فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
دوره چهارده، شماره پنجاه و شش، پائیز ۱۴۰۲
نوع مقاله : علمی پژوهشی
صفحات : ۵۴-۳۷

مدل‌سازی نوسانات نهفته شاخص بورس اوراق بهادار با استفاده از الگوی کاپولا–نوسان تصادفی

سعید شهریاری[۱]
پیمان ایمان زاده[۲]
مهدی خوشنود[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۱/۰۲/۰۶ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۱/۰۷/۲۵

چکیده

در این مطالعه، یک روش ترکیبی کاپولا نوسانات تصادفی مبتنی بر زنجیره مارکوف مونت‌کارلو، برای ارزیابی نوسانات نهفته شاخص بورس اوراق بهادار توسعه داده‌شده است. روش پژوهش حاضر توصیفی از نوع همبستگی می‌باشد. داده‌های مورداستفاده به‌منظور تخمین مدل‌ها شامل مقادیر شاخص کل بورس تهران از ابتدای سال ۱۳۹۹ تا ابتدای سال ۱۴۰۰ به‌صورت روزانه در تواتر ۳۰ دقیقه‌ای می‌باشد. همچنین به‌منظور تعیین خطا از داده‌های تاریخ (۱۴۰۰/۰۱/۰۷) الی (۱۴۰۰/۰۹/۳۰) در تواتر ۱۵ دقیقه‌ای استفاده‌شده است. در مطالعه حاضر توزیع لگاریتم مربعات بازده به‌عنوان معیاری از نوسانات تحقق‌یافته با استفاده از مدل نوسان تصادفی جهت به‌دست آوردن نوسانات نهفته شبیه‌سازی‌شده و سپس با به‌کارگیری آمیخته‌ای از توزیع‌های خانواده کاپولا و زنجیره مارکف مونت‌کارلو مدل‌سازی و تخمین در فاز آموزش صورت پذیرفت و درنهایت در فاز آزمون با استفاده از داده‌های برون نمونه جهت تخمین مدل نوسانات تصادفی فاز آزمون بررسی گردید. نتایج نشان می‌دهد که از بین توابع کاپولای گامبل، گالامبوس، جو، کلایتون و فرانک در فاز آزمون، ۳ کاپولای گامبل، گالامبوس، جو عملکرد قابل قبولی داشته و ازاین‌بین مدل نوسان تصادفی-گامبل کاپولا مبتنی بر MCMC با کمترین میزان خطا در بین داده‌های برون نمونه عملکرد بهتری را ثبت کرده است.

کلمات کلیدی

توابع کاپولا، نوسانات تصادفی، بازده تحقق‌یافته طبقه‌بندی : JEL، G10، G17

۱-گروه مهندسی مالی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. saeed.shahriyari.ac.ir@gmail.com
۲-گروه حسابداری، واحد تالش، دانشگاه آزاد اسلامی، تالش، ایران. (نویسنده مسئول) p.imanzadeh@iautalesh.ac.ir
۳-گروه حسابداری، واحد رودسر و املش، دانشگاه آزاد اسلامی، رودسر، ایران. khoshnood.mehdi42@gmail.com

مقدمه

درک نوسان پذیری، پیش‌بینی دقیق آن و حفاظت از دارایی‌های پرتفوی در مقابل هزینه‌هایی که این متغیر به ارزش کل تحمیل می‌کند از اهمیت دوچندانی برخوردار می‌باشد (سعیدی و همکاران، ۱۳۹۰). برای انتخاب مناسب اوراق بهادار نیاز به یک ابزار پیش‌بینی احساس می‌شود. چنین سیستمی نیاز به ارائه اطلاعات دقیقی از چگونگی رفتار بازار سهام در روز بعد دارد (لیو و مرلی[۱]، ۲۰۰۹). به همین دلیل است که مطالعات زیادی در مورد پیش‌بینی نوسان‌های بازار سهام انجام‌شده است (مرادی و همکاران، ۱۳۹۴). لئونگ [۲]و همکاران (۲۰۰۰) بیان می‌کنند که ابزارهای گوناگون برای پیش‌بینی شاخص‌های مالی همراه با رشد اقتصادی در چند سال گذشته افزایش‌یافته است، که این باعث گسترش فرصت‌های سرمایه‌گذاری جهانی برای سرمایه‌گذاران فردی و نهادی شده است. لوو مکینلی [۳](۱۹۸۸) نیز با استفاده از داده‌های بازار سهام باثبات مانند ایالات‌متحده، اروپای غربی، و ژاپن، ادعا می‌کنند که شواهد قابل‌توجهی وجود دارد و نشان می‌دهند که بازده سهام تا حدودی قابل پیش‌بینی هستند. بنابراین پیش‌بینی نوسان شاخص‌های سهام برای توسعه استراتژی‌های تجاری مؤثر در بازار بسیار مهم است (مرادی و همکاران، ۱۳۹۴). پیش‌بینی وضعیت آینده بازار سهام با استفاده از مدل‌های متعارف خطی نتایج مناسبی نخواهد داشت (یو و همکاران[۴]، ۲۰۰۹).

برای مدل‌سازی نوسانات بازده به‌طور مرسوم از مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی خودرگرسیو (ARCH) استفاده می‌شود که این مدل‌ها از پایه‌های تئوریک مالی و اقتصادی برخوردارند. ولی به‌هرحال اجرای این مدل‌ها به‌خصوص در مطالعاتی که در ایران صورت گرفته، در مواردی با کارایی کامل همراه نشده است (عرب مازار یزدی و همکاران، ۱۳۸۸). بنابراین، بهره‌گیری از این پایه‌های نظری به همراه تلفیق آن با مدل‌های نوسانات تصادفی می‌تواند به‌دقت سیستم پیش‌بینی کننده بیفزاید.

توابع کاپولا مبتنی بر ارتباط و وابستگی غیرخطی بین متغیرها بوده و پیونددهنده توزیع توأم و توابع حاشیه‌ای است (حدادی و همکاران، ۱۳۹۹). مطالعات بسیار دیگری ازجمله کاستینوت و دیگران (۲۰۰۰)، پاتون (۲۰۰۴)، کانلا و کولازو (۲۰۰۶) و دیگران[۵] که در این زمینه صورت گرفته است، موجب شده که این توابع از اهمیت بالایی در شناسایی ساختار وابستگی در بازارهای مالی برخوردار باشند (یو و همکاران، ۲۰۰۹).

