

پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک وریش موردانتظار؛ رویکرد مدل‌سازی داده‌های پرتناوب

سید بابک ابراهیمی^۱

نگین محبی^۲

تاریخ پذیرش: ۹۴/۱۰/۲۴

تاریخ دریافت: ۹۴/۸/۷

چکیده

این پژوهش به بررسی عملکرد مدل‌های حافظه بلندمدت و مدل‌های حافظه کوتاه‌مدت در پیش‌بینی چنددوره‌ای ارزش در معرض ریسک (VaR) و ریش موردانتظار (ES) می‌پردازد. داده‌های مورد مطالعه مربوط به سه شاخص صنعت محصولات شیمیایی، خودرو و ساخت قطعات و فلزات اساسی می‌باشد که در بازه زمانی خرداد ۱۳۹۰ تا خرداد ۱۳۹۴ به صورت روزانه جمع‌آوری شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی مشروط که ویژگی حافظه بلندمدت را مدنظر قرار داده‌اند، در دوره‌های زمانی مورد مطالعه بهبودی را در زمینه دقت پیش‌بینی VaR ایجاد نموده‌اند. علاوه بر این، مدل GARCH در اغلب شاخص‌های در نظر گرفته شده در دوره‌های زمانی مورد مطالعه عملکرد بهتری داشته و دارای تابع زیان کوچکتری بین بازده‌های واقعی و برآورد ES بوده است. بنابراین مدل تلاطم با حافظه بلندمدت علی‌رغم این که با ساختار داده‌های پرتناوب انطباق بیشتری دارد در مقایسه با مدل حافظه کوتاه‌مدت GARCH، در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت، نتوانسته بهبودی را در دقت پیش‌بینی VaR و ES ایجاد نماید.

واژه‌های کلیدی: ارزش در معرض خطر، ریش موردانتظار، حافظه بلندمدت، GARCH.

۱- عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی (مسئول مکاتبات) B_Ebrahimi@kntu.ac.ir
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی nmohebbi@mail.kntu.ac.ir

۱- مقدمه

شرایط بازارهای مالی و تغییرات پیش‌رو بر لزوم ایجاد موسسات مالی که قادر به ارائه پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک و ریزش موردانتظار به صورت قابل اعتماد باشند، تأکید می‌نماید. از مدل‌های مبتنی بر ناهمسانی واریانس نظیر مدل‌های خانواده (GARCH) برای برآورد منطقی پیش‌بینی‌های ارزش در معرض خطر در بازارهای مختلف و تحت فرضیات توزیعی مختلف استفاده شده است. به عنوان مثال سریانانتاکومار و سیلوپیل^۱ (۲۰۰۳) ارزش در معرض خطر را برای بازده‌های روزانه برآورد کرده و مدل ساده GARCH(1,1) با فرض توزیع t برای اجزای اخلال را به عنوان بهترین مدل انتخاب نموده‌اند. البته برخی پژوهش‌ها به این نتیجه دست یافتند که استفاده از یک توزیع چوله نسبت به یک توزیع متقارن برای اجزای خطا در برآورد ارزش در معرض خطر عملکرد بهتری دارد. به عنوان مثال، جیوت و لارنت^۲ (۲۰۰۳ و ۲۰۰۴) به این نتیجه دست یافتند که استفاده از مدل APARCH با توزیع t که دارای چولگی است، نسبت به سایر مدل‌ها برآورد بهتری از ارزش در معرض خطر داخل نمونه و خارج از آن را نتیجه می‌دهد. از طرف دیگر، آنجلیدیس و دجیاناکیس^۳ (۲۰۰۷) پی بردند که توزیع‌های t و همچنین t با لحاظ ویژگی چولگی، مقدار ارزش در معرض خطر را بیشتر از مقدار واقعی برآورد کرده و بنابراین سایر توزیع‌های پایه مانند نرمال ممکن است برای استانداردسازی اجزای اخلال مناسب‌تر باشد. در رابطه با مزیت‌های نسبی مدل‌های تلاطم شرطی در برابر مدل‌های دیگر نیز بحث‌هایی وجود دارد. به گونه‌ای که، دنیلسون و موریموتو^۴ (۲۰۰۰) دریافتند که مدل‌های تلاطم شرطی، پیش‌بینی‌های غیر

استواری از ارزش در معرض خطر را ارائه می‌نمایند، کوئستر، میت نیک و پائوللا^۵ (۲۰۰۶) به این نتیجه رسیدند که تلاطم‌های ارزش در معرض خطر ناشی از مدل‌های ارزش در معرض ریسک غیرشرطی در طول دوره زمانی موردنظر به صورت مستقل اتفاق نمی‌افتند بلکه ممکن است به یکدیگر وابسته بوده و تشکیل تلاطم خوشه‌ای دهند که شرایط مدل‌سازی خاص خود را می‌طلبد. در این مقاله به دنبال این هستیم که آیا لحاظ نمودن ویژگی حافظه بلندمدت که تصریح دقیق‌تری مبتنی بر ساختار غیرخطی داده‌های پرتناوب فضای مسئله است، می‌تواند بهبودی را در زمینه دقت پیش‌بینی VaR ایجاد نماید. هدف این مقاله بررسی تجربی عملکرد مدل با حافظه کوتاه‌مدت GARCH در مقایسه با مدل FIGARCH به منظور برآورد ارزش در معرض خطر برای دوره‌های طولانی‌مدت (۱۰ روزه و ۲۰ روزه) می‌باشد. در این راستا از روش مونت‌کارلوی ارائه شده توسط کریستوفر سن^۶ (۲۰۰۳)، استفاده شده است. تحلیل تجربی این پژوهش به سنجش عملکرد مدل‌های GARCH و FIGARCH در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک و ریزش مورد انتظار در سطح اطمینان ۹۵٪ با استفاده از داده‌های روزانه ۳ شاخص صنعت محصولات شیمیایی، خودرو و ساخت قطعات و فلزات اساسی پرداخته است. همچنین در این پژوهش به بررسی عملکرد مدل‌های GARCH و FIGARCH در پیش‌بینی‌های خارج از نمونه به منظور بررسی اینکه "آیا مدل FIGARCH پیش‌بینی‌های بهتری از ارزش در معرض خطر و ریزش موردانتظار ارائه می‌کند؟" می‌پردازیم.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

ارزش در معرض خطر^۷ حداکثر زیان سبد سرمایه‌گذاری را تحت شرایط نرمال بازار در یک بازه زمانی مشخص و در یک سطح اطمینان معین تخمین می‌زند. ریزش مورد انتظار^۸ نیز مقدار زیان مورد انتظار را در صورتی که تخطی از ارزش در معرض ریسک رخ داده باشد، اندازه‌گیری می‌نماید. به دنبال پیشنهادات کمیته بال (۱۹۹۶ و ۲۰۰۶)، مؤسسات مالی در انتخاب مدل مالی برای برآورد ارزش در معرض ریسک می‌توانند کاملاً آزادانه عمل نمایند. اغلب مدل‌های موجود برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و ریزش مورد انتظار بر ایجاد برآوردهای دقیق یک روزه تمرکز دارند. تعداد زیادی از مدل‌های پارامتریک و نیمه پارامتریک برآورد ارزش در معرض خطر نیز در مقالات آزمون شده‌اند؛ اما نتایج دارای سازگاری کامل نبوده و مشخص گردیده که اغلب، انتخاب مدل بهینه و فرضیات توزیع به عواملی مانند بازاری که مدل برای آن برآورد می‌گردد، مدت و تناوب سری داده‌ها بستگی دارد (آنجلیدیس، بنوس و دجیاناکیس، ۲۰۰۴؛ شائو، لیان و یین، ۲۰۰۹).

