فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران/ سال نوزدهم/ شماره ۶۰/ پاییز ۱۳۹۳/ صفحات ۳۵-۱

معرفی و مقایسه عملکرد گزیده‌ای روش‌های معمول در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک چنددوره‌ای: مطالعه موردی بورس اوراق بهادار تهران

سید مهدی برکچیان[۱]

محمد حسین رضائی[۲]

تاریخ ارسال: ۱۳۹۳/۳/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۲/۲۳

چکیده

مؤسسات مالی خصوصا بانک‌ها بنا بر الزامات قانونی کمیته‌ی بازل، برای تعیین میزان سرمایه‌ی احتیاطی خود می‌بایست پیش‌بینی‌های چنددوره‌ای (Multi-Period) از ارزش در معرض ریسک سبد دارایی‌های خود داشته باشند. لذا یافتن مدل‌های کارآمد در تخمین ارزش در معرض ریسک چنددوره‌ای (یا چندروزه) برای مدیران ارشد ریسک و علی‌الخصوص مدیران ریسک مالی از اهمیت بالایی برخوردار است. این مقاله به بررسی و مقایسه‌ی عملکرد روش‌های پارامتری، ناپارامتری و نیمه‌پارامتری در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک چنددوره‌ای برای سبد سرمایه‌گذاری‌شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌پردازد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که روش مرسوم تبدیل مقیاس زمان (قاعده‌ی جذر زمان) در اکثر افق‌های زمانی و در بین تمامی مدل‌های مورد بررسی، عملکرد خوبی ندارد. همچنین مدل‌های پارامتری در مقایسه با روش‌های ناپارامتری زیان انباشته‌ی بزرگتری را برای سبد دارایی‌ها نتیجه داده و در مقابل هزینه‌ی فرصت کمتری را به منابع بنگاه تحمیل می‌کنند.

واژگان کلیدی: ارزش در معرض ریسک چنددوره‌ای، پیش‌بینی واریانس چنددوره‌ای، پس‌آزمایی

طبقه‌بندی JEL : C51, C58, G32

۱. استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه صنعتی شریف barakchian@sharif.edu

۲.کارشناس ارشد علوم اقتصادی، دانشگاه صنعتی شریف rezaei.mh66@gmail.com

۱. مقدمه

یکی از مهمترین ریسک‌هایی که نهادهای مالی با آن مواجه‌اند، ریسک بازار[1] است که از کاهش ارزش دارایی‌ها در اثر نوسان غیرمنتظره‌ی قیمت‌ها در بازار ناشی می‌شود. مسئله‌ی مدیریت ریسک بازار، کنترل و مدیریت ریسک ناشی از نوسانات قیمت دارایی‌های نگهداری شده در سبد دارایی‌های یک نهاد مالی است. در این راستا معمولا مدیر ریسک مالی بخشی از سرمایه‌ی بنگاه را تحت عنوان «سرمایه‌ی احتیاطی»[2]، برای مقابله با پیامدهای نامطلوب ناشی از کاهش ارزش سبد دارایی‌ها، نگهداری می‌کند.

به رغم محدودیت‌ها و نارسایی‌ها، همچنان بسیاری از نهادهای مالی در ایران، در تصمیمات مالی خود از معیار ارزش در معرض ریسک[3] (VaR)، به عنوان معیار اندازه‌گیری ریسک سبد دارایی‌ها استفاده می‌کنند.[4] جذابیت این معیار به خاطر سادگی مفهوم و همچنین راحتی استفاده از آن در عمل است. ارزش در معرض ریسک عبارت است از: «حداکثر زیانی که سبد دارایی‌ها، در طول یک بازه‌ی زمانی مشخص (بازه‌ی زمانی نگهداری سبد دارایی‌ها) و در یک سطح پوشش[5] معین، تجربه می‌کند». انتخاب بازه‌ی زمانی مناسب برای پیش‌بینی VaR، اهمیت بالایی دارد؛ مدیریت ریسک در راستای تخصیص بهینه‌ی ترکیب سبد دارایی‌ها، و نهاد قانون‌گذار به منظور وضع حداقل سرمایه‌ی احتیاطی لازم برای مقابله با ریسک بازار، اغلب دوره‌های زمانی متفاوت مانند

1. Market Risk
2. Capital Charge
3. Value-at-Risk

۴. معیار ارزش در معرض ریسک ویژگی زیرجمع‌پذیری را دارا نبوده و خصوصا در شرایط نرمال نبودن توزیع بازده سبد دارایی‌ها از محدودیت‌هایی برخوردار است. به طوری که احتمال برآورد دست پایین ریسک در این شرایط بالاست. کمیته بال در گزارش مشورتی سال ۲۰۱۳ حرکت از معیار VaR به سمت معیار اندازه‌گیری ریسک Expected Shortfall را که نارسایی‌های VaR را تا حدودی پوشش می‌دهد، در قالب رویکردی جدید مطرح کرده است. اما چارچوب جدید تاکنون به صورت نهایی برای مؤسسات مالی ارائه نشده است و کماکان در دست بررسی و آزمون قرار دارد. لذا همچنان بسیاری از مؤسسات مالی از معیار VaR در عمل استفاده می‌کنند.

۵. برای جلوگیری از ایجاد ابهام بین مفهوم سطح اطمیان تخمین VaR و سطح اطمینان آزمون‌های آماری، از عبارت سطح پوشش در مورد محاسبه VaR استفاده شده است.

هفتگی، ماهیانه و یا فصلی را برای پیش‌بینی مناسب می‌دانند. افق زمانی مناسب برای مدیریت ریسک بازار، بسته به نوع فعالیت نهاد مالی، موقعیت، انگیزه‌ها، ترکیب و درجه‌ی نقدشوندگی[1] دارایی‌های نگهداری شده، متفاوت است. آنچه که واضح است، این است که در بسیاری از موارد، افق زمانی مرتبط با مدیریت ریسک، بزرگتر از تنها چند روز (معمولا بزرگتر از ۱۰ روز) است. (کریستوفرسن و دیبولد (۲۰۰۰)[2])

کمیته‌ی بازل تاکنون، بانک‌ها را به مدیریت ریسک بازار از طریق «روش درونی» بجای «روش استاندارد شده» تشویق کرده است؛ زیرا در روش درونی بانک‌ها به کمک معیار VaR، خود به محاسبه سرمایه‌ی احتیاطی پرداخته و قاعدتا روش کارآمدتری به کار می‌گیرند. تا بیانیه بال ۳، کمیته‌ی بازل افق زمانی مناسب برای محاسبه‌ی سرمایه‌ی احتیاطی در روش درونی را با توجه به ترکیب دارایی‌های بانک در حساب معاملات[3]، ۱۰ روز کاری (معادل ۲ هفته) عنوان کرده است.[4]

گذشت زمان و وقوع بحران‌های مالی، اهمیت مدیریت ریسک کارآمد را بیش از پیش آشکار کرده است؛ به طوری که در بحران مالی سال ۲۰۰۷، سرمایه‌ی احتیاطی بانک‌ها و بسیاری از دیگر مؤسسات مالی جوابگوی زیان‌های وارده نبوده است. عملکرد ضعیف مدل‌های پیش‌بینی VaR در بلندمدت را می‌توان یکی از دلایل این رخداد برشمرد (کمپل و چن (۲۰۰۸)[5])، چرا که برای محاسبه‌ی سرمایه‌ی احتیاطی می‌بایست پیش‌بینی‌های بلندمدت از VaR در اختیار داشت.

پیش‌بینی VaR به طور کلی در قالب ۳ رویکرد متفاوت مطرح می‌شود، که عبارتند از: رویکردهای پارامتری، ناپارامتری و نیمه‌پارامتری. در هر رویکرد پیش‌بینی‌های چنددوره‌ای VaR[6] به روشی متفاوت به دست می‌آید. رایج‌ترین روش برای پیش‌بینی

1. Liquidity
2. Christofferson and Diebold (2000)
3. Trading Book
4. Basel Committee on Banking Supervision (1996)
5. Campel and Chen (2008)

۶. «دوره» در اینجا به یک روز اطلاق می‌شود و منظور از پیش‌بینی‌های «چنددوره‌ای»، پیش‌بینی‌های چندروزه است. همچنین باید توجه داشت که منظور از پیش‌بینی‌های h روزه، پیش‌بینی عملکرد متغیر هدف در طول h روز است.

VaR چنددوره‌ای، «قاعده‌ی جذر زمان» در رویکرد پارامتری است. محبوبیت این روش در درجه‌ی اول به خاطر سادگی آن است. همچنین کمیته‌ی بازل در اصلاحیه‌ی سال ۱۹۹۶ (بال ۲) استفاده از این روش را برای پیش‌بینی VaR برای دوره ۱۰روزه پیشنهاد کرده است.[1] مبتنی‌بر قاعده‌ی جذر زمان، پیش‌بینی VaR یک دوره‌ی بعد در جذر بازه‌ی زمانی مورد نظر ضرب شده تا پیش‌بینی چنددوره‌ای به دست آید. قاعده‌ی جذر زمان دارای محدودیت‌ها و مفروضاتی است که اغلب در مورد داده‌های مالی اتفاق نمی‌افتد. (در مورد نقد و بررسی قاعده‌ی جذر زمان به مقالات کریستوفرسن و همکاران (۱۹۹۸)[2]، داود و همکاران (۲۰۰۳)[3]، دانیلسون و زیگراند (۲۰۰۶)[4]، بروملهیوس و کافمن (۲۰۰۷)[5] و اسکوگلاند و همکاران (۲۰۱۲)[6] مراجعه شود).

تاکنون تنها گایسلز و همکاران (۲۰۰۹)[7] به بررسی روش‌های پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای پرداخته‌اند که مطالعه‌ی آنها نیز صرفا روش‌های پارامتری را مورد بررسی قرار می‌دهد. از جمله تحقیقات داخلی در مورد پیش‌بینی VaR سبد دارایی‌ها در بازار اوراق بهادار تهران، می‌توان به مقالات شاهمرادی و زنگنه (۱۳۸۶)، محمدی و همکاران (۱۳۸۷)، کشاورز حداد و صمدی (۱۳۸۸)، سجاد و گرجی (۱۳۹۱) و شهیکی تاش و همکاران (۱۳۹۲) اشاره کرد که همگی با هدف پیش‌بینی VaR یک روزه نگارش یافته‌اند.

بیشتر تحقیقات انجام شده در این حوزه معطوف به افزایش دقت پیش‌بینی‌های یک‌دوره‌ای و استفاده از قاعده‌ی جذر زمان است، که به نظر می‌رسد عمدتا به دلیل دشوار بودن پیش‌بینی‌های بلندمدت VaR است. این مقاله به ارزیابی عملکرد روش‌های پارامتری، ناپارامتری و نیمه‌پارامتری در پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای بازده سبد

بنابراین نباید پیش‌بینی h روزه را با پیش‌بینی روز h ام (h-step ahead) اشتباه گرفت، چرا که در حالت دوم تنها می‌خواهیم متغیر هدف را در روز h ام پیش‌بینی کنیم که اصلا در مورد پیش‌بینی VaR موضوعیت ندارد.

