

Wavelet Based Filtered Historical Simulation in Different Time Horizons in Tehran Stock Exchange¹

Javad Shokrkhan², Meysam Amiri³, Vahid Vaisizadeh⁴

Received: 2021/10/08

Accepted: 2022/02/17

Research Paper

Abstract

Expected Shortfall (ES) is the average return on a risky asset conditional on the return being below some quantile of its distribution, namely its Value-at-Risk (VaR). The Basel III Accord, which will be implemented in the years leading up to 2023, places new attention on ES, but unlike VaR, there is little existing work on modeling ES. This research seeks to introduce the most accurate and reliable models to estimate Expected shortfall among both conventional and advanced models including Historical simulation model, ARMA-GARCH model, Filtered historical simulation model, Conditional extreme value theory model and a new hybrid semiparametric model called "Wavelet based Filtered historical simulation" in the Tehran Stock Exchange. Based on the results of research, using the 11-year daily main index of Tehran Stock Exchange return from 2010/4/7 to 2020/4/1 (more than 2400 daily of index return data) and applying various backtesting method, the proposed new wavelet based Filtered historical simulation hybrid model has outperforms other competing models in all time horizons and confidence levels.

Key Words: Expected Shortfall, Wavelet Theory, Conditional Extreme Value Theory Model, Wavelet Based Filtered Historical Simulation, Backtest.

JEL Classification: C02, C22, C52, G32, G17

1. DOI: 10.22034/JSE.2021.11469.1618

2. Assistant Professor, Department of Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran.

3. Assistant Professor, Department of Financial Management, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran.

4. PhD Student in Financial Management, Allameh Tabataba'i University, Tehran. (Corresponding Author). (vahidvaice@gmail.com).



سازمان بورس و اوراق بهادار، مرکز پژوهش، توسعه و مطالعات اسلامی

فصلنامه بورس اوراق بهادار، سال پانزدهم، شماره ۵۷، بهار ۱۴۰۱، صص ۲۵۴-۲۲۵

مدل ریزش مورد انتظار مبتنی بر تبدیل موجک در افق‌های زمانی سرمایه‌گذاری مختلف در بورس اوراق بهادار تهران^۱

جواد شکرخواه^۲، میثم امیری^۳، وحید ویسی‌زاده^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۷/۱۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۱/۲۸

مقاله پژوهشی

چکیده

«ریزش مورد انتظار» (ES) میانگین بازده دارایی وقتی که بازده زیر مقدار خاصی از چندک توزیع بازدهی یا همان ارزش در معرض ریسک (VaR) قرار گرفته است. پیمان بال III قرار است از ابتدای سال ۲۰۲۳ در نظام بانکداری دنیا اجرایی شود و در آن توجه ویژه‌ای به سنجه ES به عنوان جایگزین VaR شده است، اما پژوهش‌های زیادی در مورد مدل‌سازی ES در مقایسه با VaR صورت نگرفته است. پژوهش حاضر در صدد انتخاب دقیق‌ترین مدل تخمین ریزش مورد انتظار از بین مدل‌های ساده و پیشرفته شامل شبیه‌سازی تاریخی، خانواده ARMA-GARCH، شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده، فراتر از آستانه شرطی و مدل پیشنهادی ترکیبی شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک در بورس اوراق بهادار تهران است. بر اساس یافته‌های پژوهش با استفاده از بازدهی روزانه ۱۱ ساله شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران از تاریخ ۱۳۸۹/۴/۱۳ الی ۱۳۹۹/۴/۱۱ (بیش از ۲۴۰۰ روز داده بازدهی شاخص کل) و اعمال انواع پس‌آزمون، مدل پیشنهادی ترکیبی شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک در تمامی افق‌های زمانی و سطوح اطمینان از مدل‌های رقیب بهتر عمل کرده است.

واژه‌های کلیدی: ریزش مورد انتظار، تبدیل موجک، مدل فراتر از آستانه شرطی، شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر

تبدیل موجک و پس‌آزمون.

طبقه‌بندی موضوعی: G17، G32، C52، C22، C02

DOI: 10.22034/JSE.2021.11469.1618

۲. استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

۳. استادیار، گروه مدیریت مالی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

۴. دانشجوی دکتری، گروه مدیریت مالی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران. (نویسنده مسئول). (vahidvoice@gmail.com)

مقدمه

از اوایل دهه نود میلادی «ارزش در معرض ریسک» (VaR) به عنوان یکی از سنج‌های ریسک نامطلوب معرفی و توسط کمیته بال و مراجع نظارتی بازار سرمایه، به عنوان مبنای محاسبه کفایت سرمایه بانک‌ها، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، شرکت‌های سرمایه‌گذاری و... مورد استفاده قرار گرفت، لیکن بعد از بحران مالی سال ۲۰۰۷ و با توجه به کمبود سرمایه بسیاری از بانک‌ها و نهادهای مالی برای پوشش زیان‌های وارد شده در دقت ارزش در معرض ریسک به عنوان رهیافتی مطمئن برای کمی‌سازی ریسک و مبنای به عنوان سرمایه مورد نیاز تردید حاصل شد (نیکولاج نور اُلسن^۱، ۲۰۱۵). بحران مالی ۲۰۰۷-۲۰۰۸ و پیامدهای آن منجر به تغییرات بی‌شماری در مقررات بازارهای مالی و حوزه نظارت بانکی در دنیا شد و یک تغییر مهم در پیمان بال III (کمیته بال، ۲۰۱۰) به وجود آمد، به‌طوری‌که تأکید ویژه‌ای بر روی ریزش مورد انتظار (ES)^۲ به عنوان سنج اندازه‌گیری ریسک، مکمل و جایگزین سنج ارزش در معرض ریسک (VaR) پدید آمد. ریزش مورد انتظار (ES) میانگین بازده دارایی وقتی که بازده زیر مقدار خاصی از چندک توزیع بازدهی یا همان ارزش در معرض ریسک (VaR) قرار گرفته است.

همان‌طور که در آینده بال III در سراسر جهان اجرا خواهد شد (بر اساس آخرین اعلامیه رسمی انتظار می‌رود این اجرا در دوره منتهی به اول ژانویه سال ۲۰۲۳ میلادی انجام شود)، به طور حتم سنج ES توجه مدیران ریسک، مقام نظارتی بانکی و مقررات‌گذاران حوزه بازارهای مالی را به خود افزایش می‌دهد. جنبه‌های جدید بخش «انضباط بازار»^۳ در بال III به این معنی است که ES و VaR به طور منظم توسط بانک‌ها افشاء شود، بنابراین شناخت این سنج‌ها نیز مورد توجه سرمایه‌گذاران بر روی بانک‌ها و طرف‌های مقابل بانک‌ها خواهد بود.

پژوهش حاضر از سه جنبه دارای اهمیت است. اهمیت نخست در معرفی و برآورد انواع مدل‌های پارامتریک، ناپارامتریک و شبه‌پارامتریک تخمین ES در محیط بازار سرمایه ایران است که به کمک آن‌ها ریسک بازار را در قالب سنج ES که مورد توافق پیمان بال III به عنوان سنج مورد استناد در آینده برای مقاصد نظارتی نظام بانکداری و بازار سرمایه است، احصاء شود.

1. Nikolaj Noer Olsen

2. Expected shortfall

3. Market discipline

اهمیت دوم پژوهش ارائه مدل کمی ترکیبی جدید، مبتنی بر تبدیل موجک است. تبدیل موجک به عنوان ابزاری برآمده از ریاضیات کاربردی، این امکان را فراهم می‌آورد تا سری زمانی خام را به مقیاس‌های زمانی مختلف تجزیه و به وسیله آن افق زمانی سرمایه‌گذاری مدنظر قرار گیرد. تبدیل موجک امکانی فراهم می‌آورد که آن دسته از نوساناتی در سری زمانی برای تخمین مورد استفاده قرار گیرند که با افق زمانی مورد نظر برای محاسبه ES متناسب باشند، برای مثال، اگر افق زمانی مورد نظر سرمایه‌گذار ۱۰ روزه است، محاسبه ES با توجه به نوسانات ۱۰ روزه سری زمانی می‌تواند انجام پذیرد. در همین راستا با ترکیب تبدیل موجک و مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلترشده (FHS) مدل جدیدی ارائه می‌شود که ضمن توجه به افق زمانی سرمایه‌گذار در قالب تبدیل موجک از توانایی مدل‌سازی پویای نوسان و استفاده از توزیع تجربی به صورت توانمند بهره‌بردار.

اهمیت سوم پژوهش در پس‌آزمایی مدل‌های رقیب و مدل جدید پژوهش در قالب پس‌آزمایی بوت استرپ مک‌نیل و فری و رتبه‌بندی مدل‌ها توسط آزمون پیشرفته لوپز در یک دوره طولانی ۱۱ ساله بازدهی روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران (بیش از ۲۴۰۰ روز داده بازدهی شاخص کل) که در برگرفته چرخه‌های تجاری مختلف است. از تاریخ ۱۳۸۹/۴/۱۳ الی ۱۳۹۹/۴/۱۱ در افق‌های زمانی سرمایه‌گذاری ۱ تا ۳۲ روزه و فواصل اطمینان است.

باقیمانده این مقاله به این شرح است که در بخش ۲ مبانی نظری پژوهش دربرگیرنده معرفی انواع مدل‌های پارامتریک، ناپارامتریک و شبه‌پارامتریک تخمین ES و ارائه مدل کمی ترکیبی جدید مبتنی بر تبدیل موجک بازشکافی می‌شود. در بخش ۳ پژوهش‌های پیشین مرتبط داخلی و خارجی در حوزه VaR و ES نشان داده می‌شود. در بخش ۴ داده‌های پژوهش و روش پژوهش دربرگیرنده توصیف آماری داده‌ها و انجام آزمون‌های اولیه در پیوند با آن‌ها و معرفی داده‌های درون نمونه و بیرون نمونه و چگونگی برآورد پارامترهای مدل‌های معرفی شده در بخش ۲ نشان داده می‌شود. بخش ۵ نتایج پس‌آزمایی بوت استرپ مک‌نیل و فری و رتبه‌بندی مدل‌ها توسط آزمون لوپز در قالب جداول گسترده در افق‌های زمانی سرمایه‌گذاری مختلف و فواصل اطمینان مختلف نشان داده می‌شود. بخش ۶ نتایج و پیشنهادها پژوهشی دربرگیرنده خلاصه پژوهش حاضر، بررسی نتایج و پیشنهادها به منظور مطالعات آینده ارائه می‌شود.

مبانی نظری

ارزش در معرض ریسک، حداکثر زیانی است که کاهش ارزش سبد دارایی برای دوره معینی در آینده با ضریب اطمینان مشخصی، از آن بیشتر نمی‌شود. به عبارتی دیگر به صورت زیر نشان داد (فیلیپ جوریون^۱، ۲۰۰۹):

$$VaR = p_0 - F_p^{-1}(\alpha) \quad (۱)$$

معیار ارزش در معرض ریسک با تمام مزیت‌هایی که دارد، دارای معایبی از مهمترین آن‌ها اینکه ارزش در معرض ریسک VaR، سنج ریسک منسجم^۲ به حساب نمی‌آید، بنابراین از ریزش مورد انتظار که سنج‌ای منسجم از ریسک است، استفاده می‌شود. ES میانگین α درصد از بدترین بازده‌ها و یا بدترین زیان‌هاست:

$$ES_{\alpha} = -\frac{1}{\alpha} \int_0^{\alpha} F^{-1}(p) dp \quad (۲)$$

مدل‌های تخمین سنج‌های مختلف ریسک از جمله ES به سه دسته کلی ناپارامتریک، پارامتریک و شبه پارامتریک دسته بندی می‌شوند.