مطالعات متعددی در زمینه بکارگیری مدل‌های مبتنی بر ناهمسانی شرطی واریانس صورت گرفته است که در ادامه به جدیدترین آن‌ها اشاره می‌شود. تانگ و شیه^۹ (۲۰۰۶) و کاپرین^{۱۰} (۲۰۰۸) در مطالعات تجربی خود به این نتیجه دست یافتند که در برآورد ارزش در معرض خطر، مدل FIGARCH دارای عملکرد بهتری می‌باشد. پس از آن مک‌میلان و کامبور و دیس^{۱۱} (۲۰۰۹) دریافتند که اگرچه مدل FIGARCH (و نیز RiskMetrics و HYGARCH) برای پیش‌بینی تلاطم در بازارهای نوظهور کوچک،

در سطح اطمینان ۵٪ کافی می‌باشند اما مدل APARCH در مدل‌سازی ارزش در معرض خطر در سطح اطمینان ۹۹٪ عملکرد بهتری دارد.

محاسبات مربوط به حافظه بلندمدت و عدم تقارن در فرآیند تلاطم شرطی نشان‌دهنده بهبود دقت پیش‌بینی‌های ارزش در معرض خطر و ریزش مورد انتظار در دوره‌های کوتاه‌مدت می‌باشد. (آنجلیدیس و دجیاناکیس^{۱۲}، ۲۰۰۷؛ هاردل و مانگو^{۱۳}، ۲۰۰۸).

چن و لیو^{۱۴} (۲۰۱۰) توانایی و دقت روش‌های برآورد ارزش در معرض خطر را تحت فرضیات توزیع‌های نرمال، t استودنت و NIG (Normal Inverse Gaussian) بررسی و هر دو ویژگی پوشش شرطی و غیر شرطی تمام مدل‌ها را با استفاده از آزمون‌های کریستوفرسن و جانگ-باکس و چندک پویا آزمون کردند. آن‌ها دریافتند که ارزش در معرض ریسک اتورگرسیو شرطی (CAVaR^{۱۵}) و برآورد مبتنی بر NIG قوی‌تر بوده و برای پیش‌بینی‌های یک روزه مقدار ارزش در معرض خطر را بهتر برآورد می‌کنند، در حالی که شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده و نظریه ارزش فرین فیلتر شده در پیش‌بینی‌های ۵ روزه عملکرد بهتری دارند.

هالب لیب و پل مایر^{۱۶} (۲۰۱۲) روشی مبتنی بر ترکیب بهینه را برای محاسبه ارزش در معرض خطر پیشنهاد کردند که زیان را در دوره‌های زمانی با ریسک مالی بالا به دقت پیش‌بینی می‌کند. آن‌ها روش‌های مبتنی بر داده را توسعه دادند و با بررسی روش‌های RiskMetrics، GARCH و FIGARCH پیش‌بینی‌های توانمندی برای ارزش در معرض خطر ارائه نمودند. همچنین دریافتند که روش‌های رایج برآورد ارزش در معرض خطر در دوره‌های زمانی بحران و غیر آن، عملکردهای کاملاً متفاوتی دارند. به عنوان مثال در پیش‌بینی ارزش در معرض خطریک

اوراق بهادار تهران (شاخص کل، شاخص وزنی، شاخص صنعت، شاخص قیمت و بازده نقدی و شاخص ۵۰ شرکت فعال تر) که واریانس ناهمسانی شرطی در آن‌ها مشاهده می‌شود، برآورد نمودند. نتایج حاکی از آن است که این گروه از مدل‌ها، رفتار میانگین و واریانس داده‌ها را نسبت به سایر مدل‌های کلاسیک محاسبه VaR به نحو مطلوب‌تری توضیح می‌دهند. همچنین نتایج نشان می‌دهد که شاخص‌های قیمت و بازده نقدی، صنعت و ۵۰ شرکت فعال‌تر نسبت به شاخص‌های دیگر، ارزش در معرض خطر کمتری دارند.

خلیلی عراقی و یکه زارع (۱۳۸۹) برای ارزیابی ریسک بازار صنایع بورس اوراق بهادار تهران، از روش ارزش در معرض ریسک یک روزه و در سطح اطمینان ۹۹ درصد استفاده کرده‌اند؛ آن‌ها پس از محاسبه مقادیر ارزش در معرض خطر به کمک روش شبیه‌سازی مونت کارلو، نتایج به دست آمده را با استفاده از آزمون کوپیک مورد بررسی قرار دادند و با توجه به نتایج به دست آمده براساس سنجه ارزش در معرض خطر توانستند کم ریسک‌ترین و پر ریسک‌ترین صنایع بورس اوراق بهادار تهران را شناسایی کنند.

اسلامی بیدگلی، راعی و کمال‌زاده (۱۳۹۲) عملکرد روش پارامتریک در پیش‌بینی مقادیر ارزش در معرض خطر در قیمت سبد نفتی اوپک را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها پس از محاسبه مقادیر ارزش در معرض خطر یک و ده روزه با استفاده از برخی مدل‌های حافظه بلندمدت گارچ مانند FIGARCH، HYGARCH، FIEGARCH بر روی سه توزیع آماری نرمال، t -استیودنت و t -استیودنت دارای چولگی، نتایج به دست آمده را با استفاده از آزمون‌های کوپیک و صدک پویا، در سطوح اطمینان

روزه، فرضیات توزیعی مناسب (t -استیودنت با درجه آزادی برآورد شده و t -استیودنت دارای چولگی و نظریه ارزش فرین) پیش‌بینی‌های بهتری را ارائه می‌دهد.

یوسف^{۱۷} و همکاران (۲۰۱۵) در پژوهش خود به بررسی عملکرد سه مدل حافظه بلندمدت FIGARCH، HYGARCH و FIAPARCH و نیز مدل نظریه ارزش فریندر پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و ریزش موردانتظار در بازار نفت خام پرداختند و به این نتیجه دست یافتند که مدل‌های FIAPARCH و نظریه ارزش فرین در پیش‌بینی‌های یک روز جلوتر عملکرد بهتری دارند.

اخیراً در پژوهش‌های انجام شده دقت مدل‌های مختلف در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک با رویکردیک گام جلوتر و مدل‌سازی روش‌های مختلف برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با رویکرد چند گام جلوتر مورد توجه قرار گرفته است. به عنوان مثال، شبیه‌سازی تاریخی که با استفاده از داده‌های گذشته بر روی حساسیت دارایی‌های یک سبد سرمایه‌گذاری نسبت به عوامل کلان اقتصادی برای برآورد ارزش در معرض خطر یک روزه و ۱۰ روزه انجام شده است، نمونه‌ای از این تمرکز می‌باشد (سمنو^{۱۸}، ۲۰۰۹). علاوه بر این، روش‌های مبتنی بر شبیه‌سازی مونت کارلو نشان می‌دهد که می‌توان برآورد صحیحی از ارزش در معرض ریسک روزانه را با استفاده از داده‌های مربوط به تغییرات قیمت به دست آورد (بروکس و پرساند^{۱۹}، ۲۰۰۳ و دیون، دوچسنه و پاکورار^{۲۰}، ۲۰۰۹).

