Archive of SID

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهلم / پائیز ۱۳۹۸

بررسی وجود حافظه بلندمدت در شاخص قیمت ارزهای دیجیتال

شیما علی زاده[۱]
حسین صفر زاده[۲]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۷/۰۸/۲۹ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۷/۱۲/۲۶

چکیده

حافظه بلندمدت که آن را وابستگی با دامنه بلندمدت نیز می‌نامند، ساختار همبستگی مقادیر یک سری زمانی را در فواصل زمانی زیاد توضیح می‌دهد. طبق فرضیه بازار کارا قیمت‌ها از فرایند گام تصادفی پیروی می‌کنند، بنابراین بازده دارایی را نمی‌توان بر اساس تغییرات گذشته قیمت‌ها پیش‌بینی نمود. حافظه بلند مدت نقطه ضعف فرضیه بازارهای کاراست از آنجا که فرآیندهای با حافظه بلند مدت در بازده دارایی‌ها کابردهای مهمی دارند و در تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی نقش تعیین کننده‌ای ایفا می‌کنند، این تحقیق به بررسی وجود حافظه بلند مدت در شاخص قیمت ارزهای دیجیتال ۱ دلاری و پایین‌تر در بازه زمانی ۱ سپتامبر ۲۰۱۵ تا ۱ سپتامبر ۲۰۱۸ می‌پردازد. جهت تخمین پارامتر d از روش OLS در بسته نرم افزار EVIEWS استفاده شده‌است. مدل ARFIMA برای آزمون فرضیه‌ها بکار گرفته‌شده است. نتایج حاکی از آن است که حافظه بلندمدت در ارزهای دیجی کوین، دوگی کوین، امر وین، بیتشیر، مایدسیف کوین، ایکس‌ای‌ام، رددی کوین، ان‌تی‌وای، ورج و ریپل محرز بوده و از طرفی سه ارز بایت‌کوین، سای‌کوین و استلار فاقد حافظه بلندمدت بوده و لذا این ارزها در زمره کالاهای بازار کارا قرار می‌گیرند.

کلمات کلیدی

ارزهای دیجیتال، سری‌های زمانی، حافظه بلندمدت، میانگین متحرک انباشته جزئی

۱- گروه مدیریت بازرگانی واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران shimalizadeh@gmail.com
۲- گروه مدیریت بازرگانی، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران(نویسنده مسئول) hr.safarzadeh@gmail.com

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

مدل‌سازی و تحلیل رفتار قیمت در بازارهای مالی از اهمیت بسیار زیادی در دنیای کنونی برخوردار است. اقتصاد دیجیتالی[۱] جدید بازارهایی خلق نموده که پیش‌بینی نوسانات در آن‌ها در قیاس با بازارهای سنتی پیچیده‌تر است.

ارز دیجیتال[۲] یا ارز مرزگذاری شده[۳] که پول دیجیتال[۴] نیز خوانده می‌شود، مفهومی است که کمتر از یک دهه از پیدایش آن در بازارهای مالی می‌گذرد. اولین پول دیجیتال جهان بنام بیت کوین[۵] در سال ۲۰۰۹ توسط فرد یا گروهی ناشناخته به نام ساکوشی ناکاموتو[۶] به بازار عرضه شد. طی دهه گذشته پس از بیت کوین ارزهای دیجیتال متنوعی به بازار عرضه شده و سرمایه‌گذاران بسیاری در سراسر جهان در این حوزه نوظهور و استارت آپ[۷] های وابسته به آن سرمایه‌گذاری نمودند.

با رونق معاملات ارزهای دیجیتال و ورود صرافی‌های مجازی[۸] به این بازار، به تدریج قیمت ارزهای دیجیتال افزایش یافت و با وجود نقد اقتصاددان‌ها و پژوهشگران بسیاری بر اینکه این نوع ارزها بدون پشتوانه هستند، قیمت بیت کوین در نیمه اول سال ۲۰۱۸ به بیش از ۸۰۰۰ دلار رسید و ارزش آن از پول‌های سنتی فراتر رفت. بدین ترتیب فرصت‌های پیش‌رو در ارزهای دیجیتال سرمایه‌گذاران را ترغیب به ورود به این بازار می نماید و با جذب نقدینگی بیشتر، این بازار را پویاتر و سودهای بالاتری را نصیب سرمایه گذاران خواهد نمود. 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 قیمت ها همراه خواهد بود. بنابراین قیمت‌های غیرواقعی به عنوان ارزش واقعی قلمداد شده و مسیر را برای سوداگران و دلالان هموار می نماید. با بررسی و تحلیل داده‌های موجود در سری زمانی[۹] شاخص قیمت هر یک از ارزهای دیجیتال، می‌توان بوجود همبستگی بین مقادیر سری پی برد و دریافت که آیا در شاخص قیمت این ارزها نوعی حافظه بلندمدت[۱۰] وجود دارد یا خیر.