در مدل‌های ناپارامتریک تخمین ES پیش فرض خاصی در رابطه با توزیع بازدهی دارایی‌ها صورت نمی‌پذیرد و همواره توزیع تجربی داده‌ها که برگرفته از داده‌های اخیر بازدهی باشند به عنوان توزیع بازدهی در نظر گرفته می‌شود.

مدل شبیه‌سازی تاریخی یکی از مدل‌های معروف ناپارامتریک است، در صورت مرتب‌سازی بازدهی تاریخی دارایی، در T دوره قبل به ترتیب صعودی یعنی $r_{[1]} \leq r_{[2]} \leq \dots \leq r_{[T]}$ ، برای محاسبه VaR و پس از آن محاسبه ES یک روز جلوتر در فاصله اطمینان $1-p$ با روش شبیه‌سازی تاریخی خواهیم داشت:

$$VaR_{t,1}^{1-p} = \text{Percentile}\{\{r_i\}_{i=t-T+1}^t \cdot 100p\} = r_{[\tau]} \quad (۳)$$

که $\tau = [pT]$ ، به همین ترتیب:

$$ES_{t,1}^{1-p} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} r_{[i]} \quad (۴)$$

1. Philippe Jorion, 2009

2. Coherent Measure

برای محاسبه VaR و سپس ES چند روزه (K روزه) باید برای K دوره از توزیع یکنواخت گسسته که در فاصله ۱ تا T توزیع شده است برای انتخاب K بازدهی تاریخی گذشته استفاده کرد، این فرآیند برای M بار تکرار می شود (M تعداد تکرار شبیه سازی برای مسیر بازدهی دارایی است که هر چه بیشتر باشد بهتر خواهد بود)، در هر تکرار این شبیه سازی K بازدهی از r_{t+1} تا r_{t+K} پیش بینی می شود.

در مدل های پارامتریک تخمین ES فرض خاصی در رابطه با توزیع بازدهی دارایی ها صورت می پذیرد. مدل های خانواده ARMA-GARCH یکی از مدل های معروف پارامتریک است، در این مدل ها به میانگین و واریانس به صورتی شرطی و وابسته به آخرین مشاهدات سری های زمانی نظاره می شود، به طور کلی در مدل های خانواده GARCH از یک مدل خودرگرسیون میانگین متحرک (ARMA)^۱ برای پیش بینی میانگین شرطی (μ_t) و یکی از مدل های ناهمسان واریانس شرطی برای پیش بینی واریانس شرطی (σ_t^2) استفاده می شود. در نمایی کلی معادله میانگین و واریانس شرطی یک مدل خانواده GARCH به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ E_{t-1}[\varepsilon_t^2] &= \sigma_t^2 \end{aligned} \quad (5)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t v_t, v_t \sim \text{iid}(0,1) \rightarrow \varepsilon_t \sim D(0, \sigma_t) \quad (6)$$

که D تابع توزیع احتمالات در نظر گرفته شده برای شوک ها یا به عبارتی تابع توزیع بازدهی می باشد. میانگین از مدل ARMA(R,M) پیروی می کند:

$$r_t = C + \sum_{i=1}^R \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^M \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (7)$$

در این رابطه R تعداد وقفه های بازدهی و M تعداد وقفه های شوک ها است. مدل های ناهمسانی واریانس شرطی خود رگرسیونی تعمیم یافته (GARCH) در کنار مدل های گلستون، جاگناتان، رانکل (GJR-GARCH) و ناهمسانی نمایی (EGARCH) با پارامترهای اهرمی از دیگر مدل های ناهمسانی واریانس شرطی مورد استفاده در این پژوهش هستند.

1. Autoregressive moving average model

در تمامی مدل‌های خانواده ARMA-GARCH تخمین ضرایب مدل‌ها به وسیله تابع لگاریتم حداکثر راست‌نمایی^۱ انجام می‌گردد. با پیش‌بینی میانگین و واریانس بازده مورد انتظار برای یک دوره h روزه با مدل‌های این خانواده $(\hat{r}_t[h], \sigma_t^2(e_t[h]))$ ارزش در معرض ریسک K روزه با فرض توزیع $F(\cdot)$ برای ε_i ها برابر است با:

$$\text{VaR}_{t,K}^{1-p} = (\hat{r}_t[K] + F_p^{-1} \cdot \sigma_t(e_t[K])) \quad (۸)$$

که در رابطه بالا F_p^{-1} چندک متناسب با فاصله اطمینان $1-p$ در توزیع $F(\cdot)$ است (روی.اس.تی.سی^۲، ۲۰۰۵). برای محاسبه ریزش مورد انتظار K روزه بر اساس روابط بالا و تقسیم دنباله توزیع بعد از VaR به روش پیشنهادی داود (۲۰۰۵) به تعداد بالا (مثلاً ۵۰۰۰ برش در دنباله سمت چپ توزیع مبنا قرار می‌گیرند):

$$ES_{t,K}^{1-p} = \frac{1}{5000} \sum_{i=1}^{5000} \left(\text{VaR}_{t,K}^{(1-p+\frac{ip}{5000})} \right) \text{ for } i = 1.2. \dots 5000 \quad (۹)$$

تئوری مقدار فرین^۳ یکی از مدل‌های معروف دیگر پارامتریک است. تئوری مقدار فرین بر اساس بر پایه دو فرض توزیعی بنیادین قرار دارد. توزیع تعمیم یافته مقدار فرین و توزیع تعمیم یافته پرتو که به آن رویکرد فراتر از آستانه نیز می‌گویند. همانطور که تئوری مقدار فرین تعمیم یافته یک راه حل طبیعی برای مدل‌سازی کمینه‌ها و بیشینه‌ها است، رویکرد فراتر از آستانه هم روشی طبیعی برای مدل‌سازی تخطی‌ها از یک آستانه بزرگ است. در صورتی که سری زمانی نمونه مشاهده‌ها را با X_i و تابع توزیع آن را با $F(x)$ و مقدار آستانه را با u نشان دهیم، $F(u)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F(u) = \Pr\{X_i \leq u\} \quad (۱۰)$$

بالکما^۴، دی‌هان^۵ (۱۹۷۴) و پیکاندس^۶ (۱۹۷۵) طی قضیه‌ای اثبات کردند که برای مقادیر آستانه‌ای یعنی « u »هایی که به اندازه کافی بزرگ هستند، تابع توزیع مقادیر فراتر از آستانه را می‌توان با توزیع تعمیم یافته پرتو برآورد کرد، زیرا با بزرگ شدن آستانه، توزیع مقادیر فراتر از آستانه $F_u(y)$ به توزیع تعمیم یافته پرتو گرایش پیدا می‌کند:

1. log-likelihood function
2. Ruey.S.Tsay
3. Extreme Value Theory
4. Balkema
5. de Hann
6. Pickands

$$G_{\xi, \mu, \sigma}(x_{\max}) = \begin{cases} 1 - \left[1 + \xi \left(\frac{x_{\max} - \mu_{\max}}{\sigma_{\max}} \right) \right]^{-1/\xi_{\max}} & \text{if } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp \left[- \left(\frac{x_{\max} - \mu_{\max}}{\sigma_{\max}} \right) \right] & \text{if } \xi = 0 \end{cases} \quad (11)$$

with

$$x \in \begin{cases} [\mu_{\max}, \infty] & \text{if } \xi \geq 0 \\ \left[\mu_{\max}, \frac{\mu_{\max} - \sigma_{\max}}{\xi_{\max}} \right] & \text{if } \xi < 0 \end{cases}$$

که $\xi_{\max}$ پارامتر شاخص دنباله است، $\mu_{\max}$ پارامتر موقعیت و $\sigma_{\max}$ پارامتر معیار هستند. برای تخمین پارامترها باید یک مقدار قابل قبول برای آستانه u تعیین شود که در این پژوهش از نمودار هیل^۱ برای تعیین آستانه استفاده شده است. باید پارامترهای $\xi_{\max}$ و $\sigma_{\max}$ نیز برآورد شود، این پارامترها را می توان با استفاده از روش حداکثر راست نمایی برآورد کرد. محاسبه ارزش در معرض ریسک مستلزم برآورد صدک های توزیع بازده یک دارایی است. بعد از تعیین آستانه، مشاهده ها فراتر از آستانه را از نمونه مشاهده ها جدا و اگر تعداد مشاهده های فراتر از آستانه را با n_u و تعداد کل مشاهده های نمونه را با n نمایش دهیم:

$$VaR_q = u + \frac{\hat{\sigma}_{\max}}{\hat{\xi}_{\max}} \left(\left(\frac{n}{n_u} \alpha \right)^{-\hat{\xi}_{\max}} - 1 \right) \quad (12)$$

ریزش مورد انتظار نیز بر اساس رابطه زیر بدست می آید:

$$ES_q = \frac{VaR_q}{1 - \hat{\xi}_{\max}} + \frac{\hat{\sigma}_{\max} - \hat{\xi}_{\max} u}{1 - \hat{\xi}_{\max}} \quad (13)$$

رویه هایی که در مورد تئوری مقدار فرین تشریح شد همگی غیر مشروط هستند، گاهی اوقات نیاز به استفاده از EVT شرطی برای مدل سازی برخی ساختارهای پویا هستیم، برای این کار فری^۲ و مک نیل^۳ فرآیند دو مرحله ای زیر را پیشنهاد کردند:

✓ از یک مدل GARCH برای پیش بینی نوسانات بازده استفاده و سپس سری زمانی باقیمانده ها (خطاها) را استخراج می کنیم. این خطاها دارای توزیع های یکسان و مستقل هستند و از نوسان و بازده مورد انتظار آینده یعنی σ_{t+1} و μ_{t+1} تخمین هایی داریم.

1. Hill-plot
2. Frey
3. McNeil

✓ تئوری مقدار فرین را برای خطاهای استاندارد شده اعمال و با احتساب ساختاری پویا برای نوسان و با استفاده از EVT برای باقیمانده‌ها، تخمین‌هایی از ES خواهیم داشت. در مدل‌های شبه پارامتریک تخمین ES بیشتر یک مدل ناپارامتریک با یک مدل پارامتریک در هم ترکیب می‌شوند و بنابراین به این دسته از مدل‌ها مدل‌های ترکیبی نیز گفته می‌شود. در این قسمت با توجه به بکارگیری مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده (FHS) در این پژوهش و نیز توجه به اینکه مدل پیشنهادی این پژوهش نیز از دسته مدل‌های شبه پارامتریک مبتنی بر شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده و تبدیل موجک است، این دو مدل شرح داده خواهد شد. مدل FHS با ترکیب مدل‌های میانگین و واریانس ناهمسان شرطی و مدل شبیه‌سازی تاریخی در پی آن است که از ماهیت نبود فرض توزیعی مشخص در مدل غیرپارامتریک شبیه‌سازی تاریخی (این مدل بر توزیع تجربی داده متکی است) در کنار ماهیت پیش‌بینی‌کننده‌گی نوسان مدل پارامتریک GARCH که جنبه ویژه تکیه بر داده گذشته را ندارد، به صورت همزمان بهره گیرد. این مدل به این صورت شکل می‌گیرد که در ابتدا پارامترهای یک مدل ARMA-GARCH با فرض توزیع نرمال برای داده بدست می‌آید. سپس به منظور برآورد سنج‌های ریسک مبتنی بر شبیه‌سازی تاریخی از توزیع تجربی $v_t \sim iid(0.1)$ بجای توزیع تجربی r_t استفاده می‌شود. v_t متغیر استاندارد شده و دارای توزیع مستقل و یکسان بوده و توزیع تجربی آن دارای خواص بهتری برای مدل‌سازی نسبت به توزیع خام r_t است. در صورت مرتب کردند شوک‌های استاندارد در T دوره قبل، آنها به ترتیب صعودی یعنی $v_{[1]} \leq v_{[2]} \leq \dots \leq v_{[T]}$ برای محاسبه VaR و ES یک روز جلوتر در فاصله اطمینان $1-p$ با روش شبیه‌سازی تاریخی خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \text{VaR}_{t,1}^{1-p} &= \mu_{t+1} + \sigma_{t+1} * \text{Percentile}\{\{v_i\}_{i=t-T+1}^t \cdot 100p\} \\ &= \mu_{t+1} + \sigma_{t+1} * v_{[\tau]} \end{aligned} \quad (14)$$