1. Basel Committee on Banking Supervision (1996)
2. Christoffersen, Diebold and Schuermann (1998)
3. Dowd et al (2003)
4. Danielsson and Zigrand (2006)
5. Brummelhuis and Kaufmann (2007)
6. Skoglund and et al (2012)
7. Ghysels, Rubia and Valkanov (2009)

سرمایه‌گذاری‌شده در بورس اوراق بهادار تهران برای افق‌های زمانی ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ روز می‌پردازد. در رویکرد پارامتری روش‌های مستقیم، تکرارشونده، رگرسیون میداس (MIDAS) و قاعده‌ی جذر زمان، در رویکرد ناپارامتری مدل شبیه‌سازی تاریخی و مدل رگرسیون چندک-میداس (QR-MIDAS) و در رویکرد نیمه‌پارامتری مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلترشده مورد استفاده قرار می‌گیرند. در بخش پس‌آزمایی[1] از آزمون کریستوفرسن و برای رتبه‌بندی روش‌ها، از معیار رتبه‌بندی شنر استفاده می‌شود.

نتایج به دست آمده حکایت از عدم برتری مطلق یک مدل نسبت به دیگر مدل‌های مورد بررسی دارد. نتایج عمومی به دست‌آمده نشان می‌دهد، قاعده‌ی جذر زمان علیرغم استفاده زیاد از آن در عمل، نتایج خوبی را به لحاظ تعداد شکست‌های ایجاد شده ندارد. در رتبه‌بندی کلی بین مدل‌ها، مدل‌های پارامتری در مقایسه با روش‌های ناپارامتری زیان انباشته‌ی بزرگتری را برای سبد دارایی‌ها نتیجه داده و در مقابل هزینه‌ی فرصت کمتری را به منابع بنگاه تحمیل می‌کنند. بخش‌های بعدی مقاله به ترتیب زیر است: در بخش ۲ رویکردها و روش‌های پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای و در بخش ۳ آزمون‌های پس‌آزمایی و روش‌های مقایسه‌ی مدل‌های VaR معرفی می‌شوند. بخش ۴ به توصیف داده‌ها اختصاص دارد. نتایج پیش‌بینی‌های VaR در بخش ۵ ارائه می‌شود و در بخش ۶ نتیجه‌گیری صورت می‌گیرد.

۲. مبانی نظری پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای

چنانکه گفته شد، رویکردهای پیش‌بینی VaR را می‌توان به طور کلی به ۳ گروه پارامتری[2]، ناپارامتری[3] و نیمه‌پارامتری[4] تقسیم کرد. پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای در هر رویکرد به روشی متفاوت انجام می‌شود که در ادامه معرفی خواهند شد.

1. Backtesting
2. Parametric
3. Nonparametric
4. Semiparametric

۲-۱. رویکرد پارامتری

برای پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای در رویکرد پارامتری، می‌بایست میانگین شرطی (μ_{rh}) و واریانس شرطی (σ_{rh}) را به صورت چنددوره‌ای پیش‌بینی کرد. در ادبیات اقتصاد سنجی سری‌های زمانی روش‌های مستقیم (Direct)، تکرارشونده (Iterate) و رگرسیون میداس (MIDAS) برای پیش‌بینی واریانس و میانگین شرطی چنددوره‌ای معرفی شده‌اند.

۲-۱-۱. روش تبدیل مقیاس زمان[1] (قاعده جذر زمان)

در حوزه‌ی مدیریت ریسک معمولا از روش تبدیل مقیاس زمان به خاطر سادگی آن، برای پیش‌بینی واریانس و به تبع آن VaR چنددوره‌ای استفاده می‌شود. این روش در قالب رویکرد «ریسک متریک»[2] مطرح شده است. در این روش فرض می‌شود: ۱- بازده‌های روزانه دارای توزیع نرمال مستقل از هم با میانگین صفر بوده و ۲- واریانس شرطی از یک فرآیند EWMA[3] یا IGARCH(1,1)[4] بدون عرض از مبدأ تبعیت می‌کند. با این مفروضات، VaR مربوط به h روز آینده تنها با ضرب جذر h در VaR یک روز آینده به دست می‌آید.

$$Var_{t,t+h} = \sqrt{h} Var_{t,t+h+1} \qquad (۲.۱)$$

۲-۱-۲. روش مستقیم[5]

در روش مستقیم، مدل واریانس (یا میانگین) شرطی روی بازده‌های h روزه (منطبق با افق پیش‌بینی) برآورد شده و واریانس (یا میانگین) h روزه به طور مستقیم پیش‌بینی می‌شود. لذا در این روش برای پیش‌بینی واریانس (یا میانگین) h روز آینده تنها کافی است یک دوره‌ی (h روزه) بعد را در قالب مدل واریانس (یا میانگین) شرطی پیش‌بینی کرد.

1. Time Scaling
2. RiskMetrics (1996)
3. Exponentialy Weighted Moving Average (EWMA)
4. Integrated GARCH
5. Direct

$$\sigma^2_{(h)t} = \omega_{(h)} + \alpha_{(h)} a^2_{(h)t-1} + \beta_{(h)} \sigma^2_{(h)t-1} \qquad (۲.۲)$$

در رابطه (۲.۲) $\sigma^2_{(h)t}$ پیش‌بینی واریانس h روز آینده، $a^2_{(h)t-1}$ مجذور پسماندها و $\sigma^2_{(h)t-1}$ واریانس h روز قبل است. $\omega_{(h)}$، $\alpha_{(h)}$ و $\beta_{(h)}$ پارامترهای مدل هستند که متناظر با دوره‌ی h روزه تخمین زده می‌شوند.

چنانچه فرآیند تولید داده‌ها[1] به درستی شناسایی شود، روش مستقیم بدون تورش[2] خواهد شد و پیش‌بینی‌های پایداری[3] خارج از نمونه ارائه خواهد کرد. (مارسلینو و همکاران (۲۰۰۶)[4] و بانسالی (۱۹۹۶)[5]

۲-۱-۳. روش تکرارشونده[6]

روش تکرارشونده برخلاف روش مستقیم از بازده‌های روزانه در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک h روزه استفاده می کند. در این روش ابتدا یک مدل پیش‌بینی واریانس (یا میانگین) روزانه مانند مدل (۲.۳) روی بازده‌ها تخمین زده می‌شود. سپس پیش‌بینی واریانس روز دوم تا روز h به صورت بازگشتی[7] و با جایگذاری مکرر واریانس روز اول در مدل (۲.۳) به دست می‌آید. در آخر، مجموع واریانس‌های (یا میانگین‌های) روزانه پیش‌بینی شده (با فرض استقلال بین بازده‌های روزانه)، به عنوان پیش‌بینی واریانس (یا میانگین) بازده سبد دارایی‌ها در افق h روز آینده محاسبه می‌شود.

$$\sigma^2_{t+j} = \omega + \alpha a^2_{t+j-1} + \beta \sigma^2_{t+j-1} \quad , \; j = 1,\ldots,h \qquad (۲.۳)$$

$$V_{t,t+h} = \sum_{j=1}^{h} \sigma^2_{t+j} \qquad (۲.۴)$$

در رابطه (۲.۴) $V_{t,t+h}$ نشان‌دهنده‌ی واریانس h روز آینده است که از جمع تک‌تک واریانس‌های روزانه در طول h روز آینده حاصل می‌شود. روش تکرارشونده به دلیل

1. Data Generating Process
2. Unbiased
3. Robust
4. Marcellino, Stock and Watson (2006)
5. Bhansali (1996)
6. Iterated
7. Recursive

استفاده از بازده‌های روزانه، از کارایی[1] بالاتری نسبت به روش مستقیم در تولید پیش‌بینی‌های خارج از نمونه برخوردار است. اما اگر مدل برازش شده به داده‌های روزانه دارای خطای تصریح[2] باشد، این خطا با عملیات تکرارشونده به پیش‌بینی‌های بعدی سرایت می‌کند. بنابراین این روش مستعد تورش[3] است (مارسلینو، استاک و واتسون (۲۰۰۶)). در مورد کارایی نسبی دو روش مستقیم و تکرارشونده نمی‌توان پاسخ قاطعی داد. با توجه به مطالعه‌ی کانگ (۲۰۰۳)[4] کارایی نسبی دو روش مذکور به معیار انتخاب وقفه، افق پیش‌بینی و فرآیند تولید سری زمانی وابسته است.

برای انتخاب طول وقفه‌ی بهینه در مدلسازی میانگین و واریانس شرطی در روش‌های مستقیم و تکرارشونده، از معیارهای اطلاعاتی آکائیک (AIC) و بیز (BIC) استفاده می‌شود. با این حال در این مقاله، وقفه‌های پیشنهادشده از سوی معیارهای آکائیک و بیز، عملکرد مدل‌های ساده‌تر با وقفه‌ی مرتبه‌ی اول را بهبود نداده و حتی در برخی موارد عملکردی نامناسب در تولید پیش‌بینی‌های خارج از نمونه[5] داشته است. لذا در این مقاله از مدل پایه AR(1)-GARCH(1,1) به خاطر صرفه‌جویی در تعداد پارامترهای برآوردی استفاده می‌شود. این یافته، مؤید نتایج به دست آمده از مطالعه‌ی هانسن و لاند (۲۰۰۵)[6] در پیش‌بینی‌های خارج از نمونه است.

۲-۱-٤. روش مبتنی بر رگرسیون میداس (MIDAS)[7]

این روش در حوزه‌ی مدل‌های با فرکانس مختلط[8] قرار می‌گیرد و توسط گایسلز و همکاران (۲۰۰۴)[9] ارائه شده است. در رگرسیون میداس متغیرهای مستقل نسبت به متغیر

1. Efficiency
2. Specification Error
3. Bias
4. Kang (2003)
5. Out of Sample
6. Hansen and Lund (2005)
7. Mi(xed) Da(ta) S(ampling)
8. Mixed Frequency Data Models
9. Ghysels, Santa-Clara and Valkanov (2004)

وابسته از فرکانس بالاتری در واحد زمان برخوردارند. پیش‌بینی واریانس چنددوره‌ای در روش میداس، مبتنی‌بر رابطه‌ی عمومی زیر به دست می‌آید:

$$\widetilde{Q}_{t+h,t} = \mu + \phi \sum_{j=1}^{j^{\max}} W(j,\theta) X_{t-j} + \varepsilon_{t+h} \qquad (۲.۵)$$

در مدل (۲.۵)، $\widetilde{Q}_{t+h,t}$ معیاری از پیش‌بینی واریانس h روزه، X_{t-j} وقفه‌ی متغیر مستقل با فرکانس روزانه، $w(j,\theta)$ تابع وزن میداس، ε_{t+h} جمله‌ی خطا با فرکانس h روزه، μ و ϕ به ترتیب پارامترهای عرض از مبدأ و شیب هستند. از آنجا که واریانس h روز آینده قابل مشاهده نیست، از معیار «مجذور تغییرات»[1] که همانند معیار « تلاطم تحقق‌یافته»[2] تعریف می‌گردد، به عنوان معیاری از پیش‌بینی واریانس h روز آینده استفاده می‌شود. معیار مجذور تغییرات براساس مجموع مجذور بازده‌های روزانه در رابطه‌ی (۲.۶) تعریف شده است.