سری‌های زمانی دسته مهمی از داده‌ها در تحلیل‌های تجربی هستند این سری‌ها ترتیبی از داده‌ها هستند که در بازه‌های زمانی مساوی بصورت گسسته جمع‌آوری می‌شوند. سری‌های زمانی در بسیاری از حوزه‌ها مانند اقتصاد، تجارت و بازرگانی، علوم مهندسی، علوم طبیعی و اجتماعی کاربرد دارند. وابستگی مشاهدات مجاور از خصوصیت ذاتی و ا صلی سری های زمانی است؛ بنابراین پیدا کردن این وابستگی و توصیف آن بسیار حائز اهمیت است[3]. حافظه بلند مدت که آن را وابستگی با دامنه بلندمدت[۱۱] نیز می‌نامند ساختار همبستگی مقادیر یک سری زمانی را در فواصل زمانی زیاد توضیح می‌دهد. وجود حافظه بلند مدت در یک سری زمانی، به این معنی است که بین داده های آن حتی با فاصله زمانی زیاد همبستگی

www.SID.ir

Archive of SID

وجود دارد. طی دهه گذشته بخش مهمی از تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی به فرایندهای با حافظه بلندمدت معطوف شده است. از آنجا که حافظه بلندمدت موجب وابستگی بازده آینده دارایی با بازده های قبلی آن می شود نشان دهنده وجود پارامتری قابل پیش‌بینی در دینامیک سری زمانی است. وجود این ویژگی دلیلی بر رد شکل ضعیف فرضیه کارایی بازار است. مطابق فرضیه بازار کارا، قیمت دارایی ها نباید با استفاده از داده‌های گذشته قابل پیش‌بینی باشد. وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌ها بیانگر وجود خود همبستگی میان مشاهدات با فاصله زمانی زیاد است. بنابراین می توان از بازده‌های گذشته برای پیش‌بینی بازده آینده استفاده نمود که این امر امکان استفاده از یک استراتژی سودگرایانه سودآور را فراهم می کند[2].

آنچه در این تحقیق بررسی می شود وجود حافظه بلندمدت در شاخص قیمت ارزهای دیجیتال ۱ دلاری یا پایین تر از ۱ دلار است که در بازه زمانی ۱ سپتامبر ۲۰۱۵ تا ۱ سپتامبر ۲۰۱۸ مورد بررسی قرار می گیرند. سوال اصلی پژوهش این است که آیا در شاخص قیمت این ارزهای دیجیتال حافظه بلندمدت وجود دارد؟

مبانی نظری و پیشینه تحقیق

حافظه بلندمدت ساختار همبستگی مقادیر یک سری زمانی را در فواصل زمانی زیاد توضیح می دهد. وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌ها، جنبه‌های تئوریک و کاربردی مهمی دارد : نخست، از آنجا که حافظه بلندمدت شکل خاصی از دینامیک غیرخطی ا ست، مدل‌سازی آن با استفاده از روش‌های خطی امکان‌پذیر نیست و توسعه و استفاده از مدل‌های قیمت‌گذاری غیرخطی را ترغیب می‌کند. دوم، با وجود حافظه بلندمدت، قیمت‌گذاری اوراق مشتقه، با استفاده از روش‌های سنتی مناسب نخواهند بود [22] در نهایت، از آنجا که حافظه بلندمدت موجب وابستگی قیمت های آتی با قیمت‌های قبلی آن می‌شود، نشان دهنده وجود پارامتری قابل پیش‌بینی در دینامیک سری زمانی است. وجود این ویژگی، دلیلی بر رد شکل ضعیف فرضیه کارایی بازار است. گرنجر و دینگ (۱۹۹۶) حافظه بلندمدت را با استفاده از نمودار همبستگی جزئی تشریح نمودند. نمودارهای همبستگی سری های زمانی دارای حافظه بلندمدت برخلاف سری های زمانی که به صورت نمایی کاهش می یابد، به صورت هیپربولیکی و با نرخ آهسته تری کاهش می یابد. فرآیند انباشته جزئی از مرتبه d می‌باشد اگر $(1-L)^d y_t = u_t$ باشد. در این رابطه L اپراتور وقفه و $-0.5 < d < 0.5$ و u_t فرآیند مانا بوده و در تمام فرکانس ها دارای طیف مثبت می باشد. حال اگر u_t انباشته از مرتبه صفر و مانای ضعیف بوده و $0 < d < 0.5$ فرآیند y_t دارای حافظه بلندمدت بوده و خود همبستگی‌هایش همگی مثبت بوده و با نرخ هیپوربولیکی از بین می‌روند. به ازای

www.SID.ir

Archive of SID

$-0.5 < d < 0$ مجموع قدرمطلق مقادیر خودهمبستگی فرایندها به یک مقدار ثابت میل کرده و لذا دارای حافظه کوتاه مدت است. مدل‌های حافظه بلندمدت نشان دهنده ساختار غیرخطی بازار سرمایه است که در نتیجه نشان می دهد که الگوهای خطی در توصیف ماهیت واقعی این بازارها ناکارآمد هستند. ساختار غیرخطی برخی سری های زمانی موجب می شود تا پیش‌بینی آن مشکل گردد. آزمون ها و مدل‌های زیادی به بررسی حافظه بلندمدت در سری‌های زمانی پرداخته‌اند که می توان به GPH، R/S، MRS، DFA اشاره نمود که اکثر روش‌های بیان شده جزء روش‌های نیمه پارامتریک هستند. شناخته شده ترین و منعطف ترین این مدل‌ها در اقتصادسنجی مدل خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته[۱۲] (ARFIMA) می باشد. این روش جزو روش های پارامتریک است که توانایی پیش‌بینی در سری‌های زمانی را نیز دارا می‌باشد. در واقع در صورت تایید حافظه بلندمدت بر اساس این مدل، می‌توان سری‌های زمانی را نیز پیش‌بینی نمود. فرایندARFIMA(0,d,0) حرکت براونی جزئی می‌باشد که توسط مندلبروت و والیس (۱۹۶۹) معرفی گردیده است. با توجه به اینکه مدل عمومی تر ARFIMA(p,d,q) فرایندهای با حافظه کوتاه مدت AR و MA و همچنین فرایندهای با حافظه بلندمدت را شامل می شود، به طور بالقوه توانایی توضیح و توصیف تغییرات در اکثر بازارها را دارد. این مدل با گسترش و تعمیم مدل‌های مرسوم می تواند فرضیه بازارهای جزئی که اخیراً در بازارهای مالی مطرح شده است را توضیح دهد. مدل ARFIMA(p,d,q) دارای شکل کلی زیر است :

$$\phi(L)(1-L)^d(y_t-\mu)=\Theta(L)\varepsilon_t \qquad ,\varepsilon_t \approx iid(0,\sigma^2) \qquad (۱)$$