که $\tau = [pT]$ و در صورت درست نبودن مقدار τ از درون‌یابی بین دو مقدار برای تعیین بازده استفاده می‌شود. به همین ترتیب برای ES:

$$ES_{t,1}^{1-p} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} \mu_{t+1} + \sigma_{t+1} * v_{[i]} \quad (15)$$

به منظور معرفی مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک، ابتدا لازم است مباحث مختصری از تبدیل موجک به عنوان ابزار برآمده از ریاضیات کاربردی تبیین شود. موجک به معنی موج کوچک است، کلمه موج دلالت بر نوسان کنندگی تابع موجک دارد و کوچک بودن دلالت بر محدود بودن پنجره تابع موجک دارد (پولیکار، ۱۹۹۴). تابع موجک پدر یا سیگنال مقیاس‌دهی^۱ که با نماد Φ که مشخص می‌شود و برای جمع‌آوری اطلاعات مربوط به روندها (قسمت‌های با فرکانس‌های پایین در یک سری زمانی) در یک سری زمانی به کار گرفته می‌شود و تابع موجک مادر^۲ با نماد Ψ که مشخص می‌شود و برای جمع‌آوری اطلاعات مربوط به جزئیات و نوسانات سریع و کوتاه مدت (قسمت‌های با فرکانس‌های بالاتر در یک سری زمانی) در یک سری زمانی بکار گرفته می‌شود که به شکل زیر با مقیاس رابطه آنها مشخص می‌شود:

$$\Phi(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \Phi\left(\frac{(t-\tau)}{s}\right) \quad (۱۶)$$

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \Psi\left(\frac{(t-\tau)}{s}\right) \quad (۱۷)$$

در این روابط Φ و Ψ توابع موجک پدر و مادر هستند که فرم انتقال یافته و وسیع شده آنها به فرم بالا به منظور تبدیل موجک بکار گرفته می‌شود، در هر دوی آنها مقیاس s در متغیر ورودی مخرج به منظور تولید تابع موجک با فرکانس‌های مختلف تعبیه شده است، وجود ضریب عکس جذر اندازه سری زمانی برای نرمال کردن اندازه تابع است و تضمین می‌کند که جمع انرژی در سطوح با انرژی اولیه سیگنال برابر است.

برای انجام تبدیل موجک گسسته دو نوع از فیلترها بر روی سری زمانی اولیه بکار گرفته می‌شود، یکی برای مشخص کردن روندها^۳ در سیگنال و دیگری برای مشخص کردن انحرافها از روندها. فیلتر نوع اول که از نوع فیلترهای پایین‌گذر هستند در تبدیل موجک به «فیلتر مقیاس‌دهی یا سیگنال مقیاس‌دهی^۴» و فیلتر نوع دوم که از نوع فیلترهای بالا‌گذر هستند به «فیلتر

1. Father Wavelet or Scaling Signal
 2. Mother Wavelet
 3. Trend
 4. Scaling Filter or Scaling Signal

موجک^۱ معروف هستند. بردار ضرایب مقیاس‌دهی و ضرایب موجک در هر سطح با ضرب سری زمانی تحت مطالعه و سیگنال مقیاس‌دهی مربوط به آن سطح تولید می‌شود، پس از تولید بردارهای روندها و جزئیات یا نوسانات کوتاه مدت با بازیابی سیگنال تحت مطالعه از ضرایب موجک و مقیاس‌دهی، تبدیل موجک گسسته معکوس (IDWT) یا «تجزیه و تحلیل چند فرکانسی یا چند دقتی یا MRA»^۲ انجام می‌شود، (AJ, DJ, ..., D1) ضرایب MRA نامیده می‌شوند و مطابق رابطه ۸:

$$f = A^J + D^J + D^{J-1} + \dots + D^1 \quad (18)$$

با توجه برتری ویژه تبدیل موجک در تجزیه سری‌های زمانی به روند (A) و جزئیات (Di)، این پژوهش در صدد آن است که مدل ترکیبی را نشان دهد که با ترکیب تبدیل موجک با مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده، به مدلی کارا تر و دقیق تر برای تخمین ES نسبت مدل‌های رقیب کشیده شود. بر این اساس، پایه مدل نشان داده شده در این پژوهش، همان مدل شناخته شده شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده خواهد بود، ولی تبدیل موجک به عنوان یک پیش پردازشگر بر روی داده خام به شیوه‌ای عمل می‌کند که ضمن نظاره افق زمانی مدنظر تخمین ریزش مورد انتظار، میانگین شرطی و واریانس شرطی مورد نیاز در مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده به نحوی دقیق تر با اعمال تبدیل موجک بر روی داده خام مدل‌سازی و پیش‌بینی شوند. بر این اساس، مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تئوری موجک در گام‌های زیر تخمین زده می‌شود:

۱. اعمال مدل ARMA-GARCH بر روی داده بازدهی خام (R_t) و تخمین باقیمانده‌های استاندارد شده (v_t) بر اساس $v_t = \varepsilon_t / \sigma_t$ و مرتب سازی باقیمانده‌های استاندارد شده:

$$v_{[1]} \leq v_{[2]} \leq \dots \leq v_{[T]}$$

۲. اعمال تبدیل موجک بر روی داده بازدهی (R_t) و تجزیه تا سطح J که متناسب با افق زمانی مدنظر برای تخمین ES تعیین می‌شود. خروجی این گام عبارت است از: سری زمانی روند SJ و سری‌های زمانی جزئیات $D1, D2, \dots$ به طوریکه:

$$R = D1 + D2 + \dots + DJ + SJ$$

1. Wavelet Filter

2. Multiresolution Analysis

۳. اعمال مدل ARMA-GARCH بر روی سری های زمانی روند (SJ) و جزئیات (Di) و پیش بینی میانگین و واریانس شرطی:

$$\hat{\mu}_{D1,t+1} \dots \hat{\mu}_{DJ,t+1} \hat{\mu}_{SJ,t+1} \text{ و } \hat{\sigma}_{D1,t+1} \dots \hat{\sigma}_{DJ,t+1} \hat{\sigma}_{SJ,t+1}$$

۴. به منظور پیش بینی بازدهی و واریانس سری زمانی اصلی، پیش بینی های میانگین و واریانس شرطی گام سوم ترکیب می شوند:

$$\hat{\mu}_{t+1} = \hat{\mu}_{SJ,t+1} + \sum_{j=1}^J \hat{\mu}_{Dj,t+1} \quad (19)$$

$$\hat{\sigma}_{t+1}^2 = \hat{\sigma}_{SJ,t+1}^2 + \sum_{j=1}^J \hat{\sigma}_{Dj,t+1}^2$$

شایان یادآوری است واریانس شرطی ترکیب واریانس های شرطی بر اساس قاعده حفظ انرژی در تبدیل موجک خواهد بود.

۵. با استفاده از توزیع تجربی گام اول در کنار پیش بینی میانگین و واریانس گام چهارم، ریزش مورد انتظار بر اساس «مدل شبیه سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر موجک» در سطح فاصله اطمینان $1-p$ به شرح زیر خواهد بود:

$$ES_{t,1}^{1-p} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} \hat{\mu}_{t+1} + \hat{\sigma}_{t+1} * v_{[i]} \quad (20)$$

$\tau = pT$ و $v_{[i]} = \text{Percentile}\{v_i\}_{i=t-T+1}^t \cdot 100p\}$ این تفاوت و نوآوری مدل این پژوهش نسبت به مدل شبیه سازی تاریخی فیلتر شده است که به تنهایی از میانگین و واریانس شرطی ناشی از خود داده خام سری زمانی بازدهی اولیه برای پیش بینی میانگین و واریانس استفاده می کند.

پژوهش های پیشین

پژوهش های داخلی

مقاله «برآورد و پیش بینی تلاطم بازدهی در بازار سهام تهران و مقایسه دقت روش ها در تخمین ارزش در معرض خطر: کاربردی از مدل های خانواده FIGARCH» در سال ۱۳۸۸ که توسط غلامرضا کشاورز حداد و باقر صمدی به رشته تحریر درآمده و در آن ارزش در معرض خطر را با مدل های خانواده FIGARCH برای شاخص های عمده بورس اوراق بهادار تهران برآورد شد و نشان داده شد که مدل های مختلف این خانواده نتایج متفاوتی در سطوح اطمینان مختلف می دهند.

رستمی نوروزآباد و همکاران (۱۳۹۳) مدل شبه پارامتریکی با ترکیب تبدیل موجک و GARCH برای تخمین ارزش در معرض ریسک پیشنهاد کردند، نتایج تجربی حاکی از برتری روش پیشنهادی نسبت به رویکردهای سنتی برای تخمین ارزش در معرض ریسک بود. مقاله «محاسبه ارزشهای در معرض ریسک با بهره‌گیری از آنالیز موجک (مطالعه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران)» که در سال ۱۳۹۳ توسط حجت الله صادقی و سمیه نظری زاده دهکردی، که نمونه داخلی پژوهش سال ۲۰۰۵ فرناندز در ایران بود و به تنهایی تجزیه ارزش در معرض ریسک پارامتریک نرمال به فرکانس‌های مختلف تجزیه موجک بود، ولی پژوهش حاضر به ارائه مدل ترکیبی ارزش در معرض ریسک و پس‌آزمایی آن در بورس اوراق بهادار تهران می‌پردازد.

در مقاله «عملکرد پورتفولیوهای مبتنی بر ریسک تحت شرایط مختلف در بازار سهام (شواهد تجربی از بازار سهام ایران)» که در سال ۱۳۹۷ توسط حجت الله صادقی و سمیه نظری زاده دهکردی انجام گرفت، عملکرد انتخاب پورتفولیوهای مبتنی بر ریسک تحت چهار استراتژی مبتنی بر ریسک در آن بررسی شد و در حالت استفاده از معیارهای ریسک نامطلوب VaR و CVaR نتایج بدست آمده بیانگر این بود که مدل GMV کمترین ریسک نامطلوب را در بین استراتژی‌ها داراست.

محمدیان امیری و ابراهیمی در سال ۱۳۹۷ در مقاله‌ای با توجه به روش هموارسازی نمایی هلت-وینترز به پیش‌بینی چندگام به جلوی ارزش در معرض ریسک شاخص خودرو و شاخص بانک در دو سطح اطمینان ۹۵٪ و ۹۹٪ پرداختند. از آزمون کوپیک، آزمون استقلال کریستوفرسن و آزمون پوشش شرطی برای پس‌آزمایی استفاده شد. نتایج به دست آمده بیانگر برتری روش هموارسازی نمایی هلت-وینترز ضریبی در برآورد ارزش در معرض ریسک بود. اسدی نیا و همکاران در سال ۱۳۹۸، برای مدل‌سازی و پیش‌بینی نوسانات فرآیندهای مالی از ترکیب مدل ناهمگونی واریانس شرطی اتورگرسیو تعمیم یافته (GARCH) و تبدیل موجک گسسته بهره بردند. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی DWT-GARCH برگرفته از برتری‌های تبدیل موجک با چیرگی بر نقص مدل‌های خانواده GARCH که نمی‌توانند ویژگی‌های جزئی یک فرآیند را در نظر گیرد و مدل کنند و حفظ مزایای استفاده از مدل‌های خانواده GARCH در تشریح نوسانات، می‌تواند نتایج پیش‌بینی را به طور قابل توجهی بهبود بخشد و تا حد زیادی واریانس شرطی را کاهش دهد.

