شود. بعدها برگ (۱۹۹۸)، گرو و کالیس (۲۰۰۰) و اولان (۲۰۰۲) استفاده از این مدل را در بررسی وجود حافظه بلندمدت در بازارهای مختلف بسط دادند. ویلاساسو (۲۰۰۲) دقت مدل‌های FIGARCH، IGARCH و GARCH را در پیش‌بینی نوسان‌های شش ارز جهانروا مورد بررسی قرار داد و نتیجه گرفت دقت پیشبینی مدل‌های FIGARCH از مدل های دیگر بیشتر است. نتایج مشابهی در مطالعه مَن (۲۰۰۳) در خصوص بهینه بودن مدل های FIGARCH به ویژه در صورت وجود ناهمسانی واریانس بدست آمد.

در مطالعات داخلی، مطالعات در حوزه حافظه بلندمدت عمدتاً مربوط به بازار بورس و اوراق بهادار تهران و در خصوص شاخص کل صورت پذیرفته است. عرفانی (۱۳۸۷)، کشاورز و صمدی (۱۳۸۸)، شعرایی و ثنائی اعلم (۱۳۸۹)، محمدی و چیت سازان (۱۳۹۰)، شیرین بخش و همکاران (۱۳۹۱)، کمیجانی و نادری (۱۳۹۱)، حسینی و همکاران (۱۳۹۲)، کاشی و همکاران (۱۳۹۳) و فتاحی و همکاران (۱۳۹۶) پژوهش هایی با موضوع بررسی وجود حافظه بلندمدت در بازار بورس و اوراق بهادار تهران هستند. قاسمی و همکاران (۱۳۹۷) با استفاده از الگوی حافظه بلندمدت و کاربرد مدل ARFIMA به پیش‌بینی شکاف دارایی – بدهی پویا در صنعت بانکداری ایران می پردازند.

علی‌رغم جدید بودن موضوع ارزهای دیجیتال پیش از این پژوهش‌هایی در خصوص وجود حافظه بلندمدت در آن‌ها انجام شده است که از آن جمله می‌توان به مطالعه بوری (۲۰۱۶) و کاپوراله و همکاران (۲۰۱۸)، منسی و همکاران (۲۰۱۸)، کانراد و همکاران (۲۰۱۸)، کایریازیس (۲۰۱۹)، اوکور و همکاران (۲۰۱۹) و علی‌زاده و صفرزاده (۱۳۹۸) اشاره نمود؛ مطالعات مذکور شواهدی از وجود حافظه بلندمدت در برخی ارزهای دیجیتال یافته‌اند. در مطالعات دیگر هنیچ و گوریروکس (۲۰۱۴) از یک مدل خودرگرسیون[15] غیرعلی برای تشخیص وجود حباب در بیت‌کوین استفاده نمودند. ساپوریچ و کوکیناکی (۲۰۱۴) نوسان‌های بیت‌کوین در برابر شش ارز عمده جهانی بررسی نمودند. چو و همکاران (۲۰۱۵) تجزیه و تحلیلی آماری از بازدهی بیت‌کوین در مقابل دلار آمریکا ارائه نمودند.

۳- روش شناسی پژوهش

پژوهش حاضر سعی بر آن دارد تا وجود حافظه بلندمدت را در مورد ارزهای دیجیتال عمده آزمون نماید؛ بنابراین این پژوهش با توجه به هدف از نوع کاربردی و با توجه به نحوه اجرا یک پژوهش توصیفی از نوع همبستگی می‌باشد.

۳-۱- فرضیه پژوهش

فرضیه اساسی پژوهش این است که شاخص قیمت ارزهای دیجیتال دارای حافظه بلندمدت است. این فرضیه با توجه به شواهدی از وجود حافظه بلندمدت در ارزهای دیجیتال، در پژوهش‌های منسی و همکاران (۲۰۱۸)، جیانگ و همکاران (۲۰۱۸)، کاپورال و همکاران (۲۰۱۸) و اوکور و همکاران (۲۰۱۹) اتخاذ شده است.

۳-۲- جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری پژوهش ارزهای دیجیتال بوده و نمونه در نظر گرفته شده چهار ارز عمده با بالاترین حجم بازار یعنی ارزهای بیت‌کوین (با حجم بازار ۱۱۳/۳ میلیارد دلار)، اتریوم (با حجم بازار ۱۴/۸ میلیارد دلار)، ریپل (با حجم بازار ۷/۱ میلیارد دلار)، و لایت کوین (با حجم بازار ۲/۵ میلیارد دلار) طی دوره زمانی ژانویه سال ۲۰۱۶ لغایت نوامبر سال ۲۰۱۹ شامل ۱۴۳۰ داده برای هر ارز دیجیتال می باشد.

۳-۳- منابع گردآوری و روش تجزیه و تحلیل داده ها

گردآوری داده‌های این پژوهش به روش کتابخانه‌ای بوده و داده های قیمت ارزهای دیجیتال مورد بررسی از بانک داده‌های تاریخی مرکز coinmarketcap.com استخراج شده‌اند. روش تجزیه و تحلیل داده ها به صورت کمی و تجزیه و تحلیل تبیینی بوده و از نرم افزارهای Eviews 11 و OxMetrics برای آزمون فرضیه استفاده شده است.

۳-۴- روش های بررسی وجود حافظه بلندمدت

برای بررسی وجود حافظه بلندمدت در ارزهای دیجیتال بیت‌کوین، اتریوم، ریپل و لایت کوین با دو روش R/S و روش رگرسیونی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در روش رگرسیونی مدل‌های ARFIMA، FIGARCH و HYGARCH به عنوان مدل‌هایی که حافظه بلندمدت را در نظر می گیرند، مورد استفاده قرار گرفتند.

