

## مدل سازی بازده مالی با استفاده از مدل "مارکوف ترکیبی متغیر بازمان نرمال-گارچ"

شیرین علیپور<sup>۱</sup>  
فاطمه عزیززاده<sup>۲</sup>  
خسرو منطقی<sup>۳</sup>

تاریخ پذیرش: ۹۴/۰۷/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۴/۰۶/۰۱

### چکیده

در مطالعات پیشین برای مدل سازی بازده مالی، از نرمال ترکیبی و همین طور فرایند مارکوف به طور مجزا، استفاده شده بود. در این تحقیق مدل نرمال ترکیبی به حالت مارکوف-نرمال ترکیبی گسترش یافته است و وزن های ترکیبی در هر وضعیت متغیر با زمان و تابعی از مشاهدات گذشته در نظر گرفته شده اند و به این ترتیب محدودیت ثابت بودن وزن ها مرتفع گردیده است. پارامترهای مدل پیشنهادی با استفاده از استنتاج بیزین تخمین زده شده اند و یک الگوریتم نمونه گیری گیبس برای محاسبه چگالی پسین ایجاد شده است. کارایی الگوریتم نیز با شبیه سازی آزموده شده و سپس در حالت دو وضعیته، در هر وضعیت با یک و دو مؤلفه نرمال و در حالت محدود شده (میانگین صفر) توسط تابع درستنمایی مورد مقایسه قرار گرفته است. در انتها مدل ارائه شده برای بازده های روزانه شاخص S&P500 (۲۰۰۹-۲۰۱۵) و شاخص کل بورس تهران (۱۳۸۸-۱۳۹۴) به کار رفت و نشان دادیم مدل مارکوف ترکیبی متغیر با زمان نرمال-گارچ با دو مؤلفه نتایج بهتری نسبت به حالت تک مؤلفه ای (مارکوف-گارچ) ارائه می دهد.

**واژه های کلیدی:** استنتاج بیزین، فرایند مارکوف، مدل های ترکیبی گارچ، تلاطم، بازده مالی.

۱- کارشناس ارشد رشته مهندسی مالی، دانشکده علوم مالی دانشگاه خوارزمی (نویسنده مسئول) alipour.shirin@gmail.com

۲- عضو هیئت علمی دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

۳- عضو هیئت علمی دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

## ۱- مقدمه

پیشنهاد کرد و فرناندز و استیل<sup>۳</sup> -t استیودنت بودن توزیع را به t- استیودنت چوله تعمیم دادند [۱۹]. در سال‌های اخیر برخی مطالعات از ترکیبی از دو توزیع نرمال-گارچ برای مدل‌سازی فرایندهای تلاطم استفاده کردند که هر یک از چگالی‌های ترکیبی به‌تنهایی می‌توانند وضعیت‌های مختلف بازار را نشان دهند و وزن‌های ترکیبی با توجه به احتمال وقوع این حالات تعیین می‌شوند. مدل‌هایی نیز بر اساس ایده تغییر وضعیت ارائه شد. سوارت<sup>۴</sup> در سال ۱۹۸۹ مدلی را بررسی کرد که در آن بازده‌ها می‌توانند واریانس بالا یا پایین داشته باشند و تغییر وضعیت بین این حالت‌ها توسط یک فرایند مارکوف دو وضعیت انجام می‌شود [۸].