پژوهش‌های خارجی

در سال‌های اخیر رویکرد استفاده از مدل‌های ترکیبی رونق یافته است، در پاره‌ای از این مدل‌های ترکیبی، تبدیل موجک با مدل‌های رایج ترکیب می‌شود تا از جنبه‌های ارزشمند این ابزار ریاضی استفاده شود. انتشار کتاب «روشهای موجک برای تجزیه و تحلیل سری زمانی» توسط پرسپوال و والدن در سال ۲۰۰۰ جرقه‌ای شد برای پژوهشگران علوم مالی و اقتصاد که از مبانی ریاضی موجود در این کتاب برای استفاده از تبدیل موجک در این علوم بهره گیرند. جن.کی و سلکووک و ویچر در سال ۲۰۰۳ در مقاله‌ای به نام «بتای چند مقیاسی و ارزش در معرض ریسک چند مقیاسی» که در بورس‌های آمریکا و آلمان و انگلیس بررسی شده است، مدل قیمت گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای (CAPM) را در هر حالت مقیاس‌های مختلف موجک، بررسی کردند و فرمی از ریسک سیستماتیک موجکی (بتای موجکی) را نشان دادند که از بتای معمولی کاراتر بود، این مقاله دارای قسمت دومی بود که در آن ارزش در معرض ریسک را به وسیله تبدیل موجک تجزیه می‌کرد، آنها نشان دادند که انرژی نسبی ریسک در سطوح با مقیاس پایین‌تر (فرکانس بالاتر) بیشتر است. در سال ۲۰۰۳ یوری همبرگر در پژوهش خود به نام «تخمین ارزش در معرض ریسک موجک مبنا» را ارائه کرد. وی در این پژوهش ارزش در معرض ریسک مبتنی بر تبدیل موجک تجزیه و مدل ناهمسان با وزن‌های برابر را منطبق با کار جن.کی و همکاران، بر روی شاخص داوجونز در مقابل مدل $GARCH(1,1)$ ارایه کرد و به نوعی برتری مدل خود را نشان داد.

در سال ۲۰۰۵ فرناندز در مقاله‌ای به نام «CAPM و ارزش در معرض ریسک در افق‌های زمانی مختلف» که در بورس شیلی بررسی شد، همان کار جن.کی و همکاران را انجام داد. در سال ۲۰۱۰ منصور مسیح و همکاران در پژوهشی دیگر در ۷ کشور حوزه خلیج فارس همان پژوهش جن.کی و همکاران را انجام دادند.

آتیلتا سیفتر در سال ۲۰۱۱ در بورس استانبول و بوداپست با ابتکاری نو، مدل ترکیبی ارزش در معرض ریسک مبتنی بر تبدیل موجک و تئوری ارزش نهایی (EVT) را ارائه کرد که از برتری‌های تئوری ارزش نهایی و تبدیل موجک به صورت همزمان در یک مدل استفاده شده و از آن برای تخمین ارزش در معرض ریسک و نه ریزش مورد انتظار استفاده شده است.

کا.جیان.هی و همکاران (۲۰۱۱) در بازارهای فلزات، مدل ترکیبی ارزش در معرض ریسک مبتنی بر تبدیل موجک و شبکه عصبی را نشان دادند، مدل ابتکاری ایشان در بازارهای فلزات

آمریکا و لندن موفق عمل کرد. کا.جیان.هی و همکاران در سال ۲۰۱۱ مدلی مشابهی را در بازار نفت ارائه کردند.

هی و همکاران (۲۰۱۴) در مقاله «برآورد ارزش در معرض ریسک با تحلیل موجک مبتنی بر آنترویی در بازارهای ارز» رویکرد چند متغیره موجک مبتنی بر آنترویی برای تحلیل ویژگی‌های چند مقیاسی به منظور بهبود تخمین ارزش در معرض ریسک را پیشنهاد دادند و نتایج مثبتی در مورد عملکرد رویکرد پیشنهادی مشاهده شد.

در زمینه بکارگیری ریزش مورد انتظار و ارزش در معرض خطر برای رتبه‌بندی ریسک صنایع مختلف، می‌توان به مقاله اما ام آی‌جلیسیاس در سال ۲۰۱۵ اشاره کرد که وی با بکارگیری ریزش مورد انتظار و ارزش معرض خطر در بورس‌های ۷ کشور حوزه اروپا، نسبت به معرفی صنایع کم ریسک (مثل صنعت پتروشیمی، انرژی و یوتیلیتی) و پرریسک (مثل مخابرات و ارتباطات و بانکداری) اقدام کرد.

منسی و همکاران (۲۰۱۷) در بررسی ریسک اوراق بهادار و هم‌تغیری‌های مشترک بین هر یک از بازارهای سهام کشورهای نوظهور و بازارهای توسعه‌یافته سهام (آمریکا، بریتانیا و ژاپن) با استفاده از روش همدوسی مربع موجک و همچنین ارزش در معرض ریسک مبتنی بر تبدیل موجک پرداختند. نتایج نشان داد که برتری‌های تنوع‌بخشی، بین این بازارها در طول زمان و در فرکانس‌های مختلف با هم تفاوت دارد.

ربایات و همکاران (۲۰۱۹) برای بررسی خاصیت تنوع بخشی اوراق صکوک اسلامی مالزی نسبت به اوراق قرضه کشورهای توسعه یافته از تبدیل موجک استفاده کرد و نشان داد که در افق‌های سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت و میان‌مدت صکوک مالزی دارای خاصیت تنوع‌بخشی بالایی برای اوراق قرضه کشورهای توسعه یافته (همبستگی منفی) است.

فرانک و زاکوئین (۲۰۱۸) بین دو دسته مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده و مدل‌های گارچ چند متغیره با توزیع‌های گوسی برای تخمین ارزش در معرض ریسک در نمونه‌های تجربی و شبیه‌سازی به این نتیجه رسیدند که در نبود کرویت^۱ مدل FHS از مدل دیگر بهتر عمل کرد. این دو در پژوهشی دیگر (۲۰۲۰) نشان دادند دو مدل ساده تخمین VaR شامل مدل تک متغیره گارچ و مدل ابتکاری شبیه‌سازی تاریخی مجازی^۲ برای پرتفوی‌های با تعداد سهام بالا از مدل‌های چندمتغیره پیچیده عملکرد بهتری دارند.

1. Sphericity

2. Virtual Historical Simulation

داده‌ها و روش پژوهش

در این پژوهش داده‌های بازدهی تاریخی کل به دو گروه درون نمونه و بیرون نمونه تقسیم می‌شوند و از داده‌های درون نمونه برای تخمین پارامترهای مربوط به مدل‌ها استفاده می‌شود. پس از تخمین پارامترهای مورد نیاز مدل‌ها، از آن‌ها برای برآورد ریزش مورد انتظار در افق‌های زمانی مختلف شامل ۱ تا ۳۲ روزه (به صورت توانی از ۲ برگرفته از سطح تجزیه موجک) برای داده‌های بیرون نمونه استفاده می‌شود.

داده‌های بخش مدل‌سازی و پس آزمایی پژوهش در یک دوره ۱۱ ساله شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران از تاریخ ۱۳۸۹/۴/۱۳ الی ۱۳۹۹/۴/۱۱ انتخاب شده‌اند (بیش از ۲۴۰۰ روز داده بازدهی شاخص کل) که حدود نیمی از آن (۱۰۲۴ داده اول) برای تخمین پارامترهای مدل و مدل‌سازی به عنوان داده‌های درون نمونه و مابقی داده‌ها برای پس آزمون مدل‌ها و انتخاب مدل‌های برتر به عنوان داده‌های بیرون نمونه استفاده می‌شود.

با توجه به جدول ۱ مقدار چولگی مثبت، سری زمانی بازدهی حدود کمی چوله به راست است ولی به علت کوچک بودن مقدار آن می‌توان گفت توزیع بازدهی کم و بیش متقارن است، از نظر کشیدگی توزیع بازدهی به شکلی است که با توزیع نرمال تفاوت اساسی دارد. با توجه به جدول ۱ مقادیر آماره آزمون جاک-برا و آزمون لیلیوفرز هم به گونه‌ای است که فرض نرمال بودن توزیع بازدهی را در سطح معناداری ۱٪ رد می‌کند. بکارگیری آزمون‌های ریشه واحد ADF و P-P هم وجود ریشه واحد را در سری زمانی بازدهی رد می‌کند. به خاطر استفاده از مدل‌های ARMA-GARCH در این پژوهش، انجام آزمون‌های جنکیز و باکس را در مورد باقیمانده‌های سری زمانی ضرورت دارد و در سطح معناداری ۱٪ فرض نبود همبستگی بین باقیمانده‌ها رد می‌شود و در نتیجه در مدل $ARMA(R,M)$ ناگزیر به استفاده از مقادیر باوقفه هستیم. بکارگیری دوباره آزمون جنکیز و باکس در مورد مجذور باقیمانده‌های سری زمانی نیز نشان‌دهنده وجود همبستگی بین آن‌هاست و در نتیجه وجود اثر ARCH در سری زمانی بازدهی نمایان است، همچنین آزمون اثر ARCH انگل (آزمون ضرایب لاگرانژ) نیز از وجود اثر ARCH در سری زمانی بازدهی حکایت دارد.