۳-۴-۱- روش R/S

یکی از روش‌های ساده تشخیص حافظه بلندمدت، آماره R/S می‌باشد که پس از مطالعه هرست و بازتعریف انجام شده توسط مندلبروت (۱۹۶۸) ارائه و توسط پژوهشگران بعدی تعدیلاتی در ان صورت پذیرفت. آماره R/S تعدیل شده به صورت زیر تعریف می شود:

$$Q_T = \frac{1}{S_T}\left[\underset{1\le k\le T}{MAX}\sum_{j=1}^{k}(y_j-\bar{y}) - \underset{1\le k\le T}{MIN}\sum_{j=1}^{k}(y_j-\bar{y})\right] \quad (۱)$$

که در آن

$$\bar{y} = \frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T} y_i \quad (۲)$$

$$S_T = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}(y_j-\bar{y})^2} \quad (۳)$$

لو (۱۹۹۱) آماره R/S تعدیل شده‌ای را معرفی نمود که به جای انحراف استاندارد در مخرج کسر، یک برآورد کننده‌ی سازگار از ریشه دوم واریانس مجموع جزئی مشاهدات را قرار می‌دهد.

۳-۴-۲-مدل‌های ARFIMA، FIGARCH و HYGARCH

بسط مدل‌های ARIMA در حالت عمومی‌تر را می‌توان به صورتی در نظر گرفت که انباشتگی دارای درجه‌ی جزئی باشد. فرایند y_t انباشته جزئی از مرتبه d می‌باشد اگر در فرمول زیر صدق نماید:

$$(1-L)^d y_t = u_t \quad (۴)$$

در رابطه بالا L اپراتور وقفه و $-0.5<d<0.5$ و u_t فرایند مانا بوده و در تمام فرکانس ها دارای طیف مثبت می‌باشد. حال اگر u_t انباشته از مرتبه صفر و مانای ضعیف بوده و $0<d<0.5$ فرایند y_t دارای حافظه بلندمدت است و خودهمبستگی‌های مربوطه همگی مثبت بوده با نرخ هیپربولیکی از بین می‌روند.

شکل کلی یک فرایند با حافظه بلندمدت ARFIMA(p,d,q) به صورت ذیل می باشد :

$$\phi(L)(1-L)^d(y_t-\mu) = \theta(L)\varepsilon_t \quad (۵)$$

در عبارت فوق چندجمله‌ای‌های با وقفه $\Phi(L) = 1-\phi_1 L-\phi_2 L^2-\cdots-\phi_p L^p$ و $\theta(L) = 1-\theta_1 L-\theta_2 L^2-\cdots-\theta_p L^p$ در دامنه زمان تعریف شده‌اند و معادل عبارت فوق در دامنه فرکانس به صورت زیر تعریف می شود :

$$I(\omega) = \sigma_\varepsilon(2\pi)^{-1}\left|1-e^{-i\omega}\right|^{-2d}\left|\theta\left(\theta e^{-i\omega}\right)\right|^2\left|\phi e^{-i\omega}\right|^{-2} \quad (۶)$$

فرایند مانای $\{y_t\}$ دارای حافظه بلندمدت است اگر $0<d<0.5$ باشد. به ازای $-0.5<d<0$ یک فرایند اتورگرسیو میانگین متحرک[۱۶] انباشته از مرتبه d همواره دارای یک میرایی آهسته در ضرایب خودهمبستگی است، اما دارای ویژگی حافظه بلندمدت نمی‌باشد. این حالت را سری

ناماندگار[17] می‌نامند. برای $0<d<0.5$ ویژگی مانایی برقرار نیست، اما ضرایب تجزیه میانگین متحرک در بی‌نهایت، به طور مجانبی به صفر نزدیک می‌شود. این گونه سری‌ها، سری‌های با خاصیت برگشت به میانگین[18] نامیده می‌شوند. ویژگی برگشت به میانگین در قیمت‌های مالی بر وجود مکانیزم‌هایی که در افق‌های زمانی طولانی مدت عمل می‌کنند، دلالت دارد، چرا که رفتار برگشت به میانگین قیمت‌ها به این ایده برمی‌گردد که یک تغییر زمانی به‌وجود آمده در قیمت‌ها، در افق‌های طولانی مدت با تغییرات با علامت مخالف دنبال خواهد شد. بر خلاف یک فرایند دارای ریشه واحد، در این مورد اثر یک شوک تصادفی در طی زمان کاهش می‌یابد (علی‌زاده و صفرزاده، ۱۳۹۸).