$$\widetilde{Q}_{t+h,t} = RV_{t+h,t} \equiv \sum_{i=1}^{h} r_{t+i}^2 \qquad (۲.۶)$$

مدل پیش‌بینی میانگین میداس نیز مشابه مدل پیش‌بینی واریانس میداس تعریف می‌شود. با این تفاوت که بجای مجذور بازده‌ها، از سطح بازده‌های روزانه به عنوان متغیر توضیح‌دهنده برای پیش‌بینی میانگین چنددوره‌ای استفاده می‌شود.

$$\widetilde{M}_{t+h,t} = \mu' + \phi' \sum_{k=0}^{k^{\max}} \phi(j,\theta) r_{t-k} + \varepsilon_{t+h} \quad , \quad \widetilde{M}_{t+h,t} = \sum_{i=1}^{h} r_{t+i} \qquad (۲.۷)$$

در مدل (۲.۷)، $\widetilde{M}_{t+h,t}$ پیش‌بینی میانگین h روز آینده، r_{t-k} وقفه‌ی بازده‌های روزانه، $\varphi(j,\theta)$ تابع وزن میداس، ε_{t+h} جمله‌ی خطا، μ' و ϕ' به ترتیب پارامترهای عرض از مبدأ و شیب هستند. در مقاله حاضر، در روابط (۲.۵) و (۲.۷) از توابع وزن هیپربولیک و هندسی (به خاطر کاهشی بودن وزن‌های اختصاص‌یافته) استفاده می‌شود. رگرسیون میداس از نظر ویژگی‌های اقتصادسنجی، بین دو روش مستقیم و تکرارشونده

1. Quadratic Variation
2. Realized Volatility

قرار می‌گیرد، به طوری که یک موازنه بین ناآریبی روش تکرارشونده و کارایی روش مستقیم ایجاد می‌کند.

۲-۲. رویکرد ناپارامتری

در رویکرد ناپارامتری برخلاف رویکرد پارامتری از ابتدا هیچگونه فرض توزیعی خاص برای بازده سبد دارایی‌ها در نظر گرفته نمی‌شود. دو روش کلی برای پیش‌بینی VaR در رویکرد ناپارامتری مطرح شده است. در روش اول، VaR مبتنی بر شبیه‌سازی تاریخی و در دومین روش، VaR به کمک تکنیک رگرسیون چندک مدلسازی می‌شود.

۲-۲-۱. VaR مبتنی بر توزیع نمونه

در روش شبیه‌سازی تاریخی[1] (HS)، VaR معادل چندک αام توزیع تاریخی بازده‌ها است که براساس کمیت «آماره‌ی ترتیبی»[2] محاسبه می‌شود. شبیه‌سازی تاریخی را می‌توان براساس بازده‌های موزون‌شده با زمان انجام داد، در این حالت به صورت نمایی به بازده‌های دورتر وزن کمتر و به مشاهدات نزدیک‌تر وزن بیشتر اختصاص می‌یابد. روش اول به شبیه-سازی تاریخی مقدماتی و روش اخیر به شبیه‌سازی موزون‌شده با زمان[3] (BRW) معروف است که توسط بودوخ و همکاران (۱۹۹۸)[4] ارائه شده است. آنها برای پارامتر وزن مقادیر ۰.۹۷ و ۰.۹۹ را پیشنهاد کرده‌اند. در رویکرد مبتنی بر توزیع نمونه هرگاه هدف پیش‌بینی VaR برای بازه‌ی زمانی h روز آینده باشد، می‌بایست از بازده‌های تاریخی h روزه استفاده کرد.

پرتال جامع علوم انسانی

1. Historical Simulation
2. Order Statistic
3. Age-Weighted Historical Simulation
4. Boudoukh, Richardson and Whitelaw (1998)

۲-۲-۲. VaR مبتنی بر رگرسیون چندک[1]

تکنیک رگرسیون چندک توسط باست و کوئنکر (۱۹۷۸)[2] جهت تخمین معادلات شرطی چندک پیشنهاد شده است. به کمک روش رگرسیون چندک برای به دست آوردن هرکدام از چندک‌های توزیع می‌توان یک معادله‌ی بهینه‌یابی تعریف کرد. باست و کوئنکر (۱۹۷۸) بازده‌ها (y_t) را در قالب رگرسیون چندک (۲.۸) مدلسازی کردند.

$$y_t = X_t'\beta_\theta + \varepsilon_{\theta t} \quad , \quad Q_\theta(y_t|X_t) = X_t'\beta_\theta \qquad (۲.۸)$$

در رابطه‌ی (۲.۸)، y_t متغیر وابسته، x_t برداری از متغیرهای توضیح دهنده، β_θ بردار ضرایب، $\varepsilon_{\theta t}$ جمله خطا و $Q_\theta(y_t|x_t)$ چندک θام متغیر وابسته مشروط بر اطلاعات متغیرهای توضیح دهنده است. رابطه‌ی (۲.۸) به کمک تکنیک حداقل قدر مطلق انحرافات (LAD)[3] برآورد می‌شود. رگرسیون چندک این قابلیت را داراست که از متغیرهای توضیح‌دهنده متفاوتی در پیش‌بینی VaR استفاده کند. تیلور (۱۹۹۹)[4] از حاصل ضرب جذر زمان در پیش‌بینی انحراف معیار شرطی یک دوره‌ی بعد به عنوان متغیرهای توضیح‌دهنده برای پیش‌بینی VaR در رگرسیون چندک استفاده می‌کند. البته باید توجه داشت که با ورود پیش‌بینی انحراف معیار به عنوان متغیر توضیح‌دهنده به مدل، مدل از حالت تمام ناپارامتری خارج می‌شود.

در روشی دیگر، می‌توان از رگرسیون میداس در مدل رگرسیون چندک استفاده کرد و پیش‌بینی‌های h روزه از VaR را مستقیما از روی بازده‌های روزانه به دست آورد. تلفیق رگرسیون میداس و رگرسیون چندک توسط گایسلز و همکاران (۲۰۱۱)[5] پیشنهاد شده است. آنها از قدر مطلق بازده‌های روزانه به عنوان متغیر توضیح‌دهنده در مدل رگرسیون چندک تلفیق‌شده با رگرسیون میداس، استفاده می‌کنند. روش اخیر برخلاف روش تیلور

1. Quantile Regression
2. Basset and Koenker (1978)
3. Least Absolute Deviation
4. Taylor (1999)
5. Ghysels, Plazzi and Valkanov (2011)

(۱۹۹۹) تمام ناپارامتری محسوب می‌شود. فرم کلی مدل گایسلز و همکاران (۲۰۱۱) با نام QR-MIDAS[1] برای پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای به صورت زیر است:

$$R_{t+h,t} = \mu + \phi \sum_{j=1}^{j^{\max}} W(j,\theta) X_{t-j} + \varepsilon_{t+h} \qquad (۲.۹)$$

در رابطه‌ی (۲.۹)، X_{t-j} متغیر توضیح‌دهنده، $R_{t+h,t}$ بازده h روزه و ε_{t+h} جمله‌ی خطای مدل است. μ و ϕ هر کدام پارامترهای عرض از مبدأ و شیب بوده و $w(j,\theta)$ تابع وزن رگرسیون میداس است. در این مقاله، در مدل QR-MIDAS از قدرمطلق بازده‌های روزانه به عنوان متغیر توضیح‌دهنده و مشابه مدل‌های پارامتری میداس از توابع وزن هیپربولیک و هندسی به عنوان تابع وزن استفاده می‌شود. برای تعیین مقادیر اولیه‌ی ضرایب به عنوان نقطه‌ی شروع الگوریتم بهینه‌سازی، ابتدا رگرسیون OLS بر روی مشاهدات نمونه برآورد شده و از ضرایب به دست‌آمده به عنوان نقطه‌ی شروع استفاده می‌شود. این عمل برای هربار پیش‌بینی خارج از نمونه تکرار می‌شود. با توجه به فرم غیرخطی مدل QR-MIDAS، مبتنی بر مطالعه‌ی کوئنکر و پارک (۱۹۹۶)[2] از الگوریتم «نقطه‌ی درونی» برای بهینه‌سازی تابع هدف استفاده می‌شود.

۲-۳. رویکرد نیمه‌پارامتری

رویکرد نیمه‌پارامتری تلفیقی از دو رویکرد پارامتری و ناپارامتری بوده و مزایا (و البته معایب) هر دو گروه از رویکردهای قبلی را به ارث می‌برد. مهمترین روش در رویکرد نیمه‌پارامتری، روش شبیه‌سازی تاریخی فیلترشده[3] (FHS) ارائه‌شده از جانب بارون-آدسی و همکاران (۱۹۹۹)[4] است. در این روش برای پیش‌بینی VaR مربوط به h روز آینده ابتدا یک مدل میانگین و واریانس شرطی بر روی داده‌ها برآورد شده، سپس بازده h روز آینده به تعداد دفعات زیاد به کمک تکنیک بوت‌استرپ و بر اساس مدل میانگین و واریانس

1. Quantile Regression - MIDAS
2. Koenker and Park (1996)
3. Filtered Historical Simulation
4. Barone-Adesi et al (1999)

شرطی شبیه‌سازی می‌شود. آنگاه VaR مربوط به h روز آینده از روی توزیع بازده‌های شبیه‌سازی‌شده تخمین زده می‌شود. این روش از جنبه‌ی پارامتری شبیه روش تکرارشونده عمل می‌کند. لذا انتظار بر این است که عملکرد آن شبیه روش تکرارشونده در رویکرد پارامتری باشد. جایناپولوس (۲۰۰۲)[1] روش FHS را به خاطر مزیت در مدلسازی واریانس برای لحاظ کردن پویایی‌های تلاطم در طول زمان و همچنین عدم لحاظ فرض توزیع خاص بر روی بازده‌ها پیشنهاد کرده است. مدلسازی مقاله حاضر همانند روش بارون-آدسی و همکاران (۱۹۹۹) استفاده از مدل AR(1)-GJR(1,1) برای پیش‌بینی میانگین و واریانس شرطی است.

۳. پس‌آزمایی و مقایسه نتایج

در این بخش ابتدا با استفاده از پس‌آزمایی، کفایت تک‌تک مدل‌ها به تنهایی بررسی می‌شود، سپس در مرحله‌ی بعد عملکرد مدل‌های پیش‌بینی VaR با یکدیگر مقایسه می‌گردد. کفایت مدل‌ها در قالب آزمون کریستوفرسن (۱۹۹۸)[2] (یا آزمون پوشش شرطی[3]) مرکب از آماره‌ی آزمون‌های پوشش غیرشرطی[4] و استقلال[5] بررسی می‌شود. چنانچه مدلی در آزمون پوشش شرطی رد شود، می‌بایست آزمون‌های استقلال و پوشش غیرشرطی جداگانه انجام شوند تا منشأ شکست مدل در پس‌آزمایی مشخص شود.