جدول ۱. توصیف آماری داده پژوهش

۱- آماره‌های توصیفی			
۰,۰۰۱۹	مینم	-۰,۰۵۶۷	میانگین
۰,۰۰۹۸	ماکسیمم	۰,۰۶۹۷	انحراف معیار
۰,۵۹۶۶	مد	۰	چولگی
۷,۷۷۶۷	میانه	۰,۰۰۰۶۰۹	کشیدگی
۲۴۶۱,۵ ^{***} (۰,۰۰۱)	آزمون لیلیوفرز	۰,۱۲۲۲ ^{***} (۰,۰۰۱)	آزمون جاک-برا p-value
۲- آزمون ریشه واحد			
آزمون ADF [*]		آزمون P-P:	
ADF(1)	-۲۵,۷۵ ^{***} (۰,۰۰۱)	P-P(1)	-۳۱,۷۷ ^{***} (۰,۰۰۱)
ADF(10)	-۹,۹۶ ^{***} (۰,۰۰۱)	P-P(5)	-۳۴,۷۰ ^{***} (۰,۰۰۱)
۳- آزمون‌های اثر ARCH و خودهمبستگی			
آزمون جنکیز و باکس [*]		آزمون ARCH :	
Q(1)	۳۵۶,۵۰ ^{***} (۰,۰۰)	LM(1)	۲۵۳,۳۲ ^{***} (۰,۰۰)
Q(10)	۷۳۸,۸۱ ^{***} (۰,۰۰)		
Q ² (1)	۲۴۹,۵۶ ^{***} (۰,۰۰)	LM(10)	۶۲۸,۵۸ ^{***} (۰,۰۰)
Q ² (10)	۲۲۰,۵ ^{***} (۰,۰۰)		

روش پس آزمایی مدل‌های ریزش مورد انتظار

به منظور آزمون صحت مدل‌های محاسبه ES از پس آزمون استفاده می‌شود، از آنجا که ریزش مورد انتظار دربرگیرنده نوعی پیش بینی راجع به زیان‌های محتمل آینده است، بنابراین به منظور پی بردن به تطابق این پیش‌بینی‌ها با آن چه واقع می‌شود، احتیاج به آزمون‌هایی است

که در یک عنوان کلی به پس آزمون معروفند. یک استثناء^۱ عبارت از تجاوز میانگین ضررهای بیش از VaR از مقدار ریزش مورد انتظار برآوردی است. یکی از مهمترین آزمون‌ها در این زمینه به وسیله مک نیل و فری (۲۰۰۰) نشان داده شده که مبتنی بر باقیمانده استثنائات استاندارد شده^۲ بوده و به شکل زیر تعریف شده است:

$$R_{t+K} = \begin{cases} \frac{(r_{t:t+K} - CVaR_{t,K}^{1-p})}{\sigma_t^2(e_t[K])} & r_{t:t+K} < VaR_{t,K}^{1-p} \\ 0 & r_{t:t+K} \geq VaR_{t,K}^{1-p} \end{cases} \quad (21)$$

اگر مدل ES برآورد دقیقی از رفتار بازدهی دارایی در دنباله ارائه کند، آنگاه R_{t+K} باید یک فرآیند i.i.d باشد. فرض صفر و مخالف به شکل زیر خواهند بود:

$$H_0: \bar{R}_{t+K} = 0. \quad H_1: \bar{R}_{t+K} > 0 \quad (22)$$

$\bar{R}_{t+K}$ میانگین بردار باقیمانده استثنائات استاندارد شده است. فرض عدم یک طرفه است چراکه نشان‌دهنده اهمیت بیشتر پایین تخمین زده شدن ریزش مورد انتظار است. آماره آزمون عبارتست از:

$$t_{R_{t+K}} = \frac{\bar{R}_{t+K}}{\hat{\sigma}_{R_{t+K}}/\sqrt{N}} \quad (23)$$

که در آن $\hat{\sigma}_{R_{t+K}}$ انحراف معیار $\bar{R}_{t+K}$ و N تعداد استثنائات است. به علت کم بودن تعداد استثنائات در پس آزمایی مدل‌های ریزش مورد انتظار و ناشناخته بودن توزیع آماره از فرآیند بوتسرپ که آزمونی غیرپارامتریک است و فرض خاصی در رابطه با توزیع باقیمانده‌ها ایجاد نمی‌کند، استفاده می‌کنیم. که در آن باقیمانده استثنائات به طریق زیر بیان می‌شود:

$$R_{t+K}^* = R_{t+K,i} - \bar{R}_{t+K} \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \quad (24)$$

$$t_{R_{t+K}^*} = \frac{\bar{R}_{t+K}^*}{\hat{\sigma}_{R_{t+K}^*}/\sqrt{N}} \quad (25)$$

$\bar{R}_{t+K}^*$ و $\hat{\sigma}_{R_{t+K}^*}$ میانگین و انحراف معیار نمونه بوتسرپ هستند. با بکارگیری ۱۰۰۰۰ نمونه بوتسرپ هر $t_{R_{t+K}^*}$ که از $t_{R_{t+K}}$ بیشتر باشد، شمرده می‌شود و نسبت این دو

1. Exceedance

2. Standardized Exceedance Residuals

p-value آزمون است. لوپز^۱ چارچوبی برای رتبه‌بندی پیش‌بینی‌های انجام شده به صورت زیر ارائه کرد. در صورت تأیید فرض صفر می‌توان برای رتبه‌بندی مدل‌های تأیید شده از معیار لوپز استفاده کرد:

$$\varphi_{\tau,t+1}^i = f(x) = \begin{cases} (x_{t+1} - ES_{t+1|t}^i)^2, & \text{if } x_{t+1} > VaR_{t+1}^i \\ ., & \text{otherwise} \end{cases} \quad (26)$$

مدل‌های برآورد بر مبنای مقدار آماره لوپز رتبه‌بندی می‌شوند و بهترین مدل کم‌ترین مقدار آماره را خواهد داشت. برای رتبه‌بندی مدل‌هایی که از دیدگاه آزمون مک‌نیل و فری تأیید شده باشند از این چارچوب استفاده خواهد شد.

تخمین پارامترهای مدل‌های ریزش مورد انتظار

مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش به منظور پس از آزمایشی در قالب ۵ دسته مدل شامل شبیه‌سازی تاریخی (HS)، مدل‌های خانواده ARMA-GARCH با مدل‌های نوسان (GARCH، GJR GARCH و EGARCH) و توابع توزیع نرمال (N) و تی استیودنت (T)، شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده با مدل‌های نوسان مختلف، فراتر از آستانه شرطی (CPOT) با مدل‌های نوسان مختلف و شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک با مدل‌های نوسان مختلف و توابع موجک مختلف (Haar، sym6 و dubacheies6) است.

به منظور برآورد پارامترهای مدل‌هایی که از مدل خانواده ARMA-GARCH استفاده می‌کنند باید وقفه‌های این مدل‌ها معین شوند و بدین منظور بر روی داده‌های خام و داده‌های حاصل از تجزیه موجک در سطوح فرکانسی مختلف درون نمونه از معیار اطلاعاتی بیزین آکائی^۲ (BIC) در یک دامنه جستجوی با مقدار ۵ برای انواع وقفه‌ها (دو وقفه مدل میانگین و دو وقفه مدل واریانس) و سپس مشخص کردن مدلی با کمترین مقدار BIC استفاده شده است.

برای مدل‌سازی ریزش مورد انتظار در این پژوهش چهار فرض توزیعی شامل توزیع نرمال، تی-استودنت، تجربی و توزیع تعمیم‌یافته پرتو مد نظر قرار گرفته است. توزیع تجربی از فراوانی

1. Lopez, 1999

2. Bayesian Information Criterion

داده‌های گذشته استخراج و برای توزیع نرمال و تی-استودنت، صدک آلفا به راحتی از طریق جداول مربوطه استخراج می‌شود. اما استخراج صدک آلفای توزیع تعمیم یافته پرتو نیازمند برازش این توزیع بر باقیمانده‌های استاندارد شده و برآورد پارامترهای این توزیع است. قبل از برآورد پارامترها در این توزیع ابتدا باید آستانه تعیین شود. به طور معمول برای تعیین آستانه از نمودار هیل استفاده می‌شود. در جایی که نمودار حالت افقی پیدا می‌کند، بدان معناست که آستانه باید مشاهده‌ای در این فاصله باشد. همانند پیشنهاد مک‌نیل و فری، مقدار آستانه بهتر است به گونه‌ای انتخاب شود که حدود ۱۰۰ مشاهده برای برازش مدل پارتو داشته باشیم. در این پژوهش از روشی که توسط دنیلسون و همکاران^۱ (۲۰۰۱) برای تخمین آستانه پیشنهاد شده است، استفاده خواهیم کرد. این روش مبتنی بر شبیه‌سازی مونت کارلو و استفاده از نمودار هیل است و برای هر مدل مقدار آستانه را بطور جداگانه تخمین می‌زند.

در مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده و شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک برای محاسبه VaR و ES برای دوره K روزه، باید از K شوک استاندارد تاریخی گذشته استفاده کرد، هر شوک استاندارد انتخاب شده برای مسیر K تایی به همراه پیش‌بینی واریانس شرطی برای آن روز، یک شوک غیر استاندارد را حاصل می‌کند. که این شوک غیر استاندارد به همراه میانگین شرطی آن روز یک بازدهی تاریخی برای آن روز را حاصل می‌کند، این فرآیند برای M بار تکرار می‌شود (M تعداد تکرار شبیه‌سازی برای مسیر شوک استاندارد تاریخی گذشته، هر چه بیشتر باشد بهتر است)، در این پژوهش M را برابر ۱۰۰۰ در نظر می‌گیریم که تعداد بالایی به شمار می‌رود.

نتایج پس‌آزمایی

در این بخش از پژوهش به پس‌آزمایی مدل‌های ریزش مورد انتظار می‌پردازیم. در جدول ۲ و ۳ نتایج حاصل از آزمون پس‌آزمایی بوت‌استرپ مک‌نیل (مدل شبیه‌سازی شده مک‌نیل و فری برای بدست آوردن p-value آزمون) آورده شده است، هر میزان که مقدار p-value بالاتر باشد، فرض صفر رد نمی‌شود و به معنی درستی مدل است.

1. Danielsson et al.

بر اساس نتایج گفته شده در جدول ۲ و ۳ در مدل ریزش مورد انتظار شبیه‌سازی تاریخی فرض صفر در تمامی افق‌های زمانی و فواصل اطمینان رد شده است و مدل از دقت لازم برخوردار نبوده است. در مدل‌های ریزش مورد انتظار خانواده ARMA-GARCH فرض صفر در تمامی افق‌های زمانی و فواصل اطمینان رد شده است و مدل از دقت لازم برخوردار نبوده است.

در مدل ریزش مورد انتظار FHS در افق‌های زمانی کوتاه ترو فواصل اطمینان مختلف مقادیر P-value به نحوی بوده‌اند که از نظر آماره آزمون مک نیل مدل ریزش مورد انتظار دقیق عمل کرده‌اند، ولی با افزایش افق زمانی این نتایج بصورت مرزی تایید شده‌اند، نتایج مدل ریزش مورد انتظار FHS حکایت از وجود اثرات اهرمی در بورس تهران دارد، چراکه به‌طور کلی مقادیر P-value مدل‌های نوسان GJRARCH و EGARCH از مدل GARCH بالاتر بوده‌اند.

در مدل ریزش مورد انتظار CPOT به غیر از برخی فواصل اطمینان در افق‌های زمانی ۱۶ و ۳۲ روزه در تمامی افق‌های زمانی و فواصل اطمینان مقادیر P-value به گونه‌ای بوده‌اند که از نظر آماره آزمون مک نیل مدل ریزش مورد انتظار دقیق عمل کرده‌اند، نتایج این مدل نیز حکایت از وجود اثرات اهرمی در بورس تهران دارد چراکه به‌طور کلی مقادیر P-value مدل‌های نوسان GJRARCH و EGARCH از مدل GARCH بالاتر بوده‌اند.

در مدل ریزش مورد انتظار شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک (WFHS) در تمامی افق‌های زمانی و فواصل اطمینان مقادیر P-value به نحوی بوده‌اند که از نظر آماره آزمون مک نیل مدل ریزش مورد انتظار دقیق عمل کرده‌اند، در تمامی افق‌های زمانی ۱ روزه تا ۳۲ روزه و در سطوح اطمینان مختلف و حالت‌های مختلف بکارگیری سه مدل نوسان و توابع موجک مختلف به غیر از فاصله نوسان ۹۵٪ در افق‌های زمانی ۸ تا ۳۲ روزه که مدل‌ها بصورت مرزی تایید نشده‌اند، ریزش مورد انتظار به درستی تخمین زده شده است و فرض صفر رد نشده است، نتایج بهره‌گیری از سه تابع موجک مختلف (Haar، sym6 و Dubacheies6) به تفاوت چندانی در نتایج منجر نشده است.