بر اساس فرضیه بازار کارا[19] قیمت‌ها نباید در بازار قابل پیش‌بینی باشند. اساساً فرضیه بازار کارا به مفهوم گام تصادفی[20]نزدیک است، منطق این مفهوم این است که اطلاعات موجود در بازار به شکل تصادفی و غیرقابل پیش‌بینی (با انتظارات هم‌جهت یا غیرهم‌جهت) هستند؛ در نتیجه تغییرات قیمت نیز در بازارهای کارا باید تصادفی باشد. در اصل بازار کارا حافظه ندارد و این یعنی از قیمت‌های گذشته در مورد قیمت‌های آتی نمی‌توان نتیجه‌گیری کرد (فاما، ۱۹۷۰). به منظور بررسی چنین خاصیتی در بازار ارزهای دیجیتال می‌توان از تکنیک‌های حافظه بلندمدت[21] استفاده کرد. به عبارت دیگر در حالت وجود حافظه بلندمدت می‌توان از بازده‌های گذشته برای پیشبینی بازده آینده استفاده نمود که این امر امکان استفاده از یک استراتژی سودگرایانه سودآور را فراهم می‌کند. وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌ها بیانگر وجود خودهمبستگی[22] میان مشاهدات با فاصله زمانی زیاد می‌باشد. از آنجا که حافظه بلندمدت موجب وابستگی بازده آینده دارایی با بازده‌های قبلی آن می‌شود، نشان‌دهنده وجود پارامتری قابل پیشبینی در دینامیک سری زمانی است. وجود این ویژگی دلیلی بر رد شکل ضعیف فرضیه کارایی بازار است (اندرو و همکاران، ۲۰۱۸). وجود حافظه بلندمدت علاوه بر نقض فرضیه کارایی بازار، مدل‌های خطی قیمت‌گذاری دارایی‌ها را نیز مورد تردید قرار داده و بیانگر این است که در قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای بایستی از مدل‌های غیرخطی استفاده کرد. با تحولات جدید در روش‌های معاملاتی، بازارها بیش از گذشته به بازارهای کارا نزدیک شده و با افزایش کارایی، حافظه بازارها کوتاه‌تر شده است؛ لذا معاملات در این بازارها منجر به کسب سودهای غیرعادی نمی‌شود. یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای اندازه‌گیری و سنجش حافظه بازارها، تخمین پارامتر انباشتگی کسری (d) برای قیمت سهام است؛ بسیاری از پژوهش‌های تجربی در زمینه فرایندهای با حافظه بلندمدت و مدل‌های ARFIMA، در صدد تخمین حافظه بازارها هستند. خودهمبستگی‌های یک سری انباشته I(1) یا I(2) در وقفه‌های طولانی نیز به شکل ماندگاری در سطح بالا باقی می‌مانند. در مقابل، خودهمبستگی‌های یک فرایند مانا I(0) معمولاً با نرخی نمایی به سمت میرایی رفته و مقادیر بالای خودهمبستگی تنها بعد از چند وقفه از بین می‌روند. برخی فرایندها نیز رفتاری بین این دو مورد نشان می‌دهند؛ بطوریکه به وضوح نامانا هستند و با این وجود زمانی که از آن ها تفاضل‌گیری می‌شود، همبستگی یک در میان مثبت و منفی از خود نشان می‌دهند، حتی در وقفه‌های طولانی، که این حالت بیانگر تفاضل بیش از حد می‌باشد. اما داده‌هایی که از آن‌ها تفاضل‌گیری نشده است، در وقفه‌های بسیار دور هم خودهمبستگی‌های معنی‌داری (خودهمبستگی‌های هیپربولیک[23]) نشان می‌دهند (منسی، ۲۰۰۴). بنابراین نقطه آغاز ادبیات فرایندهای انباشته جزئی مربوط به سری‌های زمانی مالی و اقتصادی است که نه I(0) هستند و نه I(1). زمانی که از این نوع سری‌های زمانی یک بار تفاضل گرفته می‌شود، به نظر می‌رسد یک بار تفاضل‌گیری برای آن‌ها زیاد باشد، لذا یک طبقه مفید از مدل‌ها برای یک سری زمانی که دارای رفتار حافظه بلندمدت است، فرایند ARFIMA(p,d,q) می‌باشد. این فرایندها بسط فرایندهای خودرگرسیو میانگین انباشته ARFIMA هستند که در آن پارامتر تفاضل‌گیری می‌تواند عددی غیرصحیح را اختیار کند (شعرائی و ثنائی اعلم، ۱۳۸۹).

روش مشابهی در مدلسازی واریانس شرطی وجود دارد. با توجه به اینکه در مدل‌های GARCH(p,q) تاثیر شوک‌ها بر واریانس با نرخ نمایی کاهش می‌یابد، مدل‌های FIGARCH(p,d,q) معرفی شدند که در آن‌ها تاثیر شوک‌ها بر واریانس شرطی با نرخ ملایمی کاهش می‌یابد. شکل عمومی مدل‌های GARCH(p,q) را می‌توان به صورت زیر ارائه نمود:

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} b_j \sigma_{t-j}^2 \qquad (۷)$$

که در آن a_0 به عنوان جزء ثابت، ε_{t-i}^2 که شامل اطلاعاتی در مورد نوسان‌های از دوره‌های گذشته است و از طریق وقفه‌های مربع جملات اخلال معادله میانگین محاسبه می‌شود؛ σ_{t-j}^2 نشان‌دهنده واریانس دوره‌های گذشته است. در معادله فوق کلیه α_i ها و b_j ها مثبت فرض شده‌اند تا واریانس شرطی σ_t^2 همواره مثبت باشد.

معادله (۷) را می‌توان به صورت زیر ساده نمود:

$$\phi(L)\varepsilon_t^2 = a + b(L)u_t \qquad (۸)$$

که در آن

$$u_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2 \qquad (۹)$$

$$\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \cdots - \phi_m L^m$$
$$b(L) = 1 - b_1 L - b_2 L^2 - \cdots - b_q L^q$$

بطوریکه $\phi_t = \alpha_t + b_t$ و $m = \max(p, q)$.

حال به منظور ایجاد امکان مدلسازی در شرایط حافظه بلندمدت و واریانس شرطی می‌توان معادله (۸) را مشابه ARMA(m,q) به فرایند ARFIMA(m,d,q) بسط داد:

$$\phi(L)(1-L)^d \varepsilon_t^2 = a + b(L)u_t \qquad (۱۰)$$

که کلیه ریشه‌های $\phi(z) = 0$ و $b(z) = 0$ خارج از دایره واحد هستند. اگر d=0 باشد، عبارت فوق به یک مدل GARCH معمولی تبدیل می‌شود و اگر 0<d<1 باشد، مربع جملات اخلال تفاضلی جزئی $(1-L)^d \varepsilon_t^2$ از یک فرایند ARMA(m,q) مانا تبعیت می‌کند. فرایند فوق را می‌توان بر اساس واریانس شرطی σ_t^2 بازنویسی کرد:

$$b(L)\sigma_t^2 = a + [b(L) - \phi(L)(1-L)^d]\varepsilon_t^2 \qquad (۱۱)$$

بالی و همکاران (۱۹۹۶) مدل فوق را FIGARCH(m,d,q) نامیدند. اگر 0<d<1 باشد، ضرایب در $\phi(L)$ و $b(L)$ داینامیک کوتاه‌مدت نوسان‌ها را نشان می‌دهند و پارامتر تفاضلی جزئی d ویژگی بلندمدت نوسان‌ها را مدلسازی می‌کند. آن ها نشان دادند زمانی که 0<d<1 باشد، تاثیرشوک ها بر نوسان های شرطی با نرخ هزلولی کاهش می‌یابند و بنابراین، نوسان ها دارای حافظه بلندمدت هستند.