بدین ترتیب، در پژوهش حاضر ترکیبی از توابع کاپولا برای بررسی وابستگی سریالی در سری‌های زمانی ناهم‌واریانس در استفاده می‌شود و ویژگی‌های جدیدی از پایداری نوسان به دست خواهد آمد. برای بررسی

پایداری نوسانات نامتقارن از مدل پیشنهادی کاپولا-نوسان تصادفی استفاده‌شده است. به‌عبارت‌دیگر، هنگامی‌که بازارها آشفته هستند، انتظار می‌رود پایداری نوسانات افزایش یابد و هنگامی‌که بازارها در حالت آرام قرار دارند، پایداری نوسانات کاهش یابد (ویربیکیت [۶]و همکاران، ۲۰۲۰). به‌صورت کلی، اهمیت پژوهش حاضر در دو عامل زیر قابل‌بیان است:

- استفاده از توابع کاپولا برای مدل‌سازی نوسان و همبستگی‌های آن
- استفاده از MCMC برای شبیه‌سازی رفتار مدل

بدین منظور مدل پیشنهادی پژوهش حاضر برای بازده روزانه شاخص بورس اوراق بهادار به کار خواهد رفت و با نتایج مدل مرسوم GARCH مقایسه خواهد شد. لذا پرسش اصلی پژوهش حاضر این است که آیا روش تخمین زنجیره مارکوف مونت‌کارلو[۷]بر مبنای مدل کمکی کاپولا-نوسان تصادفی در پیش‌بینی نوسانات نهفته بازار بورس تهران کارایی لازم را دارد؟

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

دو نوع اصلی از نوسان، نوسان ضمنی و نوسان تحقق‌یافته [۸](نوسان تاریخی) است. نوسان ضمنی اغلب در بحث قیمت‌گذاری اختیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. نوسان ضمنی از قیمت بازاری اختیار و بر اساس مدل قیمت‌گذاری اختیار به‌دست‌آمده و به‌عنوان نظر بازار نسبت به نوسان آینده دارایی در نظر گرفته می‌شود. در سمت دیگر، نوسان تحقق‌یافته آنچه را که درگذشته اتفاق افتاده اندازه‌گیری می‌کند. این نوع نوسان از حاصل جمع توان دوم بازده‌های لگاریتمی با توجه به یک فرکانس خاص محاسبه می‌شود. با توجه به این تعریف، اگر فرکانس بالاتری استفاده شود (ام سیالیر و مدیور[۹]، ۲۰۰۸)، می‌توان به اطلاعات بیشتری دست‌یافت (فلاح‌پور و همکاران، ۱۳۹۶).

بناکار و همکاران (۱۴۰۰) در پژوهشی به بررسی سرایت مالی یا سرریزی تلاطم از سوی بازارها و متغیرهای جهانی نظیر طلا، نفت و نرخ ارز بر شاخص قیمت سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از روش‌های توسعه‌یافته خانواده کاپولا پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که اثرات سرریز این متغیرها بر شاخص صنایع منتخب معنی‌دار اما متفاوت می‌باشد. مدل‌های مختلف روش کاپولا نشان داد که مدل‌های کلایتون و گامبل بیشترین تناسب را در انتقال اثرات سرریز در دامنه‌های بالا و پایین دارند.

حدادی و همکاران (۱۳۹۹) در پژوهش خود نتایج به‌دست‌آمده حاکی از آن بود که در افق‌های پیش‌بینی کوتاه‌مدت مدل کاپولای نرمال با توزیع حاشیه‌ای GARCH-t و در افق پیش‌بینی بلندمدت مدل کاپولای تی با توزیع حاشیه‌ای GARCH-t از عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رقیب برخوردار بودند. مدل ترکیبی معرفی‌شده در این پژوهش دارای پتانسیل بالایی در جهت پیش‌بینی روند حرکت قیمت طلای جهانی می‌باشد.

بلادت [۱۰]و همکاران (۲۰۲۱)، در پژوهش خود تحت عنوان "مدل‌های سری زمانی کاپولا با استفاده از d-vines و v-transforms " رویکردی برای مدل‌سازی سری بازده مالی ناپایدار با استفاده از فرآیندهای ثابت کاپولا d-vine پیشنهاد نمودند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد این مدل‌ها می‌توانند با مدل‌های شناخته‌شده در گسترده GARCH رقابت کنند و گاهی اوقات برتری داشته باشند.

سی‌هادا [۱۱]و همکاران (۲۰۲۰)، در پژوهش خود اظهار نمودند که پیش‌بینیVaR بازده با در نظر گرفتن وابستگی مبتنی بر کاپولا در بین بازده‌های مختلف ، دارای دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به بازده تحت فرض وابستگی کامل به‌عنوان معیار دارد.

سوان [۱۲](۲۰۲۰)، در پژوهش خود ادعا نمود که درحالی‌که از مدل‌های چرخش رژیم برای اندازه‌گیری ریسک نامطلوب استفاده‌شده است مدل‌های تغییر رژیم برای پویایی نوسانات تصادفی محدود بوده و بنابراین اندازه‌گیری ریسک را محدود می‌کند. وی در پژوهش خود یک مدل چرخش رژیم ارائه کرده است که می‌تواند به‌صورت واقع بینانه تر ریسک را اندازه‌گیری نماید. وی اندازه‌گیری ریسک نامطلوب را همراه با مدل چرخش رژیم، برای اندازه‌گیری ریسک در شرایط ریسک جهش قیمت سهام ارائه نمود و ثابت نمود که مدل چرخش رژیم پیشنهادی وی به مدل قیمت‌گذاری دارایی مبتنی بر زمان پیوسته همگرا می‌شود، ازاین‌رو روش اندازه‌گیری ریسک وی استوار است.

چن و همکاران (۲۰۲۰)، در پژوهش خود نوسانات متغیر شرطی را برای مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسان قیمت آتی نفت بر اساس مدل HAR-RV و الحاقات مختلف آن در نظر گرفتند. نتایج تجربی آن‌ها چندین مشاهدات قابل‌توجه را نشان می‌دهد. اول ، نتایج در نمونه نشان می‌دهد که باقیمانده مدل‌های HAR-RV از نوع ARCH اثر قابل‌توجهی را نشان می‌دهند. دوم ، نتایج خارج از نمونه نشان می‌دهد که در مقایسه با مدل‌های خطی HAR-RV ، مدل‌های نوع HAR-RV ، ازجمله مدل‌های ساختار FIGARCH ، به‌طورکلی می‌توانند هنگام پیش‌بینی نوسانات افق کوتاه‌مدت ، دقت پیش‌بینی بالاتری ایجاد کنند. سوم ، هنگام

پیش‌بینی نوسانات میان‌مدت و بلندمدت، مدل پیشنهادی، یعنی HAR-S-RV-J-FIGARCH ، می‌تواند توانایی پیش‌بینی بالاتری از خود نشان دهد.

تاکاشی [۱۳](۲۰۰۹)، در پژوهش خود تحت عنوان یک روش تطبیقی زنجیره مارکوف مونت‌کارلو برای مدل GARCH روشی را برای ساخت تراکم پیشنهادی الگوریتم Metropolis-Hastings در شبیه‌سازی‌های زنجیره‌ای مارکوف مونت‌کارلو (MCMC) مدل GARCH پیشنهاد نموده است. نتایج نشان می دهد که روش معرفی‌شده بسیار کارآمد است و شبیه‌سازی MCMC مدل GARCH به‌خوبی کار می‌کند.