در ادامه به بیان برخی مطالعات صورت گرفته در کشور می‌پردازیم؛ شاه‌مرادی و زنگنه (۱۳۸۶) با استفاده از چهار نوع مدل GARCH، ارزش در معرض خطر را برای پنج شاخص عمده بورس

پایین و بالا مورد مقایسه و تحلیل قرار دادند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که با توجه به اینکه دنباله پهن و خاصیت حافظه بلندمدت در نوسانات بازده قیمت در سبد نفتی اوپک وجود دارد، پیش‌بینی مقادیر ارزش در معرض خطر یک روزه و ده روزه با استفاده از توزیع چوله از دقت و عملکرد بالاتری برخوردار است. علاوه بر این، دریافتند که مدل FIEGARCH در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر در هر دو بازه یک و ده روزه بهتر از سایر مدل‌ها عمل می‌کند.

نریمانی، حکیمی‌پور و رضایی (۱۳۹۲) در تحقیقی عملکرد مدل‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی شرطی شامل EGARCH، GARCH، CGARCH، TARCH، GARCH-M و روش شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر پرتفوی متشکل از ۵۰ شرکت با نقدشوندگی بالا مورد بررسی قرار دادند و سپس نتایج به دست آمده را با استفاده از آزمون پوشش غیرشرطی کوپیک تحلیل نمودند. در نهایت براساس نتایج آزمون کوپیک مشخص گردید که مدل شبکه عصبی در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی شرطی، عملکرد بهتری دارد.

سجاد و هدایتی (۱۳۹۳) در مقاله خود مقدار ارزش در معرض خطر را با استفاده از هفت روش مختلف از جمله نظریه ارزش فرین و برای سه سطح اطمینان، برای بازده لگاریتمی شاخص کل بورس تهران، نرخ برابری دلار و یورو به صورت روزانه محاسبه می‌کنند. همچنین به منظور پیش‌بینی نوسانات بازده از مدل GARCH استفاده شده است. برای بررسی کفایت دقت مدل‌های به کار گرفته شده، آزمون‌های نسبت شکست‌های کوپیک، کریستوفرسن و تابع زیان لویز را به کار گرفته

شده‌اند. نتایج حاصل نشان می‌دهد که محاسبه ارزش در معرض خطر با استفاده از روش‌های سنتی لزوماً به نتایج مناسبی نمی‌انجامد و در برخی از موارد استفاده از نظریه ارزش فرین و در نظر گرفتن نوسانات شرطی برای داده‌ها موجب نتایج بهتری می‌شود.

۳- روش‌شناسی پژوهش

روش‌شناسی پژوهش در قالب دو قسمت ارائه شده است. ابتدا مفهوم حافظه بلندمدت و مدل‌های به کار رفته ارائه می‌شود و سپس به مدل‌سازی ارزش در معرض خطر و ریزش مورد انتظار با رویکرد یک گام و چندگام جلوتر می‌پردازیم.

۳-۱- حافظه بلندمدت

در مدل‌سازی یک سری زمانی، ابتدا باید اطمینان حاصل کرد که سری زمانی مانا می‌باشد. در سری‌های زمانی مالی معمولاً نامانایی ناشی از این واقعیت است که سطح ثابتی برای بازده‌ها وجود ندارد. در ادبیات سری‌های زمانی، چنین سری زمانی نامانایی، سری زمانی نامانای دارای ریشه واحد^{۲۱} نامیده می‌شود (تسای^{۲۲}، ۲۰۰۲). برای آزمون ریشه واحد، با توجه به این که داده‌های مورد استفاده روزانه می‌باشند، بنابراین لازم است وجود حافظه بلندمدت آزمون گردد که آزمون مؤید وجود و یا عدم وجود ریشه واحد نیز می‌باشد. آزمون حافظه بلندمدت به روش آزمون GPH که توسط گوک، پورتر و هوداک^{۲۳} (۱۹۸۳) ارائه شده است و آماره R/S تعدیل‌یافته صورت می‌پذیرد. در این آزمون‌ها فرضیه صفر عدم وجود حافظه بلندمدت و فرضیه مقابل وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی می‌باشد. لذا، چنانچه آماره آزمون اختلاف معناداری

$$(1-L)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j L^j \quad (4)$$

که $\pi_j = \frac{d\Gamma(j-d)}{\Gamma(1-d)\Gamma(j+1)}$ می باشد. در مدل FIGARCH،

اگر $(1 < d < 2)$ شوک های واریانس شرطی با یک نرخ هایپربولیک از بین می روند (بایلی و همکارانش^{۲۹}، ۱۹۹۶).

مدل IGARCH همان مدل FIGARCH با $d = 1$ می باشد. همچنین مدل GARCH(p,q)، مدل FIGARCH با $d = 0$ است. اگر

فرض کنیم که $p = q = 1$ می باشد، بنابراین مدل FIGARCH(1,d,1) به صورت رابطه (۵) خواهد بود؛

$$\sigma_t^2 = a + (a_1 + b_1)\varepsilon_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{\infty} (\pi_j L^j (\varepsilon_t^2 - a_1 \varepsilon_{t-1}^2)) + b_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = a + (a_1 + b_1)\varepsilon_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{\infty} (\pi_j L^j (\varepsilon_t^2 - a_1 \varepsilon_{t-1}^2)) + b_1 \sigma_{t-1}^2$$

همان طور که گفته شد، σ_t^2 واریانس شرطی جزء خطا، ε_t جزء خطای دارای توزیع نرمال استاندارد شرطی و $\pi_j = \frac{d\Gamma(j-d)}{\Gamma(1-d)\Gamma(j+1)}$ متغیرهای مدل فوق می باشند.

۲-۳- مدل سازی ارزش در معرض خطر و ریزش موردانتظار با رویکرد یک گام جلوتر

۱-۲-۳- ارزش در معرض خطر با رویکرد یک گام جلوتر

VaR یک عدد است که بدترین نتیجه ممکن را برای یک سبد سرمایه گذاری در شرایط عادی بازار و برای یک سطح اطمینان مشخص نشان می دهد. با وجود این که ارزش در معرض ریسک دارای محدودیت هایی نظیر جمع پذیر نبودن (VaR سبد سرمایه گذاری ممکن است بیشتر از مجموع VaR

از صفر نداشته باشد، فرضیه صفر یعنی عدم وجود حافظه بلندمدت را نمی توان رد کرد. برای آشنایی بیشتر با روش های مختلف سنجش حافظه بلندمدت به تسای (۲۰۰۲) مراجعه نمایید.

۲-۳- مدل های GARCH و FIGARCH

فرض کنید سری زمانی بازده به صورت لگاریتمی و به شکل روابط (۱) و (۲) تعریف شود؛

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t; z_t \sim N(0, 1) \quad (2)$$

که در آن میانگین شرطی دارای ویژگی های مدل AR(1) و جز خطای (ε_t) دارای توزیع نرمال استاندارد شرطی است. واریانس شرطی جزء خطا (σ_t^2) نیز در قالب فرآیند GARCH(1,1) مدل شده است $\sigma_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$ (بلسلو^{۲۴}، ۱۹۸۶). ساختار مدل GARCH(1,1) به گونه ای است که یک تأخیر در مجذور باقی مانده ها و واریانس شرطی به منظور مدل سازی تلاطم شرطی کافی است (آنجلیدیس و دجیاناکیس^{۲۵}، ۲۰۰۷؛ هانسن و لاند^{۲۶}، ۲۰۰۵).