دیویدسون (۲۰۰۴) نسل جدیدی از مدل‌های خانواده GARCH را با نام هیپربولیک GARCH یا HYGARCH را معرفی نمود. مدل جدید واریانس شرطی مدل FIGARCH را با در نظر گرفتن وزن هایی به عملگرهای وقفه بسط می‌دهد. این مدل‌ها امکان مدلسازی حافظه بلندمدت را در نوسان‌های شرطی با نرخ همگرایی هیپربولیک فراهم می‌سازد. یک مدل HYGARCH(1,d,1) را می توان به صورت زیر ارائه نمود:

(۱۲)

$$h_t = \omega + [1 - (1-\beta L)^{-1}\lambda L\{1 + \alpha((1-L)^d - 1)\}]\varepsilon_t^2$$

که در آن $\omega > 0$، $\alpha \geq 0$، $\beta < 1$، $\lambda < 1$ و $0 \leq d \leq 1$ می باشد.

دیویدسون اثبات می‌کند که مدل HYGARCH امکان تحلیل دامنه‌های نوسانی فراتر از آنچه در مدل‌های IGARCH و FIGARCH فراهم است را مهیا می‌سازد.

۴- یافته های پژوهش

در این قسمت یافته‌های پژوهش در سه بخش ویژگی‌های آماری، مانایی متغیرها و آزمون وجود حافظه بلندمدت در ارزهای دیجیتال مورد بررسی با استفاده از روش‌های ARFIMA و R/S ارائه می‌گردد.

۴-۱- ویژگی های آماری متغیرهای تحقیق

جدول (۱) مشخصات آماری قیمت روزانه ارزهای دیجیتال را نمایش می‌دهد.

همانطور که مشاهده می‌گردد، اختلاف بین حداکثر و حداقل قیمت چهار ارز دیجیتال منتخب (در بازه ابتدای ژانویه سال ۲۰۱۶ لغایت انتهای نوامبر ۲۰۱۹) قابل توجه بوده و این حاکی از وجود پتانسیل بازدهی قابل توجه برای

جدول (۱) ویژگی های آماری متغیرهای پژوهش

	BITCOIN	ETHEREUM	LITECOIN	XRP
میانه	۴۸۳۰/۵	۲۲۶/۵	۵۷/۶	۰/۳۰
ماکزیمم	۱۹۴۹۷/۴	۱۳۹۶/۴	۳۵۸/۳	۳/۴
مینیمم	۳۶۴/۳	۰/۹۴	۳	۰/۰۰۵
چولگی	۰/۶۹	۱/۶۹	۱/۶۶	۳/۳۵
کشیدگی	۲/۹	۶/۰	۶/۳	۲۱/۱
آماره جارک - برا	۱۱۳/۸	۱۲۲۲/۸	۱۳۰۵/۴	۲۲۲۶۳/۴
P جارک - برا	۰	۰	۰	۰
Observations	۱۴۳۰	۱۴۳۰	۱۴۳۰	۱۴۳۰

منبع: یافته های پژوهش

دارندگان این ارزهای دیجیتال در دوره مذکور می‌باشد. چولگی در مورد هر چهار ارز دیجیتال مثبت بوده و این نشان از وجود یک توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر بالاتر می‌باشد. کمترین میزان چولگی مربوط به بیت‌کوین و بیشترین آن مربوط به ریپل می‌باشد. کمترین کشیدگی مربوط به بیت‌کوین (و نزدیک به کشیدگی توزیع نرمال) و بیشترین کشیدگی متعلق به ریپل می‌باشد. همچنین نتایج آزمون جارک – برا نشان می‌دهد قیمت ارزها در بازه مورد بررسی دارای توزیع نرمال نمی‌باشند. بررسی روند قیمتی متغیرهای پژوهش حاکی از آن است که ارزهای دیجیتال مورد بررسی با حرکت صعودی ای که عمدتاً از سال ۲۰۱۷ شروع شده است به نقطه اوج خود در ژانویه ۲۰۱۸ رسیده اند و پس از آن روند نزولی را (به استثنای چندماهه منتهی به جولای ۲۰۱۹) پیش گرفته‌اند. در اوایل سال ۲۰۱۷ با نزدیک شدن بیت‌کوین به نصف شدن پاداش بلاک‌ها و همچنین اولین تلاش برای تایید صندوق سرمایه‌گذاری آتی کمیسیون بورس اوراق بهادار آمریکا، قیمت بیت‌کوین تا ۱۹۸۰۰ دلار رشد کرد؛ اما در سال ۲۰۱۷، رشد بسیار سریع قیمت در کوتاه‌مدت، رد شدن پیشنهاد ETF های بیت‌کوین توسط کمیسیون اوراق بهادار آمریکا و عدم عمومیت و مشکلات این ارز در زمینه پرداخت‌های خرد، باعث ریزش قیمت و به نوعی ترکیدن حباب آن شد. در بازه های مورد بحث سایر ارزهای دیجیتال عمدتاً نقش پیرو داشته و متناسب با تغییرات بیت کوین نوسان قیمت داشته اند، به طوری که نمودار هر چهار ارز دیجیتال تا حدود زیادی مشابه می‌باشد.