۳-۱. رتبه‌بندی مدل‌ها

برای رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی VaR از معیار نمره‌دهی شنر و همکاران (۲۰۱۲)[6] استفاده می‌شود. معیار شنر و همکاران، هم اندازه‌ی زیان‌ها و هم اندازه‌ی سرمایه‌های اضافی (هزینه‌ی فرصت بنگاه) را در نظر می‌گیرد. علاوه بر این، شنر و همکاران (۲۰۱۲)

1. Giannopoulos (2002)
2. Christoffersen (1998)
3. Conditional Coverage
4. Unconditional Coverage
5. Independence
6. Sener, Baronyan and Mengütürk (2012)

ساختار خودهمبستگی بین شکست‌های رخ داده شده را نیز در معیار خود لحاظ می‌کنند. لذا معیار شنر و همکاران (۲۰۱۲) را می‌توان معیاری جامع دانست که قابلیت‌های معیار لوپز را دارا بوده و در عین حال نواقص آن را ندارد.

معیار مقایسه‌ی شنر و همکاران (۲۰۱۲) تنها بر روی بازده‌های منفی تعریف می‌شود، چرا که VaR اساسا بازده‌های منفی را هدف قرار داده و بزرگترین زیان را در یک سطح پوشش معین برآورد می‌کند. در این معیار، بر روی بازده‌های منفی دو ناحیه‌ی متفاوت تعریف شده، سپس برای هر ناحیه یک معیار تخطی به صورت مجزا ارائه می‌شود. اولین ناحیه مربوط به بازده‌های منفی است که شکست در آنها اتفاق نیفتاده است و از آن به «ناحیه‌ی امن» تعبیر می‌شود. ناحیه‌ی دوم جایی است که شکست اتفاق افتاده است و به آن «ناحیه‌ی شکست» گفته می‌شود. در ناحیه‌ی شکست، دو عامل مورد توجه است: ۱- اندازه‌ی زیان‌ها و ۲- رفتار خوشه‌ای زیان‌ها و تعامل آنها با یکدیگر.

اندازه‌ی یک زیان (ε_t) در ناحیه‌ی شکست به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\varepsilon_t = VaR_t - l_t \quad ; \left(l_t \prec VaR_t\right) \qquad (۳.۱)$$

برای بررسی همبستگی پیاپی زیان‌ها، مفهوم «خوشه‌ی زیان» مطرح می‌شود. خوشه‌ی زیان عبارت است از زیان‌هایی که بلافاصله در کنار یکدیگر محقق شده‌اند. معیار اندازه‌ی زیان برای یک خوشه‌ی z عضوی از زیان‌ها در رابطه (۳.۲) بیان می‌شود. معیار C_i نشان‌دهنده‌ی اندازه‌ی زیان‌های خوشه‌ی i ام است.

$$C_i = \prod_{b=1}^{Z_i}\left(1+\varepsilon_{b,i}\right)-1 \qquad (۳.۲)$$

نحوه‌ی تعامل بین خوشه‌های زیان، براساس فاصله‌ی خوشه‌ها از یکدیگر نشان داده می‌شود. هرچه فاصله‌ی زمانی بین دو خوشه از زیان‌ها (که با k نشان داده شده است) کمتر باشد، نمایانگر همبستگی قوی‌تر زیان‌های آن دو خوشه خواهد بود. بنابراین تعامل بین خوشه‌ی i ام و i+m ام به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$C_i * C_{i+m} = \frac{1}{K_{i,i+m}}\left(\prod_{b=1}^{Z_i}(1+\varepsilon_{b,i})\prod_{b=1}^{Z_{i+m}}(1+\varepsilon_{b,i+m})-1\right) \qquad (۳.۳)$$

تعامل بین تمامی خوشه‌های زیان در ناحیه‌ی شکست به عنوان معیار تخطی ناحیه‌ی شکست در رابطه (۳.۴) تعریف می‌شود. هرچه کمیت $\Phi(\mathrm{l}, \mathrm{VaR})$ بزرگتر باشد، نشان‌دهنده‌ی آن است که مدل پیش‌بینی VaR عملکرد نامناسب‌تری در ناحیه‌ی شکست دارد یا به عبارتی «بی‌باک‌تر» عمل کرده است.

$$\Phi(l,VaR)=\sum_{i=1}^{\alpha-1}\sum_{m=1}^{\alpha-i}C_i * C_{i+m}=\sum_{i=1}^{\alpha-1}\sum_{m=1}^{\alpha-i}\frac{1}{K_{i,i+m}}\left(\prod_{b=1}^{Z_i}(1+\varepsilon_{b,i})\prod_{b=1}^{Z_{i+m}}(1+\varepsilon_{b,i+m})-1\right) \quad (۳.۴)$$

باید توجه داشت که به دلیل اینکه وقوع عدم شکست‌های متوالی به اندازه‌ی وقوع شکست‌های متوالی برای بنگاه حیاتی و مهم نیست، لذا از بررسی ساختار خودهمبستگی زیان‌ها درون ناحیه‌ی امن صرف‌نظر می‌شود. فاصله‌ی VaR از زیان‌های ناحیه‌ی امن، بیانگر عدم کارایی سرمایه‌ی احتیاطی نگهداری شده و عاطل ماندن آن است. با توجه به نکته فوق، معیار تخطی ناحیه‌ی امن به صورت زیر تصریح می‌شود.

$$\Psi(l,VaR)=\sum_{t=1}^{T}\left[1(l_t \succ VaR_t | l_t \prec 0)\right](l_t - VaR_t) \quad (۳.۵)$$

مشابه معیار تخطی ناحیه‌ی شکست، هرچه کمیت معیار $\Psi(\mathrm{l}, \mathrm{VaR})$ بزرگتر باشد، نشان‌دهنده‌ی آن است که مدل پیش‌بینی VaR عملکرد نامناسب‌تری در ناحیه‌ی امن دارد. با این تفاوت که در اینجا، «محافظه‌کاری» بیش از حد مدل دلیل عملکرد نامسانب آن شده است.

شنر و همکاران (۲۰۱۲) بیان می کنند، از آنجا که تخطی در ناحیه‌ی شکست نسبت به تخطی در ناحیه‌ی امن از اهمیت بسیار بالاتری برخوردار است، لذا می‌بایست وزن بیشتری به آن تعلق گیرد. آنها به معیار تخطی ناحیه‌ی امن وزن Θ (معادل سطح پوشش VaR) و به معیار تخطی ناحیه شکست وزن $1-\Theta$ را اختصاص می‌دهند. بدین ترتیب معیار تخطی[1] کلی به صورت میانگین وزنی معیارهای تخطی نواحی امن و شکست به صورت زیر تعریف می‌شود.

1. Penalization Measure

$$PM(V,l,VaR)=\frac{1}{T^*}\left[(1-\theta)\Phi(l,VaR)+\theta\Psi(l,VaR)\right] \qquad (۳.۶)$$

در رابطه‌ی (۳.۶)، T^* نشان‌دهنده‌ی تعداد بازده‌های منفی است، به طوری که دو ناحیه‌ی مذکور بر روی آنها تعریف می‌شود. بهترین مدل در بین تمامی مدل‌ها، مدلی است که کوچکترین مقدار تخطی را داشته باشد.

۳-۲. آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی

پس از رتبه‌بندی مدل‌ها مبتنی بر تابع نمره‌دهی، از آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی برای بررسی وجود اختلاف معنادار بین پیش‌بینی مدل‌های رتبه‌بندی‌شده استفاده می‌شود. آزمون مورد استفاده در این مقاله همانند آزمون سنجش توانایی شنر و همکاران (۲۰۱۲) است. مزیت استفاده از این روش بر خلاف آزمون‌های ارائه شده از جانب دیبولد و ماریانو (۱۹۹۵)[1] و وایت (۲۰۰۰)[2] در این است که می‌توان همزمان مدل‌های پیش‌بینی را با هم مقایسه کرد. همچنین در این روش، نیازی به در نظر گرفتن مدل معیار برای مقایسه با دیگر مدل‌های پیش‌بینی نیست.

برای انجام آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی، سری پیش‌بینی VaR تولیدشده توسط مدل iام با نماد $\{f_{i,t}\}_{t=1}^{T}$، سری بازده‌ها با نماد $\{r_t\}_{t=1}^{T}$ و سری انحراف پیش‌بینی VaR از بازده محقق‌شده برای مدل iام با نماد $\{e_{i,t}\}_{t=1}^{T}$ نشان داده می‌شود. سپس یک تابع زیان با نماد $l(e_{i,t})$ بر روی انحرافات پیش‌بینی در هر مقطع زمانی تعریف می‌شود که به اختصار $l_{i,t}$ نام‌گذاری می‌شود. در این مقاله، تابع زیان مشابه تابع نمره‌دهی شنر و همکاران (۲۰۱۲) تنها بر روی بازده‌های منفی و به صورت نامتقارن نسبت به رخداد یا عدم رخداد شکست تعریف می‌شود.[3] تابع زیان برای مدل iام در رابطه (۳.۷) نشان داده شده است:

1. Diebold and Mariano (1995)
2. White (2000)
۳. عدم تقارن تابع زیان به خاطر وجود حساسیت بیشتر نسبت به انحراف پیش‌بینی در شرایط شکست نسبت به شرایط عدم شکست است.

$$\begin{cases} l_{i,t} = \left|e_{i,t}\right| & \text{for } r_t \prec 0 \text{ and } VaR_t \prec r_t \\ l_{i,t} = \left(1+\left|e_{i,t}\right|\right)^2 - 1 & \text{for } r_t \prec 0 \text{ and } VaR_t \succ r_t \end{cases} \qquad (۳.۷)$$

شنر و همکاران (۲۰۱۲) نسبت $\{k_{i,t}\}_{t=1}^{T}$ را به صورت زیر تعریف می‌کنند:

$$\{k_{i,t}\}_{t=1}^{T} = \left\{\frac{l_{i,t}}{\sum_{j=1}^{n} l_{j,t}}\right\}_{t=1}^{T} \qquad (۳.۸)$$

رابطه (۳.۸) نشان‌دهنده نسبت زیان مدل iام به مجموع زیان‌های تمامی مدل‌های مورد بررسی در هر مقطع زمانی است. اگر تمام مدل‌های پیش‌بینی دقت یکسانی داشته باشند، نسبت $k_{i,t}$ برابر با $\frac{1}{n}$ خواهد شد. با این تعریف، فرضیه H_0 آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی برای مدل iام به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H_0 : E(k_{i,t}) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} k_{i,t} \le \frac{1}{n} \qquad (۳.۹)$$

فرضیه H_0 آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی بیانگر آن است که «دقت مدل پیش‌بینی iام حداقل به خوبی دیگر مدل‌های پیش‌بینی است». برای آزمون این فرضیه، آماره با توزیع دوجمله‌ای طبق رابطه (۳.۱۰) معرفی شده است:

$$W_i = \sum_{t=1}^{T} 1\left(k_{i,t} \succ \frac{1}{n}\right) \qquad (۳.۱۰)$$

با فرض اینکه نسبت $k_{i,t}$ در طول زمان به صورت مستقل و مشابه توزیع شده است، نتیجه‌گیری می‌شود که آماره آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی (w_i) دارای توزیع نرمال است. چنانچه احتمال ($k_{i,t} > \frac{1}{n}$) (که برابر با ۰.۵ لحاظ می‌شود) با نماد P نشان داده شود، آنگاه نسبت (۳.۱۱) از توزیع نرمال استاندارد برخوردار خواهد شد.

$$\hat{W}_i = \frac{W_i - PT}{\sqrt{P(1-P)T}} \qquad (۳.۱۱)$$

همانطور که مطرح شد، این آزمون قادر به مقایسه تمامی مدل‌ها با هم در یک زمان است. اما از طرف دیگر، آماره این آزمون حساس به مدل‌های با عملکرد خیلی ضعیف

است. در اینگونه موارد می‌توان آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی را با حذف مدل‌های با دقت خیلی پایین (به عنوان مشاهدات پرت) انجام داد.