مدل‌های تغییر رژیم مارکوف-گارچ<sup>۵</sup> (MS-GARCH) تعمیم جالبی از مدل‌های گارچ اند. این مدل‌ها با ترکیب ساختار گارچ و فرایند مارکوف تولید می‌شوند چنانکه هر وضعیت مارکوف یک رفتار متفاوت گارچ را نتیجه می‌دهد. این ویژگی فرمول‌سازی مدل به‌صورت متغیر با زمان را گسترش داد و امکان پیش‌بینی‌های بهتری از تلاطم را فراهم آورد. یک طبقه دیگر از چنین مدل‌هایی توسط دینگ و گرنجر<sup>۶</sup> تحت عنوان مدل‌های گارچ مؤلفه‌ای<sup>۷</sup> (CGARCH) ارائه شد که با معرفی یک ترکیب خطی از دو مؤلفه گارچ برای واریانس کل در زمان t ایجاد می‌شود. طوری که شوک‌های وارده به یک مؤلفه به‌سرعت از بین می‌روند درحالی‌که مؤلفه دیگر نسبتاً مقاوم است. آل محمد، رضاخواه و حسینعلی زاده در سال ۲۰۱۳ مدل تغییر رژیم مارکوف-گارچ مؤلفه‌ای<sup>۸</sup> (MS-CGARCH) را با وزن‌های متغیر با زمان بررسی کردند، تلاطم در هر وضعیت ترکیب محدب دو مؤلفه گارچ متفاوت است. این مدل می‌تواند سطوح مختلفی برای تلاطم در نظر گیرد [۱].

از طرفی افراد زیادی از جمله فاما توزیع ترکیبی نرمال<sup>۹</sup> (MN) را برای مدل کردن بازده‌های مالی به کار بردند [۱۶]. استفاده از ترکیب نرمال‌ها تفسیر احتمالی از دو یا تعداد بیشتری از گروه‌های ناهمگن

بازده دارایی‌های مالی و تلاطم از مهم‌ترین موضوعاتی است که شرکت‌کنندگان بازار را تحت تأثیر قرار می‌دهد. مدل‌سازی بازده به فهم الگوها و اثرات تغییرات قیمت کمک می‌کند و کاهش ریسک و اثرات منفی آن را ممکن می‌سازد. تاکنون هیچ روش قطعی برای پیش‌بینی تلاطم که معمولاً به صورت انحراف معیار نمونه در نظر گرفته می‌شود، به‌عنوان روشی با قابلیت اطمینان بالا مطرح نبوده و اگر در یک بازار مشخص یک روش کارایی بالاتری از خود نشان می‌دهد، در بازار دیگر لزوماً از کارایی بالایی برخوردار نیست و همواره محققان به دنبال روش‌های نو و ایجاد پیش‌بینی‌های دقیق‌تر بوده‌اند [۵]. این مقاله در جهت مدل‌سازی بازده سهام، مدل تغییر قیمت چند وضعیت به‌عنوان بر اساس توزیع‌های ترکیبی را معرفی می‌نماید، که می‌تواند گستره‌ای از الگوهای نامتقارن ارائه دهد.

## ۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

مدل‌های گارچ و بسط‌های متعدد آن گرچه در ایجاد کشیدگی اضافی سری‌های بازده مالی و رفتار خوشه‌ای تلاطم<sup>۱</sup> نقش اساسی دارند و اغلب وقتی با بازده‌های هفتگی و یا افق‌های کوتاه‌تر به کار می‌روند توزیع شرطی متغیرها را کاملاً دم‌پهن بیان می‌کنند، اما هنوز موفق نشده‌اند علائم قطعی عدم نرمالیتی را نشان دهند [۷]. علاوه بر این در خانواده مدل‌های گارچ معمولاً واریانس شرطی ماندگاری بالایی را نشان می‌دهد به‌طوری‌که می‌توان گفت واریانس شرطی منعطف نیست و طی دوره نمونه ثابت می‌شود. بنابراین مدل‌هایی که در آن‌ها پارامترها مجازند طی زمان تغییر کنند برای مدل‌سازی تلاطم مناسب‌ترند. محققان با در نظر گرفتن توزیع‌های متفاوت برای ساختار خطا و یا با افزودن جزء‌های نامتقارن در فرایند واریانس (برای دستیابی به ویژگی اثر اهرمی)، چارچوب گارچ کلاسیک را گسترش دادند. به‌طور مثال بولرسلو<sup>۲</sup> (۱۹۸۷) یک مدل گارچ با توزیع t-استیودنت