٤-۲- بررسی مانایی متغیرهای تحقیق

قبل از مدلسازی یک سری زمانی باید از مانا[۲۴] بودن آن اطمینان حاصل نمود؛ در سری‌های زمانی، مانایی معمولاً ناشی از عدم وجود سطح ثابتی برای بازده‌ها است که در ادبیات اقتصادسنجی، چنین سری‌هایی نامانای دارای ریشه واحد[۲۵] نامیده می‌شود. در این پژوهش به منظور آزمون ریشه واحد سری شاخص قیمت از آزمون دیکی- فولر تعمیم یافته[۲۶] استفاده شده است که نتایج آن در قالب جدول (۲) ارائه شده است. تحلیل مانایی سری زمانی عموماً به منظور واکنش سری زمانی به تکانه‌های وارده بر آن به کار می‌رود. اثر یک تکانه بر یک متغیر در طول زمان ممکن است دائمی، بلندمدت و کوتاه‌مدت باشد. اگر اثر یک تکانه دائمی باشد، آن سری دارای حافظه بلندمدت کامل است. چنانچه اثر تکانه برای مدت نسبتاً طولانی باقی بماند سری مربوطه ریشه کسری دارد و حافظه بلندمدت است. اگر اثر تکانه به سرعت از بین برود آن سری دارای حافظه کوتاه مدت است.

همانطور که مشاهده می‌گردد بجز ریپل بقیه ارزها در سطح و با اطمینان ۹۵ درصد مانا نبوده و با یک درجه دیفرانسیل‌گیری مانا شده‌اند. بدین ترتیب می‌توان نتیجه

گرفت که احتمال وجود الگوی رفتاری قابل طرح (حافظه بلندمدت) برای این ارزهای دیجیتال وجود دارد، هر چند احتمال وجود چنین الگویی برای ریپل منتفی نمی‌باشد.

۴-۳- برآورد مدل‌های ARFIMA و خانواده GARCH

نتایج بررسی وجود حافظه بلندمدت در سری‌های زمانی ارزهای دیجیتال در قالب جداول (۳) و (۴) با استفاده روش R/S و مدل‌های ARFIMA و مدل‌های FIGARCH و HYGARCH از خانواده GARCH ارائه شده است.

در جدول (۳) پارامتر R/S و مقدار d-ARFIMA محاسبه شده‌اند. همانطور که ملاحظه می‌شود، مدل ARFIMA در دو روش ML[۲۷] و GLS[۲۸] برآورد شده است. نتایج بدست آمده از محاسبه آماره R/S حاکی از آن است که حافظه بلندمدت در هر چهار ارز وجود دارد. اما نتایج روش ARFIMA بیانگر وجود حافظه بلندمدت در ارزهای بیت‌کوین (BTC) و اتریوم (ETH) در هر دو مدل ML و GLS می‌باشند، این در حالی است که با توجه به نتایج هر دو مدل ارزهای لایت‌کوین (LTC) و ریپل (XRP) فاقد حافظه بلندمدت می‌باشند.

در جدول (۴) نتایج برآورد مدل های مورد بررسی از خانواده GARCH ارائه شده‌اند. در برآوردهای صورت گرفته از توزیع t-skewed (t اریب) استفاده شده است زیرا توزیع سری‌ها دارای باله‌های انتهایی ضخیم‌تری نسبت به توزیع نرمال می‌باشند. ضریب d در هر دو مدل FIGARCH و HYGARCH در سطح ۵٪ برای ارزهای بیت‌کوین و اتریوم معنی‌دار بوده و این نشان از وجود حافظه بلندمدت برای این ارزهای دیجیتال است. بطوریکه در خصوص بیت‌کوین، کمترین میزان معیار شوارتز[۲۹] در مدل HYGARCH(1,0.69,1) بدست آمده است. بهترین مدل برای اتریوم در مدل برآوردی FIGARCH(3,0.32,2) برآورد شده است. اما ضریب d در هر دو مدل FIGARCH و HYGARCH در خصوص ارزهای بایت کوین و ریپل در سطح ۵٪ معنی‌دار نمی‌باشد.

کسب نتایج یکسان در بررسی وجود حافظه بلندمدت ارزهای دیجیتال در چهار مدل برآوردی معیار مناسبی برای اعتبار نتیجه گیری می باشد.

جدول (۲) : نتایج آزمون ریشه واحد ADF برای متغیرهای پژوهش

نام ارز دیجیتال	در سطح I(0)		با یک‌بار تفاضل گیری I(1)	
بیت‌کوین (BTC)	-۲/۱۲۳۷۹۴	(۰/۵۳۱۵)	-۳۶/۲۰۷۸۹	(۰/۰۰۰۰)
اتریوم (ETH)	-۱/۷۳۷۲۷۱	(۰/۰۷۸۲)	-۵/۹۳۷۲۹۲	(۰/۰۰۰۰)
لایت‌کوین (LTC)	-۱/۷۸۴۹۲۹	(۰/۰۷۰۶)	(-۱۲/۶۲۹۰۱)	(۰/۰۰۰۰)
ریپل (XRP)	-۳/۴۶۴۵۸۹	(۰/۰۰۹۱)		

منبع : یافته های پژوهش

جدول (۳) نتایج روش های R/S و مدل ARFIMA(p,d,q) برای بررسی حافظه بلندمدت ارزهای دیجیتال