بایلی و همکارانش^{۲۷} (۱۹۹۶)، مدل FIGARCH(p,d,q) را به صورت رابطه (۳) ارائه نمودند؛

$$\sigma_t^2 = a_0 + (1-B(L)-f(L))(1-L)^d \varepsilon_t^2 + B(L)\sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

که در آن $f(L) = (1-A(L)-B(L))(1-L)^{-1}$ بوده و $A(L)$ و $B(L)$ به ترتیب عملگرهای چند جمله ای تأخیر q و p هستند (هریس و سلیس^{۲۸}، ۲۰۰۳). عملگر تفاضل جزئی $(1-L)^d$ نیز به صورت رابطه (۴) تعریف می شود؛

دارایی‌های آن باشد). است، با این حال، VaR یک سنجه مناسب برای اندازه‌گیری ریسک بازار بوده و امکان برآورد آن در تمام شرایط وجود دارد. ارزش در معرض ریسک ۹۵٪ با رویکرد یک گام جلوتر به صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود؛

$$\text{VaR}_{t+1|t}^{1-p} = \mu_{t+1|t} + N(\alpha) \sigma_{t+1|t} \quad (6)$$

که $1-p = 95\%$ می‌باشد و $\mu_{t+1|t}$ و $\sigma_{t+1|t}$ به ترتیب میانگین و انحراف استاندارد شرطی پیش‌بینی شده دوره $t+1$ با استفاده از داده‌های دوره t می‌باشند. $N(\alpha)$ ، α امین چندک توزیع نرمال می‌باشد. لازم به ذکر است، دقت ارزش در معرض خطر پیش‌بینی شده با آزمون کوپیک سنجیده می‌شود. آزمون غیرشرطی کوپیک فرضیه صفر را که نرخ تلاطم مشاهده شده $\left(\frac{N}{T} = \pi\right)$ در برابر نرخ تلاطم موردانتظار می‌باشد، آزمون می‌کند؛ N تعداد روزهایی از کل دوره برآورد T می‌باشد که در آن‌ها تلاطم رخ داده است. نسبت احتمالی که برای این آزمون مورداستفاده قرار می‌گیرد، به صورت رابطه (۱۰) می‌باشد؛

$$LR_{LC} = 2l \log\left(\frac{(1-p)^{T-N} p^N}{(1-a)^{T-N} a^N}\right) - 2l \log\left(\frac{(1-a)^{T-N} a^N}{(1-p)^{T-N} p^N}\right) \quad (7)$$

اگر نرخ شکست مشاهده شده با نرخ شکست موردانتظار برابر نباشد، فرضیه صفر رد می‌شود.

۳-۲-۲- ریشز موردانتظار با رویکرد یک گام جلوتر

ارزش در معرض خطر (VaR)، بزرگی زیان را اندازه‌گیری نمی‌کند؛ از این رو، در مورد زیان موردانتظار اطلاعاتی نداریم. به عبارت دیگر، بزرگی

زیان موردانتظار باید از اولویت‌های مدیر ریسک باشد. به منظور رفع این نواقص آرتزرنر و همکاران^{۳۱} (۱۹۹۷) سنجه ریسک ریشز موردانتظار (ES) را معرفی کردند که ارزش زیان موردانتظار را با توجه به ارزش در معرض خطر رخ داده، بیان می‌کند. بنابراین، سنجه ریسک ریشز موردانتظار (ES) را برای مقایسه اهداف در نظر می‌گیریم. ریشز موردانتظار (ES)، زیان موردانتظار سبد سرمایه‌گذاری را به شرط آنکه ارزش در معرض خطر نقض شود، اندازه‌گیری می‌کند. داود^{۳۲} (۲۰۰۲) پیشنهاد کرد، برای محاسبه ریشز موردانتظار، دم توزیع احتمال بازده‌ها را به ۵۰۰۰ قسمت تقسیم کرده که هر کدام جرم احتمال یکسانی داشته باشند، سپس ارزش در معرض خطر (VaR) مربوط به هر قسمت را محاسبه کرده و میانگین این ارزش در معرض خطرها را به دست آورده و ریشز موردانتظار (ES) را برآورد نماییم؛

(۸)

$$ES_{t+1|t}^{(1-p)} = E(y_{t+1} | (y_{t+1} \leq \text{VaR}_{t+1|t}^{(1-p)})) \quad (9)$$

ریشز موردانتظار (ES)، یک سنجه ریسک منسجم است که ویژگی‌های زیر جمع‌پذیری، همگنی، یکنوایی و شرایط بدون ریسک را دارا می‌باشد (آرتزرنر و همکاران؛ ۱۹۹۹). علاوه بر این، برای ارزیابی ریشز موردانتظار (ES) پیش‌بینی شده، آنجلیدیس و دجیاناکیس^{۳۳} (۲۰۰۷) پیشنهاد کردند که مجذور اختلاف زیان را با استفاده از ریشز موردانتظار (ES) اندازه‌گیری کنند؛

(۹)

$$\psi_{t+1} = \begin{cases} (y_{t+1} - ES_{t+1|t}^{(1-p)})^2 & y_{t+1} < \text{VaR}_{t+1|t}^{(1-p)} \\ 0 & y_{t+1} \geq \text{VaR}_{t+1|t}^{(1-p)} \end{cases}$$

۳-۳-۲- محاسبه ریزش مورد انتظار با رویکرد چند گام جلوتر

حال به مقایسه بیشتر مدل‌های محاسبه ریزش مورد انتظار ۹۵٪، τ روز جلوتر $(ES_{t+\tau|t}^{(95\%)})$ می‌پردازیم. این سنجه، ارزش موردانتظار زیان τ روز جلوتر را زمانی که بازده در دوره $t+\tau$ کمتر از مقدار VaR پیش‌بینی شده باشد، اندازه‌گیری می‌کند.

(۱۱)

$$ES_{t+\tau|t}^{(1-\tau)} = E(y_{t+\tau} | (y_{t+\tau} \leq VaR_{t+\tau|t}^{(1-\tau)}))$$

مقدار سنجه ریزش موردانتظار، τ روز جلوتر به صورت رابطه (۱۲) محاسبه می‌گردد؛

(۱۲)

$$ES_{t+\tau|t}^{(1-\tau)} = E(VaR_{t+\tau|t}^{(1-\tau)}) \cdot p \bar{r}$$

بنابراین با تقسیم دم توزیع به \bar{K} قسمت (\bar{K} یک عدد بسیار بزرگ)، می‌توانیم ارزش در معرض خطر، τ گام جلوتر مربوط به هر قسمت را برآورد کرده و سپس ریزش موردانتظار τ روز جلوتر را به عنوان میانگین VaRها به صورت رابطه (۱۶) دست‌آوریم؛

(۱۶)

$$ES_{t+\tau|t}^{(95\%)} = \bar{K}^{-1} \sum_{i=1}^{\bar{K}} \left(VaR_{t+\tau|t}^{(1-\tau \cdot \frac{i}{\bar{K}})} \right)$$

بهترین مدل برای پیش‌بینی ریزش موردانتظار (ES)، مدلی است که کمترین مجذور میانگین خطا $\psi_{t+\tau}$ را داشته باشد؛ که $(MSE = \tau \bar{T}^{-1} \sum_{t=1}^{\bar{T}} \psi_{t+\tau})$ براساس تابع زیان کوآدراتیک رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود؛

که در آن ψ_{t+1} بازده حقیقی را با بازده موردانتظار در صورت نقض ارزش در معرض خطر (VaR) مقایسه می‌کند. در شرایط توصیف شده، بهترین مدل، مدلی است که کمترین میانگین مجذور خطا $(MSE = T^{-1} \sum_{t=1}^{T-1} \psi_{t+1})$ را داشته باشد.