جدول ۲. آزمون بوت استرپ برای مدل های ریزش مورد انتظار در افق های زمانی ۱، ۲ و ۴ روزه

دسته	نام مدل	افق زمانی								
		H=4			H=2			H=1		
		۰.۹۵	۰.۹۸	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹
	HS	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۱۶	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۲
ARMA-GARCH	AR-GARCH-N	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۰۱
	AR-GJRGARCH-N	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۰۱
	AR-EGARCH-N	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۰۰
	AR-GARCH-T	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۲
	AR-GJRGARCH-T	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۰۲
	AR-EGARCH-T	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۱
FHS	GARCH	۰.۱۱۲	۰.۲۹۸	۰.۱۳۳	۰.۱۳۷	۰.۳۰۳	۰.۱۴۸	۰.۱۴۷	۰.۳۰۸	۰.۱۶۸
	GJRGARCH	۰.۳۰۶	۰.۳۳۵	۰.۳۶۷	۰.۳۱۱	۰.۲۵۰	۰.۳۵۲	۰.۳۳۱	۰.۲۷۵	۰.۳۶۷
	EGARCH	۰.۱۵۲	۰.۰۷۳	۰.۱۸۶	۰.۱۶۲	۰.۰۸۳	۰.۲۰۶	۰.۱۶۷	۰.۱۰۳	۰.۲۱۱
CPOT	GARCH	۰.۱۰۰	۰.۲۹۰	۰.۲۸۰	۰.۳۴۰	۰.۳۰۳	۰.۳۹۰	۰.۳۵۰	۰.۴۴۰	۰.۴۵۰
	GJRGARCH	۰.۱۲۰	۰.۲۹۵	۰.۳۳۰	۰.۳۱۱	۰.۳۵۰	۰.۳۵۲	۰.۳۷۰	۰.۴۱۰	۰.۴۶۰
	EGARCH	۰.۱۵۰	۰.۳۰۰	۰.۳۱۰	۰.۳۵۰	۰.۳۶۰	۰.۳۹۰	۰.۳۷۰	۰.۴۷۰	۰.۴۸۰
WFHS	GARCH	۰.۹۴۹	۰.۳۵۵	۰.۲۴۲	۰.۹۷۱	۰.۷۸۰	۰.۷۴۲	۰.۹۳۰	۰.۸۰۴	۰.۸۵۵
		۰.۹۶۲	۰.۳۵۵	۰.۳۵۵	۰.۹۵۷	۰.۷۶۶	۰.۷۵۵	۰.۹۵۷	۰.۸۰۴	۰.۸۴۲
		۰.۹۳۵	۰.۳۴۱	۰.۲۵۵	۰.۹۴۴	۰.۷۴۰	۰.۷۴۲	۰.۹۷۰	۰.۷۷۷	۰.۸۲۹
	GJRGARCH	۰.۹۱۲	۰.۳۴۱	۰.۲۵۵	۰.۹۵۷	۰.۷۱۳	۰.۷۲۹	۰.۹۸۴	۰.۷۷۷	۰.۸۰۲
		۰.۸۹۵	۰.۳۳۸	۰.۲۴۲	۰.۹۴۴	۰.۷۲۶	۰.۷۴۲	۰.۹۷۰	۰.۷۹۰	۰.۸۰۲
		۰.۸۸۲	۰.۳۱۵	۰.۲۲۹	۰.۹۵۷	۰.۷۰۰	۰.۷۱۵	۰.۹۸۴	۰.۷۷۷	۰.۷۷۵
	EGARCH	۰.۸۸۲	۰.۳۱۵	۰.۲۰۲	۰.۹۴۴	۰.۶۷۳	۰.۷۰۲	۰.۹۸۴	۰.۷۵۰	۰.۷۶۲
		۰.۸۸۲	۰.۲۸۸	۰.۱۸۹	۰.۹۵۷	۰.۶۷۳	۰.۶۷۵	۰.۹۸۴	۰.۷۲۴	۰.۷۷۵
		۰.۸۵۵	۰.۲۶۱	۰.۲۰۲	۰.۹۳۱	۰.۶۶۰	۰.۶۸۹	۰.۹۸۴	۰.۶۹۷	۰.۷۷۵

جدول ۳. آزمون بوت استرپ برای مدل‌های ریزش مورد انتظار در افق‌های زمانی ۸، ۱۶ و ۳۲ روزه

افق زمانی									نام مدل	دسته
H=32			H=16			H=8				
۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹		
۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۰.۰۰۲	HS	
۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	AR-GARCH-N	ARMA-GARCH
۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	AR-GJRGARCH-N	
۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	AR-EGARCH-N	
۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	AR-GARCH-T	
۰.۰۰۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	AR-GJRGARCH-T	
۰.۰۱۰	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۵	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۰۱۵	AR-EGARCH-T	
۰.۰۶۷	۰.۲۶۸	۰.۰۹۳	۰.۰۹۲	۰.۲۷۳	۰.۱۰۳	۰.۱۰۲	۰.۲۸۳	۰.۱۱۳	GARCH	FHS
۰.۲۶۱	۰.۱۸۰	۰.۲۹۲	۰.۲۸۱	۰.۱۹۵	۰.۳۰۷	۰.۲۹۶	۰.۲۱۵	۰.۳۳۲	GJRGARCH	
۰.۱۱۲	۰.۰۴۳	۰.۱۴۶	۰.۱۲۲	۰.۰۵۸	۰.۱۵۶	۰.۱۲۷	۰.۰۶۳	۰.۱۷۱	EGARCH	
۰.۰۱۰	۰.۰۲۰	۰.۰۳۰	۰.۰۵۰	۰.۲۶۰	۰.۰۹۰	۰.۰۶۰	۰.۲۴۰	۰.۰۹۰	GARCH	CPOT
۰.۰۳۰	۰.۰۳۰	۰.۰۴۰	۰.۰۷۰	۰.۲۵۰	۰.۱۰۰	۰.۰۸۰	۰.۲۳۰	۰.۱۵۰	GJRGARCH	
۰.۰۵۰	۰.۰۶۰	۰.۰۸۰	۰.۱۱۰	۰.۲۸۰	۰.۱۱۰	۰.۰۹۰	۰.۲۱۰	۰.۱۶۰	EGARCH	
۰.۶۹۶	۰.۲۰۰	۰.۰۹۲	۰.۶۵۲	۰.۲۲۷	۰.۰۹۶	۰.۶۰۲	۰.۲۴۰	۰.۱۰۶	Haar	GARCH
۰.۶۹۶	۰.۲۲۷	۰.۱۰۶	۰.۶۶۶	۰.۲۲۷	۰.۰۹۶	۰.۶۱۶	۰.۲۲۷	۰.۱۰۶	syms6	
۰.۶۸۲	۰.۲۱۳	۰.۱۱۹	۰.۶۵۲	۰.۲۰۰	۰.۰۶۹	۰.۶۰۲	۰.۲۴۰	۰.۰۹۲	dubacheies6	
۰.۶۸۲	۰.۱۸۷	۰.۱۳۲	۰.۶۵۲	۰.۱۷۳	۰.۰۸۲	۰.۶۰۲	۰.۲۲۷	۰.۱۰۶	Haar	GJRGARCH
۰.۶۶۹	۰.۱۶۰	۰.۱۳۲	۰.۶۵۲	۰.۱۴۷	۰.۰۶۹	۰.۵۷۶	۰.۲۱۳	۰.۰۷۹	syms6	
۰.۶۸۲	۰.۱۴۷	۰.۱۴۶	۰.۶۵۲	۰.۱۲۰	۰.۰۶۹	۰.۵۷۶	۰.۲۰۰	۰.۰۷۹	dubacheies6	
۰.۶۵۶	۰.۱۶۰	۰.۱۱۹	۰.۶۵۲	۰.۱۰۷	۰.۰۶۹	۰.۵۶۲	۰.۱۸۷	۰.۰۶۶	Haar	EGARCH
۰.۶۲۹	۰.۱۳۳	۰.۰۹۲	۰.۶۵۲	۰.۱۲۰	۰.۰۸۲	۰.۵۷۶	۰.۱۶۰	۰.۰۷۹	syms6	
۰.۶۲۹	۰.۱۰۷	۰.۰۷۹	۰.۶۲۶	۰.۱۳۳	۰.۰۵۶	۰.۵۴۹	۰.۱۳۳	۰.۰۷۹	dubacheies6	

در جدول ۴ و ۵ نتایج آزمون لوپز، برای رتبه‌بندی مدل‌های ریزش مورد انتظار آورده شده است. اعداد آورده شده در این جدول مقدار آماره را نشان می‌دهند که هر میزان به کمتر باشد، نشان‌دهنده دقت بیشتر مدل است. بنابراین بر اساس مقادیر آماره آزمون لوپز برای رتبه‌بندی مدل‌های ریزش مورد انتظار مشاهده می‌شود که مدل ریزش مورد انتظار شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک (WFHS) در تمامی افق‌های زمانی تا ۳۲ روزه و در سطوح اطمینان مختلف از مدل‌های دیگر بهتر عمل کرده‌اند. بین نتایج مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک (WFHS) با بهره‌گیری از سه تابع موجک مختلف (Haar، sym6 و Dubacheies6) تفاوت معناداری مشاهده نمی‌شود و از این رو بکارگیری توابع موجک مختلف تاثیری در دقت نتایج ندارد.

نتایج مدل‌های ریزش مورد انتظار شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک و شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده (FHS) و CPOT با بهره‌گیری از مدل‌های نوسان GARCH، EGARCH و GJRARCH بدین صورت است که مدل‌های مبتنی بر مدل‌های نوسان اهرمی EGARCH و GJRARCH عملکرد بهتری نسبت به مدل GARCH داشته‌اند که نشان‌دهنده وجود اثرات اهرمی در بورس تهران می‌باشد، از بین دو مدل نوسان GJRARCH و EGARCH نیز با تفاوت اندکی مدل‌های مبتنی بر EGARCH بهتر عمل کرده‌اند، بنابراین مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک که از مدل نوسان EGARCH بهره برده است، برترین مدل پژوهش است.

با افزایش افق زمانی از دقت مدل‌های ریزش مورد انتظار شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک (WFHS) با روندی آهسته و مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده (FHS) و CPOT با روندی شدیدتر کاسته شده است که آن را می‌توان به افزایش خطای پیش‌بینی ناشی از افزایش افق زمانی پیش‌بینی‌ها نسبت داد، همچنین یک روند نسبی خفیف مبنی بر افزایش دقت مدل‌های ریزش مورد انتظار شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک (WFHS)، CPOT و شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده (FHS) در سطوح اطمینان پایین‌تر نسبت به سطوح اطمینان بالاتر مشاهده می‌شود.