پیشینه پژوهش‌ها نشان می‌دهد که عمدتاً استفاده از مدل‌های نوسان شرطی GARCH، SV نرمال و مدل‌های خود رگرسیونی ناهمگن رایج بوده است که فرض اولیه آن‌ها ساختار وابستگی خطی این مدل‌ها و نرمال بودن توزیع حاشیه‌ای است. بااین‌حال ، فرض وابستگی زمانی خطی در مدل‌های فوق با رفتار مشاهده‌شده نوسان‌ها مطابقت ندارد، زیرا در عمل بسیاری ازسری‌های زمانی مالی نه‌تنها در میانگین بلکه اغلب در واریانس نیز عدم تقارن و چولگی را نشان می‌دهند. قابل‌تأمل است که مدل‌های ارائه‌شده در تحقیقات پیشین، توانایی پیش‌بینی نوسانات نهفته بورس اوراق بهادار را به دلیل مسئله مطرح‌شده ندارند، لذا جهت پرداختن به این خلأ مطالعاتی پژوهش حاضر شکل‌گرفته است و برای حل این موضوع از تکنیک زنجیره مارکوف مونت‌کارلو به‌عنوان یکی از تکنیک‌های احتمالی برآورد استفاده می‌نماییم خصوصاً اینکه قادر به شبیه‌سازی مدل با سهولت نسبی نیز هستیم. لذا این پژوهش از جهت مدل مورداستفاده در بررسی نوسانات نهفته شاخص بورس اوراق بهادار تهران با سایر مطالعات تفاوت دارد.

روش‌شناسی تحقیق

به‌منظور بررسی مدل‌های مدنظر و آزمون فرضیه‌های تحقیق، از جامعه شاخص‌های محاسبه‌شده در بورس تهران، به‌عنوان نمونه شاخص TEPIX به‌صورت قضاوتی و بر این اساس که نشان‌دهنده میانگین تغییرات بازار می‌باشد، انتخاب‌شده است. ازآنجاکه در داده‌های بازده، نوسان مشاهده نمی‌شود، بهترین پراکسی که برای نوسانات استفاده می‌شود مربع بازده‌ها می‌باشد (چن و فان [۱۴]، ۲۰۰۶). لذا داده‌های مورداستفاده به‌منظور تخمین مدل‌ها شامل مقادیر شاخص کل بورس تهران (TEPIX) طی ۱ سال اخیر (از ابتدای سال ۱۳۹۹ تا ابتدای سال ۱۴۰۰) به‌صورت روزانه در تواتر ۳۰ دقیقه‌ای از ساعت ۹ الی ۱۲:۳۰ می‌باشد. همچنین به‌منظور تعیین خطا و بررسی کارایی مدل‌ها داده‌های از تاریخ (۱۴۰۰/۰۱/۰۷) الی (۱۴۰۰/۰۹/۳۰) به مدت پنج ماه

در تواتر ۱۵ دقیقه‌ای از ساعت ۹ الی ۱۲:۳۰ استفاده‌شده است. (ام سیالیر و مدیور[۱۵]، ۲۰۰۸). داده‌های اولیه در نرم‌افزار اکسل جمع‌آوری پردازش گردید و در ادامه جهت پیاده‌سازی مدل پژوهش کد نویسی در پایتون صورت پذیرفت. جدول ۱، تقسیم‌بندی داده‌های حین روز را نشان می‌دهد:

جدول ۱-تقسیم بندی داده‌ها

نوع داده	زمان شروع	زمان پایان	تعداد	فاصله زمانی
داده های آموزش (درون نمونه)	۱۳۹۹/۰۱/۰۵	۱۳۹۹/۱۲/۲۷	۱۹۳۶	۳۰ دقیقه ای
داده های آزمایش (برون نمونه)	۱۴۰۰/۰۱/۰۷	۱۴۰۰/۰۴/۲۸	۱۲۶۴	۱۵ دقیقه ای

(منبع: یافته‌های پژوهش)

معرفی توابع کاپولا

به‌طورکلی کاپولا یک تکنیک ریاضی انعطاف‌پذیر است که مجموعه‌ای از توابع احتمال حاشیه‌ای تک متغیره را به یکدیگر متصل و یک تابع احتمال تجمعی چند متغیره را تولید می‌کند. درواقع کاپولا مبتنی بر ارتباط و وابستگی غیرخطی بین متغیرها بوده و پیونددهنده توزیع توأم و توابع حاشیه‌ای است. کاپولاها اصولاً قادر به تشکیل هر شکلی از توابع احتمال تجمعی حاشیه‌ای می‌باشند. کاپولا قادر به تشریح تغییرات درجه همبستگی متغیرها در بخش‌های مختلف توزیع احتمال توأم می‌باشد، که این خصوصیت در سایر روش‌های شبیه‌سازی متغیرهای تصادفی مشاهده نمی‌شود (حدادی و همکاران، ۱۳۹۹). پیشنهاد می‌شود جهت معرفی و دریافت جزئیات در مورد توابع کاپولا، خواننده به کتاب‌های نلسن [۱۶](۲۰۰۶) و جو [۱۷](۲۰۱۵) برای کاربردهای کاپولا درزمینه سری‌های زمانی مالی، مراجعه نماید.

مدل کاپولا-نوسان تصادفی

r_t به‌عنوان بازده لگاریتمی برای روز t به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$r_t = 100 \times \left(\log \frac{p_t}{p_{t-1}}\right),\ t = 1, \ldots\ldots, T \quad \text{رابطه ۱}$$

که در رابطه فوق p_t و p_{t-1} به ترتیب قیمت‌های شروع و پایان در دوره مالی مدنظر هستند. سپس مدل کلی برای لگاریتم بازده به شکل زیر می‌باشد که در آن پویایی نوسانات لگاریتمی [۱۸] استاندارد x_t می‌تواند از طریق ویژگی‌های کاپولا مدل شود:

$$r_t = h_t \varepsilon_t,\ \varepsilon_t \sim F_{\wedge}$$

$$\log h^2{}_t = \mu + \tau x_t,\ \ x_t \sim N(0,1)$$
$$f(x_t|x_{t-1}) = c_\psi(\Phi(x_t), \Phi(x_{t-1}).\phi(x_t)) \quad \text{رابطه ۲}$$

در رابطه فوق r_t تنها پارامتر مشاهده‌شده می‌باشد. μ و τ (که به آن ضریب همبستگی رتبه‌ای کندال [۱۹]یا [۱۹]یا تای کندال می‌گویند) پارامترهای حاشیه نرمال برای نوسانات لگاریتمی هستند، درحالی‌که ψ پارامترهای مربوط به کاپولا هستند. لذا مجموعه کامل پارامترهای مدل $\Omega = (\mu, \tau, \psi)$ هستند. همان‌طور که چن و فان [۲۰](۲۰۰۶) نشان داده‌اند ، اگر هر دو حاشیه نرمال داشته باشند و کاپولا از نوع گاوسی متغیر باشد ، مدل سری زمانی کاپولا به فرآیند معروف AR(1) ، یعنی مدل استاندارد SV کاهش می‌یابد. مدل موجود در رابطه (۲) یک مدل حالتی غیرخطی است.