٤. داده‌ها و روش‌شناسی تحقیق

داده‌های اصلی مورد استفاده در این مقاله، شاخص قیمت ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران با فرکانس روزانه در بازه‌ی زمانی اول آبان ۱۳۷۹ تا ۳۰ شهریور ۱۳۹۲ است. ۵۰ شرکت برتر در بورس اوراق بهادار تهران به عنوان یک سبد سرمایه‌گذاری نمونه تلقی می‌شود که عمده شرکت‌های سهامی مهم و بزرگ در آن جای دارند. البته این سبد مشابه سبد سرمایه‌گذاری بیشتر مؤسسات مالی و بانک‌های بزرگ کشور است.

افق‌های زمانی پیش‌بینی VaR در این مقاله ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ روز می‌باشد که تا افق پیش‌بینی یک ماه را پوشش می‌دهد. برای این منظور، از بازده‌های ۵ روزه، ۱۰روزه، ۱۵ روزه و ۲۰ روزه برای مدلسازی و پس‌آزمایی مدل‌ها استفاده می‌شود. بازده‌ها به صورت لگاریتمی و بدون همپوشانی زمانی[1] محاسبه می‌شوند. انتخاب بازده‌های بدون همپوشانی زمانی به این خاطر است تا همبستگی پیاپی بین بازده‌ها ایجاد نشود. ویژگی‌های آماری بازده‌ها در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱. ویژگی‌های آماری بازده‌ها

	ماکزیمم	مینیمم	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی	جارک-برا
بازده‌های روزانه	0.1013	-0.0465	0.0009	0.0068	1.3040	25.1506	۱
بازده‌های ۵-روزه	0.1141	-0.0637	0.0047	0.0220	0.6627	5.4989	۱
بازده‌های ۱۰-روزه	0.1258	-0.0761	0.0094	0.0354	0.4439	3.4622	۱

1. Nonoverlap

بازده‌های ۱۵- روزه	0.1894	-0.0927	0.0140	0.0493	0.5223	3.4540	۱
بازده‌های ۲۰- روزه	0.2063	-0.1083	0.0181	0.0607	0.5523	3.4985	۱

توضیح: وجود عدد «۱» برای آزمون جارک-برا نشان‌دهنده رد فرضیه نرمال بودن بازده‌ها و وجود عدد «۰» نشان‌دهنده عدم رد فرضیه نرمال بودن بازده‌ها است.

مشاهده ویژگی‌های آماری بازده‌ها نشان می‌دهد که با افزایش افق زمانی محاسبه بازده‌ها، نوسانات بازده (انحراف معیار) افزایش می‌یابد. به طوری که مینیمم بازده کاهش و ماکزیمم بازده افزایش می‌یابد. میانگین بازده‌ها با افزایش بازه زمانی، افزایش می یابد. چولگی بازده‌ها همگی مثبت بوده و این میزان نسبت به شاخص‌های مشابه در اقتصادهای توسعه‌یافته مثبت‌تر است. اما در مورد چگونگی تغییر چولگی با افزایش بازه زمانی نمی‌توان اظهار نظر قطعی کرد. کشیدگی بازده‌ها به طور عمومی (غیر از بازده‌های ۲۰ روزه) با افزایش بازه زمانی کاهش می‌یابد. فرضیه نرمال بودن بازده‌ها برای تمام بازده‌های چنددوره‌ای و همچنین بازده‌های روزانه رد می‌شود.

پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای برای تمامی مدل‌ها بر اساس تکنیک پنجره‌ی غلتان[1] در نرم‌افزار متلب مدلسازی شده است.[2] در این مقاله، حجم نمونه‌ی مؤثر[3] برای تمامی افق‌های زمانی پیش‌بینی یکسان اتخاذ شده است. یعنی حجم نمونه (طول پنجره) به ترتیب برای افق‌های پیش‌بینی ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ روز، ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ روز در نظر گرفته شده است. همچنین، پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای در دو سطح اطمینان ۰.۹۹ و ۰.۹۵ صورت گرفته است.

1. Rolling Window

۲. تمام مدل‌های مورد بررسی در این مقاله توسط نویسنده مسئول مقاله، محمد حسین رضائی، در نرم افزار متلب (MATLAB) کدنویسی شده و مورد استفاده قرار گرفته است.

۳. حجم نمونه متناسب با افق زمانی پیش‌بینی

۵. نتایج پژوهش

با توجه به اینکه قانون کفایت سرمایه کمیته‌ی بازل مبتنی بر پیش‌بینی VaR ۱۰روزه در سطح پوشش ۰.۹۹ نگاشته شده[1]، در این قسمت نتایج پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای برای سطح پوشش ۰.۹۹ و همچنین برای افق‌های زمانی نمونه ۱۰ و ۲۰ روز به تفصیل گزارش شده و نتایج مربوط به سطح پوشش ۰.۹۵ به همراه دیگر افق‌های زمانی به اختصار بیان می‌شوند. در بخش رتبه‌بندی، مدل‌ها براساس نمره نواحی شکست و امن و نمره کل مبتنی‌بر مقاله شنر و همکاران (۲۰۱۲) رتبه‌بندی شده و در تحلیل نتایج، رتبه‌بندی‌ها به سه ناحیه با عملکرد نسبی خوب، متوسط و ضعیف تفکیک شده‌اند.

در جدول (۲) نتایج مربوط به پس‌آزمایی مدل‌های پیش‌بینی VaR در افق زمانی ۱۰ روز و سطح پوشش ۰.۹۹ گزارش شده است. مبتنی‌بر نتایج به دست آمده در جدول (۲)، به طور میانگین، مدل‌های پارامتری نسبت به مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری تعداد شکست‌های بیشتری داشته‌اند (روش تبدیل مقیاس زمان در بین دیگر مدل‌ها بیشترین شکست را داشته است). در این میان، مدل‌های پارامتری با توزیع t نسبت به مدل‌های پارامتری با توزیع نرمال از تعداد شکست‌های کمتری برخوردارند. بیشتر مدل‌های پارامتری به خاطر تعداد شکست‌های زیاد، در آزمون پوشش غیرشرطی رد شده‌اند در حالی که مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری اکثرا در سطح معنی‌داری ۰.۰۵ تأیید می‌شوند. تمام مدل‌ها در آزمون استقلال در سطح معنی‌داری ۰.۰۵ قبول می‌شوند. در آزمون پوشش شرطی، تمام مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری و روش‌های پارامتری مستقیم و تکرارشونده با توزیع t و روش مستقیم با توزیع نرمال، در سطح معنی‌داری ۰.۰۵ پذیرفته می‌شوند.

1. Basel Committee on Banking Supervision (1996-2009)

جدول ۲. نتایج پس‌آزمایی مدل‌های پیش‌بینی VaR برای افق زمانی ۱۰ روز و سطح پوشش ۰.۹۹

مدل	شکست	PV-LRuc	PV-LRind	PV-LRcc	نمره شکست	نمره امن	نمره کل
رویکرد پارامتری							
Scaling	17	0.0000	0.0777*	0.0000	0.197	2.619	0.221
Direct-n	6	0.0233**	0.5454*	0.0636*	0.005	4.460	0.049
Direct-t	5	0.0774*	0.6152*	0.1853*	0.002	6.101	0.063
Iterate-n	15	0.0000	0.1216*	0.0000	0.163	2.383	0.186
Iterate-t	3	0.5229*	0.7641*	0.7795*	0.004	7.272	0.077
MIDAS-exp-n	12	0.0000	0.2168*	0.0000	0.079	2.812	0.107
MIDAS-exp-t	9	0.0002	0.3582*	0.0008	0.047	3.753	0.085
MIDAS-hyp-n	12	0.0000	0.2168*	0.0000	0.078	2.785	0.106
MIDAS-hyp-t	9	0.0002	0.3582*	0.0008	0.050	3.728	0.087
رویکرد ناپارامتری							
HS	3	0.5229*	0.7641*	0.7795*	0.003	4.583	0.049
BRW-0.97	5	0.0774*	0.6152*	0.1853*	0.006	4.479	0.051
BRW-0.99	4	0.2198*	0.6884*	0.4346*	0.003	4.634	0.049
QR-MIDAS-exp	5	0.0760*	0.6143*	0.1825*	0.010	4.567	0.055
QR-MIDAS-hyp	6	0.0228**	0.5444*	0.0623*	0.007	4.569	0.053
رویکرد نیمه‌پارامتری							
FHS	3	0.5229*	0.7641*	0.7795*	0.015	6.352	0.078

توضیح: نماد n نمایانگر توزیع نرمال و نماد t نشان‌دهنده‌ی توزیع t برای روش‌های پارامتری است.

نماد exp و hyp به ترتیب بیانگر توابع وزن نمایی و هیپربولیکی برای مدل‌های پارامتری و ناپارامتری میداس است. اعداد ۰.۹۷ و ۰.۹۹ نشان‌دهنده‌ی پارامتر وزن در مدل شبیه‌سازی تاریخی موزون‌شده با زمان است. علامت تک‌ستاره در جدول نشان‌دهنده‌ی عدم رد فرضیه صفر در سطح اطمینان ۰.۹۵ و علامت دوستاره نشان‌دهنده‌ی عدم رد فرضیه صفر در سطح اطمینان ۰.۹۹ است. اعداد نمره نواحی امن، شکست و نمره کل همگی در ۱۰۰ ضرب شده تا در تعداد رقم اعشار صرفه‌جویی شود.

نتایج مربوط به رتبه‌بندی مدل‌ها در جدول (۳) ارائه شده است. در ناحیه شکست، روش مستقیم (Direct) با توزیع t بهترین عملکرد و مدل تبدیل مقیاس زمان (Scaling) بدترین عملکرد را دارد. مدل‌های پارامتری با توزیع t نسبت به همان مدل پارامتری با توزیع

نرمال، تعداد شکست‌های کمتر و زیان انباشته‌ی کوچکتری داشته‌اند، لذا در رتبه‌بندی ناحیه شکست جایگاه بهتری کسب کرده‌اند. مدل‌های پارامتری میداس، Iterate-n و جذر زمان نسبت به دیگر روش‌ها بی‌باک‌تر عمل کرده‌اند. مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی در ناحیه شکست عملکرد نسبتا متوسط و خوبی داشته‌اند. مدل‌های QR-MIDAS و FHS در ناحیه شکست بین دیگر مدل‌ها عملکردی متوسط از خود نشان داده‌اند.