جدول ۴. آزمون رتبه‌بندی لویز برای مدل‌های ریزش مورد انتظار در افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ روزه

افق زمانی									نام مدل	دسته
H=4			H=2			H=1				
۰٫۹۵	۰٫۹۸	۰٫۹۹	۰٫۹۵	۰٫۹۷۵	۰٫۹۹	۰٫۹۵	۰٫۹۷۵	۰٫۹۹		
۰٫۲۱۵	۰٫۱۰۲	۰٫۱۳۷	۰٫۰۸۲	۰٫۰۳۷	۰٫۰۶۵	۰٫۰۷۸	۰٫۰۸۸	۰٫۰۰۲	HS	
۰٫۰۹۸	۰٫۰۶۷	۰٫۰۴۲	۰٫۰۱۰۶	۰٫۰۸۱	۰٫۰۶۲	۰٫۱۳۶	۰٫۱۲۰	۰٫۱۰۵	AR-GARCH-N	ARMA-GARCH
۰٫۰۹۷	۰٫۰۶۲	۰٫۰۳۸	۰٫۰۱۰۱	۰٫۰۷۷	۰٫۰۶۰	۰٫۱۴۱	۰٫۱۲۴	۰٫۱۱۰	AR-GJRGARCH-N	
۰٫۰۹۴	۰٫۰۶۱	۰٫۰۳۷	۰٫۰۱۰۰	۰٫۰۷۵	۰٫۰۵۹	۰٫۱۵۵	۰٫۱۳۵	۰٫۱۱۹	AR-EGARCH-N	
۰٫۰۹۱	۰٫۰۵۷	۰٫۰۳۲	۰٫۰۰۹۷	۰٫۰۷۳	۰٫۰۵۸	۰٫۱۵۱	۰٫۱۳۵	۰٫۱۲۱	AR-GARCH-T	
۰٫۰۹۰	۰٫۰۵۴	۰٫۰۲۸	۰٫۰۰۹۳	۰٫۰۷۱	۰٫۰۵۳	۰٫۱۵۵	۰٫۱۳۸	۰٫۱۲۴	AR-GJRGARCH-T	
۰٫۰۸۸	۰٫۰۵۲	۰٫۰۲۷	۰٫۰۰۹۱	۰٫۰۶۸	۰٫۰۴۹	۰٫۲۱۵	۰٫۱۹۶	۰٫۱۷۸	AR-EGARCH-T	
۰٫۱۹۴	۰٫۱۶۱	۰٫۱۹۹	۰٫۱۶۸	۰٫۱۴۰	۰٫۱۴۴	۰٫۱۳۵	۰٫۱۱۸	۰٫۱۲۱	GARCH	FHHS
۰٫۱۷۶	۰٫۱۵۰	۰٫۱۷۷	۰٫۱۵۰	۰٫۱۳۰	۰٫۱۳۱	۰٫۱۲۶	۰٫۱۰۷	۰٫۱۰۸	GJRGARCH	
۰٫۱۷۳	۰٫۱۴۸	۰٫۱۶۳	۰٫۱۴۷	۰٫۱۲۸	۰٫۱۲۱	۰٫۱۳۱	۰٫۱۱۴	۰٫۱۱۴	EGARCH	
۰٫۱۹۶	۰٫۱۵۹	۰٫۲۱۰	۰٫۱۶۱	۰٫۱۳۹	۰٫۱۴۱	۰٫۱۲۵	۰٫۱۱۷	۰٫۱۱۰	GARCH	CPOT
۰٫۱۷۸	۰٫۱۴۹	۰٫۱۸۲	۰٫۱۵۵	۰٫۱۲۹	۰٫۱۳۲	۰٫۱۲۲	۰٫۱۱۵	۰٫۱۰۵	GJRGARCH	
۰٫۱۷۵	۰٫۱۴۷	۰٫۱۶۱	۰٫۱۴۲	۰٫۱۲۷	۰٫۱۲۰	۰٫۱۱۶	۰٫۱۰۳	۰٫۱۰۴	EGARCH	
۰٫۱۵۱	۰٫۱۴۲	۰٫۱۳۵	۰٫۱۳۹	۰٫۱۲۴	۰٫۱۱۸	۰٫۱۲۱	۰٫۱۰۳	۰٫۱۰۶	Haar	GARCH
۰٫۱۵۰	۰٫۱۴۱	۰٫۱۳۶	۰٫۱۴۱	۰٫۱۲۴	۰٫۱۱۷	۰٫۱۱۷	۰٫۱۰۵	۰٫۱۰۴	syms6	
۰٫۱۵۲	۰٫۱۴۱	۰٫۱۳۴	۰٫۱۴۰	۰٫۱۲۵	۰٫۱۱۸	۰٫۱۲۰	۰٫۱۰۴	۰٫۱۰۱	dubachies6	
۰٫۱۴۶	۰٫۱۳۷	۰٫۱۳۱	۰٫۱۳۴	۰٫۱۲۰	۰٫۱۱۴	۰٫۱۱۷	۰٫۱۰۰	۰٫۱۰۲	Haar	GJRGARCH
۰٫۱۴۵	۰٫۱۳۶	۰٫۱۳۱	۰٫۱۳۷	۰٫۱۲۰	۰٫۱۱۳	۰٫۱۱۳	۰٫۱۰۲	۰٫۱۰۰	syms6	
۰٫۱۵۰	۰٫۱۴۰	۰٫۱۳۳	۰٫۱۳۸	۰٫۱۲۳	۰٫۱۱۷	۰٫۱۱۹	۰٫۱۰۳	۰٫۱۰۰	dubachies6	
۰٫۱۴۱	۰٫۱۳۳	۰٫۱۲۶	۰٫۱۳۰	۰٫۱۱۶	۰٫۱۱۰	۰٫۱۱۳	۰٫۰۹۷	۰٫۰۹۹	Haar	EGARCH
۰٫۱۴۲	۰٫۱۳۴	۰٫۱۲۹	۰٫۱۳۴	۰٫۱۱۸	۰٫۱۱۱	۰٫۱۱۱	۰٫۱۰۰	۰٫۰۹۹	syms6	
۰٫۱۴۸	۰٫۱۳۸	۰٫۱۳۱	۰٫۱۳۶	۰٫۱۲۱	۰٫۱۱۵	۰٫۱۱۷	۰٫۱۰۲	۰٫۰۹۸	dubachies6	

جدول ۵. آزمون رتبه‌بندی لویز برای مدل‌های ریزش مورد انتظار در افق‌های زمانی ۸، ۱۶ و ۳۲ روزه

دسته	نام مدل	افق زمانی								
		H=32			H=16			H=8		
		۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۹۷۵	۰.۹۹
ARMA-GARCH	HS	۲.۶۲۵	۱.۰۳۶	۱.۰۴۲	۰.۵۹۵	۰.۲۵۴	۰.۵۵۴	۰.۳۴۰	۰.۱۷۵	۰.۰۰۲
	AR-GARCH-N	۰.۳۰۹	۰.۱۲۵	۰.۰۶۷	۰.۱۶۵	۰.۰۱۲	۰.۰۵۷	۰.۱۲۰	۰.۰۷۷	۰.۰۴۴
	AR-GJRGARCH-N	۰.۳۰۶	۰.۱۳۳	۰.۰۶۶	۰.۱۶۲	۰.۰۹۹	۰.۰۵۳	۰.۱۱۹	۰.۰۷۴	۰.۰۴۲
	AR-EGARCH-N	۰.۳۰۱	۰.۱۲۱	۰.۰۶۳	۰.۱۶۱	۰.۰۹۶	۰.۰۴۸	۰.۱۱۶	۰.۰۷۱	۰.۰۳۹
	AR-GARCH-T	۰.۱۹۹	۰.۱۱۸	۰.۰۶۰	۰.۱۵۷	۰.۰۹۲	۰.۰۴۶	۰.۱۱۳	۰.۰۶۹	۰.۰۳۵
	AR-GJRGARCH-T	۰.۱۹۷	۰.۱۱۵	۰.۰۵۹	۰.۱۵۴	۰.۰۹۱	۰.۰۴۴	۰.۱۱۲	۰.۰۶۵	۰.۰۳۱
	AR-EGARCH-T	۰.۱۹۶	۰.۱۱۳	۰.۰۵۶	۰.۱۵۰	۰.۰۸۸	۰.۰۴۳	۰.۱۱۰	۰.۰۶۱	۰.۰۲۹
	GARCH	۰.۲۸۷	۰.۲۲۹	۰.۳۷۵	۰.۲۵۵	۰.۱۹۸	۰.۳۱۱	۰.۲۱۳	۰.۱۸۱	۰.۲۵۵
FHS	GJRGARCH	۰.۳۵۵	۰.۲۲۰	۰.۳۵۵	۰.۲۲۷	۰.۱۹۰	۰.۳۸۵	۰.۱۹۵	۰.۱۷۴	۰.۲۳۱
	EGARCH	۰.۳۴۵	۰.۲۱۸	۰.۳۳۷	۰.۲۲۱	۰.۱۹۱	۰.۳۵۶	۰.۱۸۹	۰.۱۷۱	۰.۲۱۳
	GARCH	۰.۳۰۵	۰.۲۸۰	۰.۳۹۰	۰.۲۴۱	۰.۲۱۰	۰.۳۵۰	۰.۲۲۱	۰.۱۸۰	۰.۲۶۰
CPOT	GJRGARCH	۰.۲۹۵	۰.۲۶۰	۰.۳۸۹	۰.۲۳۰	۰.۲۰۵	۰.۳۶۰	۰.۱۹۸	۰.۱۷۸	۰.۲۳۲
	EGARCH	۰.۲۷۰	۰.۲۵۳	۰.۳۶۳	۰.۲۲۸	۰.۱۹۸	۰.۳۵۱	۰.۱۸۳	۰.۱۷۶	۰.۲۳۴
WFHS	GARCH	۰.۱۹۹	۰.۱۹۴	۰.۱۹۰	۰.۱۸۷	۰.۱۸۴	۰.۱۸۰	۰.۱۷۲	۰.۱۶۸	۰.۱۶۳
		۰.۱۹۷	۰.۱۹۵	۰.۱۹۲	۰.۱۸۷	۰.۱۸۵	۰.۱۸۱	۰.۱۷۲	۰.۱۶۷	۰.۱۶۴
		۰.۱۹۸	۰.۱۹۴	۰.۱۹۰	۰.۱۸۸	۰.۱۸۴	۰.۱۸۰	۰.۱۷۱	۰.۱۶۷	۰.۱۶۴
	GJRGARCH	۰.۱۹۲	۰.۱۸۸	۰.۱۸۴	۰.۱۸۱	۰.۱۷۸	۰.۱۷۴	۰.۱۶۶	۰.۱۶۲	۰.۱۵۷
		۰.۱۹۰	۰.۱۸۸	۰.۱۸۵	۰.۱۸۱	۰.۱۷۸	۰.۱۷۵	۰.۱۶۶	۰.۱۶۱	۰.۱۵۸
		۰.۱۹۵	۰.۱۹۲	۰.۱۸۸	۰.۱۸۵	۰.۱۸۲	۰.۱۷۸	۰.۱۶۹	۰.۱۶۵	۰.۱۶۲
	EGARCH	۰.۱۸۶	۰.۱۸۲	۰.۱۷۸	۰.۱۷۵	۰.۱۷۲	۰.۱۶۸	۰.۱۶۰	۰.۱۵۷	۰.۱۵۲
		۰.۱۸۷	۰.۱۸۵	۰.۱۸۲	۰.۱۷۸	۰.۱۷۵	۰.۱۷۲	۰.۱۶۳	۰.۱۵۸	۰.۱۵۵
		۰.۱۹۳	۰.۱۸۹	۰.۱۸۵	۰.۱۸۳	۰.۱۷۹	۰.۱۷۵	۰.۱۶۷	۰.۱۶۲	۰.۱۶۰

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

با اجرایی شدن پیمان سوم بال از ابتدای سال ۲۰۲۳ میلادی در دنیا، مدیران و نهادهای نظارتی تمرکز بیشتری بر ریزش مورد انتظار (ES) به عنوان سنجه اندازه‌گیری ریسک، مکمل و جایگزین ارزش در معرض ریسک (VaR) خواهند داشت. در این پژوهش به معرفی و برآورد انواع مدل‌های پارامتریک، ناپارامتریک و شبه‌پارامتریک تخمین ES در محیط بازار سرمایه