۳-۳-۳- مدل‌سازی ارزش در معرض خطر و ریزش موردانتظار با رویکرد چندگام جلوتر

۳-۳-۱- محاسبه VaR با رویکرد چند گام جلوتر
برای محاسبه ارزش در معرض خطر (VaR) چنددوره‌ای، از الگوریتم شبیه‌سازی مونت‌کارلو که ابتدا برای مدل GARCH توسط کریستوفرسن (۲۰۰۳) پیشنهاد شده و پس از آن توسط زی کلالی و دیجیاناکیس (۲۰۱۰) ارائه گردید، استفاده می‌نماییم. این روش دوره برآورد را به فواصل کاملاً مجزا تقسیم می‌کند و برای هر فاصله مجزا، یک توزیع τ گام جلوتر بازده‌ها (که در اینجا $\tau = 1, 10, 20$ می‌باشد) را ایجاد می‌نماید و به کمک آن VaR نود و پنج درصد τ گام جلوتر به کمک رابطه (۱۰) برآورد می‌گردد؛

(۱۰)

$$VaR_{t+\tau|t}^{(1-\tau)} = f_{1-\tau} \left(\left\{ \bar{y}_{i,t+\tau} \right\}_{i=1}^{5000} \right)$$

لازم به ذکر است، مدل ارائه شده توسط زی کلالی و دیجیاناکیس (۲۰۱۰) اولین تلاش برای تجدید ساختار الگوریتم شبیه‌سازی مونت‌کارلو برای مدل تلاطم شرطی یکپارچه جزیبی می‌باشد.

(۱۷)

تحت تأثیر شدید تغییرات بازده و تلاطم آن شرکت‌ها قرار گیرد.

ب: اندازه-مرتب باشند؛ یعنی این شاخص‌ها براساس اندازه شرکت‌های زیرمجموعه خود انتخاب و مرتب شوند؛ به عبارت دیگر این شاخص‌ها به ترتیب شامل شرکت‌های بزرگ (مجموعه محصولات شیمیایی با ارزش بازار بالغ بر ۶۷۰ هزار میلیارد ریال)، متوسط (فلزات اساسی با ارزش بازار بالغ بر ۲۶۰ هزار میلیارد ریال) و کوچک (خودرو و ساخت قطعات با ارزش بازار بالغ بر ۱۱۰ میلیارد ریال) می‌باشند.

۴-۱- ویژگی‌های آماری بازده شاخص‌ها

قبل از مدل‌سازی لگاریتم بازده، باید ویژگی‌های آماری توزیع آن را بررسی کرد. بدین منظور ویژگی‌های آماری توزیع لگاریتم بازده شاخص‌های موردبررسی در ذیل آورده شده است.

$$y_{t,t} = \begin{cases} (y_{t,t} - ES_{t,t|t}^{(95\%)})^2; & y_{t,t} pVaR_{t,t|t}^{(95\%)} \\ \cdot & ; y_{t,t} {}^3 VaR_{t,t|t}^{(95\%)} \end{cases}$$

۴- نتایج پژوهش

در این پژوهش به منظور بررسی عملکرد مدل‌های تلاطم انتخاب شده در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر (VaR) و ریزش موردانتظار (ES)، از شاخص قیمت سه گروه صنعت در بورس اوراق بهادار تهران به نام‌های شاخص محصولات شیمیایی، خودرو و ساخت قطعات و فلزات اساسی استفاده می‌شود. بازه زمانی مورد تحقیق نیز برای داده‌های روزانه از ۱۳۹۰/۳/۱ تا ۱۳۹۴/۳/۱ در نظر گرفته شده است. در انتخاب سه شاخص یادشده موارد زیر مدنظر قرار گرفته است.

الف: وجود حداقل ۳ شرکت در گروه مربوطه: در بورس تهران گروه‌هایی با تنها یک یا دو شرکت نیز وجود دارند. وجود تعداد بسیار کم شرکت‌ها در یک گروه موجب می‌شود، شاخص

جدول (۱): ویژگی‌های آماری توزیع لگاریتم بازده شاخص‌ها

فلزات اساسی	خودرو و ساخت قطعات	محصولات شیمیایی	
۰,۰۰۰۲۸۴	۰,۰۰۰۱۴۸	۰,۰۰۰۶۵۳	میانگین
-۰,۰۰۰۴۳۸	-۰,۰۰۰۴۵۲	۰	مد
۰,۰۲۷۸۵۲	۰,۰۳۴۸۸۴	۰,۰۲۸۶۶۶	ماکسیمم
-۰,۰۱۳۹۶۹	-۰,۰۳۲۷۴۶	-۰,۰۲۶۰۶	مینیمم
۰,۰۰۰۵۰۱	۰,۰۰۷۹۶۲	۰,۰۰۴۸۷۶	انحراف معیار
۰,۶۴۱۴۲۴	۰,۴۰۵۲۷۳	۰,۴۱۴۷۷۴	چولگی
۴,۸۳۴۲۰۸	۳,۸۱۷۵۹۹	۵,۸۵۶۲۴۳	کشیدگی
۲۰۰,۱۹۱۹	۵۲,۹۶۲۸۹	۳۵۳,۴۸۲۴	جارگ-برا

نداشته باشد، دلیلی برای عدم پذیرش فرض صفر یعنی عدم وجود حافظه بلندمدت وجود نخواهد داشت. نتایج به کارگیری هر یک از دو آزمون ذکر شده در جدول (۲) ارائه گردیده است.

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول شماره دو و مقدار آماره آزمون GPH، وجود حافظه بلندمدت در شاخص‌های محصولات شیمیایی و فلزات اساسی در سطح اطمینان ۹۹٪ و در شاخص خودرو و ساخت قطعات در سطح اطمینان ۹۵٪ مورد تأیید قرار می‌گیرد. با توجه به مقدار مثبت و کوچکتر از ۰٫۵ به دست آمده برای پارامتر حافظه بلندمدت (d) روشن است که هر سه سری زمانی مورد مطالعه مانا می‌باشند. همان طور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود، براساس آماره R/S به دست آمده در شاخص‌های محصولات شیمیایی، خودرو و ساخت قطعات و فلزات اساسی که به ترتیب برابر ۳٫۰۳۴، ۲٫۱۷۸۲ و ۲٫۵۲۳۹ می‌باشند، هر سه سری زمانی در سطح اطمینان ۹۹٪ دارای حافظه بلندمدت هستند.

همان طور که در جدول فوق مشاهده می‌شود، چولگی توزیع لگاریتم بازده در هر سه شاخص صنعت مقداری مثبت بوده و بیانگر چولگی به راست توزیع‌ها می‌باشد. با توجه به معیار کشیدگی توزیع‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که توزیع لگاریتم بازده به ترتیب در شاخص‌های صنعت محصولات شیمیایی و صنعت فلزات اساسی و صنعت خودرو و ساخت قطعات نسبت به توزیع نرمال دارای کشیدگی بیشتری می‌باشد. (کشیدگی توزیع نرمال برابر با ۳ می‌باشد). با توجه به مقادیر به دست آمده برای آزمون جارگ-برا نیز این‌گونه استنتاج می‌گردد که لگاریتم بازده در هیچ یک از شاخص‌های مورد بررسی از توزیع نرمال پیروی نمی‌کند.

برای بررسی حافظه بلندمدت در سه سری زمانی مورد مطالعه از آزمون GPH و آماره R/S استفاده شده است. در آزمون GPH و آماره R/S فرضیه صفر عدم وجود حافظه بلندمدت و فرض مقابل وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی را بررسی می‌کنند. بنابراین، چنانچه آماره آزمون اختلاف معناداری از صفر

جدول (۲): بررسی وجود اثر حافظه بلندمدت در سه سری مورد مطالعه

شاخص مورد آزمون (بازده)	آماره آزمون R/S	آماره آزمون GPH	d	۰٫۹۵	۰٫۹۹
محصولات شیمیایی	۳٫۰۳۴**	۳٫۷۶۶۴**	۰٫۱۶۲۷	*	**
خودرو و ساخت قطعات	۲٫۱۷۸۲**	۱٫۹۶۸۸*	۰٫۰۸۵۵	*	**
فلزات اساسی	۲٫۵۲۳۹**	۴٫۶۷۵۲**	۰٫۲۰۳	*	**

توجه به وجود حافظه بلندمدت در آن‌ها، با استفاده از دو مدل GARCH و FIGARCH به پیش‌بینی و برآورد ارزش در معرض خطر (VaR) و ریزش مورد انتظار (ES) با رویکرد یک گام و چند گام جلوتر پردازیم. برای انجام محاسبات از نرم‌افزار OxMetrics6 استفاده شده است.