به طور کلی، نتایج رتبه‌بندی مدل‌ها در ناحیه امن عکس نتایج آنها در ناحیه شکست است. به نحوی که مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری عموما نسبت به دیگر مدل‌ها هزینه فرصت بزرگتری برای بنگاه ایجاد کرده‌اند.[1] نتایج مربوط به رتبه‌بندی کلی نزدیک به رتبه‌بندی مدل‌ها در ناحیه شکست است. این بدین خاطر است که در ساخت شاخص نمره کل، نمره ناحیه شکست نسبت به نمره ناحیه امن، وزن بسیار بالاتری (معادل سطح اطمینان VaR) دریافت کرده است. از نظر معیار کل، مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی، Direct-n و QR-MIDAS عملکرد نسبی بهتری را دارند.

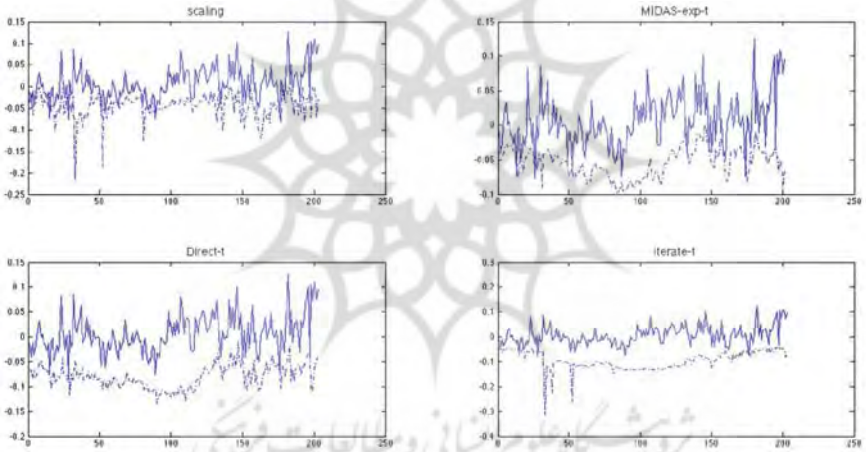
جدول ۳. نتایج رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی VaR برای افق زمانی ۱۰ روز و سطح اطمینان ۰.۹۹

رتبه	مدل	معیار شکست	رتبه	مدل	معیار امن	رتبه	مدل	معیار کل
گروه اول: عملکرد نسبی خوب								
1	Direct-t	0.002	1	Iterate-n	2.383	1	HS	0.049
2	BRW-0.99	0.003	2	Scaling	2.619	2	BRW-0.99	0.049
3	HS	0.003	3	MIDAS-hyp-n	2.785	3	Direct-n	0.049
4	Iterate-t	0.004	4	MIDAS-exp-n	2.812	4	BRW-0.97	0.051
5	Direct-n	0.005	5	MIDAS-hyp-t	3.728	5	QR-MIDAS-hyp	0.053
گروه دوم: عملکرد نسبی متوسط								
6	BRW-0.97	0.006	6	MIDAS-exp-t	3.753	6	QR-MIDAS-exp	0.055
7	QR-MIDAS-hyp	0.007	7	Direct-n	4.460	7	Direct-t	0.063
8	QR-MIDAS-exp	0.010	8	BRW-0.97	4.479	8	Iterate-t	0.077
9	FHS	0.015	9	QR-MIDAS-exp	4.567	9	FHS	0.078
10	MIDAS-exp-t	0.047	10	QR-MIDAS-hyp	4.569	10	MIDAS-exp-t	0.085

۱. در این میان تنها مدل BRW-0.97 رتبه متوسط و بهتری داشته است.

گروه سوم: عملکرد نسبی ضعیف								
11	MIDAS-hyp-t	0.050	11	HS	4.583	11	MIDAS-hyp-t	0.087
12	MIDAS-hyp-n	0.078	12	BRW-0.99	4.634	12	MIDAS-hyp-n	0.106
13	MIDAS-exp-n	0.079	13	Direct-t	6.101	13	MIDAS-exp-n	0.107
14	Iterate-n	0.163	14	FHS	6.352	14	Iterate-n	0.186
15	Scaling	0.197	15	Iterate-t	7.272	15	Scaling	0.221

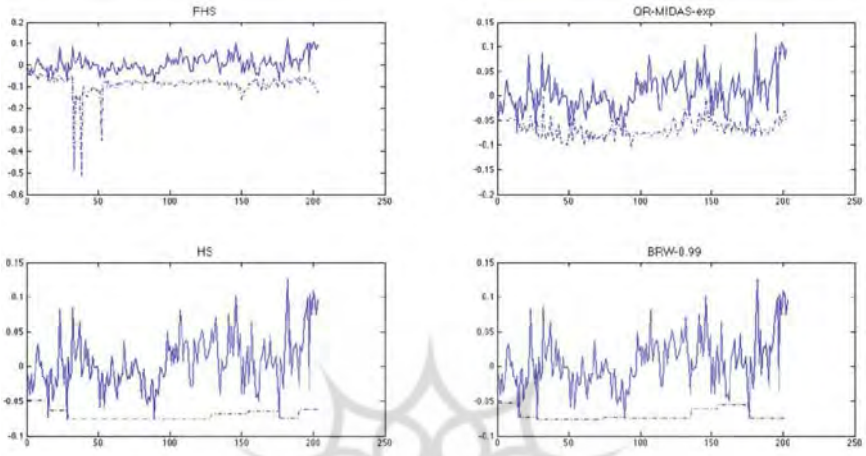
نمودار برخی از مدل‌های نماینده، برای افق زمانی ۱۰ روز در سطح اطمینان ۰.۹۹ در زیر ارائه شده است. نمودار خط پیوسته، بازده‌های ۱۰روزه و نمودار خط‌چین، VaR پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد.



نمودار ۱. نمودار مدل‌های پارامتری پیش‌بینی VaR به همراه بازده‌های ۱۰روزه در سطح اطمینان ۰.۹۹

در جدول (۴) نتایج مربوط به پس‌آزمایی مدل‌های پیش‌بینی VaR در افق زمانی ۲۰ روز و سطح اطمینان ۰.۹۹ گزارش شده است. در افق زمانی ۲۰ روز نیز به طور میانگین، مدل‌های پارامتری نسبت به مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری تعداد شکست‌های بیشتری را نتیجه داده‌اند. مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری بدون استثناء هیچ شکستی نداشته‌اند.

همگی مدل‌ها در سطح معنی‌داری ۰.۰۱ در آزمون‌های کفایت کریستوفرسن تأیید می‌شوند.



نمودار ۲. نمودار مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری پیش‌بینی VaR به همراه بازده‌های ۱۰روزه در سطح اطمینان ۰.۹۹

جدول ٤. نتایج پس‌آزمایی مدل‌های پیش‌بینی VaR برای افق زمانی ۲۰ روز و سطح اطمینان ۰.۹۹

مدل	شکست	PV-LRuc	PV-LRind	PV-LRcc	نمره شکست	نمره امن	نمره کل
رویکرد پارامتری							
Scaling	2	0.1116*	0.6861*	0.2600*	0.033	4.404	0.077
Direct-n	1	0.5422*	0.8414*	0.8140*	0.000	6.220	0.062
Direct-t	1	0.5422*	0.8414*	0.8140*	0.000	6.564	0.066
Iterate-n	2	0.1116*	0.6861*	0.2600*	0.084	2.821	0.111
Iterate-t	0	0.3113*	NaN	NaN	0.000	8.929	0.089
MIDAS-exp-n	3	0.0144**	0.5314*	0.0412**	0.119	2.436	0.142
MIDAS-exp-t	3	0.0144**	0.5314*	0.0412**	0.111	2.583	0.136
MIDAS-hyp-n	3	0.0144**	0.5314*	0.0412**	0.121	2.457	0.144
MIDAS-hyp-t	3	0.0144**	0.5314*	0.0412**	0.113	2.604	0.138
رویکرد ناپارامتری							
HS	0	0.3113*	NaN	NaN	0.000	6.678	0.067
BRW-0.97	0	0.3113*	NaN	NaN	0.000	6.901	0.069

BRW-0.99	0	0.3113*	NaN	NaN	0.000	7.080	0.071
QR-MIDAS-exp	0	0.3160*	NaN	NaN	0.000	5.608	0.056
QR-MIDAS-hyp	0	0.3160*	NaN	NaN	0.000	6.244	0.062
رویکرد نیمه‌پارامتری							
FHS	0	0.3113*	NaN	NaN	0.000	9.367	0.094

توضیح: نماد n نمایانگر توزیع نرمال و نماد t نشان‌دهنده‌ی توزیع t برای روش‌های پارامتری است.

نماد exp و hyp به ترتیب بیانگر توابع وزن نمایی و هیپربولیکی برای مدل‌های پارامتری و ناپارامتری میداس است. نماد NaN نشان‌دهنده غیرقابل محاسبه بودن اعداد است. اعداد ۰.۹۷ و ۰.۹۹ نشان-دهنده‌ی پارامتر وزن در مدل شبیه‌سازی تاریخی موزون‌شده با زمان است. علامت تک‌ستاره در جدول نشان‌دهنده‌ی عدم رد فرضیه صفر در سطح اطمینان ۰.۹۵ و علامت دوستاره نشان‌دهنده‌ی عدم رد فرضیه صفر در سطح اطمینان ۰.۹۹ است. اعداد نمره نواحی امن، شکست و نمره کل همگی در ۱۰۰ ضرب شده تا در تعداد رقم اعشار صرفه‌جویی شود.

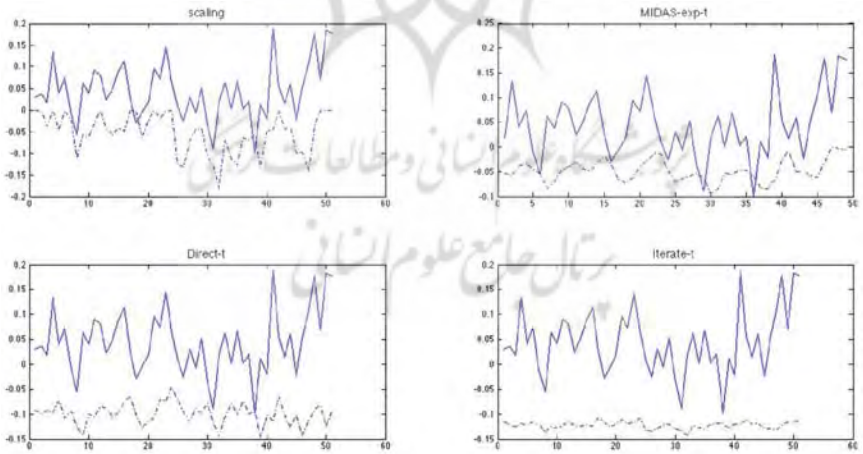
نتایج رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی VaR برای افق زمانی ۲۰ روز و سطح اطمینان ۰.۹۹ در جدول (۵) نمایش داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش‌های پارامتری تکرارشونده (با توزیع نرمال)، میداس و جذر زمان نسبت به مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری رتبه پایین‌تری در ناحیه شکست دارند. مدل‌های QR-MIDAS در هر دو ناحیه شکست و امن عملکرد متوسط دارند و در رتبه‌بندی کلی مدل‌های QR-MIDAS جزو مدل‌های با عملکرد نسبی خوب قرار گرفته‌اند. این درحالی است که مدل‌های پارامتری میداس در رتبه‌بندی کلی در رتبه آخر قرار گرفته‌اند. مدل‌های تکرارشونده، FHS و جذر زمان در افق پیش‌بینی ۲۰ روز جایگاه متوسط به سمت ضعیف بین دیگر مدل‌ها دارند.