در این رابطه d پارامتر تفاضل گیری، μ می تواند هر نوع تابع معین از زمان باشد و L اپراتور وقفه است به طوریکه $y_{t-1}=Ly_t$ بنابراین چندجمله ای های $\phi(L)$ و $\Theta(L)$ به ترتیب نشان دهنده مرتبه خودهمبستگی (AR) و میانگین (MA) سری می باشند. برای اینکه فرایند معکوس پذیر و مانا باشد، باید ریشه های $\phi(L)=0$ و $\Theta(L)=0$ خارج از دایره واحد بوده و ریشه مشترک نداشته باشند و همچنین $d<|0.5|$ باشد. در واقع در مدل‌های ARFIMA به ازای $0<d<0.5$ دارای حافظه بلندمدت است. به عبارت دیگر این فرایندها پایداری بیشتری از خود نشان می دهند و تابع خودهمبستگی آن ها بسیار آهسته تر از تابع خودهمبستگی فرایندهای ARIMA میرا است. در مدل‌های ARFIMA هنگامی که $d\epsilon(-0.5,0)$ سری دارای حافظه میان مدت یا کوتاه مدت است. مدل‌های خودرگرسیون متحرک انباشته جزئی با استفاده از حداکثر درست نمایی برآورد می شوند.

تجزیه وتحلیل سری زمانی بطور نظری و عملی با مطالعه باکس[۱۳] و جینکینس[۱۴] (۱۹۷۰) تحت عنوان، "تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، پیش بینی وکنترل" بسرعت توسعه یافت[1].

www.SID.ir

Archive of SID

تجزیه و تحلیل سری های زمانی معمولاً دو هدف را دنبال می‌کند: درک یا مدل کردن مکانیسم تصادفی که منجر به مشاهده سری می‌شود، پیشبینی مقادیر آینده سری که بر مبنای گذشته آن صورت می گیرد[4].

تحقیقات متعددی برای بررسی وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌های مالی انجام شده است. ایده وجود حافظه بلندمدت در بازده دارایی‌ها اولین بار توسط مندلبورت[۱۵] در ۱۹۷۱ مطرح شد. مندلبروت ریاضیدان فرانسوی تبار آمریکایی یکی از کلیدی‌ترین افرادی است که روی موضوع توسعه حافظه بلندمدت مطالعه نموده است .گرین[۱۶] و فیلیتز[۱۷] (۱۹۷۷) با استفاده از آماره R/S کلاسیک[۱۸]، بازده روزانه روزانه شاخص بورس نیویورک را مطالعه کردند و شواهدی قوی مبنی بر وجود وابستگی با دامنه بلندمدت در آن یافتند.

لو (۱۹۹۱) نتایج حاصل از تحقیقات آنها را که با آماره R/S تعدیل شده[۱۹] 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 می گرفت لو نتیجه گرفت که شواهد روشنی مبنی بر وجود وابستگی با دامنه بلندمدت در بازده شاخص بورس نیویورک وجود ندارد[18].

کراتو و دلیما (۱۹۹۴) با استفاده از روش گارچ[۲۰] که توسط جویک[۲۱] و پورتر هاداک[۲۲] (۱۹۸۳) ابداع شده بود وجود حافظه بلند مدت را در شاخص سهام بورس نیویورک بررسی کردند و این ویژگی را هم در بازده و هم در واریانس شرطی[۲۳] آن تایید کردند[9].

بارکولاس و باوم (۱۹۹۶) حافظه بلند مدت را در بازده شاخص داوجونز[۲۴] و سهام تعدادی از شرکت‌های زیر مجموعه آن آزمودند. اگرچه آنها شواهدی مبنی بر وجود حافظه بلند مدت در این شاخص نیافتند ولی در بازده پنج شرکت حافظه بلندمدت و در بازده سه شرکت حافظه میان مدت مشاهده کردند. این شواهد نشان می‌داد که اگرچه بازده شرکت‌ها دارای حافظه بلندمدت هستند، لیکن اثر آن در شاخص بدلیل تلفیق از بین می‌رود[6].

کراتو و ری (۱۹۹۶) قابلیت مدل ARFIMA را در مدل‌سازی با سری‌های زمانی با حافظه بلندمدت بررسی و نتیجه گرفتند که اگر بتوان ساختار مدل ARFIMA(p,d,q) را از روی سری زمانی بدرستی و با دقت بالا تعیین نمود. این مدل ابزار بسیار مناسبی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی با حافظه بلند مدت است ولی در عمل میزان موفقیت در انتخاب مدل صحیح ARFIMA بسیار پایین است[10].

