تحقیقات مالی
Journal of Financial Research

دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
دورهٔ ۱۸، شمارهٔ ۱
بهار ۱۳۹۵
ص. ۱۸۴- ۱۶۷

برآورد ارزش در معرض خطر چنددوره‌ای بر پایهٔ روش‌های شبیه‌سازی و پارامتریک

مهسا گرجی[۱]، رسول سجاد[۲]

چکیده: با توجه به تأکید کمیتهٔ بال بر لزوم استفاده از مدل‌های داخلی ارزش در معرض خطر (VaR) ده‌روزه، به‌منظور مشخص‌کردن حداقل سرمایهٔ پشتیبان ریسک بازار و کاستی‌های قاعدهٔ جذر زمان، هدف این پژوهش ارائهٔ برآوردهای دقیق‌تر از VaR چنددوره‌ای با استفاده از شانزده روش، برای شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران (TEPIX)، NASDAQ و FTSE است. نتایج براساس مجموع معیارهای تابع زیان و کارایی نشان می‌دهد مدل شبیه‌سازی تاریخی بوت‌استرپ‌شده (BHS)، بهترین عملکرد را برای شاخص TEPIX دارد. همچنین، در سطح اطمینان ۹۵ درصد مدل پارامتریک EGARCH با توزیع تی-استیودنت و در سطوح اطمینان ۹۹ و ۹۹/۵ درصد مدل EGARCH با توزیع نرمال، عملکرد مطلوب‌تری نسبت به سایر مدل‌ها در برآورد VaR پنج‌روزه برای شاخص‌های NASDAQ و FTSE دارد. به‌علاوه، یافته‌های ما نشان می‌دهند بهترین مدل از لحاظ آزمون پوشش شرطی لزوماً اقتصادی‌ترین مدل در برآورد VaR پنج‌روزه نیست.

واژه‌های کلیدی: آزمون پوشش شرطی، ارزش در معرض خطر چنددوره‌ای، کمیتهٔ بال، مدل شبیه‌سازی تاریخی بوت‌استرپ‌شده.

۱. کارشناس ارشد مهندسی مالی، دانشگاه رجا، قزوین، ایران
۲. استادیار مهندسی مالی، دانشگاه علم و فرهنگ، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۰۷/۲۹
تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹٤/۰۹/۱۵
نویسندهٔ مسئول مقاله: مهسا گرجی
E-mail: m.gorji@hotmail.com

Arhive of SID
www.SID.ir

مقدمه

کمیتهٔ بال[1] به بانک‌های خبره اجازه داده است تا برای مشخص‌کردن حداقل سرمایهٔ پشتیبان[2] ریسک بازار، از مدل داخلی[3] خود استفاده کنند. بر پایهٔ رویکرد مدل‌های داخلی لازم است محاسبه (VaR)[4] در سطح اطمینان ۹۹ درصد و با درنظرگرفتن افق زمانی[5] ده روز انجام گیرد. با وجود این، بانک‌ها اجازه دارند با استفاده از قاعدهٔ جذر زمان[6]، VaR ده‌روزه[7] را تقریب بزنند. استفاده از قاعدهٔ جذر زمان فقط برای پرتفوهای خطی با بازدهی دارای توزیع یکنواخت و مستقل[8] (iid) معتبر است که به‌صورت نرمال توزیع شده است، اما از آنجاکه اغلب پرتفوها چنین ویژگی‌ای ندارند، استفاده از این تخمین یکی از دلایل به‌وجودآمدن ریسک مدل[9] است (الکساندر، ۲۰۰۸). با وجود آنکه کمیتهٔ بال استفاده از قاعدهٔ جذر زمان را برای پیش‌بینی VaR ده‌روزه مجاز دانسته است، برخی از تحقیقات در این زمینه، مانند پژوهش کریستوفرسن، دیبولد و اسچورمن (۱۹۹۸)، داود، بلک و کیرنز (۲۰۰۳)، دانیلسون و زیگراند (۲۰۰۶) و اسکوگلاند، اردمن و چن (۲۰۱۱) این قاعده را با توجه به شرایط واقعی بازار نقد کرده‌اند. این قاعده غیرقابل‌اعتماد است و به‌طور شایان‌توجهی به بیش از حد برآوردکردن VaR منجر می‌شود (بلک، کیرنز و داود، ۲۰۰۰). با وجود این، در اغلب پژوهش‌ها تمرکز اصلی بر افزایش دقت مدل‌های VaR یک‌روزه به‌منظور به‌کارگیری قاعدهٔ جذر زمان به‌علت سادگی این روش علی‌رغم کاستی‌های آن بوده است و مطالعات محدودی در زمینهٔ برآورد VaR چنددوره‌ای[10] انجام پذیرفته است. مدل‌هایی که پیش‌بینی دقیقی از VaR یک‌دوره‌ای ارائه می‌کنند، لزوماً در دوره‌های آتی برآورد دقیقی ارائه نمی‌دهند و این مسئله نشان‌دهندهٔ اهمیت معرفی مدل‌های مناسب برای پیش‌بینی‌های VaR چنددوره‌ای است. همچنین، براساس قوانین کفایت سرمایه مدل مناسب، مدلی است که توانایی ارائهٔ پیش‌بینی صحیح‌تر را در بلندمدت داشته باشد. برآوردهای VaR چنددوره‌ای محافظه‌کارانه و ریسکی به تحمیل هزینه‌های شایان‌توجه به مؤسسات مالی منجر می‌شود. از این‌رو، ارائهٔ

---

1. Basle Committee, 1955 & 1996
2. Capital Requirements
3. Internal model
4. Value-at-Risk
5. Time horizon
6. Square-root-of-time rule

براساس این قاعده، به‌طور مثال بانک‌ها اجازه دارند VaR ده روزه را با ضرب VaR یک روزه در ریشهٔ دوم عدد ۱۰ تقریب بزنند.

۷. منظور مقدار VaR در طول ده روز آینده است، که این مقدار با VaR ده روز آینده متفاوت است.

8. Independent and Identically Distributed
9. Model risk
10. Multi-period VaR

Arhive of SID

www.SID.ir

روشی با توانایی ارائهٔ برآوردهای مناسب‌تر از VaR چنددوره‌ای به‌منظور تخمین سرمایهٔ پشتیبان، به استفادهٔ مؤثرتر از منابع موجود و مدیریت ریسک در نهادهای مالی منجر می‌شود؛ بنابراین، هدف تحقیق حاضر استفاده از مزیت‌های روش‌های شبیه‌سازی در کنار برخی از روش‌های پارامتریک به‌منظور دستیابی به تخمینی دقیق‌تر از این معیار بااهمیت و کاراست. از این‌رو، در تحقیق حاضر VaR چنددوره‌ای، برای شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران (TEPIX)، NASDAQ و FTSE با استفاده از مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلترشده FHS[1] روزانه و پنج‌روزه برآورد شده است. به‌این‌ترتیب، ضمن استفاده از مزیت‌های مدل نیمه‌پارامتریک FHS، به‌عنوان مدلی با پیچیدگی کمتر، سرعت قابل‌قبول و انطباق‌پذیری بیشتر با ویژگی‌های واریانس در داده‌های مالی (داود، ۲۰۰۵: ۹۶– ۹۸) با استفاده از روش بازنمونه‌گیری بوت‌استرپ[2]، سعی شده است برآورد دقیق‌تری از VaR پنج‌روزه ارائه شود. همچنین، به‌منظور مقایسهٔ نتایج از روش‌های شبیه‌سازی تاریخی موزون با واریانس[3] (HW)[4]، روش هیبریدی (BRW)[5]، روش شبیه‌سازی تاریخی (HS)[6]، شبیه‌سازی تاریخی بوت‌استرپ‌شده (BHS)[7] و روش‌های پارامتریک برآورد VaR بر پایهٔ دو مدل GARCH و GARCH نمایی (EGARCH)، با توجه به وجود اثر اهرم مالی[8] در بازده دارایی‌های مالی و با فرض توزیع نرمال و تی– استیودنت (t) استفاده شده است.

پیشینهٔ نظری پژوهش

روش شبیه‌سازی تاریخی و شبیه‌سازی تاریخی بوت‌استرپ‌شده

مدل‌های تاریخی VaR فرض می‌کنند تمام تغییرات احتمالی آینده در گذشته مشاهده شده‌اند؛ بنابراین، توزیع شبیه‌سازی‌شدهٔ تاریخی با توزیع بازدهی‌ها برای یک افق زمانی معین در آینده یکسان است (الکساندر، ۲۰۰۸). در مدل HS با دراختیارداشتن توزیع بازده تجربی (با مرتب‌سازی داده‌ها) و کوانتایل مورد نظر به‌سادگی می‌توان مقدار VaR را محاسبه کرد. در روش BHS نیز به‌جای استفاده از داده‌های اصلی (اولیه)، از این داده‌ها با جایگزینی بارها استخراج می‌شود و به‌این‌ترتیب هزاران مسیر احتمالی برای بازده آتی شبیه‌سازی می‌شود. این فرایند خارج‌کردن با

1. Filtered Historical Simulation
2. Bootstrap Resampling Method
3. Volatility-weighted Historical Simulation
4. Hull and White (HW)
5. Boudoukh, Richardson & Whitelaw (BRW)
6. Historical Simulation
7. Bootstrapped Historical Simulation
8. Leverage Effect

Arhive of SID

www.SID.ir

جایگزینی بوت‌استرپ نامیده می‌شود. بوت‌استرپ روشی است که فارغ از بسیاری فرضیات با ایجاد نمونه‌های فراوان، شرایط نمونه را به شرایط جامعه نزدیک می‌کند و با درنظرگرفتن تمام حالات تشکیل نمونه، می‌توان از درستی برآورد ضرایب و برآورد فاصلهٔ اطمینان برای ضرایب مطمئن‌تر شد (افرون و تیبشیرانی، ۱۹۹۳). هنگامی‌که این روش روی داده‌های غیرنرمال به‌کار گرفته می‌شود، مزیت‌های شایان‌توجهی دارد (هندرسون، ۲۰۰۵).

روش هیبریدی

این روش را بودوخ، ریچاردسون و وایتلا (۱۹۹۸) پیشنهاد کرده‌اند. هدف آن ترکیب‌کردن مزیت‌های مرتبط با استفاده از فرایند کاهش وزن به‌صورت نمایی، با روش HS است. این فرایند به‌کمک استفاده از یک بازهٔ تقریباً طولانی از داده‌های تاریخی انجام می‌گیرد و در عین حال به داده‌هایی که به‌لحاظ زمانی نزدیک‌تر هستند، وزن بزرگ‌تری تخصیص داده می‌شود. با فرض n مشاهدهٔ تاریخی، از زمان t-۱ تا t-n، به هریک از مشاهدات وزن W_{t-i} تخصیص داده می‌شود:

$$W_{t-i} = \frac{\lambda^i}{\sum_{i=1}^{n} \lambda^i} \ , 0 < \lambda < 1 \qquad \text{رابطهٔ ۱)}$$

هرچه λ یا میزان کاهش[1] کوچک‌تر باشد، وزن تخصیص‌داده‌شده به مشاهدات گذشته با سرعت بیشتری کاهش می‌یابد. با مرتب‌سازی بازده‌ها به‌صورت صعودی (نزولی) و تعیین وزن اختصاصی هریک و سپس محاسبهٔ وزن‌ها به‌صورت تجمعی می‌توان VaR را در سطح اطمینان معلوم محاسبه کرد. این روش محدودیت روش HS مبنی‌بر درنظرگرفتن فرض پایداری توزیع بازده عوامل بازار را با به‌کارگیری تکنیک کاهش وزن داده‌ها برطرف می‌کند (رستی و سرونی، ۲۰۰۷: ۱۹۹). از این پس نمادهای BRW-97% و BRW-99%، نشان‌دهندهٔ مدل BRW با میزان کاهش ۹۷ و ۹۹ درصد است.

روش شبیه‌سازی تاریخی موزون با واریانس

هال و وایت (۱۹۹۸) روش شبیه‌سازی تاریخی موزون با واریانس را مطرح کردند و ایدهٔ اصلی‌اش آن است که اطلاعات بازده برای درنظرگرفتن تغییرات اخیر واریانس به‌روز می‌شود. درنتیجه، اگر بخواهیم مقدار VaR را برای روز T پیش‌بینی کنیم، درصورتی‌که $r_{t,i}$، بازده تاریخی دارایی i در روز t و نمونهٔ تاریخی مورد نظر، $\sigma_{t,i}$ پیش‌بینی تاریخی نوسان‌پذیری با استفاده از مدل GARCH برای بازده دارایی i در روز t و $\sigma_{T,i}$ پیش‌بینی اخیر ما از نوسان‌پذیری دارایی i باشد،

1. Decay factor

Arhive of SID

www.SID.ir

بازده‌ها در مجموعهٔ داده، $r_{t,i}$، با بازده‌های تعدیل‌شده با واریانس، $r^*_{i,j}$، جایگزین می‌شوند، به‌این‌ترتیب داریم:

$$r^*_{i,j} = \left(\frac{\sigma_{T,i}}{\sigma_{t,i}}\right) r_{t,i}$$ رابطهٔ ۲)

بنابراین، بازده‌های واقعی در هر دورهٔ زمانی t افزایش (یا کاهش) می‌یابند، براساس اینکه پیش‌بینی جاری از نوسان، بیشتر (یا کمتر) از نوسان پیش‌بینی‌شده برای دورهٔ زمانی t است یا خیر (داود، ۲۰۰۵: ۹۴)، از این پس، نماد HW نشان‌دهندهٔ مدل شبیه‌سازی تاریخی موزون با واریانس است.

روش پارامتریک

در این روش با درنظرگرفتن الگوهای مناسب از میانگین و نوسانات بازدهی مالی، مقادیر میانگین و واریانس شرطی داده‌ها پیش‌بینی شده است. با استفاده از این مقادیر به‌طورمستقیم می‌توان VaR را استخراج کرد. به‌منظور درنظرگرفتن واریانس ناهمسانی از مدل‌های GARCH(۱و۱) و EGARCH(۱و۱) با فرض توزیع نرمال و t استفاده شده است. درادامه نمادهای GARCH، GARCH-t، EGARCH و EGARCH-t نشان‌دهندهٔ مدل‌های پارامتریک برآورد VaR با فرض توزیع نرمال و t است. مطابق الگوی GARCH داریم:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t \quad , \qquad \varepsilon_t \sim N(0\,, \sigma_t)$$ رابطهٔ ۳)

$$\sigma_1^2 = c_0 + c_1\varepsilon_{t-1}^2 + d_1\sigma_{i-1}^2$$ رابطهٔ ۴)

در معادلهٔ ۳، بازده، مجموع بازده میانگین (که می‌تواند صفر فرض شود) و ε_t، خطای باقیمانده است. نوسان‌پذیری در معادلهٔ ۴ مجموع یک مقدار ثابت، یک جزء که نشان‌دهندهٔ شک‌ها در دورهٔ گذشته است و نوسان‌پذیری دورهٔ گذشته است. سپس مقدار VaR، برای افق زمانی h به‌صورت زیر قابل‌محاسبه است:

$$\hat{k}_\lambda = \hat{k}_\lambda(h,T) = \phi^{-1}\left(\lambda;\ \hat{\mu}_{T+h}\,, \hat{\sigma}^2_{T+h}\right)$$ رابطهٔ ۵)

که در آن $\phi^{-1}(\lambda;\ \mu, \sigma^2)$[1] نشان‌دهندهٔ معکوس تابع توزیع تجمعی توزیع نرمال استاندارد، با میانگین μ و واریانس σ^2، و λ نشان‌دهندهٔ سطح احتمال درنظرگرفته‌شده برای پیش‌بینی VaR است:

1. Cumulative Distribution Function

Archive of SID

www.SID.ir

رابطهٔ ۶) $$\hat{\mu}_{T+h} = \hat{\mu}$$

رابطهٔ ۷) $$\hat{\sigma}^2_{T+h} = \hat{c}_0 + \hat{c}_1\varepsilon^2_{T+h-1} + \hat{d}_1\hat{\sigma}^2_{T+h-1}$$

مقدار VaR، با فرض توزیع t نیز به‌صورت زیر قابل‌محاسبه است:

رابطهٔ ۸) $$\hat{k}_\lambda = \hat{k}_\lambda(h,T) = \hat{\mu}_{T+h} + \hat{\sigma}_{T+h}F_t^{-1}(\lambda;\hat{\nu})$$

که در آن $F_{\mathrm{t}}^{-1}(\lambda;\mathrm{v})$ نشان‌دهندهٔ معکوس تابع توزیع تجمعی توزیع t با v درجهٔ آزادی است.

بلک (۱۹۷۶) مفهوم اثر اهرم مالی را مطرح کرد که بیان می‌کند تغییرات قیمت یک دارایی با تغییرات نوسان آن دارایی همبستگی منفی نشان می‌دهد. به‌منظور درنظرگرفتن این اثر از مدل EGARCH با توزیع نرمال و t برای برآورد واریانس استفاده شده است. معادلهٔ الگوی EGARCH، که نلسون (۱۹۹۱) ارائه کرد، به‌صورت زیر است:

رابطهٔ ۹) $$\ln\sigma_t^2 = c_0 + \sum_{i=1}^{r} c_i \ln\sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{s} d_j\left[\left|z_{t-j}\right| - E\left|z_{t-j}\right|\right] + \sum_{j=1}^{s}\theta_j z_{t-j}$$

رابطهٔ ۱۰) $$\varepsilon_t = z_t\sigma_t$$

که در آن d_{j} نشان‌دهندهٔ بزرگی اثر است و مشخص می‌کند نوسان‌پذیری چه میزان به‌صورت خودکار در جهت شک‌ها افزایش می‌یابد. θ_{j} نیز نشان‌دهندهٔ علامت اثر است. z_{t} و $|z_t| - \mathrm{E}|z_t|$ هر دو دارای میانگین صفر و iid با توزیع‌های پیوسته هستند.

روش شبیه‌سازی تاریخی فیلترشده

از جمله روش‌های نیمه‌پارامتریک بوت‌استرپ، که بارونی- ادسی، گیانوپلس و وسپر (۱۹۹۹) و بارونی ادسی و گیانوپلس (۲۰۰۰) ارائه کردند، روش FHS است. روش FHS توسط این افراد به‌منظور برآورد ریسک بازار در پرتفوهای شامل اوراق بهادار خطی و غیرخطی استفاده شده است. هدف این روش، ترکیب مزیت‌های روش HS، با قدرت و انعطاف‌پذیری مدل‌های نوسان‌پذیری شرطی مانند GARCH است. این فرایند به‌کمک بوت‌استرپ‌کردن خطاها، با یک الگوی واریانس شرطی انجام می‌پذیرد (داود، ۲۰۰۵: ۹۷).

روش HS درصورتی مناسب است که بازدهی‌ها توزیع یکنواخت و مستقل (iid) داشته باشند. این فرض با وجود تغییر واریانس در طول زمان نقض می‌شود و به ارائهٔ یک تخمین بی‌ثبات از VaR منجر می‌شود. این موضوع را هندریکس (۱۹۹۶)، مک نیل و فری (۱۹۹۸) ثابت کرده‌اند

Archive of SID

www.SID.ir

(بارونی- ادسی، گیانوپلس و وسپر، ۱۹۹۹). در روش FHS، به‌منظور درنظرگرفتن واریانس ناهمسانی از مدل GARCH(۱و۱) و مدل EGARCH(۱و۱) با فرض توزیع نرمال و t استفاده شده است. درادامه نمادهای FHS-G، FHS-G-t، FHS-E و FHS-E-t به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی فیلترشدهٔ پنج‌روزه، تحت فرض الگوی GARCH وEGARCH با فرض توزیع نرمال و t هستند. پس از تخمین ضرایب مدل به‌کمک معادله‌های ۳ و ۴، برای استانداردکردن خطای باقیمانده، خطای باقیماندهٔ تخمین‌زده‌شده ($\hat{\varepsilon}_t$) بر برآورد جذر واریانس ($\hat{\sigma}_t$) تقسیم شده است. بنابراین:

رابطهٔ ۱۱)
$$z_t = \frac{\hat{\varepsilon}_t}{\hat{\sigma}_t}$$

نوسان‌پذیری آتی ($\hat{\sigma}_{t+1}$) با ضرایب به‌دست آمده از تخمین مدل بر روی بازده‌ها و مقادیر تخمین $\hat{\varepsilon}_t$ و $\hat{\sigma}_t$ به‌کمک رابطهٔ ۷ پیش‌بینی شده است. خطاهای باقیماندهٔ استانداردشده (z_t) به‌صورت تصادفی و با جایگزینی استخراج و با هربار استخراج، پس از آنکه با نوسان‌پذیری آتی تعدیل شد، به‌عنوان خطای باقیماندهٔ آتی (ε^*_{t+1}) برای ایجاد مسیر آیندهٔ بازده به‌کار گرفته شده است.

رابطهٔ ۱۲)
$$\varepsilon^*_{t+1} = \sigma_{t+1}.z^*_t$$

رابطهٔ ۱۳)
$$r^*_{t+1} = \mu + \varepsilon^*_{t+1}$$

z^*_t نشان‌دهندهٔ خطای باقیماندهٔ استاندارد و بوت‌استرپ‌شده است. با هربار بوت‌استرپ z_t، این فرایند تکرار می‌شود. به‌این‌ترتیب، با B بار تکرار بوت‌استرپ، B بازده شبیه‌سازی‌شده به‌دست‌آمده است و مقدار VaR محاسبه می‌شود. به‌کارگیری این روش حتی درمورد پرتفوهای سرمایه‌گذاری بزرگ، سرعت عمل قابل‌قبولی دارد. همچنین، الگوی همبستگی در داده‌ها بدون استناد به دانشی درمورد ماتریس واریانس- کوواریانس یا توزیع شرطی بازده دارایی‌ها حفظ می‌شود (داود، ۲۰۰۵: ۹۸).

برآورد VaR براساس داده‌های روزانه به‌کمک روش FHS (FHS روزانه)

در این روش، برای برآورد VaR پنج‌روزه برخلاف روش‌های قبل که از بازده پنج‌روزه استفاده می‌شود، از بازده روزانه با فرکانس بالاتر استفاده شده است؛ بنابراین، باید توجه داشت پنجرهٔ متحرک شامل بازده‌های روزانه برای هربار پیش‌بینی میانگین و واریانس به‌اندازهٔ h روز (افق زمانی مورد نظر) به‌جلو جابه‌جا می‌شود. اگر اولین خطای تولیدشده در بالا (ε^*_{t+1}) برای ایجاد

Arhive of SID

www.SID.ir

مسیر اول را با $\varepsilon^*_{1,t+1}$ نمایش دهیم، با درنظرگرفتن پیش‌بینی نوسان $(\hat{\sigma}_{t+1})$، می‌توان پیش‌بینی نوسان در روز دوم $(\hat{\sigma}_{t+1})$ را به‌کمک رابطهٔ ۷ برآورد کرد. پس از این مرحله، مقدار جدیدی از خطای باقیماندهٔ استانداردشده با استفاده از بوت‌استرپ استخراج می‌شود $(z^*_{1,t+1})$ و مجدداً به‌کمک روابط ۱۲ و ۱۳ مقدار خطای باقیماندهٔ روز دوم $(\varepsilon^*_{1,t+2})$ و بازده $(r^*_{1,t+2})$ در مسیر اول تولید می‌شود. روند ذکرشده می‌تواند برای سایر روزها تا پایان افق زمانی (h) مورد نظر به‌منظور تولید برداری از بازدهی‌ها (مسیر اول)، $(r^*_{1,t+1}, \dots, r^*_{1,t+h})$ تکرار شود. $N-1$ مسیر دیگر، به‌منظور ساختن توزیعی از N مسیر محتمل از بازدهی در طول پنج روز آینده، با همین روند تولید می‌شود. نمادهای FHS-G-d، FHS-G-t-d، FHS-E-d و FHS-E-t-d نشان‌دهندهٔ مدل‌های FHS روزانه هستند.

پیشینهٔ تجربی

تیلور (۱۹۹۹) در پژوهشی VaR چنددوره‌ای را با استفاده از روش رگرسیون چندک برآورد کرده است. گیانوپلوس (۲۰۰۲) به‌منظور پیش‌بینی VaR در دورهٔ زمانی بلندمدت از روش FHS استفاده کرده است. گایسلز، روبیا و ولکنو (۲۰۰۹) با استفاده از روش‌های پارامتریک به برآورد VaR چنددوره‌ای پرداخته‌اند و روشی جدید با عنوان مدل میداس را با قاعدهٔ جذر زمان مقایسه کرده‌اند. هوانگ، یو، فبوزی و فوکوشیما (۲۰۰۹) VaR چنددوره‌ای را با استفاده از مدل CAViaR برآورد کرده‌اند. همچنین، چرتین و کوگینز (۲۰۱۰) شانزده مدل برآورد VaR ماهانه را با تأکید بر مدل FHS برای سه شاخص سهام بررسی کرده‌اند. آن‌ها براساس نتایج آزمون‌های ارزیابی عملکرد نتیجه می‌گیرند که دو مدل روزانه FHS با استفاده از مدل‌های GARCH بهترین عملکرد را دارند. از این‌رو، در تحقیق حاضر علاوه‌بر مدل‌های اخیر از سایر مدل‌های شبیه‌سازی و پارامتریک استفاده شد تا کارایی این مدل‌ها در برآورد VaR چنددوره‌ای بررسی شود و مناسب‌ترین مدل‌ها در این گروه شناسایی شود. شایان ذکر است با وجود تحقیقات متعدد خارجی در زمینهٔ روش‌های برآورد VaR چنددوره‌ای، تحقیقات داخلی در این زمینه محدود بوده و بیشترین تمرکز بر ارائهٔ برآوردهای دقیق‌تر از VaR یک‌دوره‌ای به‌منظور استفاده از روش ناکارای تقریبی برای تخمین سرمایهٔ پشتیبان بوده است؛ برای نمونه، رستمی نوروزآباد، شجاعی، خضری و رحمانی نوروزآباد (۱۳۹۴)، فلاح‌پور و احمدی (۱۳۹۳)، رستمی و حقیقی (۱۳۹۲) و محمدی، راعی و فیض‌آباد (۱۳۸۷) با استفاده از روش‌های مختلف به برآورد دقیق‌تر VaR یک‌دوره‌ای پرداخته‌اند، درحالی‌که تحقیق حاضر تخمین VaR چنددوره‌ای را که در تعیین سرمایهٔ پشتیبان اهمیت قابل‌ملاحظه‌ای دارد، هدف قرار داده است. بنابر بررسی‌های

Arhive of SID

www.SID.ir

صورت‌گرفته، تاکنون در این زمینه فقط یک پژوهش با عنوان «پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک چنددوره‌ای» (رضائی، ۱۳۹۱) در قالب پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد انجام گرفته است. در این تحقیق، کارایی برخی از مدل‌های پارامتریک، ناپارامتریک و نیمه‌پارامتریک براساس برآورد VaR چنددوره‌ای فقط با استفاده از شاخص S&P مقایسه شده است. با وجود این، تحقیق حاضر برای نخستین‌بار طیفی از مدل‌های شبیه‌سازی را به‌منظور برآورد این معیار در کنار مدل‌های پارامتریک با فرض‌های مختلف درمورد واریانس و توزیع خطاها با استفاده از شاخص TEPIX علاوه‌بر دو شاخص NASDAQ و FTSE استفاده کرده است و به‌منظور ارزیابی الگوها افزون بر الگوی شناخته‌شدهٔ کریستوفرسن (۱۹۹۸)، از تابع زیان و معیار هزینهٔ فرصت نیز استفاده کرده است.

روش پژوهش

ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی VaR

در تحقیق حاضر، برای مقایسهٔ عملکرد مدل‌ها علاوه‌بر الگوی شناخته‌شدهٔ کریستوفرسن (۱۹۹۸) که درادامه توضیح داده می‌شود، از تابع زیان و معیار هزینهٔ فرصت نیز استفاده شد. تابع زیان به‌منظور بررسی بزرگی شکست‌ها از VaR برآوردشده به‌کار گرفته شده است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C_t = \begin{cases} (r_t - VaR_t)^2 & if \quad r_t \le VaR_t \\ 0 & if \quad r_t > VaR_t \end{cases}$$ رابطهٔ ۱۴)

برای مقایسهٔ هزینهٔ فرصت مدل‌ها نیز با استفاده از تابع زیر به مدل‌ها امتیاز داده شده است:

$$E_t = \begin{cases} |r_t - VaR_t| & if \quad r_t > VaR_t \\ 0 & if \quad r_t \le VaR_t \end{cases}$$ رابطهٔ ۱۵)

که در آن r_t نشان‌دهندهٔ بازده و VaR_t پیش‌بینی VaR متناظر است. پس از محاسبهٔ C_t و E_t برای دورهٔ خارج از نمونه، میانگین این مقادیر با یکدیگر جمع شده است و بدیهی است هرچه مجموع این دو معیار ($\bar{S}$) کوچک‌تر باشد، مدل مورد نظر عملکرد دقیق‌تر (C_t) و کارایی بیشتری (E_t) دارد.

Arhive of SID

www.SID.ir

با درنظرگرفتن پیش‌بینی VaR، $\hat{k}_{\lambda}(1,t)$ برای یک افق زمانی یک‌روزه و بازده واقعی مشاهده‌شده r_{t+1}، مجموعهٔ صفر و یک[1] ـ که نشان‌دهندهٔ وجودداشتن یا وجودنداشتن شکست‌های VaR است ـ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$I_{t+1} = \varphi_{(-\infty,\hat{k}_{\lambda}(1,t))}(r_{t+1})$$ رابطهٔ ۱۶)

$T_0 = T - T_1$ تعداد شکست‌ها و $T_1 \sum_{t=1}^{T} I_{t+1}$ تعداد نبود شکست‌ها و احتمال شکست تجربی به‌صورت $\widehat{\lambda} = T^{-1} \sum_{t=1}^{T} I_{t+1} = T_1/T$، محاسبه شده است. برای یک مدل پیش‌بینی VaR صحیح، انتظار داریم مجموعهٔ شکست‌ها I_{t+1} به‌صورت زیر باشد:

$$H_0 : I_{t+1} \overset{iid}{\sim} Bernoulli(\lambda)$$ رابطهٔ ۱۷)

آزمون این فرض صفر همان‌طورکه کریستوفرسن (۱۹۹۸) نشان داد، شامل دو بخش است: بخش اول شامل آزمون پوشش غیرشرطی و بخش دوم بررسی استقلال شکست‌هاست.

یافته‌های پژوهش

توصیف آماری داده‌ها

داده‌های تحقیق شامل ۵۰۱۲ داده روزانه از تاریخ ۱۳۷۱/۰۴/۰۸ تا ۱۳۹۲/۰۷/۱۰ مربوط به شاخص بورس اوراق بهادار تهران (TEPIX)، ۱۰۷۳۲ داده از تاریخ ۱۹۷۱/۰۲/۰۵ و ۷۴۳۴ داده از تاریخ ۱۹۸۴/۰۴/۰۴ تا پایان ۲۰۱۳/۱۰/۰۳ به‌ترتیب برای شاخص‌های NASDAQ و FTSE هستند. بازدهی روزانه به‌صورت بازده مرکب پیوسته محاسبه شده است. شایان ذکر است به‌علت کمبود داده‌های دردسترس شاخص TEPIX، برآورد VaR پنج‌روزه الزامی بود. فقط در مدل‌های FHS روزانه، از بازده روزانه استفاده شد. در بقیهٔ مدل‌ها از بازده پنج‌روزه ــ که به‌صورت غیرهم‌پوشاننده محاسبه شده است ـ استفاده شد تا مشکل همبستگی بین بازده‌ها ایجاد نشود. طول دورهٔ تخمین به‌صورت روزانه T=۱۰۰۰ مفروض است. همچنین، به‌منظور برآورد VaR در مدل‌های BHS و FHS، هزاربار فرایند بوت‌استرپ انجام گرفت. جدول ۱ ویژگی‌های آماری بازده روزانه و پنج‌روزهٔ شاخص‌های مورد نظر را نمایش می‌دهد. مقادیر کشیدگی و چولگی نشان‌دهندهٔ آن است که بازده‌های روزانه و پنج‌روزه از توزیع نرمال تبعیت نمی‌کنند. آزمون جارک‌برا نیز نشان‌دهندهٔ رد فرض نرمالیتی در سطح اطمینان ۹۵ درصد برای سه شاخص مورد

1. Boolean Sequence

Arrive of SID

www.SID.ir

بررسی است. همچنین، فرض استقلال سریالی بازده روزانه و پنج‌روزه در سطح اطمینان ۹۵ درصد با ده وقفه به‌جز در شاخص FTSE رد می‌شود. مربع بازده‌ها نیز با توجه به مقدار آمارهٔ باکس- یونگ[1]، با ده وقفه خودهمبسته است؛ بنابراین، واریانس‌های بازده قابل‌پیش‌بینی است. به‌طورکلی، بازده‌های پنج‌روزه در مقایسه با بازده‌های روزانه کمتر پهن‌دنباله هستند.

جدول ۱. ویژگی‌های آماری TEPIX، NASDAQ و FTSE

شاخص	تعداد	میانگین	انحراف معیار	ماکزیمم	مینیمم	چولگی	کشیدگی
بازده روزانه							
TEPIX	۵۰۱۱	۰/۰۹۸۲	۰/۵۵۱۲	۵/۲۶۱	−۵/۴۵۰	۰/۴۸۴۹	۱۴/۶۳۷
NASDAQ	۱۰۷۳۱	۰/۰۳۳۸	۱/۲۵۷	۱۳/۲۵۵	−۱۲/۰۴۳	−۰/۲۸۹	۱۲/۷۴۳
FTSE	۷۴۳۳	۰/۰۲۳۹	۱/۱۱۹	۹/۳۸۴	−۱۳/۰۲۹	−۰/۳۷۶۲	۱۱/۲۸۲
بازده پنج‌روزه							
TEPIX	۱۰۰۲	۰/۳۹۰۵	۱/۵۴۴۶	۱۰/۱۱۱	−۵/۹۵۲	۰/۹۱۳	۸/۳۰۴
NASDAQ	۲۱۴۶	۰/۱۴۶۱	۲/۶۱۷	۱۳/۱۱۴	−۲۳/۱۹۲	−۱/۰۵۷	۱۰/۸۶۳
FTSE	۱۴۸۶	۰/۰۹۰۷	۲/۰۹۸	۸/۹۴۵	−۱۳/۵۵۴	−۰/۳۶۷۸	۶/۰۵۶
آزمون نرمالیتی و استقلال		**JB-test**	**Q-test(k=۱۰)**			**Q^2-test(k=۱۰)**	
بازده روزانه							
TEPIX		۲۸۴۶۹/۷۶*	۱۸۶۸/۱۹*			۵۵۱/۹۱۸*	
NASDAQ		۴۲۵۹۳/۴۰*	۵۰/۲۸۷*			۷۵۸۴/۰۸*	
FTSE		۲۱۴۱۷/۳۶*	۸۹/۶۳*			۴۲۰۸/۰۴*	
بازده پنج‌روزه							
TEPIX		۱۳۱۳/۸۶*	۳۵۳/۰۰۵*			۱۲۲/۱۰۸*	
NASDAQ		۵۹۲۷/۳۲*	۳۶/۵۱۵*			۵۱۸/۰۳*	
FTSE		۶۱۱/۹۳*	۱۳/۰۷			۲۰۶/۸۱*	

JB-test نشان‌دهندهٔ آمارهٔ آزمون جارک‌برا، Q-test و Q^2-testبه‌ترتیب نشان‌دهندهٔ آمارهٔ آزمون استقلال بازده و مربع بازده با وقفهٔ ۱۰ (k=۱۰) است.

* نشان‌دهندهٔ معناداری آماری در سطح اطمینان ۹۵ درصد است.

1. Ljung-Box

Arhive of SID

www.SID.ir

برآورد تجربی و ارزیابی عملکرد مدل‌ها در تخمین VaR چنددوره‌ای

p-value هریک از آزمون‌های پوشش غیرشرطی، پوشش شرطی، میزان شکست تجربی با احتمالات ۱ و ۵ درصد و معیار $\bar{S}$، برای پانزده مدل از مدل‌های به‌کاررفته در تحقیق، در جدول ۲ و ۳ به‌ترتیب برای شاخص‌های TEPIX و NASDAQ مشخص شده است. نتایج مربوط به مدل‌های HS و BRW-97%، سطح احتمال ۰/۵ درصد، آزمون استقلال و جدول نتایج مربوط به شاخص FTSE موجود است، اما به‌علت کمبود فضا ارائه نشده است. با بررسی نتایج آزمون پوشش غیرشرطی مشاهده می‌شود که فرض صفر این آزمون در سطح احتمال ۵ درصد در مدل‌های HS، BRW-97%، BRW-99%، HW، FHS-G، FHS-G-t، FHS-E و FHS-E-t به‌طورمشترک در تمام شاخص‌ها پذیرفته می‌شود. این مسئله درمورد مدل‌های BRW-97%، BRW-99%، FHS-G و FHS-G-t در سطح احتمال ۱ درصد و مدل BRW-99% در سطح احتمال ۰/۵ درصد نیز رخ داده است. با توجه به مقدار p-value این آزمون، در تمام سطوح احتمال مدل‌های FHS-G، FHS-E-t-d و BRW-99% به‌ترتیب برای شاخص‌های TEPIX، NASDAQ و FTSE، بهترین عملکرد را از نظر دقت آماری دارند.

مقدار p-value آزمون پوشش شرطی که معیار جامع‌تری را برای ارزیابی ارائه می‌دهد، در سطح احتمال ۵ درصد در مدل‌های BRW-97%، FHS-G و FHS-G-t به‌طورمشترک برای تمام شاخص‌ها بیش از ۵ درصد است و فرض صفر این آزمون تأیید می‌شود. در سطح احتمال یک درصد نیز درمورد مدل‌های BRW-97% و FHS-G این مسئله رخ داده است. با توجه به مقدار p-value این آزمون در سطح احتمال ۵ درصد (۱ و ۰/۵) مدل‌های BRW-97% (BRW-99% و FHS-G)، BRW-97% (FHS-G-d و FHS-G-t-d به‌طورمشترک و FHS-E-d و FHS-E-t-d به‌طورمشترک) و BRW-99% (FHS-G-d و BRW-99%) به‌ترتیب برای شاخص‌های TEPIX، NASDAQ و FTSE بهترین عملکرد را دارند؛ بنابراین، با توجه به معیار پوشش شرطی مدل‌های FHS-G، FHS-E-t-d و BRW-99% در تمام سطوح احتمال به‌ترتیب برای شاخص‌های TEPIX، NASDAQ و FTSE بهترین عملکرد را به‌لحاظ آماری دارند. همچنین، ملاحظه می‌شود مدل‌های FHS روزانه به‌استثنای شاخص TEPIX حتی در سطوح احتمال نهایی (دنباله‌ها) نیز عملکرد مناسبی دارند. به‌نظر می‌رسد این مسئله به‌دلیل فرکانس بالاتر داده‌های روزانه در مقایسه با داده‌های پنج‌روزه در مدل‌های FHS به‌ویژه درمورد شاخص NASDAQ است.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۲. نتایج اجرای آزمون‌های ارزیابی عملکرد برای شاخص TEPIX

مدل‌های VaR	BHS	BRW-99%	HW	FHS-G	FHS-G-t	FHS-E	FHS-E-t	FHS-G-d	FHS-G-t-d	FHS-E-d	FHS-E-t-d	GARCH	GARCH-t	EGARCH	EGARCH-t
VaR 5%															
$\hat{\lambda}$	۰/۰۸۸۵	۰/۰۵۶۱	۰/۰۵۸۶	۰/۰۴۷۴	۰/۰۵۲۴	۰/۰۴۶۱	۰/۰۵۷۴	۰/۰۹۲۳	۰/۰۹۲۳	۰/۰۸۶۰	۰/۰۸۲۵	۰/۰۴۱۱	۰/۰۵۷۴	۰/۰۴۲۴	۰/۰۶۲۳
LR_{un}	۰/۰۰۰۵	۰/۰۵۶۱	۰/۲۷۵۹	۰/۷۳۱۵	۰/۷۵۹۹	۰/۰۹۹۴	۰/۳۴۹۸	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۶	۰/۲۳۶۰	۰/۳۴۹۸	۰/۳۱۰۷	۰/۱۲۱۸
LR_{cc}	۰/۰۰۰۷	۰/۰۵۰۰	۰/۱۲۹۰	۰/۲۹۰۱	۰/۴۶۰۸	۰/۰۲۴۶	۰/۰۱۷۰	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱۷۰	۰/۰۲۵۱	۰/۰۲۳۳	۰/۰۰۲۰
$\bar{S}$	۱/۹۰۴۰	۲/۲۴۳۵	۲/۲۹۳۸	۲/۶۰۹۹	۲/۵۳۱۸	۲/۶۴۲	۲/۶۰۵۶	۱/۹۲۵۵	۱/۹۹۸۰	۱/۹۱۷۲	۲/۳۳۵۳	۲/۶۲۹۲	۲/۴۴۷۷	۲/۶۰۳۰	۲/۴۶۹۵
VaR 1%															
$\hat{\lambda}$	۰/۰۳۲۴	۰/۰۰۸۷	۰/۰۱۶۲	۰/۰۰۷۵	۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۱۲	۰/۰۱۸۷	۰/۰۲۳۷	۰/۰۲۱۲	۰/۰۲۴۹	۰/۰۲۱۲	۰/۰۲۲۴	۰/۰۲۱۲	۰/۰۲۲۴	۰/۰۲۴۹
LR_{un}	۰/۰۰۰۴	۰/۷۱۱۴	۰/۱۰۴۹	۰/۴۵۳۱	۰/۳۱۶۸	۰/۷۳۳۰	۰/۲۷۷۱	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۵۶	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۵۶	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۵۶	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۰۳
LR_{cc}	۰/۰۰۰۱	۰/۸۷۰۳	۰/۲۱۳۲	۰/۷۱۵۸	۰/۵۱۲۷	۰/۸۴۲۲	۰/۰۴۷۵	۰/۰۰۲۶	۰/۰۱۴۵	۰/۰۰۰۹	۰/۰۱۴۵	۰/۰۰۶۳	۰/۰۱۴۵	۰/۰۰۶۳	۰/۰۰۰۴
$\bar{S}$	۲/۸۲۹۶	۴/۲۱۲۹	۴/۱۵۵۱	۴/۷۰۴۶	۴/۶۱۹۶	۴/۶۳۳۰	۴/۸۴۵۳	۳/۳۲۶۹	۳/۹۶۹۶	۳/۳۳۴۷	۴/۳۸۴۵	۳/۵۳۶۶	۴/۱۵۵۶	۳/۴۰۷۲	۴/۱۹۶۳

$\hat{\lambda}$، LR_{un}، LR_{cc} و میزان شکست تجربی، $\hat{\lambda}$، در جدول نمایش داده شد. نمادهای BHS، BRW-99%، HW به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی بوت‌استرپ‌شده، BRW با نرخ کاهش ۹۹ درصد و شبیه‌سازی تاریخی موزون با واریانس است. FHS-G، FHS-E، FHS-G-t و FHS-E-t به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی فیلترشدهٔ پنج‌روزه، تحت فرض الگوی GARCH و EGARCH با فرض توزیع نرمال و t هستند. نماد $\bar{S}$، نشان‌دهندهٔ مجموع معیار بزرگی شکست‌ها و کارایی است.

www.SID.ir

جدول ۳. نتایج اجرای آزمون‌های ارزیابی عملکرد برای شاخص NASDAQ

مدل‌های VaR	BHS	BRW-99%	HW	FHS-G	FHS-G-t	FHS-E	FHS-E-t	FHS-G-d	FHS-G-t-d	FHS-E-d	FHS-E-t-d	GARCH	GARCH-t	EGARCH	EGARCH-t
VaR 5%															
$\hat{\lambda}$	۰/۰۴۹۸	۰/۰۴۵۷	۰/۰۵۸۶	۰/۰۴۳۲	۰/۰۴۴۲	۰/۰۴۹۳	۰/۰۴۶۲	۰/۰۵۵۵	۰/۰۵۲۹	۰/۰۵۲۹	۰/۰۴۹۸	۰/۰۶۴۲	۰/۰۶۸۹	۰/۰۶۴۲	۰/۰۶۹۴
LR_{un}	۰/۹۷۵۱	۰/۳۸۱۴	۰/۰۹۰۴	۰/۱۵۷۰	۰/۲۳۰۹	۰/۸۹۲۲	۰/۴۴۲۱	۰/۲۷۳۸	۰/۵۵۶۹	۰/۵۵۶۹	۰/۹۷۵۱	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۰۲
LR_{cc}	۰/۰۳۴۸	۰/۲۴۷۰	۰/۰۵۸۴	۰/۰۸۸۸	۰/۳۸۵۹	۰/۵۵۵۶	۰/۲۸۹۶	۰/۲۴۶۹	۰/۱۴۰۳	۰/۴۴۲۹	۰/۵۸۹۷	۰/۰۱۵۸	۰/۰۰۰۱	۰/۰۲۰۵	۰/۰۰۰۱
$\bar{S}$	۵/۲۴۵۰	۵/۰۵۲۹	۴/۶۶۵۱	۴/۹۱۶۹	۴/۹۷۲۵	۴/۷۵۸۵	۴/۸۱۰۰	۴/۶۲۳۵	۴/۶۴۹۲	۴/۶۲۲۵	۴/۷۳۵۸	۴/۵۹۴۵	۴/۵۵۱۸	۴/۵۵۳۹	۴/۴۹۱۷
VaR 1%															
$\hat{\lambda}$	۰/۰۱۵۹	۰/۰۰۹۲	۰/۰۱۸۰	۰/۰۱۳۴	۰/۰۱۳۹	۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۴۴	۰/۰۱۲۳	۰/۰۱۲۳	۰/۰۱۲۳	۰/۰۱۲۸	۰/۰۲۰۶	۰/۰۱۸۵	۰/۰۲۲۱	۰/۰۲۱۱
LR_{un}	۰/۰۱۵۵	۰/۷۳۶۲	۰/۰۰۱۵	۰/۱۵۶۴	۰/۱۰۴۶	۰/۰۱۵۵	۰/۰۶۷۹	۰/۳۱۸۳	۰/۳۱۸۳	۰/۳۱۸۳	۰/۲۲۶۷	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۱
LR_{cc}	۰/۰۰۰۲	۰/۰۳۳۴	۰/۰۰۵۶	۰/۲۳۷۲	۰/۰۴۲۶	۰/۰۴۲۷	۰/۰۳۴۰	۰/۳۵۱۸	۰/۳۵۱۸	۰/۰۶۳۷	۰/۰۵۸۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱
$\bar{S}$	۷/۳۶۵۵	۹/۰۱۵۰	۶/۴۰۳۰	۷/۰۷۴۲	۷/۲۸۲۶	۶/۷۴۲۲	۶/۸۸۱۱	۶/۸۲۹۷	۶/۸۵۹۴	۶/۸۸۸۴	۷/۰۵۰۶	۵/۹۱۷۶	۶/۲۵۳۳	۵/۸۴۷۱	۶/۱۰۷۲

p-valueها برای آزمون‌های پوشش غیرشرطی، LR_{un}، پوشش شرطی، LR_{cc} و میزان شکست تجربی، $\hat{\lambda}$، در جدول نمایش داده شد. نمادهای BHS، BRW-99%، HW به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی بوت‌استرپ‌شده، BRW با نرخ کاهش ۹۹ درصد و شبیه‌سازی تاریخی موزون با واریانس است. FHS-G، FHS-G-t، FHS-E و FHS-E-t به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی فیلترشدهٔ پنج‌روزه، تحت فرض الگوی GARCH و EGARCHبا فرض توزیع نرمال و *t* هستند؛ FHS-G-d، FHS-G-t-d، FHS-E-d و FHS-E-t-d نیز نشان دهندهٔ مدل‌های معادل اما روزانه هستند. نمادهای GARCH، GARCH-t، EGARCH و EGARCH-t نیز نشان‌دهندهٔ مدل‌های پارامتریک برآورد VaR با فرض توزیع نرمال و *t* است. نماد $\bar{S}$، نشان‌دهندهٔ مجموع معیار بزرگی شکست‌ها و کارایی است.

www.SID.ir

مدل HS به‌ویژه درمورد شاخص‌های NASDAQ و FTSE عملکرد مطلوبی ندارد و مقدار VaR را کمتر از حد برآورد کرده است. فرض یکسان‌بودن توزیع احتمال بازده دارایی‌ها در آینده، با توزیع احتمال گذشتهٔ آن‌ها و پایداری الگوی رفتار بازده در آینده، در مدل HS ساده در افق‌های زمانی بلندمدت، قابلیت اتکای کمتری دارد. با افزایش داده‌های تاریخی که برای تخمین VaR استفاده می‌شود، میزان اثرگذاری داده‌های جدید کاهش می‌یابد و مدل به‌کندی تغییرات ریسک را نمایش می‌دهد. این پدیده در پژوهش پریسکر (۲۰۰۱) در بورس‌ها و پرتفوهای مختلف مشاهده شده و برای رفع آن روش FHS پیشنهاد شده است. برخلاف روش HS استفاده از مدل‌های واریانس شرطی مانند GARCH ساده یا نمایی امکان درنظرگرفتن پدیدهٔ نوسان‌پذیری خوشه‌ای را در روش‌های FHS، HW و پارامتریک ایجاد می‌کند. مدل‌های نیمه‌پارامتریک که ویژگی تغییرپذیری نوسان در طول زمان را لحاظ می‌کنند، نسبت به مدل HS که این ویژگی و شرایط جدید حاکم بر بازار را درنظر نمی‌گیرد، توانایی مناسب‌تری در ارائهٔ برآوردهای مناسب از معیار VaR دارند. با وجود این، براساس اینکه در مدل‌های BRW، وزن مشاهدات گذشته به‌صورت نمایی در نمونهٔ مورد نظر کاهش داده شده است، پاسخ‌دهی مناسب‌تری به اطلاعات جدید بازار مشاهده می‌شود. همچنین، مشاهده می‌شود مدل‌های پارامتریک VaR براساس الگوی واریانس شرطی GARCH و EGARCH نرمال، توانایی مطلوبی برای برآورد VaR به‌ویژه در سطوح احتمال نهایی با توجه به پهن‌دنباله‌بودن توزیع بازدهی‌های پنج‌روزه ندارند و درنظرگرفتن فرض توزیع t به بهبود نسبی عملکرد این مدل‌ها در دنباله‌ها برای شاخص‌های TEPIXو FTSE منجر شده است.

درادامه، عملکرد مدل‌ها با توجه به مجموع دو معیار تابع زیان و کارایی ($\bar{S}$) بررسی می‌شود. از آنجاکه با توجه به منابع موجود، محاسبهٔ سرمایهٔ پشتیبان براساس VaR چنددوره‌ای معمول نیست، در تحقیق حاضر مدل‌ها با استفاده از معیار کارایی نیز بررسی می‌شوند تا مشخص شود درصورت محاسبهٔ سرمایهٔ پشتیبان، کدام‌یک از مدل‌ها اقتصادی‌تر عمل می‌کند. بررسی معیار $\bar{S}$ نشان‌دهندهٔ آن است که مدل BHS، در تمام سطوح احتمال، کمترین مقدار را برای این معیار درمورد شاخص TEPIX دارد. درنتیجه، به‌کارگیری تکنیک بوت‌استرپ در روش BHS به بهبود عملکرد این مدل در مقایسه با روش پایهٔ HS درمورد شاخص TEPIX منجر شده است. همچنین، در سطح احتمال ۵ درصد مدل EGARCH-t و در سطح احتمال ۱ و ۰/۵ درصد مدل EGARCH، کمترین معیار $\bar{S}$ را برای شاخص‌های NASDAQ و FTSE، با توجه به چولگی و کشیدگی شایان‌توجه این شاخص‌ها دارند؛ بنابراین، مدل‌های مذکور دقت بالاتری به‌لحاظ میزان بزرگی شکست‌ها دارند و درصورت محاسبهٔ سرمایهٔ پشتیبان، هزینهٔ فرصت کمتری را نیز برای

Archive of SID

www.SID.ir

بنگاه به ارمغان می‌آورند؛ به‌عبارت دیگر، به‌کارگیری این مدل‌ها موجب می‌شود مقدار کمتری از منابع مالی بنگاه بی‌دلیل دست‌نخورده باقی بماند. با وجود این، مدل‌های مذکور با درنظرگرفتن نتایج آزمون پوشش شرطی برای سه شاخص مورد بررسی در هر سه سطح احتمال، دقت آماری لازم را نداشته‌اند و فقط مدل‌های EGARCH-t و EGARCH برای شاخص FTSE در دو سطح احتمال ۵ و ۱ درصد عملکرد قابل‌قبولی به‌لحاظ آماری داشته‌اند. بررسی بهترین مدل‌ها با توجه به معیار پوشش شرطی در تمام سطوح احتمال، نشان می‌دهد این گروه از مدل‌ها در مقایسه با گروه برگزیده از نظر معیار $\bar{S}$، هزینهٔ فرصت بیشتری را به بنگاه تحمیل می‌کنند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تحقیق حاضر عملکرد شانزده روش شبیه‌سازی تاریخی و پارامتریک در برآورد VaR چنددوره‌ای (پنج‌روزه) با استفاده از شاخص‌های TEPIX، NASDAQ و FTSE را در سه سطح احتمال ۵، ۱ و ۰/۵ درصد بررسی می‌کند. در این تحقیق سعی شد ضمن بررسی عملکرد روش‌های مذکور در برآورد VaR پنج‌روزه، با استفاده از روش شناخته‌شدهٔ کریستوفرسن، مجموع دو معیار تابع زیان و کارایی ($\bar{S}$) نیز به‌منظور شناسایی مدل‌های با دقت مناسب (بزرگی شکست‌ها) و اقتصادی (هزینهٔ فرصت تحمیلی به بنگاه) به‌کار گرفته شود. نتایج براساس معیار پوشش شرطی نشان می‌دهد مدل‌های FHS-G، FHS-E-t-d و BRW-99% در تمام سطوح احتمال به‌ترتیب برای شاخص‌های TEPIX، NASDAQ و FTSE دقت بالاتری به‌لحاظ آماری دارند. با وجود این، بررسی مدل‌ها با توجه به معیار $\bar{S}$، نشان می‌دهد مدل BHS در تمام سطوح احتمال برای شاخص TEPIX، مدل EGARCH-t در سطح احتمال ۵ درصد و مدل EGARCH در سطح احتمال ۱ و ۰/۵ درصد، برای شاخص‌های NASDAQ و FTSE کمترین هزینهٔ فرصت را به بنگاه تحمیل می‌کنند و بیشترین دقت را به‌لحاظ بزرگی شکست‌ها دارند. درنتیجه، نتایج نشان می‌دهند مدل‌هایی که به‌لحاظ آماری دقت مناسبی دارند، لزوماً مدل‌های اقتصادی‌تری نیستند. همچنین، با توجه به ویژگی‌های بازده می‌توان از سایر مدل‌های شرطی به‌منظور توصیف رفتار میانگین و واریانس در روش‌های پارامتریک یا نیمه‌پارامتریک این تحقیق برای برآورد VaR چنددوره‌ای استفاده کرد. به‌کارگیری مدل‌های چندمتغیره GARCH نیز به‌منظور بررسی سرایت تلاطم میان شاخص‌های مختلف، به‌عنوان روشی برای توسعهٔ این پژوهش مطرح است.

References

Alexander, C. (2008). *Market risk analysis Value-at-Risk models*. England: John Wiley & Sons, Ltd.

Archive of SID

www.SID.ir

Angelidis, T., Benos, A. & Degiannakis, S. (2004). The use of GARCH models in VaR estimation, *Statistical Methodology*, 1(2): 105- 128.

Barone-Adesi, G. & Giannopoulos, K. (2000). *Non-parametric VaR techniques. Myths and realities. Mimeo*, Universita della Svizzera Italiana and City University Business School and Westminster Business School, November 2000: 18.

Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K. & Vosper, L. (1999). VaR without correlations for non-linear portfolios. *Journal of Futures Markets*, 19(5): 583 - 602.

Basle Committee on Banking Supervision. (1995). *An internal model-based approach to market risk capital requirements*. Available in: http://www.bis.org.

Basle Committee on Banking Supervision. (1996). Overview of the amendment to the capital accord to incorporate market risks, http://www.bis.org.

Black, F. (1976). Studies of stock price volatility changes, *In proceedings of the 1976 meetings of the business and economics statistics section,* American Statistical Association: 177- 181.

Blake, D., Cairns, A. & Dowd, K. (2000). Extrapolating VaR by the square-root rule, *Financial Engineering News*, 01/2000; 17.

Chrétien, S. & Coggins, F. (2010). Performance and conservatism of monthly FHS VaR: An international investigation, *Int. Review of Financial Analysis*, 19(5): 323– 333.

Christoffersen, P. F. (1998). Evaluating interval forecasts, *International Economic Review,* 39(4): 841- 861.

Christoffersen, P. F., Diebold, F. X. & Schuermann, T. (1998). Horizon problems and extreme events in financial risk management, *Economic Policy Review*, 4(9): 109- 118.

Dowd, K. (2005). *Measuring Market Risk*, 2nd edition, New York, Wiley.

Efron, B. & Tibshirani, R. (1993). *An introduction to the bootstrap*. New York: Chapman & Hall.

Fallahpour, S. & Ahmadi, E. (2014). Estimating value at risk of portfolio of oil and gold by Copula-GARCH method, Retrieved from https:// www.jfr.ut.ac.ir/article_50711_0.html. (*in Persian*)

Ghysels, E., Rubia, A. & Valkanov, R. (2009). Multi-period forecast of volatility: Direct, iterated and mixed-data approaches, *EFA 2009 Bergen Meetings Paper*.

Archive of SID

www.SID.ir

Henderson, A. R. (2005). The bootstrap: A technique for data-driven statistics, Using computer-intensive analyses to explore experimental data, *Clinica Chimica Acta*, 359(1- 2): 1- 26.

Hull, J. & White, A. (1998). Incorporating volatility updating into the historical simulation method for value-at-risk, *Journal of Risk*, 1(1): 5-19.

Jorion, P. (2003). *Financial risk manager handbook*. 2nd edition, John Wiley & Sons Inc.

Mohammdi, S., Raei, R. & Feyzabad, A. (2008). Forecasting value-at-risk using conditional volatility models: Evidence from Tehran stock exchange. *Journal of Financial Research*, 9(4): 109-124. (*in Persian*)

Nelson, D.B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2): 347– 370.

Resti, A. & Sironi, A. (2007). *Risk management and shareholders value in banking from risk measurement models to capital allocation policies*. John Wiley & Sons, Ltd.

Rostami Noroozabad, M., Shojaei, A., Khezri, M. & Rahmani Noorozabad, S. (2015). Estimate value at risk return Tehran stock exchange using wavelet analysis, *Journal of Financial Research*, 17(1): 59- 82. (*in Persian*)

Rostami, M. & Haqiqi, F. (2013). Using MGARCH to estimate value at risk. *Journal of Financial Research*, 15(2): 215- 228. (*in Persian*)

Skoglund, J., Erdman, D. & Chen, C. (2011). On the time scaling of value-at-risk with trading. *Journal of Risk Model Validation*, 5(4): 17- 26.

Taylor, J. W. (1999). A quintile regression approach to estimating the distribution of multiperiod returns. *Journal of Derivatives*, 7(1): 64- 78.

Archive of SID

www.SID.ir