	ARFIMA - ML			ARFIMA - GLS			R/S	
نام ارز	d	prob	تفسیر d	d	prob	تفسیر d	R/S	تفسیر
بیت‌کوین (BTC)	۰/۱۷۱۷۲ (۷/۸۴۶۹۵۸)	۰/۰۰۰۰	حافظه بلندمدت	۰/۱۷۵۷۹۲ (۳/۰۶۵۷۰۷)	۰/۰۰۲۲	حافظه بلندمدت	۰/۰۹۱۴۱۹	حافظه بلندمدت
اتریوم (ETH)	۰/۳۱۵۰۳۷ (۸/۹۳۸۸۱۵)	۰/۰۰۰۰	حافظه بلندمدت	۰/۳۴۸۹۱۴ (۵/۱۹۷۶۳۲)	۰/۰۰۰۰	حافظه بلندمدت	۰/۰۱۹۲۱۱	حافظه بلندمدت
لایت‌کوین (LTC)	-۰/۲۱۳۸۹۲ (-۲/۴۸۳۷۰۸)	۰/۰۱۳۱	حافظه کوتاه مدت	-۰/۲۰۳۰۳۴ (-۲/۱۰۹۹۷۵)	۰/۳۵۰	حافظه کوتاه مدت	۰/۰۹۰۲۲۷	حافظه بلندمدت
ریپل (XRP)	-۰/۲۵۱۲۷۸ (-۳/۵۰۵۳۵۴)	۰/۰۰۰۵	حافظه کوتاه مدت	-۰/۲۵۹۹۹۷ (-۲/۷۶۳۴۷۵)	۰/۰۰۵۸	حافظه کوتاه مدت	۰/۱۰۰۰۵۲	حافظه بلندمدت

منبع : یافته های پژوهش

جدول (۴) نتایج مدل های خانواده GARCH برای بررسی حافظه بلندمدت ارزهای دیجیتال

نام ارز دیجیتال	HYGARCH			FIGARCH		
	d	آماره t-skw	تفسیر	d	آماره t-skw	تفسیر
بیت‌کوین (BTC)	۰/۶۹	۰/۹۴۲	تایید حافظه بلندمدت	۰/۷۳	۰/۸۸۷	تایید حافظه بلندمدت
اتریوم (ETH)	۰/۳۶	۰/۷۲۱	تایید حافظه بلندمدت	۰/۵۱	۰/۹۲۶	تایید حافظه بلندمدت
لایت‌کوین (LTC)	۰/۱۲	۰/۰۹۱	عدم تایید حافظه بلندمدت	۰/۲۲	۰/۳۴۷	عدم تایید حافظه بلندمدت
ریپل (XRP)	۰/۰۴	۰/۰۳۱	عدم تایید حافظه بلندمدت	۰/۱۸	۰/۲۲۰	عدم تایید حافظه بلندمدت

منبع : یافته های پژوهش

وجود حافظه بلندمدت در ارزهای بیت‌کوین و اتریوم بدین معنی است که رفتار قیمتی در این نوع ارزها تابعی از گذشته می‌باشد و انگیزه‌های معاملاتی سوداگرانه در این ارزها وجود دارد. اما این مساله در خصوص لایت‌کوین و ریپل صادق نبوده و این دو ارز در زمره بازارهای کارا قرار می‌گیرند، زیرا قیمت‌های آتی تابعی از قیمت‌های گذشته نیستند. با توجه تایید وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی دو ارز بیت‌کوین و اتریوم می‌توان گفت که در این ارزها قیمت امروز با قیمت روزهای معاملاتی گذشته در ارتباط بوده و می‌توان قیمت آتی ارز را با استفاده از ایجاد رابطه رگرسیونی پیش‌بینی و استراتژی سرمایه‌گذاری مشخصی را در این حوزه تبیین نمود.

نتیجه گیری و پیشنهادها

مفهوم حافظه بلندمدت بیانگر تاثیر نوسان‌ها، تکانه‌ها و اتفاقات صورت گرفته بر سری زمانی بوده و این تاثیر می‌تواند برای مدت طولانی در این سری زمانی، قابل مشاهده باشد. در واقع مفهوم حافظه بلندمدت برگرفته از مبانی آماری برای پیش بینی و تبیین خصوصیت سری زمانی است. هدف اصلی این مقاله بررسی وجود حافظه بلندمدت در ارزهای دیجیتال با بالاترین حجم بازار (بیت‌کوین، اتریوم، بایت کوین و ریپل) می‌باشد. با تحلیل داده‌های ارزهای دیجیتال مورد بررسی مشاهده شد که این ارزها در فاصله جولای ۲۰۱۷ لغایت فوریه ۲۰۱۸ دارای نوسان‌های قیمتی بسیار بالایی بوده‌اند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که مفهوم حافظه بلندمدت در ارزهای بیت‌کوین و اتریوم در هر دو مدل ML و GLS وجود دارد اما وجود چنین حافظه‌ای در خصوص ارزهای لایت‌کوین و ریپل تایید نمی‌شود. با توجه به این نتایج می‌توان گفت رفتار قیمتی در ارزهای بیت‌کوین و اتریوم تابعی از گذشته بوده و انگیزه‌های معاملاتی سوداگرانه در این ارزها حاکم است. بنابراین می توان استراتژی مشخصی برای کسب بازدهی و پیش بینی بازده تبیین نمود. قدمت، بلوغ و حجم بازار این دو ارز نسبت به سایر ارزهای دیجیتال را می‌توان به عنوان عاملی بر شکل‌گیری منطق رفتاری گذشته محور این رمز ارزها عنوان نمود و انتظار داشت افزایش حجم معاملات و حجم بازار در سایر ارزهای دیجیتال موجب ایجاد منطق مشابهی در آن‌ها طی سال‌های آتی گردد. یافته های این پژوهش به سرمایه‌گذاران کمک می‌نماید تا استراتژی سرمایه گذاری خود را با در نظر گرفتن حافظه بلندمدت در دارایی های پرتفوی سرمایه گذاری خود، بهینه نمایند. به علاوه با توجه به اینکه این چهار ارز دیجیتال حجم قابل توجهی از بازار معاملات ارزهای دیجیتال را به خود اختصاص داده اند، نتایج این پژوهش می تواند برای سرمایه گذاران این حوزه کاربردی و حائز اهمیت باشد. پیشنهاد می‌گردد

پژوهش مشابهی برای رده‌ای ارزهای دیجیتال با حجم بازار پایین‌تر و نتیجه این پژوهش مبنی بر عدم وجود حافظه بلندمدت در ارزهای دیجیتال با حجم بازار کمتر با دقت بیشتری مورد تحلیل قرار گیرد. همچنین پیشنهاد می‌شود با بکارگیری مدل‌های سرایت تلاطم نظیر DCC و FDCC و لحاظ نمودن اثر حافظه بلندمدت گام هایی در جهت شناخت بیشتر رفتار ارزهای دیجیتال برداشته شود.

یاداشت ها

1. Bitcoin
2. Cryptocurrency
3. Satoshi Nakamoto
4. Source: https://entethalliance.org/members/
5. Block Chain
6. sanctions
7. money laundring
8. dynamic behaviour of cryptocurrencies
9. Market capital
10. Ethereum
11. Ripple
12. litecoin
13. Hurst
14. Modified rescaled range analysis
15. autoregressive
16. Moving Average
17. Antipersistent
18. Mean reversion
19. Efficient-market hypothesis
20. random walk
21. Long-memory
22. Autocorrelation
23. hyperbolique autoregressive
24. Stationary
25. unit root
26. augmented Dickey–Fuller test
27. Maximum Likehood (ML)
28. Generalized Least Square (GLS)
29. Schewarz Criterion

فهرست منابع

* اسلامی بیدگلی، غلامرضا و راعی، رضا و کمال زاده، سحر. (۱۳۹۲). محاسبه ارزش در معرض خطر قیمت سبد نفتی اوپک با استفاده از مدل های حافظه بلندمدت گارچ، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال دهم، شماره ۳۹، صص۱-۱۹.
* سیدحسینی، سیدمحمد و ابراهیمی، سیدبابک و باباخانی، مسعود. (۱۳۹۳). مدل سرایت تلاطم همبستگی شرطی ثابت با حافظه بلندمدت شواهدی از بازار سهام تهران و دبی، فصلنامه دانش سرمایه‌گذاری، سال سوم، شماره یازدهم، صص ۲۵- ۴۵.
* شعرائی، سعید و ثنائی اعلم، محسن. (۱۳۸۹). بررسی وجود حافظه بلندمدت در بورس اوراق بهادار تهران و ارزیابی مدل‌هایی که حافظه بلندمدت را در نظر می‌گیرند، مجله پژوهش‌های حسابداری مالی، شماره ۴، ص ۱۷۴.
* شهریاری، حمید و شریعتی، نیما و مسلمی، امیر. (۱۳۹۱). ارائه روشی برای پیش بینی پایدار سری های زمانی با کاربرد در مسائل مالی با استفاده از روش Robust، فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، شماره ۱۵، ص ۹۸.
* شیرین بخش، شمس اله و نادری، اسماعیل و گندلی علیخانی، نادیا. (۱۳۹۱). بررسی حافظه بلندمدت و بکارگیری تجزیه موجک جهت بهبود عملکرد پیش بینی نوسانات بازار سهام، فصلنامه دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، شماره شانزدهم، صص ۸۹-۱۰۳.
* علی‌زاده، شیما و صفرزاده، حسین. (۱۳۹۸). بررسی وجود حافظه بلندمدت در شاخص قیمت ارزهای دیجیتال، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره چهلم، صص ۱۶۹ الی ۱۸۳.
* فتاحی، شهرام و سحاب خدامرادی، مرتضی و ایوتوند، میثاق. (۱۳۹۶). بررسی رابطه همبستگی شرطی بین بازارهای مالی ایران با تاکید بر حافظه بلندمدت و عدم تقارن، فصلنامه اقتصاد مالی، سال یازدهم، شماره ۴۰. صص ۲۵-۵۱.
* کاشی، منصور و دنیائی، محمد و احمدی، روح اله. (۱۳۹۳). حافظه بلندمدت و سطح انتقال: کاربردی از آزمون GPH تعدیل شده در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره بیست و چهارم، صص ۱۱-۲۴.
* کمیجانی، اکبر و نادری، اسماعیل. (۱۳۹۱). مقایسه قابلیت های مدل های مبتنی بر حافظه بلندمدت و مدل های شبکه عصبی پویا در پیش بینی بازدهی

بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، شماره پانزدهم، صص ۱۱۵-۱۳۰.

* نیکومرام، هاشم و سعیدی، علی و عبرستانی، مرجان. (۱۳۹۰). بررسی حافظه بلندمدت در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، صص ۶۰-۴۷