برگ (۱۹۹۸) وجود حافظه بلند مدت را در بازده روزانه، هفتگی و ماهانه شاخص سهام بورس سوئد با استفاده از روش‌های R/S تعدیل شده، تست GPH و مدل ARFIMA آزمود. روش‌های R/S تعدیل

www.SID.ir

Archive of SID

شده و ARFIMA بیانگر عدم حافظه بلندمدت در بازده شاخص بورس سوئد بود و آزمون GPH وجود حافظه بلند مدت را تنها در بازده ماهانه تایید می‌کرد[7].

اولان (۲۰۰۲) در مقاله‌ای تحت عنوان حافظه بلندمدت در بازده سهام با استفاده از روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک، وجود حافظه بلندمدت را در بازده نه شاخص سهام بین المللی بررسی و شواهدی از وجود حافظه بلند مدت در بازارهای آلمان، ژاپن، کره جنوبی و تایوان ارائه کرد. در حالیکه بازارهای آمریکا، انگلستان، هنگ کنگ، سنگاپور و استرالیا فاقد نشانه هایی از حافظه بلندمدت بودند[19].

گرو- کارلیس (۲۰۰۰) رفتار بازده روزانه پنج شاخص سهام داوجونز، FTSE، NIKKEI و شاخص سهام بورس مادرید (IGBM) را مورد مطالعه قرار دادند. ایشان برای بررسی حافظه بلندمدت از آزمون‌های R/S و R/S تعدیل شده و آزمون GPH استفاده نمودند. نتایج حاکی از وجود شواهد ضعیفی از حافظه بلندمدت در سری زمانی بازده می‌باشد، ولی تحقیقات آن‌ها بر روی توان دوم و همچنین قدر مطلق بازده بیانگر وجود شواهد قوی از ماندگاری نوسان‌ها بود[11].

ویلاسوسو (۲۰۰۲) دقت مدل‌های IGARCH،FIGARCH و GARCH را در پیش‌بینی‌نوسان‌های شش نرخ ارز (دلار کانادا، فرانک فرانسه، مارک آلمان، لیر ایتالیا، ین ژاپن و پوند انگلیس در مقابل دلار آمریکا) مقایسه کرد. او پیش‌بینی نوسان‌ها را برای بازه های زمانی 1-، 5-،10- مرحله (روز) جلوتر انجام داد و با استفاده از معیار میانگین توان دوم خطا[۲۵] (MSE) و میانگین قدر مطلق خطا[۲۶] (MAE) دقت مدل‌ها را با هم مقایسه کرد. نتایج این تحقیق نشان می‌داد که دقت پیش‌بینی مدل FIGARCH در تمامی دوره‌های زمانی نسبت به دو مدل دیگر بیشتر است و لذا نتیجه گرفت که استفاده از مدل FIGARCH نتایج پیش‌بینی را بطور قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌بخشد[21] .

جیانگ و همکاران در مقاله‌ای با عنوان "زمان‌های متفاوت حافظه بلند مدت در بازار بیت کوین" با هدف بررسی وجود حافظه بلند مدت به بررسی ۲۵۵۱ مشاهده روزانه بیت کوین در بازه ۱ دسامبر ۲۰۱۰ تا ۳۰ نوامبر ۲۰۱۵ پرداختند. تحقیقات نشان داد قیمت بیت کوین تا اواخر سال ۲۰۱۳ تقریباً ثابت بوده و بصورت ناگهانی اواخر آن سال شروع به نوسان نموده است این نوسانات تا سال ۲۰۱۷ ادامه داشت بگونه‌ای که قیمت در نوامبر ۲۰۱۷ رشد 50,000 برابری را تجربه کرد. نتیجه تحقیق آنها حافظه بلندمدت در بیت کوین را تایید نمود[14].

چیا و همکاران به بررسی وابستگی حافظه طولانی مدت و ناکارآمدی در بازار بیت کوین با مشاهده و بررسی رفتار قیمت بیت کوین در ۵ بازار (اروپا، آمریکا، استرالیا، کانادا و انگلیس) در بازه زمانی ۲۷ دسامبر ۲۰۱۱ تا ۱۷ مارچ ۲۰۱۷ پرداختند. نتایج ثابت کرد که شکست‌های ساختاری[۲۷] می‌تواند اثر

www.SID.ir

Archive of SID

بلندمدت و غیرثابتی روی سری زمانی قیمت داشته باشد. مشاهدات نشان می داد که در هفته اول دسامبر ۲۰۱۳ بانک چینی پیپلز بنک[۲۸] از معاملات بیت کوینی منع شده است بنابراین بعد از اطلاع رسانی عمومی قیمت بیت کوین کاهش می یابد. در فوریه ۲۰۱۴ صرافی ام تی گاکس[۲۹] بدلیل مشکلات فنی پرداخت بیت کوین را معلق کرد و در پایان همان ماه بود که در گزارش این صرافی به سرقت 744,000 بیت کوین اشاره شد و قیمت‌ها کاهش یافت. بنابراین آنها دو نقطه مهم شکست را یافتند و تحقیق خود را با توجه به این نقاط گسترش دادند. نتایج ضمن تایید حافظه بلندمدت ناکارآمدی بازار بیت کوین را تایید نمود[8].

منسی و همکاران (۲۰۱۸) اثرات شکست ساختاری بر روی حافظه بلند مدت در دو ارز دیجیتال بیت کوین و اتریوم را بررسی نمودند. در پژوهش آنها از ترکیب مدل‌های GARCH و ARFIMA استفاده شده است، آنها ۴ مدل متفاوت ARFIMA- GARCH را بکار بستند تحقیق آنها شواهد وجود حافظه بلندمدت دوگانه[۴۴] را تایید نمود[17].

