فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و هفتم / تابستان ۱۴۰۰

مقایسه پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده با استفاده از دو رویکرد حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک

احمد شجاعی[۱]
علیرضا حیدرزاده هنزائی[۲]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۹/۱۰ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۱۰/۰۱

چکیده

در پژوهش حاضر دقت پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده با استفاده از دو رویکرد حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک مورد مقایسه قرار گرفت. برای این منظور پنج ارز رمزنگاری‌شده بیت کوین، اتریوم، ریپل، بیت کوین کش و ای. او. اس. به‌عنوان نماینده‌ای از دارایی‌های ریسکی طی دوره دوساله ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۰ با تواتر روزانه مورد مطالعه قرار گرفتند. به‌منظور مقایسه دقت روش‌ها در پیش‌بینی بازده از دو معیار ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا استفاده شد. در مدل‌سازی براونی هندسی، مدل دیفرانسیل تصادفی مبتنی بر فرایند براونی برای قیمت دارایی، منجر به این می‌شود که بازده لگاریتمی دارایی دارای توزیع نرمال با پارامترهای وابسته به زمان است. در روش تبدیلات موجک، تبدیلات تابعی متمایزی بر روی داده‌ها اعمال می‌شود که منجر به شناسایی فرکانس‌های مختلف در بازه‌های زمانی متفاوت بر روی داده‌ها می‌شود. در این روش سیگنال‌هایی که به‌صورت دوره‌ای بر روی داده‌ها اثرگذارند و تنها در یک دوره خاصی از فرایند بر روی نتایج اعمال اثر می‌کنند، شناسایی می‌شوند. نتایج حاصل از پیش‌بینی بازده لگاریتمی این ارزها تحت هر دو روش نشان داد که تبدیلات موجک در چهار ارز (بیت کوین، اتریوم، ریپل، بیت کوین کش) از پنج ارز رمزنگاری‌شده موردمطالعه، خطای کمتری در پیش‌بینی بازده داشته است و در ارز ای. او. اس. نیز از نظر هر معیار خطا، یکی از روش‌های پیش‌بینی مطلوبیت داشته است. با استناد به این نتایج می‌توان دریافت که روش تبدیلات موجک در پیش‌بینی بازده دارایی‌های ریسکی خطای کمتری نسبت به روش براونی هندسی داشته است.

کلمات کلیدی

حرکت براونی هندسی، تبدیلات موجک، پیش‌بینی بازده، ارز رمزنگاری‌شده؛

۱-گروه مدیریت مالی، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران، a.shojaei1988@gmail.com
۲-گروه مدیریت مالی، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران (نویسنده مسوول)، a_heidarzadeh@iau-tnb.ac.ir

مقدمه

پیش‌بینی نوسان از مهم‌ترین نکات و دغدغه‌هایی است که بسیاری از متخصصان و فعالان بازار سرمایه را متوجه خود ساخته و به دلیل اهمیت ذاتی‌اش باعث شده آن‌ها میزان زیادی از تحقیقات خود را به آن اختصاص دهند. از آنجا که نوسان در این بازار به‌عنوان یکی از متغیرهای مهم در زمینه تصمیمات سرمایه‌گذاری، قیمت‌گذاری اوراق بهادار و مشتقه‌ها، مدیریت ریسک و تدوین مقررات سیاست‌گذاری پولی است، پس اهمیت و ضرورت پرداختن به آن نیز امری ملموس خواهد بود و تأثیری شگرف در اقتصاد کشورها، از طریق ایجاد یا کاهش اطمینان و اعتماد عمومی خواهد داشت. نوسان، اندازه‌گیری محدوده قیمت دارایی از سطح متوسط، برای یک بازه زمانی ثابت می‌باشد (راعی و فلاح طلب، ۱۳۹۲)، که آگاهی داشتن از آن، حاوی اطلاعاتی مفید از ارزش سهام برای سرمایه‌گذاران خواهد بود و آن‌ها را به سمت اتخاذ تصمیمات درست سوق خواهد داد. با توجه به اهمیت بالای نوسان بازده سهام و نیز ازآنجاکه دستیابی به روش‌ها و فنون جدید پیش‌بینی دقیق‌تر نوسان‌های قیمت در بازارهای سرمایه از جمله آرمان‌های سرمایه‌گذاران و دست‌اندرکاران آن در سراسر دنیا است، روش‌های متفاوتی در راستای مدل بندیو پیش‌بینی مقادیر آتی دارایی‌های ریسکی ارائه شده است. در حوزه مدل‌های آمار کلاسیک، فرایندهای براونی هندسی را می‌توان یکی از پایه‌ای‌ترین مدل‌های پیش‌بینی قیمت و بازده در فضای زمان-پیوسته به شمار آورد. از طرفی تبدیل موجک به‌عنوان یک روش توسعه‌یافته از تبدیلات فوریه داده‌ها، یک روش رقیب برای پیش‌بینی بازده‌های آتی در فضای فرکانس است که توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده است. استفاده از روش موجک در تحلیل مالی مزایای عمده‌ای دارد. به‌طور خلاصه می‌توان آن‌ها را در سه بخش عمده دسته‌بندی کرد. اول اینکه می‌توانیم مستقیماً به مطالعه سری‌های زمانی نامانا بپردازیم. ثانیاً می‌توانیم خواص کوتاه‌مدت موضعی را در رفتار مالی بررسی کنیم. ثالثاً می‌توانیم مدل‌ها و رفتارهای مالی را در مقیاس‌های متفاوت مقایسه کنیم. موجک، همان‌طور که از اسم آن پیداست، یک موج کوچک است. موجک یک شکلی از موج با مدت استمرار محدودشده‌ای است که میانگین آن صفر است. موجک را با یک موج سینوسی که پایه تبدیل فوریه است مقایسه می‌کنیم. موج‌های سینوسی مدت استمرار محدودی ندارد و هموار و قابل پیش‌بینی هستند درحالی‌که موجک‌ها نامنظم و نامتقارن هستند. بسیاری از پدیده‌های آماری ساختار موجک دارند. حرکت براونی هندسی یا حرکت براونی نمایی نیز، فرآیند تصادفی زمان پیوسته‌ای است که در آن لگاریتم مقادیر مختلف تصادفی، از یک حرکت براونی یا فرآیند وینر پیروی می‌کند (طیبی و همکاران، ۱۳۹۰). از سویی فرآیندی که در آن مقادیر یک متغیر تصادفی در آینده تنها به مقدار کنونی آن وابسته بوده و به مسیر رسیدن به

مقدار فعلی آن بستگی ندارد را فرآیند مارکوف می‌گویند و از این جهت مدل حرکت براونی هندسی نیز از لحاظ فنی یک فرآیند مارکوف محسوب می‌شود (راعی و فلاح طلب، ۱۳۹۲) و همان فرآیندی است که بلک، شولز و مرتون در مدل‌سازی قیمت اوراق مشتقه به کار گرفته‌اند و آن را به‌عنوان معادله دیفرانسیل تصادفی حاکم بر رفتار قیمت دارایی پایه در نظر می‌گیرند (نیسی و پیمانی، ۱۳۹۳). بر همین اساس ما در این مطالعه به دنبال مقایسه قابلیت اعتبار پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده به‌عنوان یکی از محبوب‌ترین دارایی‌های ریسکی در عصر دیجیتال هستیم.