شبیه‌سازی زنجیره مارکوف مونت‌کارلو

MCMC یک رهیافت بسیار مهم در آمار بیزی است زیرا امکان استنباط از توزیع‌های پسینی که نیاز به حل انتگرال‌های پیچیده دارند را فراهم می‌سازد. ایده اساسی این روش تولید یک زنجیر مارکف از طریق تکرار شبیه‌سازی مونت‌کارلو است. معروف‌ترین روش‌های MCMC نمونه‌گیر متروپلیس هستینگز و نمونه‌گیر گیبز هستند. در زنجیر مارکوف اگر θ^t به ازای t =1,...,T دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی باشد، آنگاه این دنباله یک فرآیند مارکف است هرگاه (کانگدن، ۲۰۱۰):

$$P\ (\theta^{t+1}|\theta^t, \dots, \theta^0) = P(\theta^{t+1}|\theta^t) \quad \text{رابطه ۳}$$

به دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی تولیدشده از فرآیند مارکف زنجیر مارکف گویند. در انتگرال‌گیری مونت‌کارلو فرض کنید هدف محاسبه انتگرال $\int_a^b h\ (\theta)d\theta$ است. برای حل این انتگرال اگر بتوان $h\ (\theta)$ را به یک تابع $f\ (\theta)$ و یک تابع چگالی $\pi\ (\theta)$ تعریف‌شده بر (a, b) تجزیه گرد، آنگاه می‌توان نوشت:

$$\int_a^b h\ (\theta)d\theta = \int_a^b f\ (\theta)\ \pi\ (\theta)\ d\theta = E_{\pi\ (\theta)}(f\ (\theta)) \quad \text{رابطه ۴}$$

به این معنی که حاصل انتگرال معادل است با محاسبه امید ریاضی از $f\ (\theta)$ تحت توزیع $\pi\ (\theta)$؛ بنابراین اگر نمونه θ^1 تا θ^1 از این توزیع تولید شود آنگاه:

$$\int_{\boldsymbol{a}}^{\boldsymbol{b}} h\ (\theta)d\theta \approx \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} f(\theta^t) \quad \text{رابطه ۵}$$

به‌این‌ترتیب انتگرال قابل‌محاسبه خواهد بود و هر چه T بزرگ‌تر شود حاصل انتگرال به مقدار امید ریاضی نزدیک‌تر می‌شود (کانگدن، ۲۰۰۶).

پرسش پژوهش

پرسش اصلی پژوهش حاضر این است که آیا روش تخمین زنجیره مارکوف مونت‌کارلو بر مبنای مدل کمکی کاپولا-نوسان تصادفی در پیش‌بینی نوسانات نهفته بازار بورس تهران کارایی لازم را دارد؟

یافته‌های پژوهش

آمار توصیفی

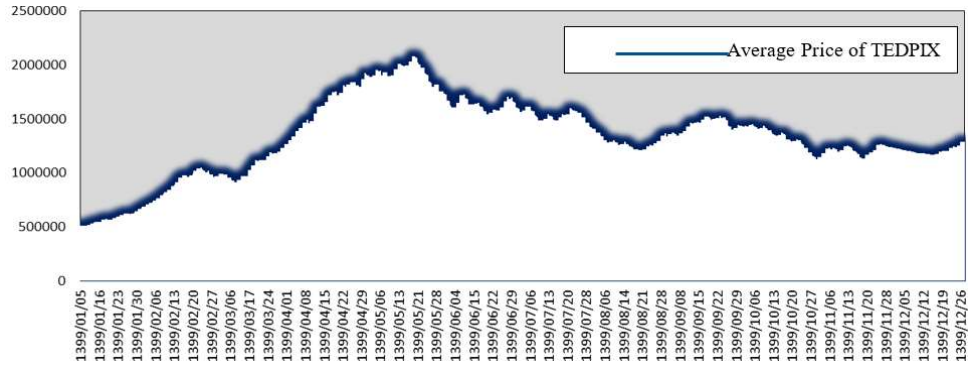
جدول ۲ آمار توصیفی متغیرهای پژوهش شامل میانگین، میانه، بیشینه، کمینه، انحراف معیار، چولگی، کشیدگی را نشان می‌دهد، چنانچه از جدول ۱ مشخص است بازده در این دوره، کشیدگی بالاتر از ۳ را ایجاد نموده است که نشان می‌دهد این سری دنباله نسبتاً سنگین‌تری از توزیع عادی را نمایش می‌دهد.

جدول ۲- آمار توصیفی متغیرهای پژوهش (داده‌های آموزش)

	نوسانات لگاریتمی	بازده لگاریتمی	مقادیر شاخص بورس
میانگین	۰.۰۹۸۳۲۹	۰.۰۲۰۷۰۹	۱۳۲۵۵۸۷
میانه	۰	۰	۱۳۰۵۸۹۹
بیشینه	۶.۳۸۲۵۴۴	۲.۵۲۶۳۷	۲۰۷۸۵۴۷
کمینه	۰	-۱.۵۵۰۲۳۳	۵۰۸۵۳۳
انحراف استاندارد	۰.۳۸۸۷۶۹	۰.۳۱۲۹۷	۳۴۹۱۲۸.۲
چولگی	۶.۴۶۲۶۹۸	۱.۸۳۲۸۱۴	-۰.۲۷۷۱۲۷
کشیدگی	۶۲.۰۰۳۷۱	۱۶.۲۵۸۷	۲.۸۹۵۶۸۳
مجموع مشاهدات	۱۹۳۶	۱۹۳۶	۱۹۳۶

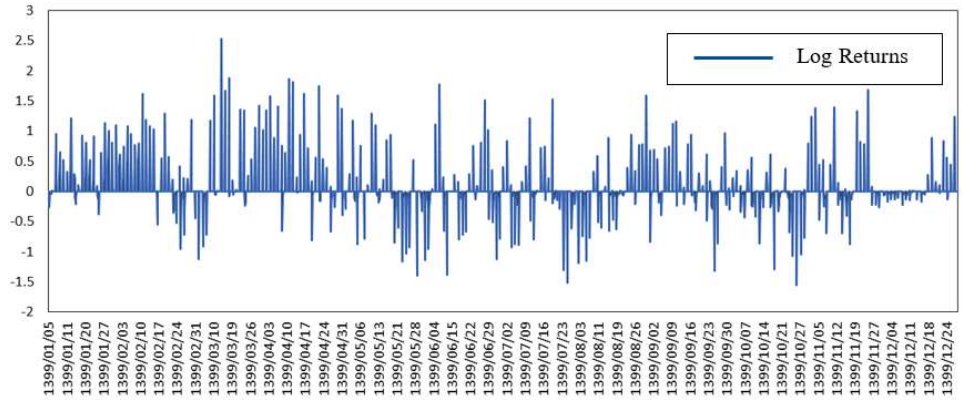
(منبع: یافته‌های پژوهش)

در ادامه جهت به تصویر کشیدن نمایشی بصری از داده‌ها، تغییرات شاخص، بازده و توان دوم بازده ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ در شکل‌های ۳ الی ۵ ترسیم‌شده‌اند. شکل ۱ تغییرات شاخص کل اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ را نشان می‌دهد:

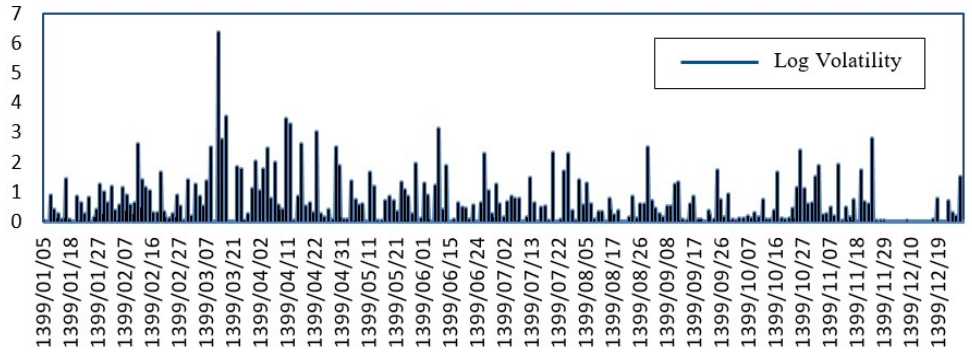


شکل ۱- تغییرات شاخص کل اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۳۰ دقیقه‌ای ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ (n= ۱۹۳۶) (منبع: یافته‌های پژوهش)

در این مشاهده قابل‌توجه است که قیمت در دوره ۱۹ مرداد ۱۳۹۹ الی پایان اسفندماه به‌شدت کاهش‌یافته است. در طول این روند نزولی، بحران تقریباً ده ماه را تجربه می‌کند. در ادامه شکل های ۲ و ۳، نمودارهای بازده، نوسانات لگاریتمی در بازه زمانی ۳۰ دقیقه‌ای ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ را نشان می‌دهد:



شکل ۲- نمودار بازده (لگاریتمی %) در بازه زمانی۳۰ دقیقه‌ای ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ (n= ۱۹۳۶) (منبع: یافته‌های پژوهش)

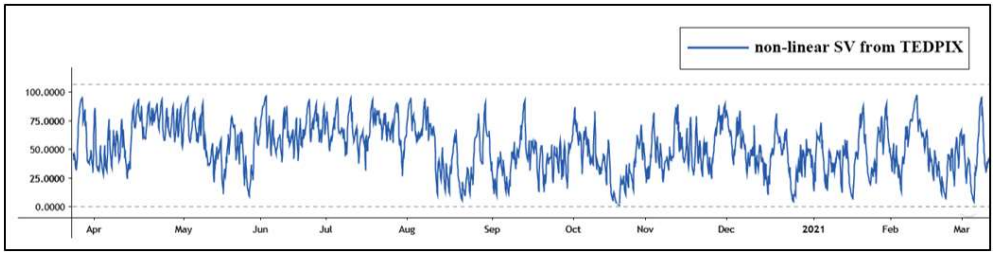


شکل ۳- نمودار نوسانات لگاریتمی در بازه زمانی۳۰ دقیقه‌ای ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ (۱۹۳۶= n)

(منبع: یافته‌های پژوهش)

پیاده‌سازی مدل

شکل ۴ مجموعه داده شبیه‌سازی‌شده با استفاده از مدل نوسانات تصادفی غیرخطی را نشان می‌دهد، درحالی‌که شکل‌های ۵ الی ۷ نتایج تخمین را ارائه می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، MCMC مبتنی بر SV-Copula قادر به تخمین تقریبی پارامترها است و قادر است حالت‌های نوسانات نهفته را پیش‌بینی نماید.



شکل ۴- شبیه‌سازی و ترسیم نوسانات با استفاده از مدل نوسانات تصادفی غیرخطی در بازه زمانی ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ (۱۹۳۶ =n) (منبع: یافته‌های پژوهش)

در ادامه مدل رابطه (۲) را با $F_\lambda \equiv N\ (0,1)$ برازش می‌کنیم و پنج تابع کاپولا رایج، ازجمله کلایتون، فرانک، گامبل، جو و گالامبوس، برای مدل‌سازی توزیع‌های احتمال دومتغیره x_t و x_{t-1} را در نظر می‌گیریم.

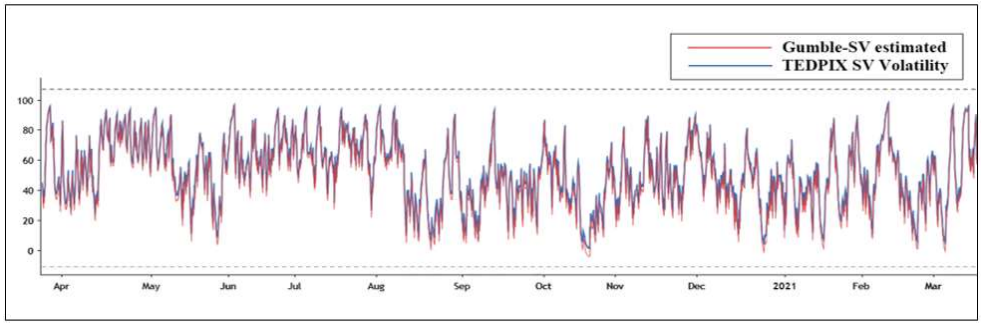
پارامتر بهینه با توجه به حداقل مقدار RMSE و حداکثر مقدار NSE تعیین می‌شود. جدول ۳ اطلاعات کمّی در مورد پارامترهای برآورد شده را ارائه داده است.