فیلیپ و همکاران (۲۰۱۸) با بررسی سری

زمانی قیمت بیت کوین متوجه خود همبستگی بلندمدت بین داده‌ها در سری زمانی بیت کوین شدند. همچنین نوسانات بیت کوین و ریپل[۳۰] مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت و همبستگی قوی بین نوسانات در طولانی مدت در هر دو ارز دیجیتال مشاهده شد. بیت کوین رفتار پرشی غیرعادی نداشت در حالیکه رفتار پرشی در ریپل قابل مشاهده بود[20].

روش شناسی تحقیق

برای گردآوری داده‌های این تحقیق از روش کتابخانه‌ای استفاده شده‌است و داده‌های تحقیق از بانک اطلاعاتی وب سایت coinmarketcap.com استخراج شده‌اند. تحقیق با توجه به هدف از نوع کاربردی و با لحاظ کردن شیوه اجرا از نوع توصیفی از نوع همبستگی می‌باشد. جامعه آماری تحقیق، بازار ارزهای دیجیتال است و نمونه انتخاب شده ارزهای دیجیتالی هستند که متوسط قیمت آنها طی دوره ی ۱ سپتامبر ۲۰۱۵ تا ۱ سپتامبر ۲۰۱۸ پایین تر یا برابر با ۱ دلار باشد. با در نظر گرفتن این معیار تعداد ۱۶ ارز دیجیتال به عنوان نمونه انتخاب شده‌اند. داده‌های مورد استفاده بصورت روزانه و شامل ۱۰۹۸ مشاهده می‌باشند. برای برآورد مدل تحقیق در این پژوهش از نرم افزار Eviews (نسخه ۱۰) استفاده شده است. در تحقیق حاضر ارزهای بیتشیر[۳۱] (BTS)، بایت کوین[۳۲] (BCN)، دیجی کوین[۳۳] (DGB)، دوگی کوین[۳۴](DOGE)، مایدسیف کوین[۳۵] (MAID)، ایکس ای ام[۳۶] (NEM)، ان تی وای[۳۷] (NXT)، رددی کوین[۳۸]

www.SID.ir

Archive of SID

(RDD)، استلار[۳۹] (XLM)، تیسر[۴۰] (USDT)، ورج[۴۱] (XVG)، ریپل (XRP) و سیا کوین[۴۲] (SIA) با توجه به اینکه در بازه مورد نظر در بازه قیمتی زیر یک دلار قرار گرفته اند، مورد مطالعه قرار گرفته اند.

فرضیه تحقیق

شاخص قیمت ارزهای دیجیتال دارای حافظه بلند مدت است.

این فرضیه با توجه به شواهدی از وجود حافظه بلند مدت در ارزهای دیجیتال، در تحقیقات منسی (۲۰۱۸)، جیانگ و همکاران (۲۰۱۷) و کاپورال و همکاران (۲۰۱۸) اتخاذ شده است.

یافته های پژوهش

یافته های این پژوهش در دو بخش ارایه شده است:

۱. ویژگی‌های آماری داده‌ها شامل آزمون نرمال بودن و آزمون مانایی.

۲. آزمون وجود حافظه بلندمدت در سری‌های زمانی با استفاده از مدل ARFIMA

توصیف داده ها

	میانگین	ماکزیمم	مینیمم	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی	آماره جارک - برا	احتمال نرمالی
BTS	0.090928	0.891892	0.002921	0.136957	2.370774	10.19567	3394.297	0
DGB	0.012677	0.126931	4.70E-05	0.019042	2.16236	9.388347	2720.294	0
DOGE	0.001639	0.017088	0.000114	0.002254	2.389153	10.77963	3810.009	0
EMC	1.094562	9.45	0.014908	1.408757	2.055452	8.074739	1949.575	0
MAID	0.239803	1.17	0.011637	0.216349	1.255227	4.905573	454.0476	0
XEM	0.150069	1.84	8.60E-05	0.255295	3.154028	15.46214	8917.537	0
NTY	0.087407	1.82	0.005239	0.171091	5.367487	42.01271	74835.11	0
RDD	0.001978	0.029256	8.00E-06	0.003629	2.896545	14.17168	7238.662	0
XLM	0.084641	0.896227	0.001444	0.146745	1.943599	6.443437	1232.642	0
USDT	0.999838	1.08	0.913595	0.010649	-2.923717	30.19612	35370.09	0
XVG	0.014778	0.255441	8.00E-06	0.032557	3.283306	15.79635	9455.54	0
XRP	0.246959	3.38	0.00409	0.422513	3.172368	17.04204	10852.73	0
BCN	0.001545	0.030134	2.40E-05	0.002555	3.408153	24.15255	22574.99	0
SIA	0.006481	0.094008	1.30E-05	0.010921	3.26426	18.39012	12774.44	0

www.SID.ir

Archive of SID

جدول فوق مشخصات و معیارهای توصیفی بازده روزانه شاخص قیمت را نمایش می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌گردد با توجه به نوع انتخاب ارزهای مورد بررسی، حداکثر مقدار این ارزها اختلاف زیادی از یک دلار ندارد. همچنین توزیع قیمت ارزها در بازه مورد بررسی نرمال نمی‌باشند.