ادبیات نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

ادبیات نظری

فرایند براونی هندسی

حرکت براونی، یک فرآیند تصادفی است که مسیرهای پیوسته داشته و مشتق آن در هیچ نقطه‌ای وجود ندارد. در علوم مالی نیز معمولاً فرض می‌شود متغیرهای تصادفی مانند قیمت سهام، از مسیری تبعیت می‌کنند که تابع حرکت براونی است (راعی و فلاح طلب، ۱۳۹۲). فرآیندهای تصادفی به مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی اطلاق می‌شود که به زمان وابسته است. به‌عبارت‌دیگر، مجموعه که شامل متغیرهای تصادفی است، یک فرآیند تصادفی را تعریف می‌کند. متغیر پارامتری است که زمان نامیده می‌شود (راس[1]، ۲۰۱۴). همچنین متغیر تصادفی، را می‌توان به‌عنوان تابعی مانند x از ω با مقادیر عددی و حوزه تعریف Ω یک متغیر تصادفی تعریف کرد.

$$\omega \in \Omega:\ \omega \to x(\omega)$$

لازم به ذکر است که صفت تصادفی، فقط برای یادآوری این موضوع است که با یک فضای نمونه پدیده‌های معینی توصیف شود که معمولاً پیشامدهای تصادفی یا پدیده‌های احتمالی نامیده می‌شوند. عنصر تصادفی موجود در $x(\omega)$ نقطه‌ی نمونه‌ای ω است که به‌تصادف برگزیده می‌شود (طیبی و همکاران، ۱۳۹۰). در علوم ریاضیات، هنگام نمایش تغییرات پیوسته یک متغیر در طول زمان از معادلات دیفرانسیل استفاده می‌شود. معادله دیفرانسیل تصادفی شامل اجزای تصادفی است. این اجزا ممکن است مقادیر ثابت تصادفی (متغیرهای تصادفی) و یا فرآیندهای تصادفی باشد که فرض می‌شود خواص آماری آن‌ها معلوم و مشخص است. با توجه به این موضوع، جواب معادله درنهایت یک فرآیند تصادفی خواهد بود و بنابراین مشکل اصلی، پیدا کردن ویژگی‌های توزیع احتمال آن است (سبشیک[2]، ۲۰۱۳). حل معادلات دیفرانسیل تصادفی به دلیل وجود عنصری با خاصیت تصادفی، با روش‌های

معمول امکان‌پذیر نیست و بنابراین برای به دست آوردن جواب معادله نیاز به استفاده از روش‌های نوین حل چنین معادلاتی است. یکی از مهم‌ترین و شناخته‌شده‌ترین این روش‌ها لم ایتو است.

از سوی دیگر، فرآیند وینر یا فرآیند براونی استاندارد یک فرآیند تصادفی مارکوفی زمان پیوسته است (طیبی و همکاران، ۱۳۹۰). فرآیند مارکوف به فرآیندی اطلاق می‌شود که در آن مقادیر آتی یک متغیر فقط به مقدار کنونی آن بستگی دارد و سیر حرکت آن در گذشته تا رسیدن به مقدار فعلی، تأثیری در مقادیر آتی متغیر ندارد. یکی از خواص فرآیند وینر آن است که در هیچ نقطه‌ای مشتق‌پذیر نیست و همین خاصیت است که باعث می‌شود انتگرال‌گیری از آن به‌صورت معمول امکان‌پذیر نباشد (خالوزاده و خاکی صدیق، ۱۳۸۴) و جهت انتگرال‌گیری آن نیاز به روش‌های نوینی مانند لم ایتو احساس گردد. اینک با توجه به تعریف فرآیند وینر و معادلات دیفرانسیل تصادفی، می‌توان به توضیح حرکت براونی هندسی پرداخت. مدل اخیر معادله دیفرانسیلی است که در متغیرهای خود دارای عنصر وینر است که همین نکته آن را به یکی از انواع معادلات دیفرانسیل تصادفی تبدیل می‌کند. حرکت براونی هندسی یکی از فرآیندهای تصادفی مهم و کاربردی مالی است که در یک معادله دیفرانسیل تصادفی صدق می‌کند. بر این اساس، حرکت براونی هندسی نیز از لحاظ فنی یک فرآیند مارکوف است (راعی و فلاح طلب، ۱۳۹۲). حرکت براونی هندسی یکی از ساده‌ترین مدل‌های تصادفی است که دارای جمله رانش و نوسانات تصادفی ثابت است و همان فرآیندی است که بلک و شولز[3] (۱۹۷۲) آن را به‌عنوان معادله دیفرانسیل تصادفی حاکم بر رفتار قیمت دارایی پایه در مدل‌سازی قیمت اوراق مشتقه در نظر گرفته‌اند (نیسی و پیمانی، ۱۳۹۳). با توجه به آنچه گفته شد از مدل حرکت براونی هندسی می‌توان در شبیه‌سازی رفتار متغیرها استفاده کرد. شواهد تجربی متعددی گواه این ادعا است. فرم معادله دیفرانسیل تصادفی حرکت براونی هندسی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

که در آن، μ، میانگین بازده و σ انحراف معیار بازده طی یک دوره زمانی مشخص است. همچنین، W_t به فرآیند وینر (براونی) اشاره دارد. حرکت براونی هندسی دارای سه ویژگی است:

۱) این فرایند، یک فرآیند مارکوف است: به این معنا که توزیع احتمال کلیه مقادیر آتی آن تنها وابسته به مقدار فعلی آن است؛

۲) دارای نموهای مستقل در طول فواصل زمانی متفاوت است. بر این اساس، توزیع W_t ها برای هر دو فاصله زمانی متفاوت از هم مستقل هستند؛

۳) دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس t است.

مطابق با لم ایتو، فرم لگاریتمی قیمت دارایی را می‌توان به شکل زیر نمایش داد:

$$S_t = S_0 e^{\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)t + \sigma W_t}$$

این معادله بیانگر آن است که قیمت دارایی در حرکت براونی هندسی از توزیع لاگ‌نرمال پیروی می‌کند و بازده لگاریتمی ارزها دارای توزیع نرمال است. هنگامی‌که بخواهیم قیمت یک ورق بهادار را در طول زمان مدل کنیم، فرایند حرکت براونی هندسی هیچ‌کدام از عیوب فرآیند حرکت براونی را ندارد، زیرا در لگاریتم قیمت سهم که بر اساس متغیر تصادفی، نرمال فرض شده است، امکان ایجاد قیمت منفی برای سهم وجود ندارد. به‌علاوه، در حرکت براونی هندسی به دلیل استفاده از نسبت تغییر قیمت به‌جای استفاده از فاصله مطلق بین تغییرات قیمت، این تغییرات به قیمت اولیه وابسته نیست. بنابراین با توجه به اینکه $W_t \sim N(0, t)$، واضح است که توزیع بازده t روزه ارزها از رابطه زیر تبعیت می‌کند:

$$Ln\left(\frac{S_t}{S_0}\right) \sim N\left(\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)t, \sigma^2 t\right)$$

تبدیلات موجک

تبدیل موجک[۴] یکی از تبدیلات مهم ریاضی است که در حوزه‌های مختلف علوم کاربرد دارد. ایده اصلی تبدیل موجک این است که بر ضعف‌ها و محدودیت‌های موجود در تبدیل فوریه غلبه کند. این تبدیل را برخلاف تبدیل فوریه، می‌توان در مورد سیگنال‌های غیر ایستا و سیستم‌های دینامیک نیز مورد استفاده قرار داد (شیبانی و جاویدی، ۲۰۱۲).