ایران پرداخته شد و سپس مدل جدید کمی ترکیبی شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک ارائه شد. با اعمال پس‌آزمایی بوت استرپ مک‌نیل و فری و آزمون پیشرفته لوپز در افق‌های زمانی سرمایه‌گذاری ۱ تا ۳۲ روزه و فواصل اطمینان مختلف ۹۵٪، ۹۷٫۵٪ و ۹۹٪ بر روی بازدهی روزانه ۱۱ ساله شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران از تاریخ ۱۳۸۹/۴/۱۳ الی ۱۳۹۹/۴/۱۱ (بیش از ۲۴۰۰ روز داده بازدهی شاخص کل) مشخص شد مدل پیشنهادی ترکیبی شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک در تمامی افق‌های زمانی و سطوح اطمینان از مدل‌های شبیه‌سازی تاریخی (HS)، خانواده ARMA-GARCH، شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده (FHS)، فراتر از آستانه شرطی (CPOT) بهتر عمل کرده است. همچنین نتایج پژوهش نشانگر دقت بالاتر مدل ریزش مورد انتظار مبتنی بر مدل‌های نوسان اهرمی GJRGARCH و EGARCH نسبت به مدل GARCH بود که نشان دهنده وجود اثرات اهرمی در بورس تهران است، از بین دو مدل نوسان GJRGARCH و EGARCH نیز با تفاوت اندکی مدل‌های مبتنی بر EGARCH بهتر عمل کرده‌اند، بنابراین مدل شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده مبتنی بر تبدیل موجک (WFHS) که از مدل نوسان EGARCH بهره برده است، برترین مدل پژوهش است. نتایج این پژوهش از آنجا که مدل‌سازی مالی حکایت از آن دارد که بهره‌گیری از تبدیل موجک در کنار مدل‌های سنتی بصورت ترکیبی باعث ارتقاء دقت مدل‌ها خواهد شد، این موضوع در پژوهش حاضر در قالب بهبود دقت تخمین سنج ریزش مورد انتظار در بورس اوراق بهادار تهران نشان داده شد و بنابراین پیشنهاد استفاده از این ابزار ریاضی در سایر مدل‌سازی‌های کمی حوزه مالی برای انواع پیش‌بینی‌های میانگین، واریانس، سایر سنج‌های ریسک‌های نامطلوب و... در پژوهش‌های آینده سودمند بنظر می‌رسد. در زمینه کاربردی نیز این پژوهش توانست یک مدل ریزش مورد انتظار بادقت و مطابق استانداردهای مدل‌سازی داخلی نهادهای مالی که در بال III بدان اشاره شده است، ارائه کند و توصیه می‌شود مراجع نظارتی و قانونی در حوزه بازار پول و سرمایه از مدل ارائه شده این پژوهش به عنوان ابزاری در جهت محاسبه کفایت سرمایه مورد نیاز، بودجه‌بندی ریسک و مدیریت ریسک یکپارچه برای نهادهای مالی تحت نظارت مطابق پیمان بال III استفاده کنند.

منابع

- ابونوری، اسمعیل؛ تهرانی، رضا؛ شامانی، مسعود. (۱۳۹۷). عملکرد پورتفولیوهای مبتنی بر ریسک تحت شرایط مختلف در بازار سهام. *اقتصاد مالی*، ۱۲(۴۵)، ۷۱-۵۱.
- اسدی نیا، پرستو؛ عبدالحی کیوانی، سید محمد؛ حیدر زاده هنزائی، علیرضا و موسوی روح بخش، سید شایان. (۱۳۹۸). پیش بینی نوسانات بازده با استفاده از مدل ترکیبی تبدیلات موجک گسسته و گارچ. *فصلنامه بورس اوراق بهادار*، ۱۲(۴۷)، ۱۲۷-۱۱۰.
- دهقان خاوری، سعید و میر جلیلی، سید حسین. (۱۳۹۸). تعامل ریسک سیستماتیک با بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران. *اقتصاد مالی*، ۱۳(۴۹)، ۲۸۲-۲۵۷.
- رستمی نوروزآباد، مجتبی؛ شجاعی، عبدالناصر؛ خضری، محسن و رحمانی نوروزآباد، سامان. (۱۳۹۴). تخمین ارزش در معرض ریسک بازده بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از آنالیز موجک. *تحقیقات مالی*، ۱۷(۱)، ۸۲-۵۹.
- صادقی، حجت اله و نظری زاده دهکردی، سمیه. (۱۳۹۳). محاسبه ارزشهای در معرض ریسک با بهره گیری از آنالیز موجک. *راهبرد مدیریت مالی*، ۲(۱)، ۱۲۴-۹۷.
- کریمی، مجتبی؛ صراف، فاطمه؛ امام وردی، قدرت اله و باغانی، علی. (۱۳۹۸). همبستگی شرطی پویای نوسانات قیمت نفت و بازار سهام کشورهای حوزه خلیج فارس با تاکید بر سرایت بحران مالی. *اقتصاد مالی*، ۱۳(۴۹)، ۱۳۰-۱۰۱.
- کشاورز، غلامرضا و صمدی، باقر. (۱۳۸۸). برآورد و پیش بینی تلاطم بازدهی در بازار سهام تهران و مقایسه دقت روش ها در تخمین ارزش در معرض خطر: کاربردی از مدل های خانواده FIGARCH، *تحقیقات اقتصادی*، ۴۴(۱).
- محمدیان امیری، احسان و ابراهیمی، سیدبابک (۱۳۹۷). پیش بینی چند گام به جلوی ارزش در معرض خطر بر مبنای روش هموارسازی نمایی هلت-وینترز ضریبی. *راهبرد مدیریت مالی*، ۶(۱)، ۱۱۴-۹۳.
- Abu Nouri, Ismail, Tehrani, Reza, Shamani, Massoud. (2019). Performance of risk-based portfolios under different market conditions. *Financial Economics*, 12 (45), 71-51. (In Persian).
- Andrew J. Patton, Johanna F. Ziegel, Rui Chen (2019). Dynamic semiparametric models for expected shortfall (and Value-at-Risk), *Journal of Econometrics*, Volume 211, Issue 2, Pages 388-413.
- Asadinia, Parasto, Abdollahi Kiwani, Seyed Mohammad, Haidarzadeh Hanzaei, Alireza, Mousavi Rouhbakhsh, Seyed Shayan. (2020). Predicting efficiency fluctuations using a hybrid model of discrete wavelet and GARCH transformations. *Stock Exchange Quarterly*, 12 (47), 127-110. (In Persian).

- Basel Committee on Banking Supervision, 2010, Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems, Bank for International Settlements. <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
- Christian Francq, Jean-Michel Zakoïan (2018). Estimation risk for the VaR of portfolios driven by semi-parametric multivariate models, *Journal of Econometrics*, Volume 205, Issue 2, Pages 381-401.
- Christian Francq, Jean-Michel Zakoïan (2020). Virtual Historical Simulation for estimating the conditional VaR of large portfolios, *Journal of Econometrics*, Volume 217, Issue 2, Pages 356-380.
- Cifter. Atilla (2011) "Value-at-risk estimation with wavelet-based extreme value theory: Evidence from emerging markets", *Physica A*, 390, 2356–2367.
- D. Campbell. Sean (2005). "A Review of Backtesting and Backtesting Procedures", *Finance and Economics Discussion Series Divisions of Research & Statistics and Monetary Affairs Federal Reserve Board*, 21, Washington, D.C.
- Dehghan Khavari, Saeed, Mir Jalili, Seyed Hossein. (2020). Interaction of systematic risk with stock returns in Tehran Stock Exchange. *Financial Economics*, 13 (49), 282-257. (In Persian).
- Fernandez. Viviana (2006). "The CAPM and value at risk at different time-scale", *International Review of Financial Analysis*, 15, 203– 219.
- Gencay. R, Whitcher. B, & Selcuk. F (2002). *An introduction to wavelets and other filtering methods in finance and economics*, San Diego Academic Press.
- Hamburger. Yuri (2003). "Wavelet-based Value At Risk Estimation", Master thesis Informatics & Economics, Erasmus University Rotterdam.
- He K., Wang L., Zou Y., Lai K.K. (2014). Value at risk estimation with entropy-based wavelet analysis in exchange markets *Physica A*, 408 pp. 62-71.
- He. Kaijian, Kin Keung. Lai, Jerome.Yen (2011). "Ensemble Forecasting of Value at Risk via Multi Resolution Analysis based Methodology in Metals Markets" *Journal of Expert Systems with Applications*.
- Iglesias. Emma M (2015). "Value at Risk and expected shortfall of firms in the main European Union stock market indexes from 2000 until nowadays: a detailed analysis by economic sectors and geographical situation", *Journal of Economic Modelling*, Volume 50, November (2015). Pages 1-8.
- Jorion. Philippe (2009). *Financial Risk Manager Handbook* (5th), Wiley finance series.

- Karimi, Mojtaba, Sarraf, Fatemeh, Imam Verdi, Ghodratullah, Baghani, Ali. (2020). Dynamic conditional correlation of oil price fluctuations and stock market of Persian Gulf countries with emphasis on the spread of financial crisis. *Financial Economics*, 13 (49), 130-101. (In Persian).
- Keshavarz, Gholamreza, Samadi, Baqer. (2010). Estimating and Predicting Yield Turbulence in Tehran Stock Market and Comparing the Accuracy of Methods in Estimating Venture Value: An Application of FIGARCH Family Models, *Economic Research*, 44 (1). (In Persian).
- Masih.Mansur, Alzahrani. Mohammed, Al-Titi. Omar (2010). "Systematic risk and time scales: New evidence from an application of wavelet approach to the emerging Gulf stock markets", *International Review of Financial Analysis*, 19, 10-18.
- Mensi, Walid, Shahzad, Syed Jawad Hussain, Hammoudeh, Shawkat, Zeitun, Rami, Rehman, Mobeen Ur (2017). Diversification Potential of Asian frontier, BRIC emerging and major developed stock markets: A wavelet-based Value at Risk approach, *Emerging Markets Review*, 32, pp. 130-147.
- Mohammadian Amiri, Ehsan, Ebrahimi, Seyed Babak (2019). Multi-step prediction of risk-based value based on multiplicative Holt-Winters exponential smoothing method. *Financial Management Strategy*, 6 (1), 114-93. (In Persian).
- Noer Olsen. Nikolaj (2015) "The Application of Historical Simulation in Expected Shortfall Prediction", Master of Science in Finance, School of Business and Social Sciences Aarhus University.
- Percival.Donald B,Walden,Andrew ,T (2000). *Wavelet Methods for Time Series Analysis*.Cambridge University Press.
- Rostami Norouzabad, Mojtaba, Shojaei, Abdolnasser, Khezri, Mohsen, Rahmani Norouzabad, Saman. (1394). Estimating the value at risk of return on the Tehran Stock Exchange using wavelet analysis. *Financial Research*, 17 (1), 82-59. (In Persian).
- Rubaiyat Ahsan Bhuiyan, Maya Puspa Rahman, Buerhan Saiti (2019). Gairuzazmi Bin Mat Ghani, Does the Malaysian Sovereign sukuk market offer portfolio diversification opportunities for global fixed-income investors? Evidence from wavelet coherence and multivariate-GARCH analyses, *The North American Journal of Economics and Finance*, Volume 47, Pages 675-687.

- Sadeghi, Hojjatollah, Nazarizadeh Dehkordi, Somayeh. (2015). Calculation of values at risk using wavelet analysis. *Financial Management Strategy*, 2 (1), 124-97. (In Persian).
- Tan. Zhongfu, Zhang. Jinliang, Wang. Jianhui, Xu. Jun 2010). "Day-ahead electricity price forecasting using wavelet transform combined with ARIMA and GARCH models", *Journal of Applied Energy*, 87, 3606–3610.

COPYRIGHTS



This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 license.