جدول ۵. نتایج رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی VaR برای افق زمانی ۲۰ روز و سطح اطمینان ۰.۹۹

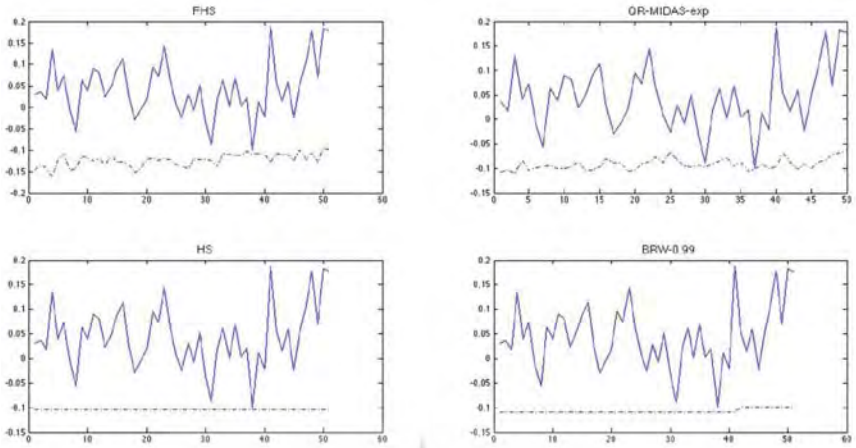
رتبه	مدل	معیار شکست	رتبه	مدل	معیار امن	رتبه	مدل	معیار کل
گروه اول: عملکرد نسبی خوب								
1	Direct-n	0.000	1	MIDAS-exp-n	2.436	1	QR-MIDAS-exp	0.056
2	Direct-t	0.000	2	MIDAS-hyp-n	2.457	2	Direct-n	0.062

3	Iterate-t	0.000	3	MIDAS-exp-t	2.583	3	QR-MIDAS-hyp	0.062
4	HS	0.000	4	MIDAS-hyp-t	2.604	4	Direct-t	0.066
5	BRW-0.97	0.000	5	Iterate-n	2.821	5	HS	0.067
گروه دوم: عملکرد نسبی متوسط								
6	BRW-0.99	0.000	6	Scaling	4.404	6	BRW-0.97	0.069
7	QR-MIDAS-exp	0.000	7	QR-MIDAS-exp	5.608	7	BRW-0.99	0.071
8	QR-MIDAS-hyp	0.000	8	Direct-n	6.220	8	Scaling	0.077
9	FHS	0.000	9	QR-MIDAS-hyp	6.244	9	Iterate-t	0.089
10	Scaling	0.033	10	Direct-t	6.564	10	FHS	0.094
گروه سوم: عملکرد نسبی ضعیف								
11	Iterate-n	0.084	11	HS	6.678	11	Iterate-n	0.111
12	MIDAS-exp-t	0.111	12	BRW-0.97	6.901	12	MIDAS-exp-t	0.136
13	MIDAS-hyp-t	0.113	13	BRW-0.99	7.080	13	MIDAS-hyp-t	0.138
14	MIDAS-exp-n	0.119	14	Iterate-t	8.929	14	MIDAS-exp-n	0.142
15	MIDAS-hyp-n	0.121	15	FHS	9.367	15	MIDAS-hyp-n	0.144

نتایج مدل‌های پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای، به عنوان نماینده برای افق زمانی ۲۰ روز در سطح اطمینان ۰.۹۹ در نمودارهای (۳) و (۴) ارائه شده است.



نمودار ۳. نمودار مدل‌های پارامتری پیش‌بینی VaR به همراه بازده‌های ۲۰ روزه در سطح اطمینان ۰.۹۹



نمودار ٤. نمودار مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری پیش‌بینی VaR به همراه بازده‌های ۲۰ روزه در سطح اطمینان ۰.۹۹

نتایج پس‌آزمایی و مقایسه مدل‌ها برای افق‌های پیش‌بینی ۵ و ۱۰ روز مشابه نتایج پیش‌بینی برای افق‌های ۱۰ و ۲۰ روز است. مدل تبدیل مقیاس زمان در اکثر افق‌های پیش-بینی (بجز افق ۲۰ روز) در ناحیه شکست و نیز از نظر نمره کل، عملکرد ضعیفی را ثبت کرده است. عملکرد ضعیف قاعده جذر زمان با نتایج تحقیق گایسلز و همکاران (۲۰۰۹) سازگار است.

رگرسیون میداس در بین تمام افق‌های زمانی مورد بررسی، در ناحیه شکست در مقایسه با دیگر مدل‌ها عملکرد متوسط رو به ضعیف داشته است. عملکرد مدل‌های پارامتری میداس با بلندتر شدن افق زمانی مورد بررسی در ناحیه شکست ضعیف‌تر شده است. این یافته درست مقابل نتایج گایسلز و همکاران (۲۰۰۹) و آلپر و همکاران (۲۰۰۸)[1] قرار می‌گیرد. در تحقیق گایسلز و همکاران (۲۰۰۹) که بر روی سهام امریکا انجام شده، رگرسیون میداس در پیش‌بینی تلاطم چنددوره‌ای نسبت به دو روش مستقیم و تکرارشونده (خصوصا برای افق‌های زمانی بلندتر) دقت بالاتری داشته است. همچنین در مقاله آلپر و

1. Alper, Fendoglu and Saltoglu (2008)

همکاران (۲۰۰۸) عملکرد بهتر رگرسیون میداس نسبت به مدل GARCH خصوصا برای بازارهای نوظهور نتیجه‌گیری شده است.

در این مقاله، عموما روش مستقیم بین روش‌های پارامتری و همچنین در مقایسه با رویکردهای ناپارامتری و نیمه‌پارامتری برای اکثر افق‌های زمانی رتبه نسبتا خوبی داشته است. این مطلب نشان‌دهنده آن است که در اکثر افق‌های زمانی، خطای تورش روش تکرارشونده بر عدم کارایی روش مستقیم فائق آمده است. با این حال یک حکم قطعی نمی‌توان بین دو روش مذکور ارائه کرد.

برخلاف مدل‌های میداس پارامتری، مدل ناپارامتری رگرسیون چندک-میداس (QR-MIDAS) در رتبه‌بندی کلی جزو مدل‌های با عملکرد نسبی خوب دسته‌بندی شده است. مدل ساده‌ی شبیه‌سازی تاریخی مقدماتی و موزون‌شده با زمان در افق زمانی کوتاه‌مدت عملکرد نسبتا خوبی داشته است و مدل نیمه‌پارامتری FHS عموما جایگاه متوسطی بین دیگر مدل‌ها داشته است.

در نهایت باید متذکر شد که یک مدل پیش‌بینی ممتاز را نمی‌توان برای تمام افق‌های زمانی پیشنهاد داد. با این حال، عموما مدل‌های ناپارامتری (که ساده‌تر از مدل‌های پارامتری محاسبه می‌شوند) نسبت به مدل‌های پارامتری (البته به استثناء روش مستقیم) در رتبه‌بندی کلی، عملکرد بهتری در پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای سبد دارایی‌های ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران داشته‌اند. این نتیجه مخالف نتایج به دست آمده در مقاله شنر و همکاران (۲۰۱۲) است. همچنین لازم به ذکر است، نتایج مقایسه‌ی مدل‌های پیش‌بینی VaR کماکان در سطح اطمینان ۰.۹۵ نیز صادق است.[۱]

۱. شایان ذکر است که به منظور بررسی بیشتر و سنجش پایداری نتایج به دست آمده برای بازار اوراق بهادار ایران، علاوه‌بر شاخص ۵۰ شرکت برتر، عملکرد مدل‌های پیش‌بینی *VaR* چنددوره‌ای بر روی شاخص‌های گروه صنعت و گروه خودرو نیز به عنوان دو سبد سرمایه‌گذاری دیگر در بازار اوراق بهادار، در بازه زمانی بهمن سال ۱۳۸۱ تا آخر آذر ماه سال ۱۳۹۳ بررسی شده است. نتایج پس‌آزمایی و رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی *VaR* چنددوره‌ای برای دو شاخص مذکور تا حد زیادی مشابه نتایج به دست آمده برای شاخص قیمت ۵۰ شرکت برتر است. علاقه‌مندان می‌توانند در صورت تمایل نسخه‌ای از نتایج را کسب نمایند.

در تکمیل بحث قبل باید اشاره کرد که نتایج مربوط به آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی نشان‌دهنده عدم وجود تفاوت آماری معنادار بین مدل‌های مختلف پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای است. نتیجه آزمون مذکور در جدول (۶) ارائه شده است.

جدول ٦. نتایج آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی برروی مدل‌های پیش‌بینی VaR چنددوره‌ای در سطح پوشش ۰.۹۹

مدل	افق ۱۰ روز		افق ۲۰ روز	
	آماره آزمون	نتیجه آزمون	آماره آزمون	نتیجه آزمون
Scaling	-11.07	NR	-5.00	NR
Direct-n	-8.53	NR	-4.71	NR
Direct-t	-3.17	NR	-4.71	NR
Iterate-n	-12.48	NR	-6.43	NR
Iterate-t	-3.32	NR	-4.14	NR
MIDAS-exp-n	-12.91	NR	-6.43	NR
MIDAS-exp-t	-9.52	NR	-6.43	NR
MIDAS-hyp-n	-13.05	NR	-6.43	NR
MIDAS-hyp-t	-9.95	NR	-6.43	NR
HS	-6.70	NR	-4.43	NR
BRW-0.97	-6.42	NR	-4.43	NR
BRW-0.99	-5.85	NR	-4.43	NR
QR-MIDAS-exp	-6.98	NR	-5.29	NR
QR-MIDAS-hyp	-6.98	NR	-4.71	NR
FHS	-4.30	NR	-4.14	NR

توضیح: نماد NR نشان‌دهنده عدم رد فرضیه آزمون سنجش توانایی پیش‌بینی در سطح معنی‌داری ۰.۹۵ است.

همانطور که از جدول (۶) مشاهده می‌شود، فرضیه صفر معادل با «عملکرد حداقل به خوبی مدل پیش‌بینی iام نسبت به دیگر مدل‌ها» (رابطه ۳.۹)، در سطح اطمینان ۹۵ درصد، برای هیچکدام از مدل‌ها رد نمی‌شود. این نتیجه همچنین برای تمامی افق‌های زمانی

پیش‌بینی و برای نتایج پیش‌بینی VaR در سطح پوشش ۹۵ درصد نیز برقرار است. لذا نتیجه می‌شود که تمام مدل‌ها به لحاظ آماری قدرت پیش‌بینی یکسانی دارند.