۴-۲- مدل‌سازی ارزش در معرض خطر و ریزش مورد انتظار

تاکنون مباحثی پیرامون بررسی ویژگی‌های آماری لگاریتم بازده شاخص‌ها و وجود حافظه بلندمدت در آنها مورد بحث قرار گرفت. در ادامه قصد داریم با در نظر گرفتن این سه شاخص و با

جدول (۳): برآورد VaR و ES با رویکرد یک گام جلوتر

شاخص	تعداد پیش‌بینی	(متوسط VaR)	آماره کوپیک	نسبت تخطی مورد انتظار	(متوسط ES)	MSE(ES)
GARCH(1,1)						
محصولات شیمیایی	۱۰۰	۰.۹۸۶۷۳	۰.۳۴۴۳	۰.۰۵	۰.۹۸۶۴۳	۱.۰۰۰۱۰۷
خودرو و ساخت قطعات	۱۰۰	۰.۹۶۹۲۶	۰.۱۸۲۷	۰.۰۱	۰.۹۶۹۵۳	۱.۰۰۰۵۸۸
فلزات اساسی	۱۰۰	۰.۹۸۵۱۹	۰.۲۰۱۷	۰.۰۵	۰.۹۸۵۰۲	۱.۰۰۰۱۱۱۸
FIGARCH(1,d,1)						
محصولات شیمیایی	۱۰۰	۰.۹۸۷۲۴	۰.۳۴۴۳	۰.۰۵	۰.۹۸۶۹۱	۱.۰۰۰۱۰۱
خودرو و ساخت قطعات	۱۰۰	۰.۹۶۹۲۳	۰.۱۸۲۷	۰.۰۱	۰.۹۶۹۱۹	۱.۰۰۰۵۸۸۳
فلزات اساسی	۱۰۰	۰.۹۸۴۵۳	۰.۰۵۰۳	۰.۰۵	۰.۹۸۴۳۹	۱.۰۰۰۱۲۰

تخطی مورد انتظار دال بر این موضوع می‌باشد که هر دو مدل، ارزش در معرض خطر (VaR) را دست بالا برآورد نموده‌اند. معیار MSE که فاصله بین بازده واقعی و بازده موردانتظار را در صورت تخطی از ارزش در معرض خطر (VaR) اندازه‌گیری می‌کند (تابع زیان کوآدراتیک را برآورد می‌کند) در مدل GARCH مربوط به دو شاخص خودرو و ساخت قطعات و فلزات اساسی که به ترتیب برابر با ۱,۰۰۰۵۸۸ و ۱,۰۰۰۱۱۱۸۶، به دست آمده است، نسبت به مدل FIGARCH مربوط به این دو شاخص که به ترتیب برابر با ۱,۰۰۰۵۸۸۳ و ۱,۰۰۰۱۰۱۲ می‌باشند، کمتر بوده ولی در رابطه با شاخص محصولات شیمیایی عکس این موضوع صادق است.

در جدول (۴) نتایج مربوط به برآورد ارزش در معرض خطر (VaR) و ریزش موردانتظار (ES)، با استفاده از دو مدل GARCH و FIGARCH با رویکرد ۱۰ گام جلوتر ارائه شده است. همانند رویکرد یک گام جلوتر، مدل FIGARCH نتوانسته بهبودی را در زمینه دقت برآورد ایجاد نماید. با مقایسه نسبت‌های تخطی مشاهده شده و نسبت

نتایج مربوط به برآورد ارزش در معرض خطر (VaR) و ریزش مورد انتظار (ES) با رویکرد یک گام جلوتر با استفاده از مدل‌های GARCH و FIGARCH در جدول (۳) خلاصه شده است. با توجه به مقادیر به دست آمده در آزمون کوپیک و اینکه نسبت‌های تخطی مشاهده شده همواره بزرگتر از نسبت تخطی مورد انتظار می‌باشند و معیار MSE به دست آمده برای هر سه شاخص که در مدل GARCH به ترتیب برابر ۱,۰۰۰۱۰۷ و ۱,۰۰۰۵۸۸ و ۱,۰۰۰۱۱۱ و در مدل FIGARCH برابر با ۱,۰۰۰۱۰۱ و ۱,۰۰۰۵۸۸۳ و ۱,۰۰۰۱۰۱۲ می‌باشند، به‌طور کلی، مشاهده می‌شود که استفاده از مدل حافظه بلندمدت FIGARCH بهبودی را در زمینه دقت پیش‌بینی ارزش در معرض خطر (VaR) و ریزش موردانتظار (ES)، نسبت به مدل GARCH ایجاد نکرده است؛ این استنتاج با یافته‌های آنجلیدیس و دجیاناکیس (۲۰۰۷) و هاردل و مانگو (۲۰۰۸) مبنی بر بهبود دقت پیش‌بینی‌های ارزش در معرض خطر و ریزش موردانتظار در دوره‌های کوتاه‌مدت منطبق می‌باشد. از طرف دیگر، بزرگتر بودن نسبت‌های تخطی مشاهده شده نسبت به نسبت

تخطی مورد انتظار، می‌توان گفت که هر دو مدل GARCH و FIGARCH ارزش در معرض ریسک را دست بالا برآورد کرده‌اند. معیار MSE در مدل GARCH مربوط به ۲ شاخص محصولات شیمیایی و فلزات اساسی به ترتیب برابر ۱,۰۰۰۵۷۲ و ۱,۰۰۰۵۷۸ بوده که کمتر از خطای مدل FIGARCH مربوط به این دو شاخص می‌باشد.

جدول (۴): برآورد VaR و ES با رویکرد ۱۰ گام جلوتر

شاخص	تعداد پیش‌بینی	(متوسط VaR)	آماره کوپیک	نسبت تخطی مورد انتظار	(متوسط ES)	MSE(ES)
GARCH(1,1)						
محصولات شیمیایی	۱۰	۰.۹۸۷۵۸	۰.۴۷۵۸	۰.۰۵	۰.۹۹۷۹۷	۱.۰۰۰۵۷۲
خودرو و ساخت قطعات	۱۰	۰.۹۶۹۸۲	۰.۱۹۲۳	۰.۰۱	۰.۹۶۹۸۳	۱.۰۰۰۶۵۷۸
فلزات اساسی	۱۰	۰.۹۸۶۰۲	۰.۱۶۸۷	۰.۰۵	۰.۹۸۶۰۲	۱.۰۰۰۵۷۸
FIGARCH(1,d,1)						
محصولات شیمیایی	۱۰	۰.۹۸۶۷۹	۰.۶۹۶۹	۰.۰۵	۰.۹۸۶۴۷	۱.۰۰۰۶۵۱
خودرو و ساخت قطعات	۱۰	۰.۹۷۰۳۱	۰.۱۹۲۳	۰.۰۱	۰.۹۷۰۳۲	۱.۰۰۰۶۴۱۱
فلزات اساسی	۱۰	۰.۹۸۴۹۹	۰.۰۵۸۷	۰.۰۵	۰.۹۸۴۹۹	۱.۰۰۰۶۷۵