تبدیلات ریاضی کاربردهای فراوانی در پردازش و طبقه‌بندی داده‌های مختلف مانند سیگنال‌ها و سری‌های زمانی دارند. به‌عنوان‌مثال، با استفاده از تبدیل فوریه[۵] می‌توان یک سری از داده‌ها را از حوزه زمان به حوزه فرکانس منتقل کرد. پیک‌های ظاهرشده در نمودار طیف فرکانسی یک سری زمانی پس از اعمال تبدیل فوریه، نشان‌دهنده فرکانس‌هایی است که در آن سری زمانی غالب هستند. هر چقدر این پیک‌ها بزرگ‌تر و تیزتر باشند، آن فرکانس در داده‌ها حضور بیشتر و مؤثرتری دارد. این تکنیک ساده برای بسیاری از مسائل عملکرد فوق‌العاده و دقت بسیار بالایی به همراه خواهد داشت. اما قاعده کلی که در مورد تبدیل فوریه وجود دارد این است که تبدیل فوریه تا زمانی که طیف فرکانسی یک سری زمانی از لحاظ آماری ایستا[۶] باشد، به‌خوبی عمل خواهد کرد (هوتات و جئوتی[۷]، ۲۰۰۴). ایستا بودن طیف فرکانسی به این معنی است که فرکانس‌های ظاهرشده در یک سری از داده‌ها، وابسته به زمان نباشند. به‌عبارت‌دیگر، اگر داده‌ها شامل فرکانس X هرتز باشد، این فرکانس باید به‌صورت برابر در تمام طول داده‌ها وجود داشته باشد. هرچه داده‌ها بیشتر غیر ایستا یا دینامیک باشد، نتیجه بدتر خواهد بود. پردازش

داده‌های غیر ایستا معمولاً از دشواری بیشتری برخوردار است و برای آنالیز آن‌ها باید از تکنیک‌ها و پیش‌پردازش‌های دیگری استفاده کرد و این در حالی است که بسیاری از داده‌های واقعی موجود در طبیعت دارای طبیعت غیر ایستا هستند. یک راه‌حل بسیار عالی برای پردازش داده‌های غیر ایستا، استفاده از تبدیل موجک به‌جای تبدیل فوریه است (لیو[۸]، ۲۰۱۲).

تبدیل فوریه از طریق ضرب کردن داده‌های مورد پردازش در دنباله‌ای از سیگنال‌های سینوسی با فرکانس‌های مختلف عمل می‌کند. درواقع، از این راه می‌توان تعیین کرد که کدام فرکانس‌ها در داده‌های مورد پردازش وجود دارند. اگر عملگر ضرب نقطه‌ای بین داده‌های موردنظر و یک سیگنال سینوسی با فرکانس مشخص، برابر با یک عدد با دامنه بزرگ شود، آنگاه می‌توان نتیجه گرفت که هم‌پوشانی زیادی بین این دو سیگنال وجود دارد و درنتیجه آن فرکانس مشخص در طیف فرکانسی داده‌های موردنظر نیز مشاهده خواهد شد. قطعاً دلیل این امر از آنجایی ناشی می‌شود که عملگر ضرب نقطه‌ای معیاری برای اندازه‌گیری میزان هم‌پوشانی و شباهت بین دو بردار یا دو سیگنال است (هافمن[۹]، ۲۰۱۲).

نکته‌ای که در مورد تبدیل فوریه می‌توان به آن اشاره کرد این است که در حوزه فرکانس دارای رزولوشن بالایی است، درحالی‌که در حوزه زمان از رزولوشن صفر برخوردار است. به‌عبارت‌دیگر، تبدیل فوریه این توانایی را دارد که به ما بگوید دقیقاً چه فرکانس‌هایی در یک سری داده وجود دارند، اما نمی‌توان با استفاده از آن تعیین کرد که فرکانس موردنظر در چه لحظه‌ای از زمان در داده‌ها اتفاق می‌افتد (مارتین[۱۰]، ۲۰۱۱).

روش بهتری که برای آنالیز داده‌ها با طیف فرکانسی دینامیک وجود دارد، استفاده از تبدیل موجک است. تبدیل موجک هم در حوزه زمان و هم در حوزه فرکانس دارای رزولوشن بالایی است. این تبدیل نه‌تنها مقدار فرکانس‌های موجود در داده‌ها را مشخص می‌کند، بلکه تعیین می‌کند که آن فرکانس‌ها در چه زمانی از داده‌ها به وقوع می‌پیوندند. تبدیل موجک این توانایی را از طریق کار کردن در مقیاس‌های[۱۱] مختلف به دست می‌آورد. در تبدیل موجک، ابتدا داده‌ها با مقیاس یا پنجره بزرگ در نظر گرفته می‌شوند و ویژگی‌های بزرگ[۱۲] آن آنالیز می‌شوند. در گام بعد، با پنجره‌های کوچک به داده‌ها نگریسته می‌شود و ویژگی‌های کوچک داده‌ها را به دست می‌آورند. تبدیل فوریه برای آنالیز داده‌ها از یک سری امواج سینوسی با فرکانس‌های مختلف استفاده می‌کند. در این حالت، داده‌ها به‌صورت ترکیبی خطی از سیگنال‌های سینوسی نمایش داده می‌شود. اما تبدیل موجک از تعدادی توابع به نام موجک استفاده می‌کند که هرکدام مقیاس متفاوتی دارند. رابطه زیر یک تبدیل موجک برای موجک اصلی (مادر) $\overline{\Psi}(.)$ با مقیاس α و پارامتر انتقال β را بر روی مجموعه داده‌های x_t نشان می‌دهد (برونز[۱۳]، ۲۰۰۴).

$$X_{\omega}(\alpha,\beta)=\frac{1}{|\alpha|^{0.5}}\int_{-\infty}^{+\infty} x_{t}\overline{\Psi}\left(\frac{t-\beta}{\alpha}\right)\mathrm{dt}$$

ازآنجاکه پارامتر مقیاس $\overline{\Psi}(.)$ هر مقداری می‌تواند اختیار کند، بنابراین موجک‌های متعدد و متفاوتی می‌توان ساخت. اما به‌طورمعمول، این پارامتر به‌صورت اعداد به توان ۲ و پارامتر انتقال به‌صورت اعداد صحیح در نظر گرفته می‌شوند.

مروری بر پیشینه پژوهش

مروری بر پیشینه خارجی

تاکایوکی موریموتو[۱۴] (۲۰۱۵) با پژوهشی با عنوان انتخاب روش قیمت‌گذاری اروپایی با استفاده از حرکات براونی کسری و با اپلیکیشن نوسان واقعی توانست خصوصیات وابستگی مرتبه بالایی را در سری زمانی نشان دهد که به‌طور تجربی به این نتیجه رسید که معادله تفاضلی بلک شولز دارایی اصلی پیرو حرکات براونی کسری با هرست $H\neq½$ به‌خوبی تعریف نمی‌شود به این علت که حرکت براونی کسری یک‌نیمه مارتینگال نیست و پیشنهاد داد که تخمین قیمت‌گذاری مانند سابق با روش فرمول بلک شولز انجام گردد.

ردی و کلینتون[۱۵] (۲۰۱۶) در پژوهشی تحت عنوان شبیه‌سازی قیمت‌های سهام با استفاده از مدل حرکت براونی هندسی در شرکت‌های استرالیایی به شبیه‌سازی مسیر قیمت سهام با استفاده از مدل حرکت براونی هندسی پرداختند. آن‌ها در این پژوهش به بررسی شرکت‌های استرالیایی پذیرفته‌شده در اس اند پی و شاخص ۵۰ شرکت ای‌اس‌ایکس پرداختند. آن‌ها نخست، با استفاده از مدل CAPM به پیش‌بینی بازده مورد انتظار سالانه هر یک از سهام پرداخته شد و پس از آن، حرکت براونی هندسی در دو حالت، یک‌بار برای سهام انفرادی و بار دیگر برای پرتفوی‌های متشکله در حالات مختلف، به کار گرفته شد. جهت بررسی صحت پیش‌بینی از سه روش ضریب همبستگی، MAPE و درصد پیش‌بینی‌های در جهت صحیح استفاده شد. نتایج حاصل نشان داد اگرچه طبق معیار MAPE پیش‌بینی دوره‌های ۱ هفته، ۲ هفته، ۱ ماه، ۲ ماه و یک سال به‌صورت مطلوب و قابل قبولی انجام می‌پذیرد، اما کمترین خطای پیش‌بینی در دوره‌های ۱ هفته، ۲ هفته و ۱ ماه حاصل شده و پس از آن، هرچه افق زمانی پیش‌بینی افزایش می‌یابد، مقادیر خطا رو به افزایش می‌گذارد.

آگستینی[۱۶] و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهشی تحت عنوان پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از حرکت براونی هندسی به پیش‌بینی قیمت سهام در آینده با استفاده از حرکت براونی هندسی پرداختند. آن‌ها

بر مبنای مدل حرکت براونی هندسی اقدام به پیش‌بینی قیمت سهام ۷ شرکت موجود در شاخص ترکیبی بورس جاکارتا کرده‌اند. آن‌ها با استفاده از معیار MAPE برای بررسی صحت مقادیر پیش‌بینی‌شده، نشان دادند مدل حرکت براونی هندسی رتبه بالایی در پیش‌بینی با صحت بالا دارد به‌گونه‌ای که مقدار MAPE برای مقادیر پیش‌بینی‌شده کوچک‌تر مساوی ۲۰ درصد بوده است.

بدریه[۱۷] و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از مدل حرکت براونی هندسی به پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته‌اند. هدف آن‌ها شناسایی بهترین دوره زمانی داده‌های تاریخی جهت تخمین پارامترهای مدل GBM و بهترین افق پیش‌بینی بود. آن‌ها با تمرکز بر ۴۰ شرکت بزرگ پذیرفته‌شده در بورس مالزی که از ۸ صنعت و از هر صنعت ۵ شرکت انتخاب شده بود، دریافتند استفاده از ۶۵ مشاهده روزانه تاریخی می‌تواند قیمت سهام را برای ۲۱ روز با صحت بالا پیش‌بینی نماید که در این حالت نتایج پیش‌بینی با استفاده از مدل GBM از صحت بالاتری نسبت به حالت‌های دیگر برخوردار است. آن‌ها به‌منظور بررسی صحت قیمت‌های پیش‌بینی‌شده نسبت به قیمت‌های واقعی از معیار MAPE و برای تفسیر نتایج حاصل، از جدول پیشنهادی لورنس و همکاران (۲۰۰۹) استفاده کرده‌اند.

وفایی قایینی و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهشی تحت عنوان پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل ترکیبی بر اساس تبدیل موجک در بورس اوراق بهادار تهران و نیویورک به ارائه مدلی هایبرید که شامل تبدیل موجک بود پرداختند. آن‌ها در این پژوهش این مدل را با مدل ای‌ان‌ان، مدل آریما-گارچ و مدل آریما-ای‌ان‌ان در پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران و نیویورک مقایسه کردند. نتایج پژوهش نشان داد که مدل مورد ارائه که بر اساس تبدیل موجک بود عملکرد بهتری در بورس اوراق بهادار تهران و نیویورک در مقایسه با سایر مدل‌ها می‌باشد.

ترن و لرویک[۱۸] (۲۰۱۹) به بررسی کارایی بازار ارزهای رمزنگاری‌شده پرداخته‌اند. در این تحقیق نشان داده‌شده که سطح بازده بازار در پنج ارز رمزنگاری‌شده بزرگ بسیار متغیر است. به‌طور خاص، قبل از سال ۲۰۱۷، بازارهای ارزهای رمزنگاری‌شده عمدتاً ناکارآمد هستند. بااین‌حال، بازار ارزهای رمزنگاری‌شده با گذشت زمان در دوره ۲۰۱۷-۲۰۱۹ کارآمدتر می‌شوند. همچنین نتایج نشان داده که به‌طور متوسط، لایت‌کوین[۱۹] کارآمدترین ارز رمزنگاری‌شده است، و ریپل[۲۰] کمترین کارایی را داشته است..

مروری بر پیشینه داخلی

دولو و ورزیده (۱۳۹۹) در تحقیقی به پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل حرکت براونی هندسی پرداخته‌اند. برای این منظور، شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ابتدای ۱۳۸۰ تا پایان سال ۱۳۹۵ مورد بررسی قرار گرفت. نتایج پژوهش نشان داد که مدل حرکت

براونی هندسی قادر است تا شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران را در افق زمانی ۱ روزه با صحت بالا پیش‌بینی کند. از دیگر نتایج پژوهش حاضر این است که با افزایش افق زمانی پیش‌بینی، صحت مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل کاسته شده و توانایی مدل در شبیه‌سازی شاخص کاهش می‌یابد، بااین‌حال تا افق پیش‌بینی ۹۰ روزه کماکان مقادیر پیش‌بینی‌شده از صحت بالایی برخوردار است.

عمرانی (۱۳۹۸) در تحقیقی به پیش‌بینی قیمت با استفاده از معادلات دیفرانسیل تصادفی و سری‌های زمانی پرداخته است. در این پژوهش پیش‌بینی قیمت را ابتدا با استفاده از مدل‌های معادلات دیفرانسیل تصادفی انجام می‌دهیم. مدل‌هایی که بر پایه معادلات دیفرانسیل تصادفی هستند و در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته‌اند مدل حرکت براونی هندسی و مدل انتشار-پرش مرتون می‌باشند. از مدل حرکت براونی هندسی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی داده‌هایی که دارای پرش نیستند و از مدل انتشار-پرش مرتون برای داده‌هایی که دارای پرش هستند، استفاده می‌کنیم. با استفاده از روش حداکثر درستنمایی این مدل‌ها را کالیبره می‌کنیم و پارامترهای مجهول مدل‌ها را محاسبه خواهیم کرد. درنهایت برای بررسی کارایی مدل‌های مذکور، پیش‌بینی را با استفاده از مدل هلی سری زمانی نیز انجام داده و نتایج آن‌ها را با هم مقایسه می‌کنیم.

نبوی چاشمی و مختاری‌نژاد (۱۳۹۵) در پژوهشی تحت عنوان مقایسه مدل‌های حرکت براونی و براونی کسری و گارچ در برآورد نوسانات بازده سهام با هدف ارائه مدلی مناسب برای تخمین و پیش‌بینی نوسان بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران به بررسی داده‌های مربوط به قیمت و بازدهی روزانه سهم ۵۰ شرکت برتر بورس از نظر حجم معاملات بالا در یک دوره پنج‌ساله از سال ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۱ به تخمین نوسان ماهانه بازار سهام با استفاده از مدل‌های براونی، براونی کسری و گارچ پرداخته‌اند که از مقایسه سه مدل با استفاده آزمون‌های MAE ، RMSE و MSE مدل گارچ را به‌عنوان مدل برتر نشان داده‌اند.

مولایی و همکاران (۱۳۹۵) در پژوهشی تحت عنوان الگوسازی رفتار قیمت سهام با استفاده از حرکت براونی هندسی و حرکت براونی هندسی همراه با گارچ غیرخطی به الگوسازی رفتار قیمت سهام با استفاده از معادلات دیفرانسیل تصادفی پرداخته‌اند. در این پژوهش با انجام مشاهدات روزانه شاخص کل قیمت بازار سهام، شاخص ۵۰ شرکت برتر و شاخص ۳۰ شرکت بزرگ بورس و اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۵ فروردین ۱۳۸۵ تا ۲۶ فروردین ۱۳۹۴ با استفاده از حرکت براونی هندسی و حرکت براونی هندسی همراه با گارچ غیرخطی به بررسی این موضوع پرداخته‌اند. بر اساس نتایج این پژوهش با توجه به معیار لگاریتم تابع درستنمایی حرکت براونی هندسی همراه با گارچ غیرخطی در هر سه گروه از داده‌های موردبررسی دارای عملکرد بهتر نسبت به حرکت براونی هندسی است.

راعی و همکاران (۱۳۹۴) در تحقیقی به پیش‌بینی شاخص قیمت بورس سهام با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل موجک پرداخته‌اند. این پژوهش به مقایسه بین دقت پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در دو مدل شبکه عصبی با استفاده از داده‌های نوفه‌زدایی شده با تبدیل موجک و شبکه عصبی با استفاده از داده‌های اولیه از ابتدای سال ۱۳۸۵ تا ۳۱ خرداد ۱۳۹۲ می‌پردازد. نتایج حاکی از بهبود معنادار در پیش‌بینی شبکه عصبی با استفاده از داده‌های نوفه‌زدایی شده است.

نیسی و پیمانی (۱۳۹۳) در پژوهشی از مدل GBM در شبیه‌سازی ارزش در معرض ریسک شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران استفاده کرده‌اند. آن‌ها با استفاده از دو مدل دیفرانسیل تصادفی هستون و حرکت براونی هندسی و با هدف شبیه‌سازی ارزش در معرض ریسک، اقدام به شبیه‌سازی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران کردند. با استفاده از چهار معیار پس‌آزمون، به مقایسه ارزش در معرض خطر حاصل از دو مدل هستون و GBM پرداختند. طبق معیار کریستوفرسون، مدل حرکت براونی هندسی نسبت به مدل هستون عملکرد بهتری را نشان داد.

مطابق با نتایج تحقیقات پیشین مشاهده می‌شود که فرایند براونی هندسی برازش مطلوبی بر روی داده‌های قیمت و بازده سهام در بازارهای مختلف داشته است. اگرچه به‌طور عمده، دقت روش‌های الگوریتمی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک نسبت به روش‌های مبتنی بر الگوهای قابل تصریح و کلاسیک بالاتر بوده است. همچنین باید توجه داشت که مدل‌های براونی هندسی امروزه به‌طور قابل‌توجهی توسعه داده‌شده‌اند و انواع ویژگی‌های حافظه بلندمدت، جهش در داده‌ها و ... در این فرایندها مورد مطالعه قرار گرفته است. اما مهم است که بدانیم، بازارهای سرمایه تا قبل از ورود ارز-رمزها، منحصر به سرمایه‌گذاری در سهام، ارز و طلا بوده است و حجم عمده‌ای از تحقیقات این حوزه متمرکز بر مدل بندی و پیش‌بینی این دارایی‌ها بوده‌اند. در حالی که ارزهای رمزنگاری‌شده، با توسعه روزافزون در تمامی کشورها مورد توجه بسیاری از سرمایه‌گذاران قرار گرفته‌اند و از طرفی امکان مبادله و معامله این ارزها نسبت به سایر دارایی‌های ریسکی به‌طور روزافزون رو به بهبود است. تمامی این عوامل منجر به نقدشوندگی بالای این ارزها در بازار سرمایه و حجم عرضه و تقاضای زیاد برای آن‌ها شده است که تغییرات قیمت و بازده این دارایی‌ها را بیش از هر چیز تحت تأثیر عرضه و تقاضا می‌سازد. لذا می‌توان انتظار داشت که ارزش این دارایی‌ها نسبت به سایر دارایی‌های ریسکی، کمتر تحت تأثیر تنش‌های جهانی، بحران‌های اقتصادی و سیاست‌گذاری‌های مالی کشورها باشد. لذا با توجه به نسبتاً نوین بودن بحث ارز-رمزها، در این تحقیق نیز به استفاده از دو روش پایه فرایند براونی هندسی و تبدیل موجک برای پیش‌بینی بازده

این دارایی‌ها پرداخته شده است. پرواضح است که توسعه یافته‌ها با استفاده از مدل‌های پیشرفته‌تر دیفرانسیل تصادفی در مورد این ارزها همچنان جای مطالعه دارد.

روش‌شناسی پژوهش

جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری پژوهش، بازار ارزهای رمزنگاری‌شده است که ۵ ارز رمزنگاری‌شده دارای بیشترین ارزش در بازار به‌عنوان واحدهای آماری در جامعه آماری هدف در نظر گرفته شده‌اند. ارزهای رمزنگاری‌شده مورد مطالعه عبارت‌اند از: بیت کوین[۲۱]، اتریوم[۲۲]، ریپل[۲۳]، بیت کوین کش[۲۴] و ای. او. اس[۲۵]. اطلاعات مربوط به قیمت و بازده ارزهای مذکور طی دوره دوساله ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۰ مورد مطالعه قرار می‌گیرد.

فرضیه پژوهش

فرضیه: بین خطای پیش‌بینی بازده دارایی‌های ریسکی در مدل مبتنی بر حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک تفاوت معناداری وجود دارد.

مدل و روش اندازه‌گیری متغیرهای پژوهش

متغیر موردمطالعه در این تحقیق، بازده ارز است که از لگاریتم نسبت قیمت در دوره حاضر به قیمت آن در دوره قبل به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$R_{\mathrm{t}} = \mathrm{Ln}\left(\frac{\mathrm{S_t}}{\mathrm{S_{t_0}}}\right)$$

در این رابطه R_{t} بازده $\mathrm{t}-\mathrm{t_0}$ روزه ارز، $\mathrm{S_t}$ مقدار قیمت در پایان روز t و $\mathrm{S_{t_0}}$ مقدار قیمت در پایان روز $\mathrm{t_0}$ است. طبق فرایند براونی هندسی، توزیع بازده t روزه ارزها از رابطه زیر تبعیت می‌کند:

$$Ln\left(\frac{S_t}{S_0}\right) \sim N\left(\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)t, \sigma^2 t\right)$$

یعنی هر بازده t روزه از ارزهای موردمطالعه دارای توزیع نرمال با پارامترهای $\left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)t$ و $\sigma^2 t$ خواهد بود. به‌منظور پیش‌بینی بازده ارزها با استفاده از این مدل از مقدار مورد انتظار بازده در روز T استفاده می‌شود. یعنی پیش‌بینی بازده در روز T $(\mathrm{t} < \mathrm{T})$ بر اساس این مدل، برابر خواهد بود با $E\left[Ln\left(\frac{S_t}{S_0}\right)|\mathcal{F}_t\right]$ به‌طوری‌که $\mathcal{F}_t$ نشان‌دهنده سیگما-میدان فرایند از لحظه صفر تا لحظه t و $\mathcal{F}_t$ معرف مجموعه اطلاعاتی است که از قیمت دارایی از لحظه صفر تا لحظه t وجود دارد. به‌منظور پیش‌بینی مقادیر

بازده، طول دوره [۰، T] به‌اندازه واحد در نظر گرفته می‌شود و با استفاده از داده‌های قیمت ارز در بازه زمانی [۰، t] به پیش‌بینی مقادیر بازده در بازه [t، T] پرداخته می‌شود. بنابراین، پیش‌بینی بازده در هر روز t_0 در فاصله زمانی [t، T] برابر خواهد بود با:

$$\widehat{\mathrm{R}}_{t_0} = E\left[Ln\left(\frac{S_{t_0}}{S_t}\right)|\mathcal{F}_t\right] = \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)(t_0 - t)$$

و با توجه به اینکه طول دوره [۰، T] به‌اندازه واحد در نظر گرفته می‌شود، می‌توان این رابطه را در مقیاس واحد زمان به شکل زیر بازنویسی کرد:

$$\widehat{\mathrm{R}}_{t_0} = E\left[Ln\left(\frac{S_{t_0}}{S_t}\right)|\mathcal{F}_t\right] = \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right)\left(\frac{t_0 - t}{T}\right)$$

به‌طوری‌که در این رابطه، μ و σ به ترتیب نشان‌دهنده میانگین و انحراف معیار بازده‌های یک‌روزه ارز موردنظر هستند که با استفاده از داده‌های تاریخی قیمت ارز برآورد می‌شوند. پس از برآورد مقادیر بازده در دوره‌های آتی، مقادیر پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی بازده در روزهای متناظر مقایسه شده و خطا (دقت) پیش‌بینی با استفاده از معیارهای RMSE و MAE محاسبه می‌شود. به‌طوری‌که:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\widehat{\mathrm{R}}_{t_\mathrm{i}} - \mathrm{R}_{t_0})^2}$$

و

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\widehat{\mathrm{R}}_{t_\mathrm{i}} - \mathrm{R}_{t_0}\right|$$

و n برابر با تعداد روزهایی است که تحت مدل مورد پیش‌بینی قرار می‌گیرد. تجزیه‌وتحلیل داده‌ها در نرم‌افزار آماری R نسخه ۴,۰,۲ انجام پذیرفته است.

آزمون فرضیه‌ها و یافته‌های پژوهش

آمار توصیفی

جدول ۱ : نتایج آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

ارز رمزنگاری‌شده	نماد	تعداد روزهای معاملاتی	میانگین	میانه	انحراف معیار	کمینه	بیشینه
بیت کوین	BTC	۷۱۹	-۰/۰۰۰۳۷۲	۰/۰۰۰۳۹۱	۰/۰۴۷۱۵	-۰/۳۱۱۷۱	۰/۲۲۱۵۸
اتریوم	ETH	۵۳۱	۰/۰۰۰۱۸۷۸	-۰/۰۰۰۵۱۵۹	۰/۰۵۷۹۰	-۰/۴۰۳۰۴	۰/۲۶۴۶۴
ریپل	XRP	۹۷۶	۰/۰۰۳۳۴۲	۰	۰/۰۸۷۰۲	-۰/۵۸۴۱۵	۰/۷۴۷۲۱
بیت کوین کش	BCH	۷۲۶	-۰/۰۰۰۹۲۲۷	-۰/۰۰۰۱۶۳۰	۰/۰۵۸۲۹۰	-۰/۴۲۸۹۸	۰/۳۷۸۲۵
ای. او. اس	EOS	۷۲۹	-۰/۰۰۰۶۰۷	۰/۰۰۱۳۷۰	۰/۰۵۱۶۵۱	-۰/۳۵۲۳۹	۰/۲۱۲۰۸

مطابق با یافته‌های جدول (۱) مشاهده می‌شود که متوسط بازده روزانه بیت کوین طی دوره تحقیق برابر با ۰/۰۰۰۳۷۲-، متوسط بازده اتریوم ۰/۰۰۰۱۸۷۸، متوسط بازده ریپل ۰/۰۰۳۳۴۲، متوسط بازده بیت کوین کش ۰/۰۰۰۹۲۲۷ و همچنین متوسط بازده ای او اس ۰/۰۰۰۶۰۷ به‌دست‌آمده است یک ارزیابی شهودی نشان می‌دهد که بازده روزانه ریپل، بزرگ‌تر از سایر ارزهای رمزنگاری‌شده مورد مطالعه بوده است.

آمار استنباطی

با توجه به عدم حساسیت روش‌های مورداستفاده در پیش‌بینی، به مانایی داده‌ها، آزمون مانایی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده ضرورت نیافته است. در همین راستا، مقادیر پیش‌بینی بازده از طریق هر دو روش براونی هندسی و تبدیلات موجک برای ارزهای رمزنگاری‌شده موردمطالعه به دست آمده و نتایج حاصل از پیش‌بینی بازده این ارزها طی دوره تحقیق به‌صورت جدول (۲) بوده است.

جدول ۲ : شاخص‌های توصیفی بازده پیش‌بینی‌شده ارزهای رمزنگاری‌شده تحت دو روش

ارز رمزنگاری‌شده	روش پیش بینی	میانگین	میانه	انحراف معیار	کمینه	بیشینه
بیت کوین	براونی هندسی	-۰/۰۰۳۷۸۶	-۰/۰۰۳۳۷۸	۰/۰۰۳۸۰۰۸	-۰/۰۲۲۷۶	۰/۰۴۱۰۷۶
	تبدیل موجک	-۰/۰۰۳۸۰۹	-۰/۰۰۳۵۴۷۲	۰/۰۰۱۶۰۵۲	-۰/۰۱۹۵۹۳	-۰/۰۰۱۹۵۴
اتریوم	براونی هندسی	-۰/۰۰۶۰۸۱۲	-۰/۰۰۳۳۲۵۶	۰/۰۰۸۳۲۸	-۰/۱۴۰۹۹	-۰/۰۰۰۹۳۱
	تبدیل موجک	-۰/۰۰۱۰۲۴	-۰/۰۰۰۸۱۱۱	۰/۰۰۱۶۶۲۲	-۰/۰۱۳۳۹۱	۰/۰۰۲۲۱۵۰

ریپل	براونی هندسی	۰/۰۱۳۳۶۶۹	/۰۰۴۳۹۵۳	۰/۰۳۳۲۰۷	-۰/۰۰۷۱۳	۰/۵۴۹۲۸۴۹
	تبدیل موجک	-۰/۰۰۲۶۳۹	-۰/۰۰۲۴۳۵	۰/۰۰۲۱۴۴	-۰/۰۱۸۶۰۹	۰/۰۰۵۸۲۳
بیت کوین کش	براونی هندسی	-۰/۰۰۳۹۳۶۴	-۰/۰۰۲۹۱۲۹	۰/۰۰۴۰۲۶۴	-۰/۰۱۸۲۱۶	۰/۰۳۰۱۷۸
	تبدیل موجک	۰/۰۱۲۰۳۲۴	۰/۰۱۱۵۵۶۶	۰/۰۰۲۱۳۲۷۵	۰/۰۰۶۳۱۷۹	۰/۰۲۷۲۵۵۷
ای او اس	براونی هندسی	-۰/۰۰۱۲۰۶۴	-۰/۰۰۱۸۴۵۸۶	۰/۰۰۴۲۳۷۳	-۰/۰۰۹۹۴۱۶	۰/۰۴۱۱۰۷۱
	تبدیل موجک	۰/۰۰۸۶۷۲۴	۰/۰۰۸۴۱۶۱۰	۰/۰۰۲۴۲۸۹	-۰/۰۰۹۱۲۱۹	۰/۰۱۹۱۰۱

به‌منظور آزمون فرضیه تحقیق، در راستای سنجش خطای پیش‌بینی بازده دارایی‌های ریسکی در مدل مبتنی بر حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک، بازده ۵ ارز رمزنگاری‌شده بیت کوین، اتریوم، ریپل، بیت کوین کش و ای. او. اس. از هر دو روش مورد برآورد قرار گرفت. به‌منظور سنجش خطای پیش‌بینی از دو معیار RMSE و MAE استفاده شد که جدول (۳) خلاصه یافته‌های این دو معیار را برای هر ۵ ارز مذکور و هر دو روش موردمطالعه نشان می‌دهد.

جدول ۳: مقایسه دقت پیش‌بینی بازده تحت دو روش برای ارزهای رمزنگاری‌شده

روش	حرکت براونی هندسی		تبدیلات موجک	
ارز رمزنگاری‌شده	RMSE	MAE	RMSE	MAE
بیت کوین	۰/۰۴۶۸۵۷	۰/۰۳۱۰۶۰۱۶	۰/۰۴۳۹۰۵۵۸	۰/۰۲۷۳۸۳۷۵
اتریوم	۰/۰۵۷۴۸	۰/۰۳۷۵۷۴	۰/۰۵۷۲۶۷۶	۰/۰۳۶۱۷۶۲
ریپل	۰/۰۸۵۳۲۰۸	۰/۰۵۳۸۱۱۶	۰/۰۵۱۹۲۳۴	۰/۰۳۳۷۱۹۹
بیت کوین کش	۰/۰۵۸۰۷۱۴	۰/۰۳۶۱۶۰۸	۰/۰۵۶۸۰۶۵	۰/۰۳۵۷۲۳۶
ای. او. اس.	۰/۰۵۱۴۴۹۴۸	۰/۰۳۴۲۵۷۳	۰/۰۵۳۹۹۸۲۲	۰/۰۳۳۵۹۲۷۱

مطابق با نتایج جدول (۳) مشاهده می‌شود که تبدیلات موجک در ۴ ارز از ۵ ارز رمزنگاری‌شده موردمطالعه، خطای کمتری در پیش‌بینی بازده داشته است و در ارز ای. او. اس. نیز از نظر هر معیار خطا، یکی از روش‌های پیش‌بینی مطلوبیت داشته است. به‌منظور آزمون آماری اختلاف بین دقت پیش‌بینی روش‌ها از آزمون مقایسات میانگین بین مقادیر خطای حاصل از روش تبدیلات موجک و مقادیر خطای حاصل از روش براونی هندسی استفاده شده است. پیش از انجام این آزمون فرض نرمال بودن توزیع مقادیر معیارهای RMSE و MAE با استفاده از آزمون کلموگروف-اسمیرنوف مورد آزمون قرار گرفت. نتایج این آزمون‌ها به شرح جدول (۴) بوده است.

جدول ۴ : آزمون دقت پیش‌بینی بازده تحت دو روش برای ارزهای رمزنگاری‌شده

روش	RMSE				MAE			
آزمون	آزمون نرمالیتی		آزمون مقایسه میانگین		آزمون نرمالیتی		آزمون مقایسه میانگین	
ارز رمزنگاری‌شده	آماره KS	معناداری	آماره t	معناداری	آماره KS	معناداری	آماره t	معناداری
بیت کوین	۰/۹۵۵	۰/۳۲۱	۲۳/۵۹۴	۰/۰۰۰	۰/۹۱۲	۰/۳۷۶	۳/۱۵۹	۰/۰۰۰
اتریوم	۰/۸۷۹	۰/۴۲۳	۱۶/۳۴۳	۰/۰۰۰	۱/۲۶۵	۰/۰۸۱	۷/۷۰۷	۰/۰۰۰
ریپل	۱/۲۰۸	۰/۱۰۸	۸/۵۷۹	۰/۰۰۰	۱/۰۰۳	۰/۲۶۷	۱۹/۶۷۴	۰/۰۰۰
بیت کوین کش	۰/۹۴۲	۰/۳۳۷	۱۳/۳۱۹	۰/۰۰۰	۱/۰۴۵	۰/۲۲۵	۵/۴۴۹	۰/۰۰۰
ای. او. اس.	۰/۸۵۵	۰/۴۵۸	۴/۰۶۸	۰/۰۰۰	۰/۸۵۳	۰/۴۶۱	۷/۲۱۹	۰/۰۰۰

با توجه به سطح معناداری به دست آمده از آزمون کلموگروف-اسمیرنوف که برای تمامی ارزها و برای هر دو معیار RMSE و MAE بزرگ‌تر از خطای ۰/۰۵ به دست آمده فرض نرمال بودن توزیع مقادیر خطا مورد تائید قرار گرفته است. لذا از آزمون ناپارامتری تی-استیودنت به‌منظور مقایسه میانگین خطای پیش‌بینی بین دو روش استفاده شده است. سطح معناداری آزمون مقایسات میانگین که برای اختلاف متوسط خطای روش تبدیل موجک از متوسط خطای روش براونی هندسی به دست آمده، کوچک‌تر از خطای ۰/۰۵ و نشان‌دهنده بزرگ‌تر بودن متوسط خطای پیش‌بینی در روش براونی هندسی نسبت به روش تبدیلات موجک دارد. با استناد به این نتایج می‌توان دریافت که روش تبدیلات موجک در پیش‌بینی بازده دارایی‌های ریسکی خطای کمتری نسبت به روش براونی هندسی داشته است. ازاین‌رو فرضیه تحقیق مورد تائید قرار گرفته است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در پژوهش حاضر دقت پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده با استفاده از دو رویکرد حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک مورد مقایسه قرار گرفت. به‌منظور آزمون فرضیه تحقیق، در راستای سنجش خطای پیش‌بینی بازده دارایی‌های ریسکی در مدل مبتنی بر حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک، بازده ۵ ارز رمزنگاری‌شده بیت کوین، اتریوم، ریپل، بیت کوین کش و ای. او. اس. از هر دو روش مورد برآورد قرار گرفت. به‌منظور سنجش خطای پیش‌بینی از دو معیار RMSE و MAE استفاده شد. نتایج این ارزیابی نشان داد که تبدیلات موجک در ۴ ارز از ۵ ارز رمزنگاری‌شده موردمطالعه، خطای کمتری در پیش‌بینی بازده داشته است و در ارز ای. او. اس. نیز از نظر هر معیار خطا، یکی از روش‌های پیش‌بینی مطلوبیت داشته است. با استناد به این نتایج می‌توان دریافت که روش تبدیلات موجک در پیش‌بینی بازده

دارایی‌های ریسکی خطای کمتری نسبت به روش براونی هندسی داشته است. ازاین‌رو فرضیه تحقیق مورد تائید قرار گرفت. سایر نتایج تحقیق نشان داد که پیش‌بینی بازده در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، نتایج منطقی‌تری را به همراه دارد و با دور شدن از نقطه زمانی مرجع در پیش‌بینی، مقادیر پیش‌بینی به سمت یک مقدار مشخص همگرا می‌شوند و این نتیجه نشان از عدم توان هر دو روش در پیش‌بینی‌های بلندمدت بازده داشته است و این یافته را می‌توان با نتایج تحقیقات دولو و ورزیده (۱۳۹۹) و وفایی قایینی و همکاران (۲۰۱۸) همسو و با یافته‌های ردی و کلینتون (۲۰۱۶) ناهمسو دانست.

دولو و ورزیده (۱۳۹۹) در تحقیق خود به این نتیجه دست‌یافته‌اند که با افزایش افق زمانی پیش‌بینی، صحت مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل کاسته شده و توانایی مدل در شبیه‌سازی شاخص کاهش می‌یابد. ردی و کلینتون (۲۰۱۶) نشان داده‌اند که پیش‌بینی دوره‌های ۱ هفته، ۲ هفته، ۱ ماه، ۲ ماه و یک سال به‌صورت مطلوب و قابل قبولی انجام می‌پذیرد. همچنین وفایی قایینی و همکاران (۲۰۱۸) نیز نشان داده که تبدیلات موجک پیش‌بینی‌های بهتری نسبت به سایر مدل‌ها ارائه می‌دهد.

مطابق با یافته‌های تحقیق مشاهده شد که پیش‌بینی بازده از طریق روش‌های موردمطالعه، پیش‌بینی‌هایی دارای بیش برآوردی، کم برآوردی و یا در دامنه تغییرات واقعی بازده ارائه می‌دهد که این نتایج نیز برحسب نوع ارز موردمطالعه متفاوت بوده است. اما ارزیابی کلی نتایج و خطای پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده نشان داد که هر دو روش حرکت براونی هندسی و تبدیلات موجک، خطاهای بزرگی در قیاس با مقادیر اصلی بازده ارائه می‌دهند. به‌بیان‌دیگر، هرچند مقادیر متوسط بازده‌های پیش‌بینی‌شده با مقادیر متوسط بازده‌های محقق شده به‌طور شهودی اختلاف قابل‌توجهی ندارند، اما مقایسه مقیاس خطای به‌دست‌آمده از پیش‌بینی با مقیاس بازده ارزها نشان داد که خطای پیش‌بینی به‌طور قابل‌توجهی بالا بوده و هیچ‌یک از روش‌های مذکور نمی‌توانند پیش‌بینی‌های مطلوبی از بازده آتی ارزهای رمزنگاری‌شده ارائه دهند. علت این نتایج را می‌توان در این امر جستجو کرد که اختلاف نظرات زیادی بین محققین در راستای توزیع بازده‌های دارایی‌های ریسکی وجود دارد، لذا استفاده از روش‌ها و الگوهای متکی بر توزیع بازده یا قیمت، حتماً با تورش‌هایی همراه خواهد بود که ناشی از اختلاف توزیع واقعی مقادیر بازده با توزیع تئوریک آن است. از طرفی روش‌هایی مانند تبدیلات موجک که اتکای بالایی به مشاهدات یادگیری دارند، تنها در صورتی می‌توانند پیش‌بینی‌های دقیقی از آینده ارائه دهند که مشاهدات آموزش و یادگیری آن‌ها حاوی تمامی اطلاعات موجود در فضای نمونه باشد. به بیان دیگر، مادامی‌که داده‌های مورداستفاده در تبدیلات موجک، گویای تمامی حالات و مقادیر ممکن بازده و تمامی ترکیبات و روندهای احتمالی آن نباشد، نمی‌توان انتظار داشت که این تبدیلات بتوانند پیش‌بینی‌های دقیقی از

وضعیت آتی آن‌ها ارائه دهند. بر این اساس به نظر می‌رسد که عملکرد نامطلوب این دو روش در پیش‌بینی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده را می‌توان به دو عامل کلی نسبت داد: ۱) عدم جامعیت اطلاعات موجود در داده‌ها و عدم پوشش کافی بر روی فضای نمونه‌ای بازده ارز؛ ۲) عدم تبعیت توزیع تجربی بازده ارزهای رمزنگاری‌شده از توزیع لوگ نرمال با پارامترهای تبیین شده در حرکت براونی هندسی. ازاین‌رو با توجه به‌دقت بالاتر تبدیلات موجک در پیش‌بینی بازده نسبت به حرکت براونی هندسی، پیشنهاد می‌شود در پیش‌بینی بازده آتی ارزهای رمزنگاری‌شده از انواع تبدیلات موجک بر پایه توابع پایه‌ای متفاوت استفاده شده و تبدیل بهینه با توجه به ارز موردنظر شناسایی و مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

۱) خالوزاده، حمید؛ خاکی صدیق، علی (۱۳۸۴). مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از معادلات دیفرانسیل تصادفی. مجله تحقیقات . اقتصادی، دوره ۴۱ ، شماره ۲.

۲) دولو، مریم؛ ورزیده، علیرضا (۱۳۹۹). پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل حرکت براونی هندسی. دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۱۳(۴۶)، ۱۹۳-۲۰۸.

۳) راعی، رضا، فلاح طلب، حسین (۱۳۹۲). کاربرد شبیه‌سازی مونت کارلو و فرآیند قدم زدن تصادفی در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک. مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره شانزدهم

۴) راعی، رضا؛ محمدی، شاپور؛ فندرسکی، حنظله (۱۳۹۴). پیش‌بینی شاخص قیمت بورس سهام با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل موجک. مدیریت دارایی و تأمین مالی، ۳(۱)، ۵۵-۷۴.

۵) طیبی، سیدکمیل؛ خوش اخلاق، رحمان؛ فراهانی، مریم (۱۳۹۰). برآورد نا اطمینانی در قیمت نفت سنگین ایران و سبد اوپک: کاربرد معادلات دیفرانسیل تصادفی. فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال هشتم، شماره ۳۱، ۲۳-۱.

۶) عمرانی، سمیه (۱۳۹۸). پیش‌بینی قیمت با استفاده از معادلات دیفرانسیل تصادفی و سری‌های زمانی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه خوارزمی، دانشکده علوم اقتصادی.

۷) مولایی، صابر؛ واعظ برزانی، محمد؛ صمدی، سعید (۱۳۹۵). الگوسازی رفتار قیمت سهام با استفاده از معادلات دیفرانسیل تصادفی با نوسان تصادفی. دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۹ (۳۲)، ۱-۱۳.

۸) نبوی چاشمی، سیدعلی؛ مختاری نژاد، ماریه (۱۳۹۵). مقایسه مدل‌های حرکت براونی و براونی کسری و گارچ در برآورد نوسانات بازده سهام. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۷(۲۹)، ۲۵-۴۴

۹) نیسی، عبدالساده؛ پیمانی، مسلم (۱۳۹۳). مدل‌سازی شاخص‌کل‌بورس‌اوراق بهادارتهران با استفاده از معادله دیفرانسیل تصادفی هستون. فصلنامه‌پژوهشنامه اقتصادی، سال‌چهاردهم، شماره ۵۳، ۱۶۶-۱۴۳.

10) Agustini W.F., Affianti R., Endah R.M., PutriEndah R.M. (2018). Stock price prediction using geometric Brownian motion, Journal of Physics Conference Series, 974(1):012047

11) Badriah N. A., Siti Z. A., Nazifah M.J. (2018). Forecasting share prices accurately for one month using geometric Brownian motion, Journal of Science and Technology, 26(4):1619-1635.

12) Black, F.(1972).Capital Market Equilibrium with restricted Borrowing , Journal of Business , Vol.45 , No.3, pp.444-455

13) Bruns, Andreas (2004). "Fourier-, Hilbert- and wavelet-based signal analysis: are they really different approaches?". Journal of Neuroscience Methods. 137 (2): 321–332.

14) Ho Tatt Wei and Jeoti, V. "A wavelet footprints-based compression scheme for ECG signals". Ho Tatt Wei; Jeoti, V. (2004). "A wavelet footprints-based compression scheme for ECG signals". 2004 IEEE Region 10 Conference TENCON 2004. A. p. 283.

15) Hoffman, Roy (2012). Data Compression in Digital Systems. Springer Science & Business Media. p. 124.

16) Liu, Jie (2012). "Shannon wavelet spectrum analysis on truncated vibration signals for machine incipient fault detection". Measurement Science and Technology. 23 (5): 1–11.

17) Martin, E. (2011). "Novel method for stride length estimation with body area network accelerometers". 2011 IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems. pp. 79–82.

18) Reddy K., Clinton V., (2016). Simulating Stock Prices Using Geometric Brownian Motion: Evidence from Australian Companies, AABFJ, 10 (3), 23-47.

19) Ross, Sheldon M. (2014). "Variations on Brownian Motion". Introduction to Probability Models (11th ed.). Amsterdam: Elsevier. pp. 612–14.

20) Sheybani, E. O.; Javidi, G. (2012). "Multi-resolution filter banks for enhanced SAR imaging". 2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012): 2702–2706.

21) Sobczyk, K. (2013). Stochastic differential equations: with applications to physics and engineering (Vol. 40). Springer Science & Business Media.

22) Takayuki Morimoto. (2015). European Option Pricing under Fractional Brownian motion with an Application to Realized Volatility. Department of Mathematical Sciences, Kwansei Gakuin University

23) Tran V. L., Leirvik T., (2019). Efficiency in the Markets of Crypto-Currencies, Finance Research Letters (2019), doi: https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101382

24) Vafaei Ghaeini V., Kimiagari A.M., Jafarzadeh Atrabi M., (2018). Forecasting Stock Price using Hybrid Model based on Wavelet Transform in Tehran and New York Stock Market, INTERNATIONAL JOURNAL OF FINANCE AND MANAGERIAL ACCOUNTING, 3, 43-57.

یادداشت‌ها:

1 Ross
2 Sobczyk
3 Black & Scholes
4 Wavelet Transform
5 Fourier Transform
6 Stationary
7 Ho Tatt and Jeoti
8 Liu
9 Hoffman
10 Martin
11 Scale
12 Large Features
13 Bruns
14 Takayuki Morimoto
15 Reddy & Clinton
16 Agustini
۱۷ Badriah
18 Tran and Leirvik
19 Litecoin
20 Ripple
21 Bitcoin
22 Ethereum
23 Ripple
24 Bitcoin Cash
25 EOS