عمق کم، وجود حجم مبنا و دامنه نوسان محدود در بازار اوراق بهادار ایران و به دنبال آن ایجاد صف‌های خرید و فروش پی‌درپی در برخی روزهای معاملاتی موجب شده تا رفتار قیمت‌ها خصوصا در افق‌های زمانی بلندمدت متفاوت از سایر بورس‌های جهانی باشد. همچنین بازار سرمایه متأثر از شرایط بی‌ثبات اقتصاد ایران در سال‌های اخیر تحت تأثیر شوک‌های بزرگی قرار داشته است. نوسانات نامتعارف در بازده شاخص‌های بورس منجر به تفاوت عمیق ویژگی‌های آماری بازده شاخص قیمت بورس ایران با دیگر بورس‌ها شده است. این معضلات باعث شده تا قدرت پیش‌بینی پذیری تلاطم در بورس ایران نسبت به بورس‌های خارجی، کم شود. لذا مدل‌های پارامتری که قابلیت خوشه‌بندی تلاطم را لحاظ کرده و معمولا عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ساده ناپارامتری دارند، برعکس در این شرایط عملکرد نسبتا ضعیفی در پیش‌بینی‌های بیرون از نمونه از خود نشان می‌دهند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

٦. نتیجه‌گیری

نهادهای مالی در سرتاسر دنیا همواره در معرض ریسک سیستماتیک قرار دارند. یک شوک منفی نسبتا بزرگ می‌تواند ادامه حیات مؤسسات مالی را به خطر بیاندازد. در کشور ما به خاطر وجود نوسانات زیاد، نه تنها ریسک کوتاه‌مدت بلکه ریسک بلندمدت نیز از اهمیت بالایی برخوردار است. لذا برآورد و مدیریت کارآمد ریسک در افق‌های زمانی بلندمدت از مهمترین چالش‌های مؤسسات مالی در ایران است. این مقاله مشخصا به بررسی و مقایسه‌ی عملکرد برخی مدل‌های مطرح در پیش‌بینی VaR برای افق‌های زمانی بزرگتر از یک روز برای سبد سرمایه‌گذاری‌شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌پردازد. مدل‌های مورد بررسی در این تحقیق از تنوع بالایی برخوردارند. به طوری که روش‌های متفاوت پارامتری، ناپارامتری و نیمه‌پارامتری برای پیش‌بینی VaR در افق‌های زمانی بزرگتر از یک روز مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

مبتنی بر نتایج به دست‌آمده نمی‌توان یک مدل ممتاز برای تمام افق‌های زمانی بین هر سه شاخص مورد بررسی پیشنهاد داد. اما یکسری نتایج عمومی از نتایج به دست‌آمده قابل استنباط است. نتایج مقاله بیانگر آن است که قاعده‌ی جذر زمان علیرغم استفاده وسیع از آن در عمل، در اکثر افق‌های زمانی (جز افق زمانی ۲۰ روز)، نتایج خوبی را برای سبدهای دارایی مورد بررسی در این مقاله به همراه نداشته است و آخرین رتبه را عموما کسب کرده است. لذا مؤسسات مالی می‌بایست در به کارگیری این روش برای پیش‌بینی سرمایه احتیاطی مورد نیاز تجدید نظر داشته باشند و با احتیاط بیشتری از این روش استفاده کنند. نکته‌ی مهم دیگر آنکه، مدل‌های پارامتری به خاطر وجود نوسانات زیاد و نامتعارف در بازده شاخص قیمت‌ها، نسبت به مدل‌های ناپارامتری و نیمه‌پارامتری، تعداد شکست‌های بیشتری داشته‌اند. این مطلب برای تمامی افق‌های زمانی صادق است. لذا مدل‌های پارامتری نسبت به مدل‌های ناپارامتری عمدتا بی‌باک‌تر قلمداد شده و در مقابل، مدل‌های ساده شبیه‌سازی تاریخی در بیشتر افق‌های زمانی عملکرد به نسبت بهتری داشته‌اند. همچنین

استفاده از مدل رگرسیون میداس برای پیش‌بینی تلاطم و VaR در بازار اوراق بهادار ایران قدرت پیش‌بینی را افزایش نداده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع

سجاد، رسول و مهسا گرجی (۱۳۹۱)، «برآورد ارزش در معرض خطر با استفاده از روش باز نمونه گیری بوت‌استرپ». *مطالعات اقتصادی کاربردی ایران*، سال اول، شماره ۱، بهار، صفحات ۱۳۷-۱۶۴.

شاهمرادی، اصغر و محمد زنگنه (۱۳۸۶)، «محاسبه ارزش در معرض خطر برای شاخص‌های عمده بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از روش پارامتریک». *تحقیقات اقتصادی*، سال چهل و دوم، شماره ۷۹، تابستان، صفحات ۱۲۱-۱۴۹.

شهیکی تاش، محمد نبی، محمد اسماعیل اعزازی و لیلا غلامی بیمرغ (۱۳۹۲)، «محاسبه ارزش در معرض ریسک (VaR) در بازار بورس اوراق بهادار تهران». *تحقیقات توسعه اقتصادی*، سال سوم، شماره ۱۰، صفحات ۵۱-۷۰.

کشاورز حداد، غلامرضا و باقر صمدی (۱۳۸۸)، «برآورد و پیش‌بینی تلاطم بازدهی در بازار سهام تهران و مقایسه دقت روش‌ها در تخمین ارزش در معرض خطر: کاربردی از مدل‌های خانواده FIGARCH». *تحقیقات اقتصادی*، سال چهل و چهارم، شماره ۸۶، بهار، صفحات ۱۹۳-۲۳۵.

محمدی، شاپور، رضا راعی و آرش فیض آباد (۱۳۸۷)، «محاسبه ارزش در معرض خطر پارامتریک با استفاده از مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی در بورس اوراق بهادار تهران». *تحقیقات مالی*، سال دهم، شماره ۲۵، بهار و تابستان، صفحات ۱۰۹-۱۲۴.

Alper, C. E., Fendoglu, S., and Saltoglu, B. (2013), "Forecasting Stock Market Volatilities Using MIDAS Regressions: An Application to the Emerging Markets", *Working Paper, MPRA*.

Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., and Vosper, L. (1999), "VaR Without Correlations for Nonlinear Portfolios", *Journal of Futures Markets*, pp. 583-602.

Basle Committee, o. B. (1996), "Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks", January.

Basle Committee, o. B. (2013), "Fundamental reveiw of the trading book - second consultative document", October.

Bassett, G., and Koenker, R. (1978), "Regression Quantiles", *Econometrica,* Vol. 46, No. 1, pp. 33-50.

Bhansali, R. J. (1996), "Asymptotically efficient autoregressive model selection for multistep prediction", *Annals of the Institute of Statistical Mathematics,* Vol. 48, No. 3, pp. 577-602.

Boudoukh, J., Richardson, M., and Whitelaw, R. F. (1997), "The Best of Both Worlds: A Hybrid Approach to Calculating Value At Risk", *Working Paper*, New York University Salomon Center S.

Brummelhuis, R., and Kaufmann, R. (2007), "Time Scaling for GARCH(1,1) and AR(1)-GARCH(1,1) Processes", *Journal of Risk.*

Campel, A., and Chen, X. (2008), "The Year of Living Riskily", *Risk*, pp. 28-32.

Christoffersen, P. F. (1998), "Evaluating Interval Forecasts", *International Economic Reveiw,* Vol 39, No. 4, pp. 841-862.

Christoffersen, P. F., and Diebold, F. X. (2000), "How Relevant is Volatility Forecasting for Financial Risk Management?", *Reveiw of Economics and Statistics,* Vol. 82, No. 1, pp. 12-22.

Christoffersen, P. F., Diebold, F. X., and Schuermann, T. (1998), "Horizon Problems and Extreme Events In Financial Risk Management", *Economic Policy Review,* Vol. 4, No. 3, pp. 109-118.

Danielsson, J., and Zigrand, J. P. (2006), "On Time-Scaling of Risk and The Square-Root-of-Time Rule", *Journal of Banking and Finance,* Vol. 30, No. 10, pp. 2701-2713.

Diebold, F. X., and Mariano, R. S. (1995), "Comparing Predictive Accuracy", *Journal of Business and Economic Statistics,* Vol. 13, pp. 253-265.

Dowd, K., Blake, D., and Cairn, A. (2003), "Long-Term Value at Risk", *Discussion Paper*, Nottingham University Business School.

Ghysels, E., Plazzi, A., and Valkanov, R. (2011), "Conditional Skewness of Stock Market Returns in Developed and Emerging Markets and its Economic Fundamentals", *Swiss Finance Institute Research Paper*.

Ghysels, E., Rubia, A., and Valkanov, R. (2009), "Multi-Period Forecast of Volatility: Direct, Iterated, and Mixed-Data Approaches", *EFA 2009 Bergen Meetings Paper*.

Ghysels, E., Santa-Clara, P., and Valkanov, R. (2004), "The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regressions", *Discussion Paper*, UNC and UCLA.

Giannopoulos, K. (2003), "VaR Modelling on Long-Run Horizons", *Automation and Remote Control*, pp. 1094-1100.

Hansen, P. R., and Lunde, A. (2005), "Does anything beat a GARCH(1,1) model?", *Journal of Applied Econometrics,* Vol. 20, pp. 873-889.

Kang, I. (2003), "Multi-period forecasting using different models for different horizons: an application to U.S. economic time series data", *International Journal of Forecasting,* Vol. 19, No. 3, pp. 387-400.

Kaufmann, R. (2005), "Long-term Risk Management", *Ph.D Thesis*, ETH Zurich.

Koenker, R. (2005), *Quantile Regression.* Cambridge: Cambridge University Press.

Koenker, R., and Park, B. J. (1996), "An Interior Point Algorithm for Nonlinear Quantile Regression", *Journal of Econometrics,* Vol. 71, No. 1, pp. 265-283.

Marcellino, M., Stock, J., and Watson, M. (2006), "A Comparison of Direct and Iterated Multistep AR Methods for Forecasting Macroeconomic Time Series", *Journal of Econometrics,* Vol. 135, pp. 499-526.

Morgan, J. P. (1996), *RiskMetrics (TM) - Technical Document.* New York: Morgan Guaranty Trust Company.

Şener, E., Baronyan, S., and Ali Mengütürk, L. (2012), "Ranking the predictive performances of value-at-risk estimation methods", *International Journal of Forecasting,* Vol. 28, No. 4, pp. 849-873.

Skoglund, J., Erdman, D., and Chen, C. (2012), "On the Time Scaling of Value-at-Risk with Trading", *The Journal of Risk Model Validation,* Vol. 5, No. 4, pp. 17-26.

Taylor, J. W. (1999), "A Quantile Regression Approach to Estimating the Distribution of Multiperiod Returns", *Journal of Derivatives,* Vol. 7, No. 1, pp. 64-78.

White, H. (2000), "A reality check for data snooping", *Econometrica,* Vol. 68, No. 5, pp. 1097-1126.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی