

## مدل سازی و پیش بینی توزیع بازدهی شاخص کل بازار سرمایه ایران و رمزارز بیت کوین با روش زمان متغیر GAS

محمدابراهیم سماوی<sup>۱</sup>

هاشم نیکومرام<sup>۲</sup> ✉

مهدی معدنچی زاج<sup>۳</sup>

احمد یعقوب نژاد<sup>۴</sup>

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۳۰

### چکیده

پیش بینی بازدهی با کمترین خطا یکی از مسائل بسیار مهم در بازارهای مالی است که مورد توجه پژوهشگران زیادی در چند دهه اخیر قرار گرفته است. مدل های خطی و غیرخطی سنتی با توجه به عدم کارایی کافی مدل های خطی در تلاطم های قیمتی، عدم استخراج صحیح شکل توزیع شرطی داده ها به علت ضبط نشدن پویایی توزیع شرطی در مدل های غیرخطی و وجود فرض های محدود کننده خلاف واقعیت، توانایی مناسبی جهت پیش بینی بازدهی در دنیای امروز ندارد. در جهت رفع نقصان مدل های سنتی، در پژوهش حاضر با استفاده از روش نوین زمان-متغیر به نام امتیاز خود رگرسیونی تعمیم یافته (GAS) مدل سازی در راستای پیش بینی توزیع بازدهی شاخص کل بورس اوراق بهادار طی بازه ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۹ و برای رمزارز بیت کوین طی بازه سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ میلادی انجام شده است. نتایج مدل سازی شده برای دو دارایی توسط مدل نوین GAS با نتایج مدل های GARCH و AR مقایسه شده و عملکرد آنها برای درون و برون نمونه آزموده شده است. نتایج آزمون های درون و برون نمونه ای نشان دهنده این است که جهت پیش بینی توزیع بازدهی روزانه شاخص کل مدل نوین GAS عملکرد بهتری داشته و برای پیش بینی توزیع بازدهی روزانه بیت کوین مدل GARCH ارجح تر بوده است.

**واژه های کلیدی:** بازار سرمایه ایران، بیت کوین، پیش بینی توزیع بازدهی، مدل سازی مالی، مدل GAS

<sup>۱</sup> گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. email: m.e\_samavi@yahoo.com

<sup>۲</sup> گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران (نویسنده مسئول): email: nikoomaram@srbiau.ac.ir

<sup>۳</sup> گروه مدیریت مالی، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. email: madanchi@iauec.ac.ir

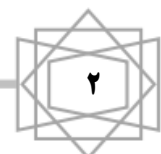
<sup>۴</sup> گروه حسابداری، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. email: ahm.yaghobnezhad@iauctb.ac.ir

## ۱- مقدمه

تمام بازارهای مالی در اقصی نقاط مختلف جهان نه تنها از پارامترهای کلان، بلکه از ده‌ها عامل دیگر نیز متأثر می‌شوند (پدرو و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۲۰). از این رو تعداد زیاد و ناشناخته بودن عوامل مؤثر در بازار بورس، اوراق بهادار موجب عدم اطمینان در زمینه سرمایه‌گذاری شده است. سری زمانی قیمت بازارهای مالی ماهیتاً پویا، غیرپارامتری، آشوبی و پر اختلال هستند و باعث می‌شوند سرمایه‌گذاری‌ها به طور ذاتی دارای ریسک می‌باشند (القرابی و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۲۰). فرضیه معروف گام تصادفی<sup>۳</sup> و فرضیه بازار کارا<sup>۴</sup> که بیان می‌کنند در این مسیر چندین دهه تحقیقات بسیاری در خصوص پیش‌بینی گشتاور اول و دوم توزیع بازده دارایی‌ها انجام شده است (آنا تولیف و بارونیک<sup>۵</sup>، ۲۰۱۹). این در حالی است که احتمال دارد این سری‌های زمانی فرآیندی غیرخطی پویای معین یا به عبارت بهتر آشوبی بوده و در نتیجه می‌توانند قابلیت پیش‌بینی داشته باشند (عبدالملکی و همکاران، ۱۳۹۹). چالش اصلی در این حوزه، عدم کارایی کافی مدل‌های خطی در تلاطم‌های قیمتی، عدم استخراج صحیح شکل توزیع شرطی داده‌ها به علت ضبط نشدن پویایی توزیع شرطی در مدل‌های غیرخطی، وجود فرض‌های محدود کننده نظیر نرمال بودن توزیع متغیر تصادفی بازده یا درجه دوم بودن تابع مطلوبیت سرمایه‌گذاران که خلاف واقعیت هستند، می‌باشند (باساک و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۱۹). از همین رو با عنایت به چالش‌های موجود و در راستای پوشش شکاف نظری، پژوهش حاضر به تبیین و طراحی مدل نوین ریاضی جهت پیش‌بینی توزیع پویای بازدهی بازار سرمایه ایران، رمز ارز بیت‌کوین با استفاده از تکنیک‌های آماری سری زمانی و بهره‌گیری از روش نام امتیاز خودبرآزشی تعمیم یافته<sup>۷</sup> (GAS) پرداخته و ضمن مقایسه کارایی مدل نوین پیش‌بینی توزیع پویای بازدهی با استفاده از داده‌های قیمتی روزانه در بازار سرمایه ایران از سال ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۹ و رمز ارز بیت‌کوین از سال ۲۰۱۴ تا انتهای سال ۲۰۲۰، دقت آن با مدل‌های غیرخطی سنتی همانند AR و GARCH مقایسه شده است.

## ۲- ادبیات نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

در طول دهه‌های گذشته، بخش عظیمی از مطالعات تئوریک و تجربی صرف فرموله کردن مدل‌های نوسان‌پذیری مناسب شده است (رهنمای رودپشتی و کلانتری دهقی، ۱۳۹۳). طبق فرضیه خرد توده‌ای<sup>۸</sup> بیان می‌کند که افراد بسیاری که هرکدام اطلاعات محدودی دارند می‌توانند ارزیابی‌های بسیار دقیقی انجام دهند، اگر اطلاعات آنها به شکلی مناسب استخراج شود و به نوعی در تقابل فرضیه بازار کارا و فرآیند گام تصادفی است (باساک و همکاران، ۲۰۱۹). به وسیله نظریه آشوب می‌توان الگو و نظم پیچیده حاکم بر رفتار چنین متغیرهایی را کشف و برای پیش‌بینی روند آتی آنها در کوتاه‌مدت استفاده کرد و اغلب درون بی‌نظمی و آشوب، الگویی از نظم وجود دارد که بازارهای مالی هم این چنین می‌باشند (ژانگ و لی<sup>۹</sup>، ۲۰۱۸). فرضیه سیستم پیچیده و سازگار شونده که به بیان واقعیات می‌پردازد و با مفروضات ساده واقع بینانه و با کنار گذاشتن قطعیت و قطعیت‌گرایی و جایگزینی تفکر غیرخطی، به جای نگرش رابطه علت و معلولی و ایجاد مدل‌ها و راه‌حل‌های غیرخطی و سیستم‌های یادگیرنده، به بازار می‌نگرد و حتی آن را قابل پیش‌بینی می‌داند (یانو و همکاران، ۲۰۱۸). ابزارهایی در این محیط غیرخطی و پویای پر آشوب، متناسب خواهند بود که برای چنین محیط‌هایی طراحی شده و یا همانند انسان در چنین محیط‌هایی تصمیم‌گیری و عمل نمایند (دهقانی و همکاران، ۱۳۹۸). به این دلیل بازارهای مالی در تقابل با فرضیه کارایی اطلاعاتی از نوع ضعیف قابلیت مدل شدن و پیش‌بینی را دارد. با توجه به عدم کارایی اطلاعاتی به شکل ضعیف در بازار سرمایه ایران (نادمی و همکاران، ۱۳۹۵ و ارضاء و سیفی، ۱۳۹۹) و همچنین در بعد بازارهای جهانی طبق مطالعه باساک و همکاران در سال ۲۰۱۹ که اذعان داشتند به طور کلی نمی‌توان برای بازارها ویژگی کارا یا غیرکارا بیان کرد و عموماً عدم کارایی ضعیف بازارهای مالی جهانی در همه برهه‌ها مشهود است، در نتیجه می‌توان بر اساس داده‌های گذشته، قیمت را پیش‌بینی و سود نامتعارف کسب کرد که موید فرضیه



بهبود توانایی پیش‌بینی مدل برآوردی می‌شود. نجارزاده و همکاران (۱۳۹۹) جهت پیش‌بینی شاخص کل بورس از مدل‌های ترکیبی خانواده گارچ و شبکه عصبی استفاده کردند. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی FIGARCH- شبکه عصبی با توزیع تی- استیودنت در پیش‌بینی بازده شاخص کل سهام کارآمدتر بوده است و مدل‌های خانواده گارچ از پتانسیل خوبی برای پیش‌بینی برخوردارند. معدنچی‌زاج و همکاران (۱۴۰۱) به پیش‌بینی بازدهی ماهانه و روزانه بیت‌کوین بر اساس مدل‌های غیرخطی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل غیرخطی شبکه عصبی ماشین پشتیبان بردار جهت برآورد بازدهی ماهانه و مدل تلفیقی شبکه عصبی-خاکستری جهت برآورد قیمت ماهانه بیت‌کوین کمترین خطا را دارد.

### ۳- روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش با هدف مدلسازی معیاری نوین جهت مدلسازی پیش‌بینی توزیع بازدهی دارایی‌های مالی نگاشته شده، در نتیجه از نوع کاربردی می‌باشد. با استفاده از روش کتابخانه‌ای مبانی نظری و همچنین پیشینه پژوهش نگاشته شده است. رویکرد این پژوهش به دلیل استفاده از بازده قیمتی روزانه بیت‌کوین و شاخص کل بورس به صورت پس رویدادی است. قلمروی زمانی داده‌های مورد استفاده در این پژوهش داده‌های قیمتی روزانه بیت‌کوین از سال ۲۰۱۴ الی ۲۰۲۰ میلادی شامل ۲،۷۰۷ مورد نمونه و همچنین داده‌های قیمتی روزانه شاخص کل بورس از ابتدای سال ۱۳۹۰ تا سال ۱۳۹۹ (ده ساله) شامل ۲،۷۵۳ مورد نمونه قیمتی است. در این راستا ابتدا قیمت دارایی‌های مالی منتخب از منابع اطلاعاتی معتبر، برای داده قیمتی شاخص کل بورس از نرم‌افزار رهاورد نوین نسخه سه و بیت‌کوین از سایت یاهو‌فایننس<sup>۱۵</sup> استخراج شده، سپس بازده دارایی‌های مذکور به روش  $x_t = \ln(P_t/P_{t-1})$  محاسبه می‌شود. با توجه به هدف پژوهش که پیش‌بینی پویای توزیع شرطی بازدهی است، پیش‌بینی‌ها به شکل چگالی شرطی خواهند بود، یعنی  $y_{T+h}|y_{1:T}$  به ازای  $h = 1$  که در آن  $T$  تعداد مشاهدات درون نمونه‌ای است. برای مقایسه توانایی مدل‌ها در

خرد توده‌ای است. در راستای پیش‌بینی بازارهای مالی پژوهش‌های مختلفی از مدلسازی‌های ریاضی بهره گرفتند. امجد و شاه<sup>۱۰</sup> (۲۰۱۷) نشان دادند که قیمت بیت‌کوین توسط روش‌های سری زمانی سنتی قابل پیش‌بینی نبوده و از این رو با به کارگیری الگوریتم‌های طبقه‌بندی و یادگیری توزیع شرطی امپیریکال به پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین پرداختند. گبکا و وهر<sup>۱۱</sup> (۲۰۱۹) به پیش‌بینی‌پذیری شاخص DJIA روزانه در کوانتیل‌های توزیع آن پرداختند. نتایج آنها نشان داد که کوانتیل ۰،۷۵ برای اغلب کوانتیل‌های بازده آتی به جز شاخص میانه، قدرت پیش‌بینی دارد. ویربیکایت و همکاران<sup>۱۲</sup> (۲۰۲۰) به پیش‌بینی چگالی بازده سهام با استفاده از رویکرد غیرخطی مبتنی بر کاپیولا پرداختند. آنها مدل پیشنهادی را برای ۲۰ دارایی بورس نیویورک به کار برده و دریافتند که این رویکرد از مدل‌های متقارن عملکرد بهتری دارد. لازار و ژو<sup>۱۳</sup> (۲۰۲۰) چارچوبی برای تخمین و پیش‌بینی VaR پویا و ریزش انتظاری در داده‌های معاملات بین روز بر اساس مدل GAS توسعه دادند. محققین با مقایسه نتایج این روش با روش‌های دیگر نظیر GARCH دریافتند که این مدل از مدل‌های دیگر در تمام شاخص‌های بورس و سطوح احتمالات مختلف عملکرد بهتری دارد. چیووکولا و لکشمی<sup>۱۴</sup> (۲۰۲۰) در یک رویکرد یادگیری ماشینی به پیش‌بینی قیمت رمز ارز بیت‌کوین پرداختند. آنها با مقایسه چندین الگوریتم مبتنی بر رگرسیون (از قبیل رگرسیون لاجیت، خطی، بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی، جنگل تصادفی و ...) توصیه کردند که از مدل‌های غیرخطی حافظه‌دار جهت پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین استفاده گردد. در تحقیقات داخلی تا کنون تحقیق در مورد پیش‌بینی توزیع متغیر تصادفی بازدهی دارایی‌های مالی انجام نشده است و عموماً از مدل‌های خطی و غیرخطی جهت پیش‌بینی بازدهی استفاده شده است. اربابی (۱۳۹۷) به مطالعه و پیش‌بینی تلاطم در بازدهی قیمت نقدی سکه طلا در ایران به روش ANN-GARCH پرداخته و نتایج وی نشان می‌دهد لحاظ تلاطم بازارهای مالی دیگر از قبیل نوسانات نرخ ارز، تغییر قیمت نفت و تغییر شاخص قیمت سهام در بورس باعث



که در آن  $\alpha$ ،  $\phi$  و  $\varphi$  ماتریس‌های ضرایب که تحولات  $\theta_t$  را کنترل نموده و لازم است از داده‌ها با روش حداکثر راستنمایی برآورد شود. برداری که متناسب است با امتیاز توزیع شرطی توسط  $q_t$  نشان داده می‌شود و به صورت ذیل است:

$$q_t \equiv \vartheta_t(\theta_t) \nabla_t(Y_t, \theta_t) \quad (3)$$

که در آن  $\vartheta_t = J * J$  یک ماتریس مقیاس دهی مثبت معین است که در زمان  $t$  معلوم است و  $\nabla_t(Y_t, \theta_t) \equiv \frac{\partial \ln p(Y_t, \theta_t)}{\partial \theta_t}$  امتیاز توزیع شرطی است که در  $\theta_t$  محاسبه شده است. به خاطر مکانیسم زمان متغیری که برای پارامترهای توزیع در نظر گرفته شده، توزیع شرطی یک مدل GAS قابلیت این را دارد که به طور پیوسته بر حسب داده‌های منظور شده تغییر یابد و یک مدل پویا می‌باشد. بردار ابرپارامترهای  $\Phi$  با حداکثر راستنمایی به فرمت زیر است.

$$\widehat{\Phi}_t = \arg \max_{\Phi} \sum_{t=1}^N \ln p(Y_t, \theta_t) \quad (4)$$

قابل تخمین و ارزیابی تابع لگاریتم راستنمایی مدل GAS ساده است. با توجه اینکه مدل فرم بسته است، کافی است به  $\ln p(Y_t, \theta_t)$  برای هر مقدار  $\Phi$  نگاه کرد. با اینحال ارزیابی حل‌های تحلیلی برای به‌دست آوردن حداکثر راستنمایی کاری دشوار و بعضاً ناممکن است. در نتیجه عموماً از حل‌های عددی با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی فراگیر نظیر L-BFGS استفاده می‌شود. جهت پیش‌بینی و شبیه‌سازی سناریوهای آتی، جزئیات فرآیند پیش‌بینی و فاصله اطمینان بیرون نمونه برای پارامترهای زمان متغیر بحث شده است، که فرآیند آن به صورت ذیل است:

- با توجه به  $\widehat{\Phi}_t$  و حالت فیلتر شده  $\widehat{\theta}_{t+1}$  مقدار  $Y_{t+1}^1, \dots, Y_{t+1}^S$  از چگالی شرطی برآورد شده در  $t+1$  تولید می‌شود:  $Y_{t+1} \sim p(Y_{t+1}; \widehat{\theta}_{t+1})$  به ازای  $s=1, \dots, S$ .

پیش‌بینی یک گام به جلوی توزیع بازده بیت‌کوین و شاخص کل، از قواعد امتیازدهی<sup>۱۶</sup> استفاده شده است. این روش اینگونه است که چگالی پیش‌بینی شده را با مقدار پس‌وقوع<sup>۱۷</sup> تحقق یافته بازده مقایسه می‌کند و امتیازی تولید می‌کند که در هر نقطه زمانی رتبه‌بندی میان مدل‌های جایگزین تعریف می‌کند (گنیتینگ و همکاران<sup>۱۸</sup>، ۲۰۰۷). یکی از قواعد امتیازدهی متداول، معیار لگاریتم امتیاز<sup>۱۹</sup> است. یعنی هرچه لگاریتم امتیاز بزرگ‌تر باشد، پیش‌بینی بهتر است. به دلیل اینکه لگاریتم امتیاز برای هر دوره پیش‌بینی محاسبه می‌شود و قابلیت مقایسه بین مدل‌های مختلف را دارد. به این منظور از آزمون دیبولد و ماریانو<sup>۲۰</sup> برای آزمون معناداری تفاوت آنها استفاده شده است. در ادامه مراحل اجرایی پژوهش و تصریح مدل نوین ارائه شده است.

### ۳-۱ مراحل اجرایی پژوهش و تصریح مدل نوین GAS

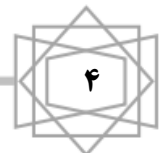
در گام اول خواص سری زمانی بازده دو دارایی مذکور بررسی و ارزیابی می‌شوند. جهت مدل‌سازی جدید در راستای برطرف نمودن ضعف مدل‌های سنتی، در گام بعدی تحقیق با تقسیم نمونه به دو گروه آموزش و آزمون، با استفاده از روش GAS، توزیع شرطی بازده دارایی‌ها برای گروه آموزش برآورد و مدل‌سازی می‌شود.

مطابق نتایج پدور و همکاران (۲۰۲۰) بر اساس مطالعات کریل و همکاران (۲۰۱۳)، GAS این‌گونه است که با تعریف  $Y_t \in \mathcal{R}^N$  به صورت یک بردار تصادفی  $N$  بعدی در زمان  $t$  با توزیع شرطی ذیل تصریح می‌شود:

$$Y_t | Y_{1:t-1} \sim p(Y_t; \theta_t) \quad (1)$$

که در آن  $Y_{1:t-1} \equiv (Y'_{1,1}, \dots, Y'_{1,t-1})$  مقادیر قبلی  $Y_t$  را تا زمان  $t-1$  نگه داشته و  $\theta_t \subseteq \mathcal{R}^J$  بردار پارامترهای زمان متغیر است که کاملاً  $p(\cdot)$  را نمونه‌سازی می‌کند و مشروط بر  $Y_{1:t-1}$  است. زمان متغیر بودن بردار  $\theta_t$  ویژگی اصلی مدل GAS، مبتنی بر امتیاز توزیع شرطی فوق بوده و شامل مولفه خودرگرسیو ذیل است:

$$\theta_{t+1} \equiv \alpha + \phi q_t + \varphi \theta_t \quad (2)$$



واکنش ندهد. منطق این است: چنین مقادیر بزرگی ممکن است به خاطر ماهیت دنباله پهنی داده‌ها باشد و نباید آن را به افزایش واریانس منتسب کرد.

در گام چهارم با بررسی برآوردها خواص پارامترهای توزیع و ویژگی‌هایی نظیر زمان متغیر بودن احتمالی آنها قابل آزمون خواهد بود. سپس در گام پنجم بر اساس مدل‌های برآورد شده توزیع شرطی یک گام به جلوی بازده دارایی‌ها پیش‌بینی شده و برای ارزیابی صحت و دقت پیش‌بینی‌ها از آزمون‌های آماری متناسب و داده‌های گروه آموزش بهره برده می‌شود. همچنین برای مقایسه توانایی پیش‌بینی، در گام پنجم نتایج روش پیشنهادی را با روش‌های سنتی نظیر مدل‌های GARCH و AR مقایسه شده و سرانجام مدل نهایی با بیشترین دقت جهت برآورد توزیع بازدهی روزانه برای شاخص کل بورس و بیت‌کوین مورد بحث قرار گرفته است. لازم به ذکر است که هم برای داده‌های درون نمونه‌ای و هم برون نمونه‌ای مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته شده است.

#### ۴- آزمون فرضیه‌ها و یافته‌های پژوهش

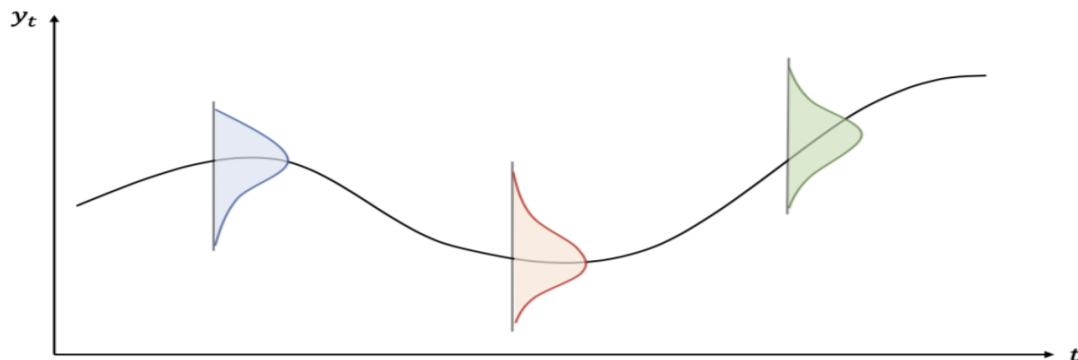
##### ۴-۱- آمار توصیفی

در نمودارهای زیر روند لگاریتم قیمت بیت‌کوین و شاخص کل و همچنین بازده لگاریتمی آنها در دوره نمونه نمایش داده شده است. برای آشنایی بهتر با سری‌های زمانی بازده دارایی‌های تحت بررسی، در جدول ۱ آمار توصیفی داده‌ها گزارش شده است.

۲. با استفاده از  $Y_{t+1}^1, \dots, Y_{t+1}^S$  و مولفه  $\theta_{t+1} \equiv \alpha + \phi q_t + \varphi \theta_t$  مقادیر فیلتر شده  $\widehat{\theta}_{t+2}^1, \dots, \widehat{\theta}_{t+2}^S$  بدست می‌آید.

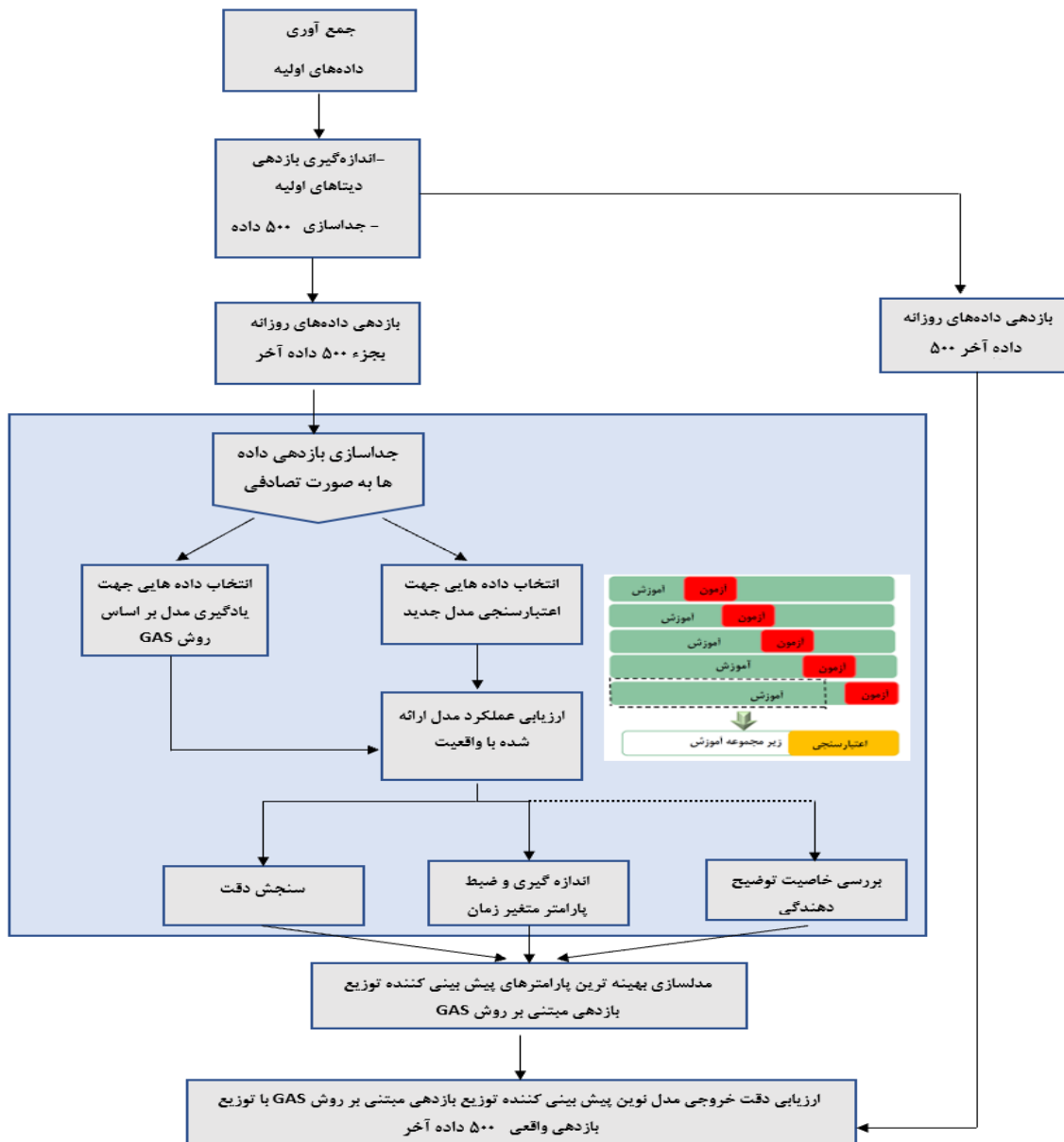
۳. با تکرار مراحل ۱ و ۲ به تعداد H مرتبه برای H گام به جلو، مقادیر جدیدی از Y و  $\theta$  به ازای هر سناریوی S تولید می‌شود.

وقتی فرآیند به اتمام رسید، S سناریو برای مشاهدات درون افق پیش‌بینی،  $Y_{t+k}^S$  به ازای  $k=1, \dots, H$  و  $s=1, \dots, S$  در محیط نرم‌افزار R شبیه‌سازی می‌شوند. به خاطر مکانیسم زمان متغیری که برای پارامترهای توزیع در نظر گرفته شده، توزیع شرطی یک مدل GAS قابلیت این را دارد که به طور پیوسته بر حسب داده‌های منظور شده تغییر یابد و یک مدل پویا می‌باشد. برای مثال، اگر سری زمانی جهش‌های تلاطمی چشمگیری داشته باشد، مدل می‌تواند این رفتار را از طریق ماهیت زمان متغیر پارامترها ضبط کند. این ویژگی در نمودار ۱ نمایش داده شده است. نوآوری اصلی در این روش استفاده از امتیاز مقیاس‌بندی شده برای پیش بردن تغییرات زمانی در پارامتر  $\theta_t$  است. این کار شکل توزیع شرطی را مستقیم به پویایی‌های خود  $\theta_t$  متصل می‌کند. برای مثال اگر  $p$  چگالی نرمال و  $\theta_t$  واریانس آن باشد، آنگاه با یک انتخاب ساده مقیاس دهی به یک مدل گارچ متداول می‌توان رسید. اگر  $p$  چگالی  $t$  استیودنت باشد، اما به مدل  $t$ -GARCH نمی‌توان رسید. در عوض، امتیاز توزیع  $t$  باعث می‌شود پویایی‌های تلاطم به شدت به مقادیر بزرگ  $|Y_t|$

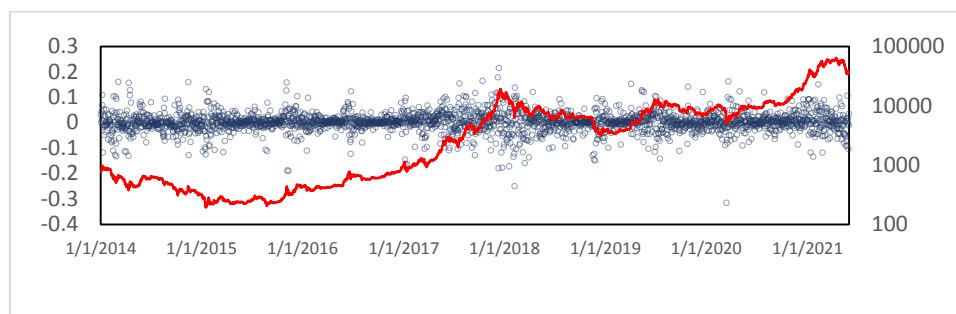


شکل ۱: نمودار چارچوب GAS دارای قابلیت توزیع شرطی سری زمانی

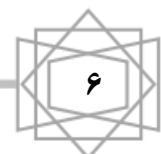


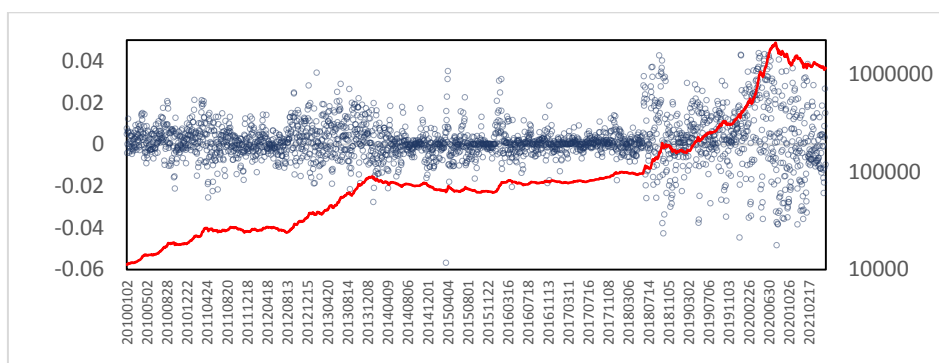


شکل ۲: فلوچارت مدل‌سازی ریاضی پیش‌بینی توزیع بازدهی با روش GAS



نمودار ۱: لگاریتم قیمت رمز ارز بیت‌کوین و بازدهی آن





نمودار ۲: لگاریتم مقدار شاخص کل بورس ایران و بازدهی آن

توصیفی برای بیت‌کوین حدود چهار برابر انحراف معیار بازدهی شاخص کل است که نشان از ریسک بالای این دارایی رمزنگاری شده دارد. همچنین با توجه به اینکه سطح معناداری متغیرهای آزمون جارک-برا برای بازدهی روزانه رمز ارز بیت‌کوین و شاخص کل کمتر از ۵ درصد می‌باشد، نشان از این دارد که توزیع بازدهی این دو دارایی نرمال نیست. از این رو جهت بررسی بهتر در نمودارهای ۳ و ۴ توزیع چگالی و نمودار چندک-چندک بازده دو دارایی ترسیم شده است.

همان‌طور که از نمودارهای مذکور نیز ملاحظه می‌شود، مطلقاً توزیع نرمال در مورد بازده این دارایی‌ها برقرار نیست. از این رو مدل‌های دارای توزیع شرطی  $t$  گزینه بهتری برای مدلسازی بازده دو دارایی جهت پیش‌بینی بازدهی آنها هستند.

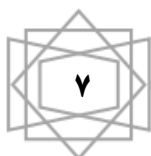
از دو نمودار بالا مشخص است که پراکندگی بازدهی روزانه رمز ارز بیت‌کوین بیشتر از شاخص بازار سرمایه ایران است که به دلیل نوظهوری این دارایی نوین می‌باشد. همچنین جهت آماره‌های توصیفی بازدهی روزانه رمز ارز بیت‌کوین و شاخص کل بورس، شامل میانگین، میانه، بیشینه، کمینه، انحراف معیار، چولگی، کشیدگی و تعداد مشاهدات به همراه نتیجه آزمون جارک - برا جهت تشخیص وجود نرمالی توزیع بازده دارایی‌ها به شرح جدول زیر است.

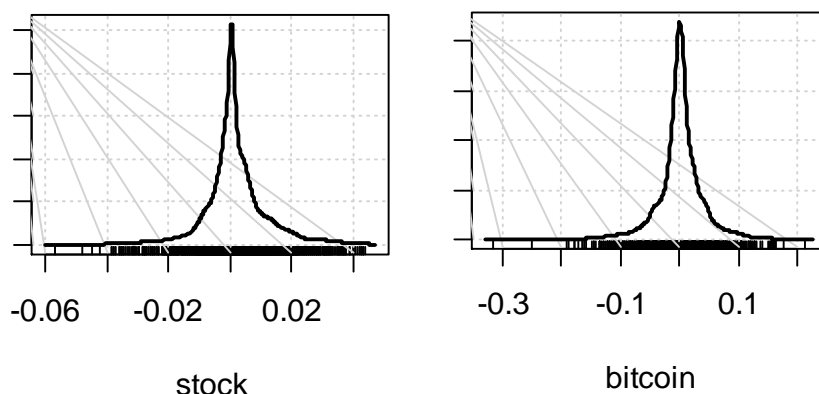
اصلی‌ترین شاخص مرکزی، میانگین است که نشان دهنده مرکز ثقل توزیع است و شاخص مناسبی جهت نمایش مرکزیت داده‌ها است. مقدار میانگین بازدهی شاخص کل بیش از ۱,۲۱ برابر بازدهی بیت‌کوین است که نشان از برتری آن در زمینه بازدهی دارد. از طرفی انحراف معیار، به عنوان مهم‌ترین شاخص پراکندگی در آمار

جدول شماره ۱: آمار توصیفی داده‌ها

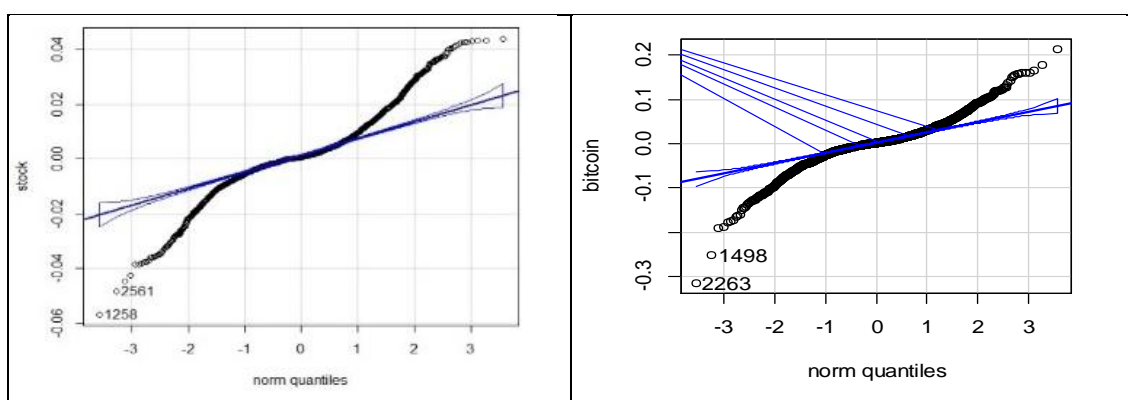
آماره	بازده بیت‌کوین	بازده شاخص کل
میانگین	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۷
میانه	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۰۶
بیشینه	۰/۲۱۴۵	۰/۰۴۳۸
کمینه	-۰/۳۱۵۹	-۰/۰۵۶۷
انحراف معیار	۰/۰۳۹۸	۰/۰۱۰۶
چولگی	-۰/۳۹۲۶	۰/۱۸۹۹
کشیدگی	۵/۲۵۲۷	۳/۳۲۱۸
آزمون جارک - برا (ارزش احتمال آزمون)	۳۱۸۱ (۰,۰۰۰)	۱۲۸۲ (۰,۰۰۰)
تعداد مشاهدات	۲,۷۰۷	۲,۷۵۳

منبع: یافته‌های پژوهش





نمودار ۳: توزیع چگالی بازده رمز ارز بیت‌کوین و شاخص کل بازار سرمایه ایران



نمودار ۴: نمودار چندک-چندک بازده رمز ارز بیت‌کوین و شاخص کل بازار سرمایه ایران

متغیر بازده در سطح اطمینان ۹۵ درصدی فاقد ریشه واحد بوده و در نتیجه دارای فرایندی مانا هستند و می‌توان مراحل مدلسازی را انجام داد. در ادامه برای برآورد مدل‌ها، ابتدا داده‌های سری زمانی بازده را به دو قسمت درون نمونه<sup>۲۲</sup> و برون نمونه<sup>۲۳</sup> تقسیم می‌شود. از داده‌های درون نمونه برای برآورد مدل‌ها و از داده‌های برون نمونه برای پیش‌بینی و آزمون قابلیت‌های مدل‌ها استفاده خواهد شد.

#### ۴-۲-۱- آزمون درون نمونه‌ای

داده‌های درون نمونه‌ای شامل تمام داده‌ها به جز ۵۰۰ داده آخر هر نمونه است. در راستای مدلسازی داده‌های درون نمونه‌ای جهت پیش‌بینی توزیع بازدهی بیت‌کوین و شاخص کل بورس ایران آزمون‌های درون نمونه‌ای انجام شده و عملکرد مدل GAS در مقابل مدل‌های سنتی AR و GARCH قیاس شده است. در خصوص مدل tv-t-GAS

#### ۴-۲- آمار استنباطی

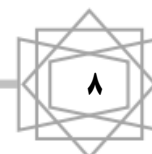
قبل از تجزیه و تحلیل داده‌ها جهت مدلسازی، در ابتدا باید با آزمون‌های ریشه واحد درجه مانایی متغیرها را بررسی نمود زیرا نامانایی داده‌های سری زمانی باعث می‌شود که تمامی استنباط‌های آماری بر مبنای نظریه مجانبی استاندارد<sup>۲۱</sup> بی‌اعتبار شوند. در جدول ۲ نتایج آزمون‌های ریشه واحد ADF برای دو متغیر بازده گزارش شده است.

جدول شماره ۲: آزمون ریشه واحد دیکی فولر تعمیم یافته

آزمون ریشه واحد	بازده بیت‌کوین	بازده شاخص کل
وقفه بهینه (معیار آکائیک)	۱۳	۱۴
آماره آزمون	-۱۳/۲	-۱۰/۰
ارزش احتمال	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به اینکه در آزمون ADF فرض صفر آزمون ریشه واحد داشتن است، می‌توان ادعان داشت که هر دو





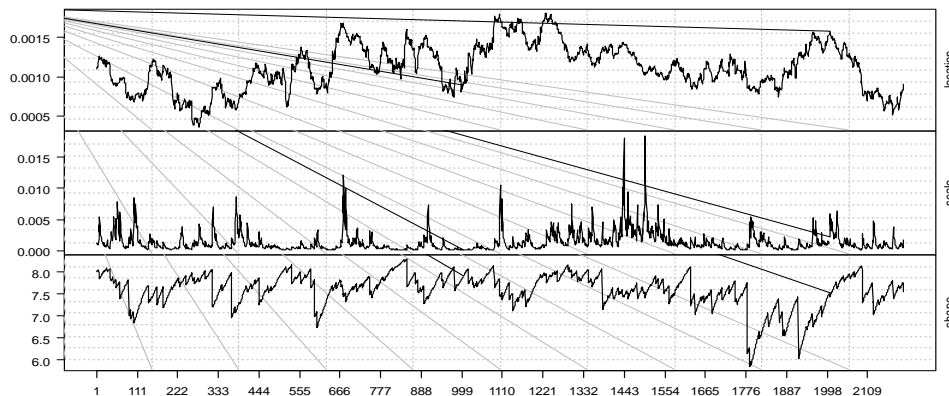
بازدهی بیت‌کوین با داده‌های درون نمونه‌ای گزارش شده است. در جدول نامبرده علاوه بر نتایج برآورد پارامترهای مدل t-GAS، برآورد مدل‌های t-AR و t-GARCH نیز ارائه شده است.

نیز ذکر مجدد این نکته لازم است که هر سه پارامتر مکان  $\mu$ ، مقیاس  $\phi$  و شکل  $\nu$  (درجه آزادی) توزیع، زمان متغیر هستند که یکی از ویژگی‌های منحصر بفرد این مدل نوین است. در جدول شماره ۳ نتایج برآوردها برای برآورد

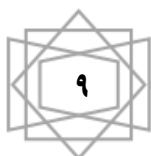
جدول شماره ۳. نتایج برآورد مدل‌ها در داده‌های درون نمونه‌ای بازده بیت‌کوین

مدل			پارامتر	
t-AR	t-GARCH	tv-t-GAS		
۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰۰۲	ضریب	$\kappa_\mu$
۳/۴۴	۲/۶۴	۰/۸۳۲	آماره t	
	۰/۰۰۰۰۲	-۰/۳۵	ضریب	$\kappa_\phi$
	۲/۶۰	-۱۰/۸۷	آماره t	
		-۰/۰۴	ضریب	$\kappa_\nu$
		-۱۰/۶۰	آماره t	
-۰/۰۷		۰/۰۰۰۰۰۱	ضریب	$a_\mu$
-۴/۴۳		۸۰۴۲/۷۳۲	آماره t	
	۰/۱۷	۰/۵۶	ضریب	$a_\phi$
	۷/۷۵	۱۵/۶۰	آماره t	
		۰/۱۸	ضریب	$a_\nu$
		۵۶۰/۴۴	آماره t	
		۰/۹۸	ضریب	$b_\mu$
		۷۵۵۷۱۴	آماره t	
	۰/۸۲	۰/۹۴	ضریب	$b_\phi$
	۳۳/۲۹	۲۰۷/۵۳	آماره t	
		۰/۹۸	ضریب	$b_\nu$
		۱۶۲۷/۳۸۲	آماره t	
۲/۱۰	۳/۴۱		ضریب	$\nu$
۴۲۴/۷۵	۱۶/۹۲		آماره t	
۴۳۰۳	۴۵۱۸	۴۴۵۵	log-likelihood	

منبع: یافته‌های پژوهش



نمودار ۵: برآورد پارامترهای زمان - متغیر توزیع شرطی مدل GAS بازده بیت‌کوین



در جدول شماره ۴، برای بازده شاخص کل برخلاف بیت‌کوین، ملاحظه می‌شود که لگاریتم راست‌نمایی مدل GAS بزرگ‌تر از دو مدل دیگر است، در نتیجه مدل ارجح‌تر این مدل است. تمامی ضرایب  $a$  و  $b$  مدل در سطح اطمینان ۹۵ درصد معنی‌دار هستند که تایید می‌کند پارامترهای توزیع شرطی بازده شاخص کل به صورت زمان متغیر بهتر تصریح می‌شوند و کوچکتر بودن آنها از مقدار یک شرط مانایی فرآیند را نیز تامین می‌کند. نکته دیگر نزدیک به یک بودن مقادیر ضرایب  $b$  است که پایداری بالای میانگین شرطی، واریانس شرطی و درجه آزادی توزیع بازده شاخص کل را منعکس می‌کند. بعلاوه متفاوت بودن ضرایب پارامترهای برآوردی توزیع نشان می‌دهد که پارامترهای مکان، مقیاس و شکل توزیع شرطی بازده هر کدام رفتار نسبتاً مختص خود و متفاوت از یکدیگر در طول زمان دارند.

در نمودار ۶ پارامترهای زمان متغیر توزیع شرطی بازده شاخص کل نمایش داده شده‌اند. چنانچه مشهود است در طول دوره نمونه میانگین شرطی و واریانس شرطی بازده شاخص کل در دوره‌های مختلف متفاوت بوده و رفتار نسبتاً مستقلی از یکدیگر نیز دارند.

#### ۴-۲-۲- مقایسه عملکرد مدل‌ها برون نمونه‌ای

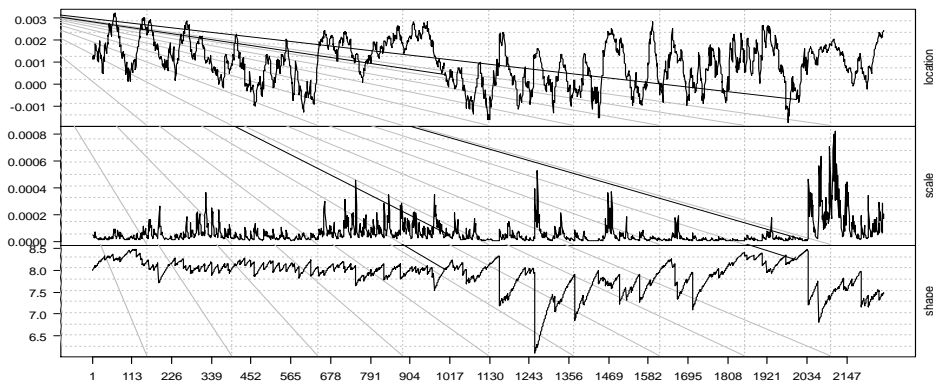
بعد از برآورد مدل‌ها با استفاده از داده‌های درون نمونه‌ای، نیاز است عملکرد مدل‌ها در داده‌های برون نمونه‌ای نیز ارزیابی شود. داده‌های برون نمونه‌ای مشتمل بر ۵۰۰ مشاهده آخر سری زمانی هر دو دارایی در دوره نمونه هستند. این آزمون برابری لگاریتم امتیاز محاسبه شده برای مدل‌ها را از نظر آماری آزمون می‌کند و فرض صفر آن یکسان بودن عملکرد دو مدل رقیب است. در جدول شماره (۵) آزمون دیبولد و ماریانو برای آزمون لگاریتم بزرگ‌نمایی جهت پیش‌بینی توزیع بازده دارایی‌ها در دو مدل تحت بررسی ارائه شده است. آماره آزمون اگر منفی باشد نشان دهنده برتری مدل اول نسبت به مدل دوم است و کوچک‌تر شدن ارزش احتمال آزمون از مقدار ۵ درصد این برتری را می‌پذیرد.

در جدول شماره ۳، با توجه به معناداری ضرایب در سطح اطمینان ۹۵٪ برای بازده بیت‌کوین ملاحظه می‌شود که اگرچه پارامترهای زمان متغیر مدل GAS از نظر آماری معنادار هستند اما مدل GARCH لگاریتم راست‌نمایی بزرگ‌تری نسبت به دو مدل دیگر دارد و مدل ارجح‌تر است. همچنین با توجه به سطح معناداری ضرایب مدل AR، این مدل برخلاف مدل‌های GAS و GARCH، توانایی پیش‌بینی بازدهی بیت‌کوین را ندارد. در جدول شماره ۴ نتایج برآوردها برای برآورد بازدهی روزانه شاخص کل بورس ایران با داده‌های درون نمونه‌ای گزارش شده و علاوه بر نتایج برآورد پارامترهای مدل tv-t-GAS، برآورد مدل‌های t-GARCH و t-AR نیز آمده است.

جدول شماره ۴: نتایج برآورد مدل‌ها در داده‌های درون نمونه‌ای بازده شاخص کل بورس

مدل			پارامتر	
t-AR	t-GARCH	tv-t-GAS		
۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۰۴	ضریب	$\kappa_\mu$
۴/۱۲	۳۳/۳۳	۲/۰۶	آماره t	
	۰/۰۰۰۰۱	-۰/۶۸	ضریب	$\kappa_\phi$
	۰/۶۳	-۱۴/۳۴	آماره t	
		-۰/۰۴	ضریب	$\kappa_\nu$
		-۹/۴۲	آماره t	
۰/۳۳		۰/۰۰۰۰۱	ضریب	$a_\mu$
۱۶/۵۱		۱۷۰/۵۷۷	آماره t	
	۰/۲۰	۰/۷۵	ضریب	$a_\phi$
	۴/۵۵	۱۴/۱۹	آماره t	
		۰/۱۸	ضریب	$a_\nu$
		۶۸۴/۵۱	آماره t	
		۰/۹۶	ضریب	$b_\mu$
		۱۰۱۵۰	آماره t	
	۰/۷۸	۰/۹۳	ضریب	$b_\phi$
	۱۸/۱۳	۲۰۱/۴۶	آماره t	
		۰/۹۸	ضریب	$b_\nu$
		۱۸۱۶	آماره t	
۲/۳۲	۴/۶۲		ضریب	$\nu$
۱۴/۵۲	۱۱/۱۰		آماره t	
۸۰۵۷	۸۲۴۵	۸۲۶۹	log-likelihood	

منبع: یافته‌های پژوهش



نمودار ۶. برآورد پارامترهای زمان-متغیر توزیع شرطی مدل GAS بازده شاخص کل بورس

جدول شماره ۵: آزمون مقایسه عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی برون نمونه‌ای

نتیجه (مدل با عملکرد بهتر طبق آزمون)	ارزش احتمال	آماره آزمون	فرض صفر	دارایی
t-GARCH	۰/۰۰	۲/۶۶	یکسان بودن عملکرد مدل tv-t-GAS و t-GARCH	بیت‌کوین
عدم معناداری آماری	۰/۴۵	۰/۱۱	یکسان بودن عملکرد مدل tv-t-GAS و t-AR	
t-GARCH	۰/۰۳	-۱/۸۰	یکسان بودن عملکرد مدل t-GARCH و t-AR	
tv-t-GAS	۰/۰۰	-۳/۵۰	یکسان بودن عملکرد مدل tv-t-GAS و t-GARCH	شاخص کل
tv-t-GAS	۰/۰۰	-۱۰/۱۴	یکسان بودن عملکرد مدل tv-t-GAS و t-AR	
t-GARCH	۰/۰۰	-۹/۴۷	یکسان بودن عملکرد مدل t-GARCH و t-AR	

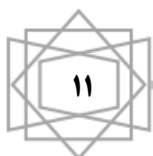
منبع: یافته‌های پژوهش

درون نمونه‌ای نتایج نشان‌دهنده برتری مدل GAS برای پیش‌بینی بازدهی شاخص کل بورس ایران بوده است که با نتایج پدرو و همکاران (۲۰۲۰)، ال‌قرایی و همکاران (۲۰۲۰) و کریل و همکاران (۲۰۱۳) همخوانی دارد. برای مدل‌سازی درون نمونه‌ای بازدهی بیت‌کوین با وجود معناداری مدل GAS، مدل GARCH لگاریتم راست‌نمایی بزرگ‌تری نسبت به دو مدل دیگر دارد و مدل ارجح‌تر است و با توجه به اینکه مدل‌های غیرخطی قابلیت پیش‌بینی داشتند از این رو با نتایج مطالعات چیووکولا و لکشمی (۲۰۲۰)، یائو و ژو (۲۰۱۸) و چیووکولا و لکشمی (۲۰۲۰) تطابق دارد. در مورد آزمون‌های برون نمونه‌ای که نشان‌دهنده قابلیت تعمیم‌سازی نتایج به دوره‌های آتی می‌باشد، نتایج نشان داد که برای پیش‌بینی بازدهی روزانه شاخص کل مدل GAS و برای پیش‌بینی بازدهی بیت‌کوین فقط مدل GARCH نسبت به دو مدل دیگر ارجحیت داشت. در تحلیل نتایج می‌توان بیان کرد مدلی که ویژگی زمان متغیر داشته باشد و همچنین به جای

طبق جداول بالا، همان‌طور که ملاحظه می‌شود برای پیش‌بینی توزیع بازده بیت‌کوین، مدل GARCH برتری دارد. اما در پیش‌بینی توزیع بازده شاخص کل، GAS مدل ارجحی برای پیش‌بینی در سطح اطمینان ۹۹ درصد است. برای بیت‌کوین و شاخص کل نتایج مانند قبل است و به ترتیب مدل‌های GARCH و GAS مدل‌های بهتری در پیش‌بینی توزیع بازده بیت‌کوین و شاخص کل هستند.

##### ۵- نتیجه‌گیری و پیشنهاد

در راستای پیش‌بینی بازدهی با کمترین خطا، طبق ادبیات روش نوین GAS بر خلاف مدل‌های کلاسیک توانایی پاسخگویی شوک‌های اقتصادی و تلاطم‌های قیمتی ناشی از آن را دارد، دارای قیود محدود کننده غیرواقعی نمی‌باشد و علاوه بر آن دارای ویژگی زمان متغیری می‌باشد. از این رو هدف اصلی پژوهش حاضر مدل‌سازی پیش‌بینی توزیع بازدهی روزانه شاخص کل بورس ایران و رمز ارز بیت‌کوین از مدل نوین GAS است. برای داده‌های



- <sup>17</sup> Ex-post  
<sup>18</sup> Gneiting and et al.  
<sup>19</sup> Log Scores  
<sup>20</sup> Diebold-Mariano  
<sup>21</sup> The Standard Asymptotic Theory  
<sup>22</sup> in-sample  
<sup>23</sup> out-sample

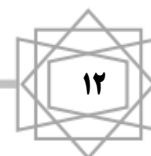
### فهرست منابع

- \* ارضاء، امیرحسین، صیفی، فرناز. (۱۳۹۹). تاثیر ریسک‌های مالی بر کارایی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران. دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۱۳(۴۵): ۱-۱۳.
- \* حسینی دوست، سیداحسان، فطرس، محمدحسن، مساحی، شراره. (۱۳۹۴). کاربرد سامانه‌های پویای پارامتری و ناپارامتری در پیش‌بینی بازدهی سهام: مطالعه موردی بازار بورس تهران. فصلنامه سیاست های مالی و اقتصادی ۳ (۱۲): ۱۲۵-۱۴۸.
- \* دهقانی، مریم، قاسم زاده، محمد، انصاری سامانی، حبیب (۱۳۹۸)، الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای سریهای زمانی در بازارهای مالی، مجله علمی پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات، شماره ۳، ۶۰-۶۷.
- \* ذوالفقاری، مهدی، سبحانی، بهرام، بختیاران، محمد جواد. (۱۳۹۹). طراحی مدلی جهت پیش‌بینی بازده شاخص کل بورس اوراق بهادار (با تاکید بر مدل‌های ترکیبی شبکه یادگیری عمیق و مدل‌های خانواده GARCH). مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۱۱(۴۲): ۱۳۸-۱۷۱.
- \* رهنمای رودپشتی، فریدون، صالحی، الله کرم. (۱۳۹۶). مکاتب و تئوری‌های مالی و حسابداری، ناشر دانشگاه آزاد اسلامی مرکز انتشارات علمی، چاپ سوم.
- \* رهنمای رودپشتی، فریدون، کلانتری دهقی، مهدیه. (۱۳۹۳). مدل‌های مولتی فرکتال در علوم مالی: ریشه، ویژگی‌ها و کاربردهای آنها. دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۷(۲۴): ۲۵-۴۷.
- \* سالمی نجف آبادی، مهدی، سعادت فر، نصرالله، کریمی، فرزاد. (۱۳۹۳). پیش‌بینی بازده فرصت‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی ایران با توجه به

برآورد نقطه‌ای از برآورد توزیعی بهره‌بردار، کارایی بیشتری برای پیش‌بینی شاخص کل دارد. همچنین نتایج مبین عدم وجود کارایی ضعیف به دلیل قابلیت پیش‌بینی با استفاده از داده‌های گذشته است از این رو می‌توان با پیش‌بینی مبتنی بر مدل‌سازی، به بازدهی غیرنرمال رسید. با توجه به نتایج حاصله پژوهش که نشان از برتری مدل GAS دارد، پیشنهاد می‌گردد در بازار سرمایه ایران از مدل نوین GAS جهت پیش‌بینی توزیع بازدهی شاخص کل بورس جهت استفاده سیاست‌گذاران و نهادهای ناظر به منظور اعمال پیش‌بینی‌هایی با دقت بالا و همچنین سرمایه‌گذاران حقیقی و حقوقی در راستای کسب منافع حاصل از پیش‌بینی با حداقل خطا استفاده گردد. همچنین با توجه به عملکرد مطلوب GAS برای پیش‌بینی شاخص کل بورس ایران هم برای داده‌های درون نمونه‌ای و هم داده‌های برون نمونه‌ای، پیشنهاد می‌گردد این مدل جهت پیش‌بینی بازدهی سایر شاخص‌ها همانند شاخص هم‌وزن، شاخص صنعت‌های مختلف به تفکیک فروش ریالی و دلاری و همچنین سایر ابزارها همانند گواهی‌های سپرده، ابزارهای مشتقه، صندوق‌های سرمایه‌گذاری مختلط و سهامی مورد آزمون قرار گیرد. با توجه به اینکه مدل GAS قابلیت پیش‌بینی توزیع بازدهی را دارد فلذا می‌توان از آن برای برآورد ارزش در معرض ریسک دارایی‌های مالی مدل‌سازی نمود و در نهایت در راستای طراحی سیستم‌های معاملاتی مورد پژوهش قرار گیرد.

### یادداشت‌ها

- <sup>1</sup> Pedro and et al.  
<sup>2</sup> El Ghourabi and et al.  
<sup>3</sup> Random Walk Hypothesis  
<sup>4</sup> Efficient-market Hypothesis  
<sup>5</sup> Anatolyev & Baruník  
<sup>6</sup> Basak and et al.  
<sup>7</sup> Generalized Autoregressive Score  
<sup>8</sup> Wisdom of Crowd Hypothesis  
<sup>9</sup> Zhang & Li  
<sup>10</sup> Amjad & Shah  
<sup>11</sup> Gebka & Wohar  
<sup>12</sup> Virbickaitė and et al.  
<sup>13</sup> Lazar & Xue  
<sup>14</sup> Chivukula & Lakshmi  
<sup>15</sup> Finance. Yahoo.com  
<sup>16</sup> Scoring Rules



- \* El Ghourabi, M., Nani, A. & Gammoudi, I. (2020). A value-at-risk computation based on heavy-tailed distribution for dynamic conditional score models. *International Journal of Finance & Economics*.
- \* Gebka, B., & Wohar, M. E. (2019). Stock return distribution and predictability: Evidence from over a century of daily data on the DJIA index. *International Review of Economics & Finance*, 60, 1-25.
- \* Harvey, A. C. (2013). *Dynamic models for volatility and heavy tails: with applications to financial and economic time series* (Vol. 52). Cambridge University Press.
- \* Lazar, E., & Xue, X. (2020). Forecasting risk measures using intraday data in a generalized autoregressive score framework. *International Journal of Forecasting, Sensors & Transducers*, 244(5), 44-47.
- \* Linden, M. (2001). A model for stock return distribution. *International Journal of Finance & Economics*, 6(2), 159-169.
- \* Madanchi Zaj, M., Samavi, M., koosha, E. (2021). Measurement of Bitcoin Daily and Monthly Price Prediction Error Using Grey Model, Back Propagation Artificial Neural Network and Integrated model of Grey Neural Network. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, (Article in Press), -. doi: 10.22034/amfa.2020.1881110.1315
- \* Makatjane KD, Xaba LD, Moroke ND (2017). Application of Generalised Autoregressive Score Model to Stock Returns. *International Journal of Economics and Management Engineering* Vol. 11, No. 11, P 13-26.
- \* Pedro Gerhardt Gavronski, Flavio A. Ziegelmann, (2020), Measuring Systemic Risk via GAS models and Extreme Value Theory: Revisiting the 2007 Financial Crisis, *Finance Research Letters*, Vol. 181, No.11, P 23-37.
- \* Virbickaitė, A., Frey, C., & Macedo, D. N. (2020). Bayesian sequential stock return prediction through copulas. *The Journal of Economic Asymmetries*, 22(3), 39-54.
- \* Yao, Y., & Xu, B. (2018). Conditional Distribution Prediction of Stock Returns and its Application on Risk Aversion Analysis. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 22(4), 448-456.
- \* Zhang, G., & Li, J. (2018). Multifractal analysis of Shanghai and Hong Kong stockmarkets before and after the connect program. *Physica A*, 503, 611-622.
- رفتار متقابل بازارها و تشکیل سبد بهینه سرمایه گذاری به وسیله هوش مصنوعی. مدیریت دارایی و تأمین مالی، ۲(۴)، ۳۵-۵۰.
- \* عبدالملکی، امیرحسین، حمیدیان، محسن، باغانی، علی. (۱۳۹۹). بررسی وجود ویژگی فراکتال در قیمت و بازده سهام شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل غیر خطی ARIFMA. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۱۱(۴۴)، ۲۰۷-۲۲۶.
- \* عیوضی، احیا، مجاهدی موخرف، محمدمهدی، محمدی، تیمور. (۱۳۹۹). تأثیر بازدهی نرخ ارز در چندک‌های مختلف بازدهی سهام - رهیافت رگرسیون کوانتیل. مجلس و راهبرد، ۲۷(۱۰۳)، ۲۷۹-۳۰۶.
- \* فرزین اربابی، (۱۳۹۷). پیش‌بینی تلاطم بازدهی سکه طلا در بازار دارایی‌های مالی (رهیافت ANN-GARCH)، نشریه اقتصاد مالی، ۱۲(۴۳)، ۱۷۹-۱۹۲.
- \* نادمی، یونس، سالم، علی اصغر. (۱۳۹۵). بررسی فرضیه کارایی ضعیف در دو رژیم پرنوسان و کم‌نوسان بازدهی بازار سهام تهران. فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی. ۲۴(۷۷): ۱۳۹-۱۶۲.
- \* نجارزاده، رضا، ذوالفقاری، مهدی، غلامی، صمد. (۱۳۹۹). طراحی مدلی جهت پیش‌بینی بازده شاخص بورس (با تأکید بر مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی و مدل‌های با حافظه بلندمدت). دانش سرمایه‌گذاری. ۹(۳۴): ۲۳۱-۲۵۷.
- \* Amjad, M., & Shah, D. (2017). Trading bitcoin and online time series prediction. In *NIPS Time Series Workshop*, 1<sup>st</sup> edition, (pp. 1-15).
- \* Anatolyev, S., & Baruník, J. (2019). Forecasting dynamic return distributions based on ordered binary choice. *International Journal of Forecasting*, 35(3), 823-835.
- \* Basak, S., Kar, S., Saha, S., Khaidem, L., & Dey, S. R. (2019). Predicting the direction of stock market prices using tree-based classifiers. *The North American Journal of Economics and Finance*, 47, 552-567.
- \* Chivukula, R., & Lakshmi, T. J. (2020). Cryptocurrency Price Prediction: A Machine Learning Approach.
- \* Creal, D., Koopman, S. J., & Lucas, A. (2013). Generalized autoregressive score models with applications. *Journal of Applied Econometrics*, 28(5), 777-795.



## Abstract

# Modeling and Forecasting Distribution of Return on the Tehran Stock Exchange Index and Bitcoin with the GAS Time Variable Method

Mohammad Ebrahim Samavi<sup>1</sup>  
Hashem Nikoomaram<sup>\*2</sup>  
Mahdi Madanchi Zaj<sup>3</sup>  
Ahmad Yaghobnezhad<sup>4</sup>

### Abstract

Predicting returns with the least error is one of the most important issues in financial markets that has been considered by many researchers in recent decades. Traditional linear and nonlinear models due to the inefficiency of linear models in market turbulence, the lack of correct extraction of the conditional distribution form of data due to the failure to record the conditional distribution dynamics in nonlinear models and the existence of limiting assumptions, it lacks the ability to predict returns in different market conditions. In order to eliminate the disadvantages of traditional models, in the present study using a new time-variable method called generalized autoregressive score (GAS) in order to predict the distribution of return of the total index of the stock exchange during the period 2010 to 2020 and for Bitcoin during the period 2014 to 2020. The results of modeling for the two assets by the new GAS model are compared with the results of the GARCH and AR models and their performance is tested for inside and outside the sample. The results show that in order to predict the daily return, the overall index of the new GAS model has a better performance and in order to predict the daily return of bitcoin, the GARCH model has been preferred.

**Keywords:** Bitcoin, Financial Modeling, GAS Model, Iran Capital Market, Predicting Distribution of Return

<sup>1</sup> Department of Financial Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. Email: M.e\_samavi@yahoo.com

<sup>2</sup> Department of Financial Management, Tehran Sciences and Researches Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran (Corresponding Author): Email: nikoomaram@srbiau.ac.ir

<sup>3</sup> Department of Financial Management, Electronic Campus, Islamic Azad University Tehran, Iran. Email: madanchi@iauec.ac.ir

<sup>4</sup> Department of Accounting, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran email: ahm.yaghobnezhad@iauctb.ac.ir