جدول (۵): برآورد VaR و ES با رویکرد ۲۰ گام جلوتر

شاخص	تعداد پیش‌بینی	(متوسط VaR)	آماره کوپیک	نسبت تخطی مورد انتظار	(متوسط ES)	MSE(ES)
GARCH(1,1)						
محصولات شیمیایی	۵	۰.۹۸۹۷۵	۰.۴۲۴	۰.۰۵	۰.۹۸۸۲۰	۱.۰۰۱۳۳۳
خودرو و ساخت قطعات	۵	۰.۹۷۱۶۷	۰.۰۸۹۸	۰.۰۱	۰.۹۷۱۶۷	۱.۰۱۶۶۰۹
فلزات اساسی	۵	۰.۹۸۸۹۶	۰.۱۴۱۴	۰.۰۵	۰.۹۸۸۷۸	۱.۰۰۰۷۱۹
FIGARCH(1,d,1)						
محصولات شیمیایی	۵	۰.۹۸۸۷۹	۰.۳۳۴۵	۰.۰۵	۰.۹۸۷۴۲	۱.۰۰۱۶۰۸
خودرو و ساخت قطعات	۵	۰.۹۷۱۰۲	۰.۲۰۳۴	۰.۰۱	۰.۹۷۱۰۲	۱.۰۱۷۰۷۶
فلزات اساسی	۵	۰.۹۸۹۲۰	۰.۰۶۹۴	۰.۰۵	۰.۹۸۸۸۶	۱.۰۰۰۷۰۵

این گونه استنتاج می‌شود که هر دو مدل، ارزش در معرض خطر (VaR) مربوط به هر سه شاخص را دست بالا برآورد کرده‌اند. معیار MSE نیز بیان‌گر آن است که مدل GARCH در برآورد ریزش مورد انتظار (ES) مربوط به دو شاخص محصولات شیمیایی و

جدول (۵) نتایج مربوط به برآورد ارزش در معرض خطر (VaR) و ریزش مورد انتظار (ES) را به کمک مدل‌های GARCH و FIGARCH با رویکرد ۲۰ گام جلوتر فراهم آورده است. در این جدول نیز با توجه به آماره کوپیک و نسبت خطی مورد انتظار

زمینه دقت پیش‌بینی ارزش در معرض خطر (VaR) و ریشز موردانتظار (ES) نسبت به مدل GARCH حتی در افق‌های زمانی بلندمدت هم ایجاد نمی‌کند. همان‌گونه که پیش‌تر اشاره شد، نتایج به دست آمده در این پژوهش با یافته‌های سریانانتاکومار و سیلوپیل (۲۰۰۳) مبنی بر انتخاب مدل GARCH(1,1) به عنوان مدل بهینه در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و ریشز موردانتظار و نیز نتایج به دست آمده توسط آنجلیدیس و دجیاناکیس (۲۰۰۷) و هاردل و مانگو (۲۰۰۸) که بیان‌گر بهبود دقت پیش‌بینی‌های ارزش در معرض خطر و ریشز موردانتظار در دوره‌های کوتاه‌مدت می‌باشد، همخوانی دارد. ریشز موردانتظار، مقدار سرمایه موردنیاز را در زمانی که نوسانی در شرایط نرمال بازار ایجاد می‌گردد، برآورد می‌کند. نتایج به دست آمده اطلاعات ارزشمندی را در اختیار تحلیل‌گران و مدیران ریسک قرار داده که می‌توانند از آن‌ها در مدل‌های تلاطم با حافظه بلندمدت، پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و ریشز موردانتظار استفاده نمایند البته با توجه به این نکته که این مدل‌ها باید به دقت توسط مدیران ریسک و تنظیم‌کنندگان بازار طراحی شوند.

به دلیل استفاده از بازه‌های زمانی مستقل و مجزا، با افزایش افق زمانی پیش‌بینی، تعداد ارزش در معرض خطر (VaR) و ریشز موردانتظار (ES) برآورد شده توسط عاملی که برابر با طول دوره پیش‌بینی می‌باشد، کاهش یافته است. بنابراین، به خصوص در افق زمانی ۲۰ روزه، نتایج آزمون کوپیک کاملاً به تعداد تخطی‌های VaR حساس بوده، به طوری که تعداد بسیار کمی از تخطی‌ها می‌تواند به عنوان معیاری برای تعیین اینکه "آیا عملکرد مدل در پیش‌بینی‌ها مطلوب بوده است یا خیر؟" مورد استفاده قرار گیرد. علاوه‌براین، وقتی که تعداد

خودرو و ساخت قطعات که به ترتیب برابر ۰،۱۳۳۳، ۱،۰۱۶۶۰۹ و می‌باشند، نسبت به مدل FIGARCH که مقادیر مربوط به MSE را به ترتیب ۰،۱۶۰۸، ۱۷۰۷۶ و ۱ برآورد نموده، عملکرد بهتری داشته است.

تحلیل‌های فوق یکدیگر را تأیید کرده و به طور خلاصه گویای آن هستند که در هر سه رویکرد مدل GARCH نسبتاً عملکرد بهتری نسبت به مدل FIGARCH داشته است. بنابراین، محاسبات مربوط به حافظه بلندمدت نتوانستند توانایی مدل را در پیش‌بینی دقیق زیان بهبود داده و در نتیجه مدل GARCH نسبت به FIGARCH ترجیح داده می‌شود.

۵- نتیجه‌گیری و بحث

در این پژوهش عملکرد مدل FIGARCH در برآورد ارزش در معرض خطر (VaR) و ریشز موردانتظار (ES) در سه سری زمانی دارای حافظه بلندمدت به‌ویژه در افق‌های زمانی طولانی‌مدت موردبررسی قرار گرفته است. به همین منظور، پیشنهاد شده برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر (VaR) با رویکرد چند گام جلوتر و با استفاده از مدل FIGARCH از روش شبیه‌سازی مونت‌کارلوی پیشنهاد شده توسط کریستوفرسن (۲۰۰۳) استفاده گردد. مدل‌ها را با استفاده از اطلاعات مربوط به سه شاخص صنعت بورس اوراق بهادار برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک (VAR) با رویکردهای ۱گام، ۱۰گام و ۲۰گام جلوتر آزمون کرده‌ایم. نتایج مدل‌سازی نشان می‌دهد که با وجود شواهدی مبنی بر تداوم در روند نوسانات، محاسبات مربوط به مدل حافظه بلندمدت (مدل FIGARCH)، بهبودی را در

سرمایه‌گذاری، دوره سوم، شماره نهم، صفحات ۱۳۳-۱۵۵.

* شاه‌مرادی، اصغر و زنگنه، محمد، ۱۳۸۶، محاسبه ارزش در معرض خطر برای شاخص‌های عمده بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از روش پارامتریک، مجله تحقیقات اقتصادی، دوره ۴۲، شماره ۷۹، صفحات ۱۲۱-۱۴۹.

* نریمانی، رضا و حکیمی‌پور، نادر و رضایی، اسداله، ۱۳۹۲، کاربرد روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های واریانس ناهمسانی شرطی در محاسبه ارزش در معرض خطر، فصل‌نامه علوم اقتصادی، سال هفتم، شماره ۲۴، صفحات ۱۰۱-۱۳۷.