* Alizadeh, S., Brandt, M. W., Diebold, F. X., (2002), Range-based estimation of stochastic volatility models, The Journal of Finance, 57(3):1047–1091.
* Andrew, Phillip., Chan, Jennifer., Peiris, Shelton. (2018). On long memory effects in the volatility measure of Cryptocurrencies, Finance Research Letters. No 45, PP 47-59.
* Baillie, R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, Journal of Econometrics , 3-30.
* Bloomberg (2017a). Japan's BITPoint to Add Bitcoin Payments to Retail Outlets. https://www.bloomberg.com/news/articles/2017-05-29/japan-s-bitpoint-to-add-bitcoin-payments-to-100-000s-of-outlets.
* Bloomberg (2017b). Some Central Banks Are Exploring the Use of Cryptocurrencies. https://www.bloomberg.com/news/articles/2017-06-28/rise-of-digital-coinshas-central-banks-considering-e-versions.
* Bouri, Elie., Georges, Azzi., Anne Haubo, Dyhrberg. (2016). On the Return-volatility Relationship in the Bitcoin Market Around the Price Crash of 2013, Economics Discussion Papers, No 2016-41.
* Caporale, Guglielmo, Maria., Plastun, Oleksiy., Oliinyk, Viktor. (2018). Bitcoin Fluctuations and the Frequency of Price Overreactions, CESifo Working Paper, No. 7280. Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=3338605
* Chu, J., Nadarajah, S., and Chan, S. (2015). Statistical Analysis of the Exchange Rate of Bitcoin, PloS one, 10:1–27.
* Cointelegraph. (2017). South Korea Officially Legalizes Bitcoin, Huge Market For Traders.https://cointelegraph.com/news/south-korea-officially-legalizes-bitcoin-huge-market - for- traders.
* Conrad, Christian., Custovic, Anessa., Ghysels, Eric. (2018). Long- and Short-Term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis, Risk Financial Manag, 2018, 11, 23; doi:10.3390/jrfm11020023
* Cheah, E., & et al. (2018). Long memory interdependency and inefficiency in Bitcoin markets, Economics Letters, pp: 18-25.
* Crato, N., Ray, B. (1996). Model selection and forecasting for long-range dependent processes, Journal of Forecasting, 107–125.
* Davidson, James. (2004). Moment and memory properties of linear conditional heteroskedasticity models, and a new model, Journal of Business & Economic Statistics, Vol. 22, No. 1 (Jan., 2004), pp. 16-29.
* Ethereum. (2014). Ethereum Wiki, https://github.com/ethereum/wiki/wiki/White-Paper/.
* Fama, E. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical evidence. J. Finance 25, 383–417.
* Hansen, B. E. (1994). Autoregressive Conditional Density Estimation. International Economic Review, 35:705–730.
* Hencic, A., Gourieroux, C. (2014). Noncausal Autoregressive Model in Application to Bitcoin/USD Exchange Rate, Proceedings of the 7th Financial Risks International Forum, page 125.
* Geweke, J., Porter-Hudak, S. (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models, Journal of Time Series Analysis, 4:221–238.
* Granger, C.W.J., Ding. (1996). Varieties of Long Memory Models, Journal of Econometrics, 73: 61-77.
* Gonzalez, Rivera, G., Lee, T.-H., Mishra, S. (2004). Forecasting volatility: A reality check based on option pricing, utility function, value-at-risk, and predictive likelihood. International Journal of forecasting, 20(4):629–645.
* Graves, T., Gramacy, R., Watkins, N., Franzke, CH. (2017). A Brief History of Long Memory: Hurst, Mandelbrot and the Road to ARFIMA, 1951–1980, Entropy.
* Greene, M. & B. Fielitz. (1977). "Long Term Dependence in Common Stock Returns." Journal of Financial Economics 5(4), pp: 339-349.
* Jiang, Y., Nie, H., Ruan, Weihua. (2018). Time-varying long-term memory, Journal of Finance Research Letters, pp: 280-284.
* Kyriazis, Nikolaos, A. (2019). A Survey on E_ciency and Profitable Trading Opportunities in Cryptocurrency Markets, Risk Financial Manage, No 12, 67, doi:10.3390/jrfm12020067.
* Lo, A.W. (1991). Long-term Memory in Stock Market Prices, Econometrica, 59, 1279–1313.

* Man, K. S. (2003). Long memory time series and short term forecasts, International Journal of Forecasting, 477-491.
* Mandelbrot, B. B. (1971). A fast fractional Gaussian noise generator, Water Resources Research, No 7(3), pp: 543-553.
* McNeil, A. J., Frey, R., Embrechts, P. (2015). Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools: Concepts, Techniques and Tools, Princeton university press.
* Mensi, Walid., Al-Yahyaee, K.H., Kang, S.H. (2018). Structural breaks and double long memory of cryptocurrency prices: A comparative analysis from Bitcoin and Ethereum, Finance Research Letters.
* Mencıa, J., Sentana, E. (2004). Estimation and Testing of Dynamic Models with Generalized Hyperbolic Innovations, CEMFI Working Paper, No. 0411.
* Okur, Mustafa., Catikkas, Ozgur., Kaya, Pinar. (2019). Long Memory in the Volatility of Selected Cryptocurrencies: Bitcoin, Ethereum & Ripple, https://www.researchgate.net/publication/330449777
* Olan, T. H. (2002). Long memory in stock returns: some international evidence. Applied Financial Economics, 2002, 725-729.
* Palma, W. (2007). Long-memory Time Series: Theory and Methods, volume 662. John Wiley & Sons.
* Qu, Z. (2011). A test against spurious long memory, Journal of Business & Economic Statistics, NO 29:423–438.
* Sapuric, S., Kokkinaki, A. (2014). Bitcoin is Volatile! Isn’t That Right?, Business Information Systems Workshops, pages 255–265.
* Vilasuso, J. (2002). Forecasting exchange rate volatility. Economics Letters, NO 149, PP: 59-64 .

Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis

Vol. 15 / No. 53, Spring 2022

Abstract

Long memory in four main cryptocurrencies

Gholamreza Zomorrodian [1] *
Babak Mahboubi [2]

Abstract

In recent years a new type of tradable assets appeared, generically known as cryptocurrencies. Some of them are widespread and global. This paper examines the volatility of cryptocurrencies, with particular attention to their potential long memory properties. Three different long-memory methods (R/S analysis, fractional integration and fractional GARCH extensions) are used to analyze it in the case of the four main cryptocurrencies (BitCoin, Ethereum, LiteCoin and Ripple) over the sample period January 2013– November 2019. Our results are twofold. First, R/S method is prone to detect long memory whereas the findings of ARFIMA and GARCH type models indicate that in the case of two examined cryptocurrencies (BitCoin and Ethereum), long memory exist (there is a positive correlation between its past and future values). Such predictability represents evidence of market inefficiency in their markets: trend trading strategies can be used to generate abnormal profits in these markets. Although our findings show that returns of Litecoin and Ripple don't have a significant long memory.

Keywords: Crypto currency, Long memory, AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average, fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroscedastic

JEL classification: G01, G12, G14, C22

[1] Faculty of Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. (Corresponding Author): gh.zomorodian@gmail.com
[2] Master of Economics. Mahboubi.b@gmail.com