جدول ۳ - پارامترهای مدل‌های مختلف کاپولا و نتایج آماری

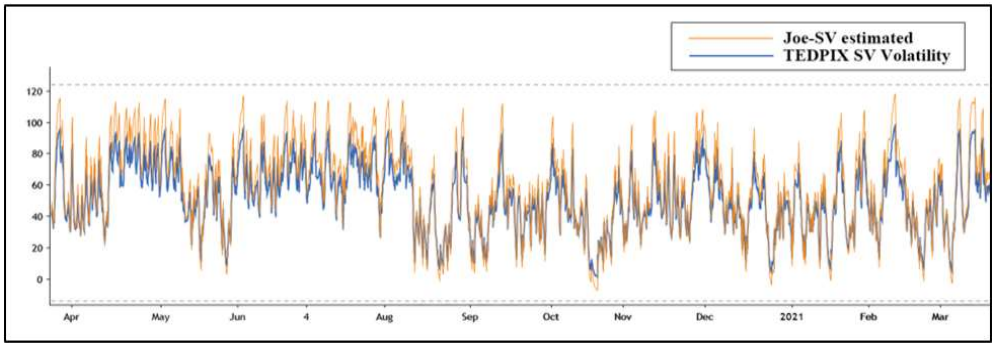
	آزمون	مدل های مختلف کاپولا				
		کلایتون	فرانک	گامبل	جو	گالامبوس
فاز آموزش ۱	Par-MCMC	۳۵,۰۰	۳۵,۰۰	۷,۷۶	۱۰,۰۸	۶,۹۹
	RMSE-MCMC	۰,۰۴۲	۰,۰۴۱	۰,۰۴	۰,۰۴	۰,۰۴
	RMSE-Local	۰,۱۰۴	۰,۰۴	۰,۰۶	۰,۰۸	۰,۰۷۶
	NSE	۰,۹۵۸	۰,۹۵	۰,۹۵	۰,۹۶	۰,۹۶
	M-Likelihood	۱۳۵,۶۱	۱۳۵,۶۸	۱۳۵,۸۲	۱۳۶,۱۵	۱۳۵,۸۲
	AIC	-۲۶۹,۲۲	-۲۶۹,۳۵	-۲۶۹,۶۴	-۲۷۰,۳۱	-۲۶۹,۶۴
	BIC	-۲۶۷,۳۵	-۲۶۷,۴۸	-۲۶۷,۷۷	-۲۶۸,۴۴	-۲۶۷,۷۷
فاز آموزش ۲	Par-MCMC	۱۹,۸۹	۳۳,۹۹	۱۰,۵۳	۱۵,۱۱	۹,۷۰
	RMSE-MCMC	۰,۰۱	۰,۰۱	۰,۰۱	۰,۰۱	۰,۱۲
	RMSE-Local	۰,۱۷	۰,۱۳	۰,۱۴	۰,۱۷	۰,۱۶
	NSE	۰,۵۸	۰,۵۸	۰,۵۸	۰,۵۸	۰,۵۸
	M-Likelihood	۷۶,۳۰	۷۶,۳۱	۷۶,۳۲	۷۶,۳۲	۷۶,۳۲
	AIC	-۱۵۰,۶۰	-۱۵۰,۶۲	-۱۵۰,۶۴	-۱۵۰,۶۳	-۱۵۰,۶۴
	BIC	-۱۴۸,۷۹	-۱۴۸,۸۱	-۱۴۸,۸۳	-۱۴۸,۸۳	-۱۴۸,۸۴
فاز آموزش ۳	Par-MCMC	۷,۵۹	۱۶,۱۸	۵,۱۷	۱۲,۲۹	۴,۴۶
	RMSE-MCMC	۰,۰۴	۰,۰۴	۰,۰۴	۰,۰۵	۰,۰۴
	RMSE-Local	۰,۰۹	۰,۰۴	۰,۰۶	۰,۰۵	۰,۰۶
	NSE	۰,۹۳	۰,۹۳	۰,۹۳	۰,۹۲	۰,۹۳
	M-Likelihood	۹۱,۵۲	۹۱,۰۳	۹۰,۹۱	۹۰,۱۵	۹۰,۹۱
	AIC	-۱۸۱,۰۳	-۱۸۰,۰۵	-۱۷۹,۸۱	-۱۷۸,۳۱	-۱۷۹,۸۱
	BIC	-۱۷۹,۴۸	-۱۷۸,۵۰	-۱۷۸,۲۵	-۱۷۶,۷۵	-۱۷۸,۲۶

(منبع: یافته‌های پژوهش)

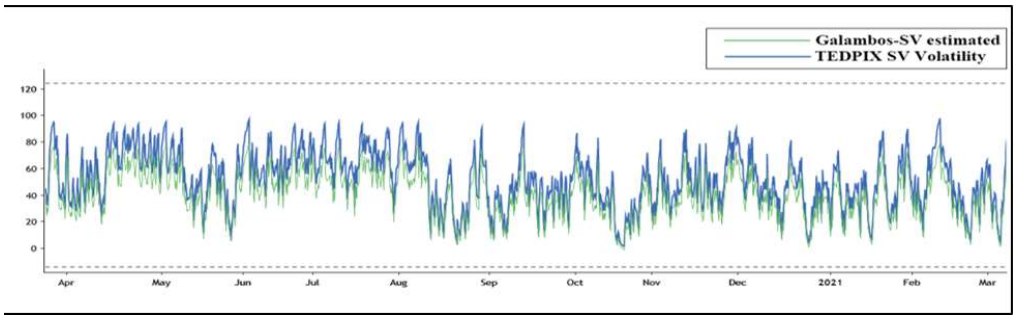
با توجه به جدول ۳، در فاصله اطمینان ۹۵ درصد، مقادیر AIC و BIC کاپولاهای گالامبوس، گامبل و جو مناسب بودن آن‌ها را در مدل‌سازی توزیع‌های احتمال مشترک نشان می‌دهد. به‌طورکلی، گالامبوس، گامبل و جو به دلیل ویژگی‌های آماری بهینه، به‌عنوان توابع کاپولای مناسب در بین ۵ نوع مختلف کاپولا در نظر گرفته می‌شوند. سایر کاپولاها ازنظر تخمین پارامتر و نتایج بهینه مناسب نیستند. کاپولای کلایتون و فرانک هنگام مدل‌سازی دو متغیر وابسته x_t و وقفه آن یعنی x_{t-1} ناپایدار هستند، زیرا ویژگی‌های آماری آن‌ها در برازش به‌طور قابل‌توجهی در فازهای مختلف آموزش متفاوت است. شکل‌های ۵ الی ۷ نتایج تخمین نوسانات نهفته بر مبنای مدل نوسان تصادفی-گامبل کاپولا را نشان می‌دهد.



شکل ۵- تخمین نوسانات نهفته بر مبنای مدل نوسان تصادفی-گامبل کاپولا در بازه زمانی ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ (منبع: یافته‌های پژوهش)

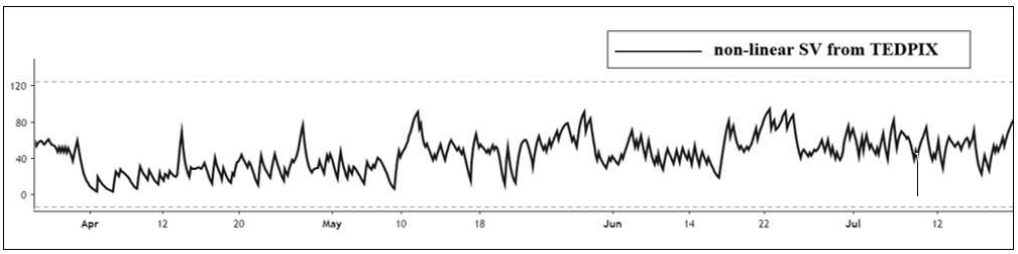


شکل ۶- تخمین نوسانات نهفته بر مبنای مدل نوسان تصادفی-جو کاپولا در بازه زمانی ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷(منبع: یافته‌های پژوهش)



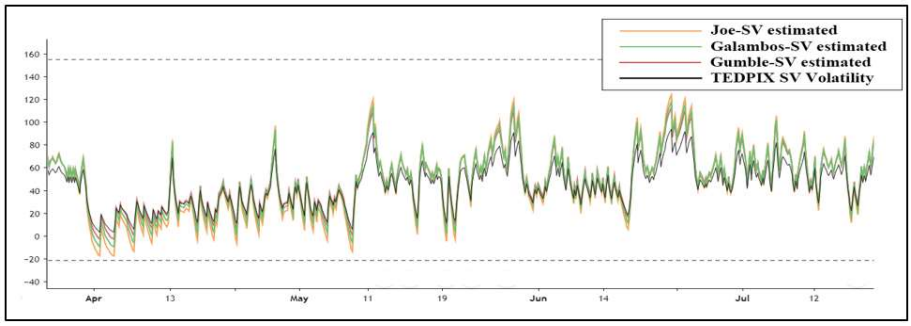
شکل ۷- تخمین نوسانات نهفته بر مبنای مدل نوسان تصادفی-گالامبوس کاپولا در بازه زمانی ۱۳۹۹/۰۱/۰۵ الی ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ (منبع: یافته‌های پژوهش)

در ادامه به‌منظور بررسی جزئیات بیشتر جهت یافتن مناسب‌ترین مشخصات مدل، برازش خارج از نمونه ارزیابی‌شده است. شکل ۸ شبیه‌سازی و ترسیم نوسانات داده‌های برون نمونه با استفاده از مدل نوسانات تصادفی غیرخطی در فاصله اطمینان ۹۵٪ برای فواصل زمانی ۱۵ دقیقه‌ای در بازه زمانی ۱۴۰۰/۰۱/۰۷ الی ۱۴۰۰/۰۴/۲۸ را نشان می‌دهد:



شکل ۸- شبیه‌سازی و ترسیم نوسانات داده‌های برون نمونه با استفاده از مدل نوسانات تصادفی غیرخطی در فاصله اطمینان ۹۵٪ ، دوره زمانی ۱۵ دقیقه‌ای به رنگ سیاه در بازه زمانی ۱۴۰۰/۰۱/۰۷ الی ۱۴۰۰/۰۴/۲۸ (n=۱۲۶۴) (منبع: یافته‌های پژوهش)

شکل ۹ تخمین نوسانات نهفته بر مبنای مدل نوسان تصادفی-کاپولا در دوره زمانی ۱۵ دقیقه‌ای ۱۴۰۰/۰۱/۰۷ الی ۱۴۰۰/۰۴/۲۸ با تعداد مشاهدات ۱۲۶۴ را نشان می‌دهد.



شکل ۹- تخمین نوسانات نهفته بر مبنای مدل نوسان تصادفی-کاپولا در بازه زمانی ۱۵ دقیقه‌ای ۱۴۰۰/۰۱/۰۷ الی ۱۴۰۰/۰۴/۲۸ (n=۱۲۶۴) (منبع: یافته‌های پژوهش)

جهت بررسی عملکرد مدل‌های پیشنهادی از معیار R^2 دو معیار خطای RMSE [۲۱] و MSE [۲۲] استفاده‌شده است. چنانچه جدول ۵ نشان می‌دهد کاپولای گامبل با کمترین میزان خطا و بهترین مقدار R^2 بهترین مدل مناسب را ارائه می‌کند و مدل مبتنی بر کاپولا-گامبل امکان وابستگی سریال نامتقارن را در فرآیند نوسانات نهفته فراهم می‌کند. فقط با نگاه کردن به نمودار، واضح است که کاپولایی که بیشترین شباهت را به ویژگی‌های واقعی مشاهده‌شده بازده‌های مربع دارند، کاپولای گامبل می‌باشد.

جدول ۵- بررسی عملکرد مدل بر مبنای داده‌های خارج از نمونه

نوع کاپولا	$RMSE_{RV15}$	MSE_{RV15}	R^2
Gumble	۰,۰۹۴۳	۰,۰۰۸۹	۰,۹۸۰۱
Galambos	۰,۱۴۰۳	۰,۰۱۹۷	۰,۹۱۷۰
Joe	۰,۲۵۳۲	۰,۰۶۴۱	۰,۸۶۱۱

(منبع: یافته‌های پژوهش)

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، یک روش ترکیبی کاپولا نوسانات تصادفی مبتنی بر زنجیره مارکوف مونت‌کارلو، برای ارزیابی نوسانات نهفته شاخص بورس اوراق بهادار در شرایط عدم قطعیت (بحران نزول شاخص بورس) توسعه داده‌شده است. در پژوهش حاضر توزیع لگاریتم مربعات بازده به‌عنوان معیاری از نوسانات تحقق‌یافته در ابتدا با استفاده از مدل نوسان تصادفی جهت به دست آوردن نوسانات نهفته شبیه‌سازی‌شده و سپس با به‌کارگیری

آمیخته‌ای از توزیع‌های خانواده کاپولا و با استفاده از زنجیره مارکف مونت‌کارلو مدل‌سازی و تخمین در فاز آموزش صورت پذیرفت و درنهایت در فاز آزمون با استفاده از داده‌های برون نمونه جهت تخمین مدل نوسانات تصادفی فاز آزمون بررسی گردید. نتایج نشان می‌دهد که از بین توابع کاپولای گامبل، گالامبوس، جو، کلایتون و فرانک در فاز آزمون، ۳ کاپولای گامبل، گالامبوس، جو عملکرد قابل قبولی داشته و ازاین‌بین مدل نوسان تصادفی-گامبل کاپولا مبتنی بر MCMC با کمترین میزان خطا در بین داده‌های برون نمونه عملکرد بهتری را ثبت کرده است. این یافته‌ها با نتایج موجود در ادبیات نوسانات متغیر زمانی موجود در اقتصاد انرژی مرتبط است، به‌ویژه زمانی که غیرخطی بودن فرآیند نوسان در نظر گرفته شود. مدل‌های نوسان با جهش با مدل‌سازی چنین جهش‌هایی به‌عنوان متغیر پواسون گسسته، انحراف از فرآیند نوسانات خطی را امکان‌پذیر می‌کنند (دوفی [۲۳]و همکاران، ۲۰۰۰). چنین مدل‌هایی توسط لارسون و نوسمن[۲۴](۲۰۱۱)، بروکس و پروکوپچوک (۲۰۱۳)، چان و گرانت (۲۰۱۶)، در میان دیگران، در نظر گرفته شدند، که دریافتند که مؤلفه جهش هنگام مدل‌سازی قیمت نفت خام همیشه ازنظر آماری معنادار است. همچنین، مدل‌هایی که چنین جهش‌هایی را در فرآیند نوسانات ایجاد می‌کنند در مقایسه با سایر مدل‌ها در داخل و خارج از نمونه عملکرد بهتری دارند. به‌طور مشابه، مشخصات چرخش رژیم اجازه می‌دهد تا تغییرات در تداوم نوسانات در شرایط مختلف بازار از طریق یک فرآیند چرخش مارکوف مجزا ایجاد شود. برای مثال، فونگ و سی [۲۵](۲۰۰۲)، وو [۲۶](۲۰۰۹) چنین مدل‌هایی را در نظر گرفتند، که شواهد روشنی از تغییر رژیم در نوسانات قیمت نفت (چه در چارچوب SV یا GARCH) یافتند که منجر به بهتر شدن وضعیت داخلی و خارجی می‌شود. یافته‌های پژوهش حاضر می‌تواند برای شرکت‌های مالی و سرمایه‌گذاری جهت سبد گردانی و مدیریت پرتفوی در شرایط مختلف نوسانات بازار جهت اخذ تصمیمات لازم در جهت رسیدن به اهداف سرمایه‌گذار و افزایش ارزش سبد مفید باشد.

منابع

۱) ابراهیمی، محمد، طالب نیا، قدرت الله، وکیلی فرد، حمیدرضا، نیکو مرام،هاشم (۱۳۹۶)، به‌کارگیری شبیه‌سازی مونت کارلو-زنجیره مارکوف در تبیین استراتژی مدیریت سرمایه در گردش، فصلنامه حسابداری مالی، سال نهم، شماره ۳۳، صص۱-۲۲

۲) بناکار، مهسا، قالیباف اصل، حسن، مینویی، مهرزاد (۱۴۰۰)، تبیین و آزمون مدل تلاطم و سرریز در بورس اوراق بهادار تهران (مبتنی بر مدل‌های خانواده کاپولا)، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۴۷، صص ۵۳۴-۵۶۳

۳) حدادی، محمدرضا، نادمی، یونس، فرهادی، حامد (۱۳۹۹)، پیش‌بینی روند حرکت قیمت جهانی طلا با رویکرد مدل‌سازی توزیع‌های حاشیه‌ای: کاربردی از مدل‌های گارچ کاپولای گوسی و تی، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۴۲.

۴) سعیدی، حسین، محمدی، شاپور (۱۳۹۰)، پیش‌بینی نوسانات بازده بازار با استفاده از مدل‌های ترکیبی گارچ-شبکه عصبی، فصلنامه بورس اوراق بهادار، شماره ۱۶، ص ۱۵۳-۱۷۴

۵) عرب مازار یزدی محمد، قاسمی مهسا (۱۳۸۸)، قیمت‌گذاری عرضه‌های عمومی اولیه: ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، دوره ۱۶ ، شماره ۵۸، صص ۸۷-۱۰۲

۶) فلاح‌پور، سعید، مطهری نیا، وحید (۱۳۹۶)، مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسان تحقق‌یافته با در نظر گرفتن پرش در بورس اوراق بهادار تهران، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۳۲

۷) مرادی، مهدی، صدوقی یزدی،هادی، عبدالهیان، جواد(۱۳۹۴)، رویکردمهندسی‌جدیدبرای‌پیش‌بینی نوسان شاخص‌های بورس اوراق بهادار تهران، مجله پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز، دوره هفتم، شماره دوم

8) Bladt, Martin., McNeil, Alexander.j (2021), Time series copula models using d-vines and v-transforms, Econometrics and Statistics, In Press, Corrected Proof

9) Brooks, C., Prokopczuk, M., 2013. The dynamics of commodity prices. Quantitat. Fin. 13 (4), 527–542.

10) Chan, J.C., Grant, A.L., 2016. Modeling energy price dynamics: GARCH versus stochastic volatility. Energy Econ. 54 (2), 182–189

11) Chen, X., Fan, Y., 2006. Estimation of copula-based semiparametric time series models. J. Econ. 130 (2), 307–335.

12) Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. Journal of Financial Econometrics, 7, 174–196.

13) Duan, Y., Chen, W., Zeng, Q., & Liu, Z. (2018). Leverage effect, economic policy uncertainty and realized volatility with regime switching. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 493, 148–154.
14) Duffie, D., Pan, J., Singleton, K., 2000. Transform analysis and asset pricing for affine jumpdiffusions .Econometrica 68 (6), 1343–1376.
15) Fong, W.M., See, K.H., 2002. A Markov switching model of the conditional volatility of crude oil futures prices. Energy Econ. 24 (1), 71–95.
16) Larsson, K., Nossman,M., 2011. Jumps and stochastic volatility in oil prices: time series evidence. Energy Econ. 33 (3), 504–514.
17) Leung, Mark T., Daouk, H., & Chen, An-Sing (2000). Forecasting stock indices: A comparison of classification and level estimation models. International Journal of Forecasting, 16, 173-190.
18) Liu, Wei, & Morley, Bruce (2009). Volatility forecasting in the Hang Seng Index using the GARCH approach. Asia-Pacific Finan Markets, 4, 51-63.
19) Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test, Review of Financial Studies, 1, 41-66.
20) Müller, U., Dacorogna, M., Dave, R., Pictet, O., Olsen, R. and Weizsacker, J. (1993). Volatilities of different time resolutions - analyzing the dynamics of market components. Journal of Empirical Finance. Vol.4, 213-239
21) Swan. Mitra (2020), Downside risk measurement in regime switching stochastic volatility, Journal of Computational and Applied Mathematics (2020), doi: https://doi.org/10.1016/j.cam.2020.112845
22) Syuhada , Khreshna ., Hakim, Arief (2020), Modeling risk dependence and portfolio VaR forecast through vine copula for cryptocurrencies, PLOS ONE, Public Library of Science, vol. 15(12), pages 1-34, December.
23) Takaishi T. (2009) An Adaptive Markov Chain Monte Carlo Method for GARCH Model. In: Zhou J. (eds) Complex Sciences. Complex 2009. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering, vol 5. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-02469-6_22
24) Virbickaite, A., Ausín, M.C., & Galeano, P. (2020). Copula stochastic volatility in oil returns: Approximate Bayesian computation with volatility prediction. *Energy Economics, 92*, 104961.
25) Vo, M.T., 2009. Regime-switching stochastic volatility: evidence from the crude oil market. Energy Econ. 31 (5), 779–788.

26) Yu, Lean, Wang, Shouyang, & Lai, K. K. (2009). Intelligent computational methods for financial engineering. Journal of Applied Mathematics and Decision Sciences, Article ID 394731, doi:10.1155/2009/394731, 2 pages.

یادداشت‌ها :

1 Liu & Morley
2 Leung
3 Lo & MacKinlay
4 Yu et al

5 Costinot et al., 2000; Patton, 2004; Canela and Collazo,2006; Kole et al., 2005; Jondeau and Rockinger, 2006; Hu, 2006;Rodriguez, 2007; de Melo Mendes and Kolev, 2008; Sun et al.,2009; Ignatievay and Platen, 2010; Aloui et al., 2011; Cholleteet al., 2011; Garcia and Tsafack, 2011

6 Virbickaite
7 Markov chain Monte Carlo (MCMC)
8 Realized volatility
9 McAleer and Medeiros
10 Bladt
11 Syuhada
12Swan
13 Takaishi
14 Chen & Fan
15 McAleer and Medeiros
16 Nelson
17 Joe

۱۸ یک روش محاسبه نوسانات تاریخی که فرض می کند قیمت سهام به طور عادی و مداوم توزیع شده است.

19 Kendalls' tau
20 Chen & Fan
21 Root Mean Squared Error
22 Mean Squared Error

۲۳ Duffie

۲۴ Larsson and Nossman

۲۵ Fong and See

۲۶ Vo