- * Angelidis, T., Benos, A., & Degiannakis, S. (2004). The use of GARCH models in VaR estimation. *Statistical Methodology*, 1, 105-128.
- * Angelidis, T., & Degiannakis, S. (2007). Backtesting VaR models: A two-stage procedure. *Journal of Risk Model Validation*, 1(2), 1-22.
- * Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J., & Heath, D. (1997). Thinking coherently. *Risk*, 10, 68-71.
- * Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J., & Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical Finance*, 9(3), 203-228.
- * Baillie, R., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 74, 3-30.
- * Bollerslev, T. (1986). Generalised autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- * Brooks, C., & Persaud, G. (2003). Volatility forecasting for risk management. *Journal of Forecasting*, 22, 1-22.
- * Caporin, M. (2008). Evaluating value-at-risk measures in presence of long memory conditional volatility. *Journal of Risk*, 10(3), 79-110.
- * Chen, Y., & Lu, J. (2010). Value at risk estimation. In J. -C. Duan, J. E. Gentle,

مشاهدات کم باشد، مدل کوپیک از قدرت کمتری برخوردار می‌باشد.

نتایج به دست آمده اطلاعات ارزشمندی را در اختیار مدیران ریسک قرار داده که می‌توانند از آن در مدل‌سازی تلاطم، پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و ریزش موردانتظار استفاده نمایند. این نکته که مدل‌های تلاطم با حافظه بلندمدت نسبت به مدل با حافظه کوتاه‌مدت GARCH، نتوانسته‌اند بهبودی را در زمینه دقت پیش‌بینی‌های ارزش در معرض خطر حتی در افق‌های زمانی بلندمدت ایجاد کنند، تصمیم‌گیران را قادر می‌سازد در زمان‌هایی که نیازمند تصمیم‌گیری سریع و استفاده بهینه از زمان و هزینه هستند، بسیار اثربخش‌تر عمل نمایند.

فهرست منابع

- * اسلامی بیدگلی، غلامرضا و راعی، رضا و کمال‌زاده، سحر، ۱۳۹۲، محاسبه ارزش در معرض خطر قیمت سبب نفتی اوپیک با استفاده از مدل‌های حافظه بلندمدت گارچ، فصل‌نامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال دهم، شماره ۳۹، صفحات ۱-۱۹.
- * خلیلی عراقی، مریم و یکه زارع، امیر، ۱۳۸۹، برآورد ریسک بازار صنایع بورس اوراق بهادار تهران بر مبنای مدل ارزش در معرض خطر (VaR)، مجله دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، دوره ۳، شماره ۷، صفحات ۴۷-۷۲.
- * سجاد، رسول و هدایتی، شهره و هدایتی، شراره، ۱۳۹۳، برآورد ارزش در معرض خطر با استفاده از نظریه ارزش فرین در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه علمی پژوهشی دانش

- * Harris, R., & Sollis, R. (2003). Applied time series modelling and forecasting. New York: John Wiley & Sons, 213-257.
- * Hoppe, R. (1999). Finance is not physics. Risk Professional, 1(7).
- * Hurst, H. (1951). Long-term Capacity of Reservoirs. Trans Amer Soc Civ Eng., Engng 116, 770-808.
- * Kuester, K., Mittnik, S., & Paoletta, M. S. (2006). Value-at-risk prediction: A comparison of alternative strategies. Journal of Financial Econometrics, 4(1), 53-89.
- * Lo, A. (1991). Long Term Memory in Stock Market Prices. Econometrica, 59(5), 1279-1313.
- * Mandelbrot, B. B. (1971). When Can Price be Arbitraged Efficiently? A Limit to the Validity of the Random Walk and Martingale Models. Review of Economics and Statistics, 53(3), 225-236.
- * McMillan, D., & Kambouroudis, D. (2009). Are riskmetrics forecasts good enough? Evidence from 31 stock markets. International Review of Financial Analysis, 18, 117-124.
- * Semenov, A. (2009). Risk factor beta conditional value-at-risk. Journal of Forecasting, 28 (6), 549-558.
- * Shao, X. -D., Lian, Y. -J., & Yin, L. -Q. (2009). Forecasting value-at-risk using high frequency data: The realized range model. Global Finance Journal, 20(2), 128-136.
- * Srikanthakumar, S., & Silvapulle, S. (2003). Estimating value at risks for short and long trading positions. Working paper. Australia: Department of Economics and Business Statistics, Monash University.
- * Taleb, N. (April). Against VaR. Derivatives Strategy.
- * Tang, T., & Shieh, S. (2006). Long memory in stock index futures markets: A value-at risk approach. Physica A, 366, 437-448.
- * Tsay, R. S. (2002). Analysis of Financial Time Series. John Wiley & Sons, 71-101.
- * Xekalaki, E., & Degiannakis, S. (2010). ARCH models for financial applications. New York: John Wiley & Sons, 107-128.
- * Youssef, M., & Belkacem, L., & Mokni, Kh. (2015). Value-at-Risk estimation of energy commodities: A long-memory GARCH-EVT approach. Energy Economics 51, 99-110.
- &W. Hardle (Eds.), Chapter in handbook of computational finance. Springer, 307-333.
- * Christoffersen, P. (2003). Elements of financial risk management. CA: Elsevier Science, 21-121.
- * Danielsson, J., & Morimoto, Y. (2000). Forecasting extreme financial risk: A critical analysis of practical methods for the Japanese market. Monetary and Economic Studies, 18(2), 25-48.
- * Dionne, G., Duchesne, P., & Pacurar, M. (2009). Intraday value at risk (IVaR) using tick by tick data with application to the Toronto Stock Exchange. Journal of Empirical Finance, 16, 777-792.
- * Dowd, K. (2002). Measuring market risk. New York: John Wiley & Sons.
- * Ellis, C., & Wilson, P. (2004). Another look at the forecast performance of ARFIMA models. International Review of Financial Analysis, 13, 63-81.
- * Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of UK inflation. Econometrica, 50, 987-1008.
- * Geweke, J., S. Porter-Hudak (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models. Journal of Time Series Analysis, 221-238.
- * Giot, P., & Laurent, S. (2003). Value-at-risk for long and short trading positions. Journal of Applied Econometrics, 18(6), 641-664.
- * Giot, P., & Laurent, S. (2004). Modelling daily value-at-risk using realised volatility and ARCH type models. Journal of Empirical Finance, 11, 379-398.
- * Halbleib, R., & Pohlmeier, W. (2012). Improving the value at risk forecasts: Theory and evidence from the financial crisis, Journal of Economic Dynamics & Control 36, 1212-1228.
- * Hansen, P. R., & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)? Journal of Applied Econometrics, 20(7), 873-889.
- * Härdle, W., & Mungo, J. (2008). Value-at-risk and expected shortfall when there is long range dependence. SFB 649, discussion paper 2008-006. Germany: Humboldtuniversität zu Berlin, 1-33.

یادداشت‌ها

1. Srikanthakumar and Silvapulle
2. Giot and Laurent
3. Angelidis and Degiannakis
4. Danielsson and Morimoto
5. Kuester, Mittnik, and Paoletta
6. Christoffersen
7. Value-at-Risk
8. Expected shortfall
9. Tang & Shieh
10. Caporin
11. McMillan and Kambouroudis
12. Angelidis & Degiannakis
13. Härdle & Mungo
14. Chen and Lu
15. Conditional autoregressive VaR
16. Halbleib and Pohlmeier
17. Youssef
18. Semenov
19. Brooks & Persaud
20. Dionne, Duchesne, & Pacurar
21. Unit-root nonstationary time series
22. Tsay
23. Geweke, J., S. Porter-Hudak
24. Bollerslev
25. Angelidis & Degiannakis
26. Hansen & Lunde
27. Baillie & et al.
28. Harris & Sollis
29. Baillie & et al.
30. Xekalaki & Degiannakis
31. Artzner, Delbaen, Eber, and Heath
32. Dowd
33. Angelidis & Degiannakis