قبل از مدل‌سازی یک سری زمانی باید از مانا[۴۳] بودن آن اطمینان حاصل کرد در سری‌ها معمولا مانایی ناشی از آن است که سطح ثابتی برای بازده ها وجود ندارد در ادبیات سری‌های زمانی، چنین سری زمانی نامانایی[۴۴]، سری زمانی نامانای دارای ریشه واحد نامیده، می‌شود. به منظور آزمون ریشه واحد[۴۵] سری شاخص قیمت از آزمون دیکی- فولر تعمیم یافته[۴۶] که یکی از پرکاربردترین آزمون‌های وجود ریشه واحد است، استفاده شده است. در این آزمون، فرضیه صفر وجود ریشه واحد و فرضیه مقابل عدم وجود ریشه واحد در سری زمانی است. اساس ریشه واحد بر این منطق استوار است که وقتی فرآیند خودرگرسیون[۴۷] توضیح مرتبه اول $y_t=py_{t-1}+u_t$ ناپایاست این رگرسیون را می‌توان بر مبنای روش حداقل مربعات معمولی نیز برازش نمود اما رگرسیون حداقل مربعات معمولی تحت شرایط دارای توزیع t حتی در نمونه‌های بزرگ نیست. از این رو از آزمون دیکی فولرتعمیم یافته استفاده می‌شود. در آزمون دیکی فولر فرضیه صفر و یک به صورت زیر است:

H_0: p = 1
H_1: p < 1

آماره آزمون دیکی فولر به صورت زیر است:

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{\rho}-1}{SE(\hat{\rho})} \qquad (۲)$$

اگر قدرمطلق آماره τ محاسبه شده از قدرمطلق بحرانی τ ارائه شده توسط دیکی-فولر بزرگتر باشد، آنگاه فرضیه صفر رد می شود و می توان نتیجه گرفت سری زمانی پایا است و اگر قدرمطلق τ محاسبه شده از قدرمطلق مقدار بحرانی ارائه شده کوچکتر باشد، فرضیه صفر پذیرفته می شود و در این صورت سری زمانی دارای گام تصادفی بوده و ناپایا است.

تحلیل پایایی سری زمانی عموماً به منظور واکنش سری زمانی به تکانه های وارده بر آن به کار می‌رود. اثر یک تکانه بر یک متغیر در طول زمان ممکن است دائمی، بلندمدت و کوتاه مدت 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[5]. در ادامه به بررسی مانایی سری‌های زمانی متغیرهای مورد استفاده در این تحقیق (ارزهای دیجیتال) می پردازیم.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱- نتایج آزمون ریشه واحد ADF برای متغیرهای تحقیق

نام متغیر	در سطح با عرض از مبدأ و روند		با یک‌بار تفاضل گیری با عرض از مبدأ و روند	
XLM	-۲/۸۵۲۴۷۰	(۰/۱۷۸۸)	-۱۱/۹۰۷۱۴	(۰/۰۰۰۰)
EMC	-۳/۳۴۷۹۲۰	(۰/۰۵۹۲)	-۱۰/۸۸۴۸۹	(۰/۰۰۰۰)
MAID	-۲/۷۴۵۲۴۰	(۰/۲۱۸۵)	(-۱۲/۳۵۳۰۰)	(۰/۰۰۰۰)
BTS	-۳/۴۶۴۲۴۰	(0/۰۴۳۸)		
DGB	-۴/۳۲۸۶۸۳	(0/۰۰۲۹)		
DOGE	-۴/۳۲۹۷۸۰	(0/۰0۲۹)		
XEM	-۳/۸۵۵۸۹۷	(۰/۰۱۴۲)		
NTY	-۴/۲۵۱۵۱۷	(۰/۰۰۳۸)		
RDD	-۴/۳۴۶۲۴۷	(۰/۰۰۲۷)		
USDT	-۷/۳۳۳۶۹۸	(۰/۰۰۰۰)		
XVG	-۳/۴۷۸۰۴۱	(۰/۰۴۲۲)		
XRP	-۳/۸۶۷۳۰۳	(۰/۰۱۳۷)		
BCN	-۳/۹۵۰۷۷۷	(۰/۰۱۰۵)		
SIA	-۳/۹۵۲۲۸۰	(۰/۰۱۰۵)		

اعداد داخل پرانتز بیانگر ارزش احتمال آزمون می‌باشد.

منبع: یافته های تحقیق

همانطور که مشاهده می گردد اکثر ارزهای دیجیتال در سطح و با سطح اطمینان ۹۵ درصد مانا هستند و تنها سه ارز امرکوین، مایدسیف کوین و استلار در حالت سطح مانا نبوده و با یک درجه دیفرانسیل گیری مانا شده اند. بدین ترتیب می توان نتیجه گرفت که می توان از این ارزها برای رفتارآن الگویی طراحی نمود.

www.SID.ir

Archive of SID

آزمون وجود حافظه بلندمدت در سری های زمانی با استفاده از مدل ARFIMA

جدول ۲- آزمون مدل ARFIMA(5,d,5) برای بررسی حافظه بلندمدت ارزهای دیجیتال

	ML				GLS			
	d	t	prob	تفسیر d	d	t	prob	تفسیر d
BTS	0.32954	6.05077	0.00000	حافظه بلندمدت	0.38123	2.92258	0.42200	حافظه بلندمدت
DGB	0.38274	4.02987	0.00010	حافظه بلندمدت	0.49993	4.35380	0.00000	حافظه بلندمدت
DOGE	0.43058	4.83931	0.00000	حافظه بلندمدت	0.49999	42.27405	0.00000	حافظه بلندمدت
EMC	0.39569	2.04818	0.04080	حافظه بلندمدت	0.49977	3.18939	0.00150	حافظه بلندمدت
MAID	0.21083	2.60576	0.00930	حافظه بلندمدت	0.23109	1.69100	0.09110	حافظه بلندمدت
XEM	0.18583	2.85500	0.00440	حافظه بلندمدت	0.27609	1.44891	0.14770	حافظه بلندمدت
NTY	0.03556	0.73452	0.46280	حافظه بلندمدت	0.49999	44.72974	0.00000	حافظه بلندمدت
RDD	0.44374	3.99624	0.00010	حافظه بلندمدت	0.04182	0.47977	0.63150	حافظه بلندمدت
XLM	-0.12490	-1.39391	0.16360	حافظه کوتاه‌مدت	-0.12377	-0.92822	0.35350	حافظه کوتاه‌مدت
USDT	-0.41841	-1.40449	0.16050	حافظه کوتاه‌مدت	-0.27477	-2.24034	0.02530	حافظه کوتاه‌مدت
XVG	0.26067	1.11856	0.26360	حافظه بلندمدت	0.43638	2.36708	0.01810	حافظه بلندمدت
XRP	-0.44970	-1.16595	0.24390	حافظه کوتاه‌مدت	0.49987	2.95141	0.00320	حافظه بلندمدت
BCN	-0.02695	-0.31536	0.75260	حافظه کوتاه‌مدت	-0.02861	-0.37417	0.70840	حافظه کوتاه‌مدت
SIA	0.04128	1.34818	0.17790	حافظه بلندمدت	0.04176	0.66260	0.50770	حافظه بلندمدت

جدول فوق تخمین مقدار d را در دو حالت استفاده ازمدل‌های ML[۴۸] و GLS[۴۹] نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌گردد هر کدام ازمدل‌های مذکور توانسته‌اند معنی‌داری حافظه بلندمدت را در هفت ارز نشان دهند. وجود حافظه بلندمدت در ارزهای دیجی کوین (DGB)، دوگی کوین (DOGE) و امرکوین (EMC) در هر دومدل و ارزهای بیتشیر (BTS)، مایدسیف کوین (MAID)، ایکس ای ام (NEM) و رددی کوین (RDD) در مدل ML و ارزهای ان تی وای (NXT)، ورج (XVG) و ریپل (XRP) در مدل GLS محرز شده و نشان می دهد رفتار قیمتی در این نوع ارزها تابعی از گذشته بوده و انگیزه های معاملاتی سوداگرانه در این ارزها حاکم است. لیکن در خصوص سه ارز بایت کوین (BCN)، سای کوین (SIA) و استلار (XLM) مقدار d در هر دو مدل بی معنی بوده و حافظه بلندمدت در این ارزها وجود ندارد پس این ارزها در زمره کالاهای بازار کارا قرار می گیرند. زیرا قیمت های آتی تابعی از قیمت‌های گذشته نیستند. مقدار وقفه برای فرایندهای خود همبستگی و میانگین متحرک از طریق معیار

www.SID.ir

Archive of SID

شوارتز[۵۰] مشخص گردیده است. با ورود وقفه، هر زمان مدل دارای معیار شوارتز کمتری باشد، آن وقفه در مدل باقی می ماند. برای یافتن مرتبه مناسب مدل ARMA(p,q) برای وقفه های مختلف $P < 10$ و $q < 10$ برآورد شده اند. از بین ۱۰۰ معادله مختلف برآوردی مدلی مناسب است که معیار شوارتز کمتری را اختیار نماید (از هر کدام از آماره های هانان کویین، شوارتز و آکائیک می‌توان جهت تعیین میزان وقفه‌ها استفاده نمود. لیکن در تحقیق حاضر با توجه به اینکه تغییرات معیار شوارتز با تغییر تعداد وقفه‌ها بیشتر از سایر آماره‌هاست، این معیار انتخاب شده است). با توجه به نتایج حاصل از مدل ARFIMA فرض وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی ده ارز تایید می‌شود. بر این اساس می‌توان گفت که در این ارزها قیمت امروز با قیمت ۵ روز گذشته در ارتباط بوده و می‌توان قیمت ارز امروز را با استفاده از ایجاد رابطه رگرسیونی پیش‌بینی نمود و لذا می‌توان با استفاده از این نتایج استراتژی سرمایه‌گذاری را تبیین نمود.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

مفهوم حافظه بلندمدت بیانگر این است که اثرها و اتفاقات صورت گرفته بر سری زمانی مورد نظر تاثیر می‌گذارد و این تاثیر می‌تواند برای مدت طولانی در این سری زمانی، مورد مشاهده باشد. در واقع مفهوم حافظه بلندمدت برگرفته از مبانی آماری برای پیش‌بینی و تبیین خصوصیت سری زمانی است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که مفهوم حافظه بلندمدت در ارزهای دیجی کوین (DGB)، دوگی کوین (DOGE) و امرکوین (EMC) در هر دومدل و ارزهای بیتشیر (BTS)، مایدسیف کوین (MAID)، ایکس ای ام (NEM) و رددی کوین (RDD) در مدل ML و ارزهای ان تی وای (NXT)، ورج (XVG) و ریپل (XRP) در مدل GLS محرز بوده و در نتیجه می توان گفت رفتار قیمتی در این نوع ارزها تابعی از گذشته بوده و انگیزه های معاملاتی سوداگرانه در این ارزها حاکم است بدین ترتیب در این ارزها نه تنها بر اساس آزمون دیکی فولرتعمیم یافته، از گام تصادفی پیروی نمی کند و سری های زمانی آن دارای مانایی هستند و به عبارتی پایا می باشند، بلکه حافظه بلند مدت نیز وجود دارد. از طرفی نتایج حاکی از آن است که سه ارز بایت کوین (BCN)، سای کوین(SIA) و استلار (XLM) مقدار d در هر دو مدل بی‌معنی بوده و لذا حافظه بلندمدت در این ارزها وجود ندارد و لذا این ارزها در زمره کالاهای بازار کارا قرار می گیرند.

www.SID.ir

Archive of SID

فهرست منابع

۱) ربانی فاطمه، کرمی فریبا. بررسی روند تعداد روزهای یخبندان در استان خراسان شمالی. فصل نامه جغرافیای طبیعی. سال اول. شماره ۴. تابستان ۱۳۸۸

۲) شعرائی سعید، ثنائی اعلم محسن. بررسی وجود حافظه بلندمدت در بورس اوراق بهادار تهران و ارزیابی مدل‌هایی که حافظه بلندمدت را در نظر میگیرند. مجله پژوهش های حسابداری مالی. ۱۳۸۹. شماره 4. صفحه ۱۷۴

۳) شهریاری حمید، شریعتی نیما، مسلمی امیر. ارائه روشی برای پیش‌بینی پایدار سری‌های زمانی با کاربرد در مسائل مالی با استفاده از روش Robust . فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار. ۱۳۹۱. شماره ۱۵. صفحه ۹۸

۴) جاناتان دی.کراید. ترجمه حسینعلی نیرومند. تجزیه وتحلیل سری‌های زمانی. انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد. ۱۳۷۱

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

6) Barkoulas, J. T., & Baum, C. F. Long Term Dependence in Stock Returns. Economics Letters, 1996, PP: 253-259.

7) BERG, L. Short and long-run dependence in Swedish stock returns. Applied Financial Economics, 1998.

8) Cheah, E., & et al (2018). "Long memory interdependency and inefficiency in Bitcoin markets." Economics Letters, pp: 18-25.

9) Crato, N., & de Lima, P. J.Long-range dependence in the conditional variance of stock returns. Economics Letters, 1994, 281-285.

10) Crato, N., & Ray, B. Model selection and forecasting for long-range dependent processes. Journal of Forecasting, 1996, 107–125.

11) Grau-Carles, P. Empirical evidence of long-range correlations in stock returns. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2002, 396-404.

12) Graves, T., Gramacy, R., Watkins, N. & Franzke, CH. A Brief History of Long Memory: Hurst, Mandelbrot and the Road to ARFIMA, 1951–1980, Entropy, 2017.

13) Greene, M. & B. Fielitz. (1977). "Long Term Dependence in Common Stock Returns." Journal of Financial Economics 5(4), pp: 339-349.

14) Jiang, Y., Nie, H. & Ruan, Weihua. (2018). "Time-varying long-term memory." Journal of Finance Research Letters, pp: 280-284.

www.SID.ir

Archive of SID

15) Mandelbrot, B. B. (1971). "A fast fractional Gaussian noise generator." Water Resources Research 7(3), pp: 543-553.
16) 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.
17) Lo, A.W. Long-term Memory in Stock Market Prices. Econometrica 1991, 59, 1279–1313.
18) Olan, T. H. Long memory in stock returns: some international evidence. Applied Financial Economics, 2002, 725-729.
19) Phillip, Andrew, Chan, Jennifer. & Peiris, Shelton. (2018). "On long memory effects in the volatility measure of Cryptocurrencies." Finance Research Letters.
20) Vilasuso, J. Forecasting exchange rate volatility. Economics Letters, 2002, 59-64.
21) Yajima, Y. On estimation of long-memory time series models, Australian & New Zealand Journal of Statistics, 1985.

یادداشت ها :

1 . Digital economy
2 . Digital currency
3. Crypto currency
4 . Digital money
5 . Bitcoin
6 . Satoshi Nakamoto
7 . Start up
8 . Virtual currency exchange
9 . Time series
10 . Long memory
11 . Long-range dependence
12 . Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average
13 . Box ,G,E,P
14 . Jenkins,M
15 . Mandelbrot
16 . Greene
17 . Fielitz
18 . Classic rescaled range analysis
19 . Modified rescaled range analysis
20 . Garch

www.SID.ir

Archive of SID

21 . Geweke
22 . Hudak Porter
23 . Crato, N., & de Lima, P. J.
24 . Dow Jones Industrial Average
25 . Mean-square error
26 . Mean Absolute Error
27 . Structural breaks
28 . People’s bank
29 . Mt. GOX
30 . Ripple (XRP)
31 . Bitshare (BTS)
32 . Bytecoin (BCN)
33 . Digicoin (DGB)
34 . Dogecoin (DOGE)
35 . Maidsafecoin (MAID)
36 . XEM (NEM)
37 . NTY (NXT)
38 . Reddcoin (RDD)
39 . Stellar (XLM)
40 . Tether (USDT)
41 . Verge (XVG)
42 . Siacoin (SIA)
43 . Stationary
44. non-stationary
45 . unit root test
46 . augmented Dickey–Fuller test
47 . Autoregressive
48 . Maximum Likehood (ML)
49 . Generalized Least Square (GLS)
50 . Schewarz Criterion

www.SID.ir