$$\sigma_{dk_t}^2 = w_{dk} + \alpha_{dk} \varepsilon_{k_{t-1}}^2 + \beta_{dk} \sigma_{dk_{t-1}}^2, k = 1, \dots, K, d = 1, \dots, D$$

$$\varepsilon_{k_t} = r_t - \sum_{d=1}^D \lambda_{dkt} u_{dk}, k = 1, \dots, K$$

فرض کنید  $\{z_t\}$  یک زنجیر مارکوف روی مجموعه متناهی  $z = \{1, \dots, K\}$  با احتمال انتقال  $\eta_{ij} = P(z_t = j | z_{t-1} = i)$  است و ماتریس  $\eta$  برابر با  $\eta = [\eta_{ij}] (k \times k)$  می باشد.

مدلهایی که واریانس معادله شان از فرایند گارچ پیروی می کنند به طور خاص توسط هاس و همکاران و همین طور الکساندر و لزر<sup>۱۲</sup> بررسی شدند. با توجه به مطالعات آن ها استفاده از بیشتر از یک وقفه در معادله واریانس شرطی منفعت خاصی به دنبال ندارد. بنابراین مدل ترکیبی نرمال-گارچ (MN-GARCH) در این تحقیق به صورت نرمال ترکیبی با واریانس های گارچ (۱،۱) است (MN(d)-GARCH(1,1)).

رویکرد عمومی در مورد وزن مؤلفه ها این گونه است که آن ها را توسط توابع منطقی به تغییرات گذشته مربوط کنیم. به طور خاص در مدل دو مؤلفه ای که در این تحقیق مورد توجه است وزن مؤلفه دوم برابراست با:

$$\lambda_t(X_t) = \frac{\exp(\gamma' X_t)}{1 + \exp(\gamma' X_t)} \quad (5)$$

برداری  $X_t = (\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{p-1})'$  بردار پارامترها و  $X_t$  برداری از  $p$  متغیر از پیش تعیین شده است که معمولاً شامل یک ثابت است. با وزن  $X_t$  را  $(1, \varepsilon_{t-1}^2)$  در نظر گرفت:

$$\lambda_t(\varepsilon_{t-1}) = \frac{\exp(\gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2)}{1 + \exp(\gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2)} \quad (6)$$

بنابراین اگر  $\gamma_1 > 0$  و مؤلفه اول رژیم دارای تلاطم بالاتر باشد، چنانچه  $\varepsilon_{t-1}^2$  بزرگ شود،  $\lambda_t$  به ۱ نزدیک می شود و وزن مؤلفه اول  $(1 - \lambda_t)$  صفر می شود. انگیزه چنین مشخصه ای این است که شوک های بزرگ فشار وارده را از طریق کاهش احتمال ایجاد شوک

شرکت کننده ی بازار را ممکن می سازد، مثلاً می توان بین آربیتراژگران یا سرمایه گذاران عقلایی و معامله گران خرد تفاوت قائل شد. ویلار و پالم<sup>۱۱</sup> در سال ۱۹۹۳ مدل نرمال گارچ تک مؤلفه ای را گسترش دادند و توزیع ترکیبی نرمال را در کنار یک ساختار نوع گارچ قرار دادند و خاصیت اثر اهرمی، کشیدگی اضافی و چولگی متغیر با زمان را نیز در مدل گنجانند.

یک خاصیت معمول مدل های ترکیبی نرمال-گارچ وزن های ترکیبی ثابت توزیع های مؤلفه ها بود که در مقایسه با طبقه عمومی تری از مدل ها که وزن های ترکیبی متغیر با زمان داشتند، به پیش بینی های غیر دقیق تری منجر می شد. هاس و همکارانش در سال ۲۰۱۳ جنبه دیگری از اثر اهرمی که در ادبیات وجود دارد را مورد توجه قرار دادند. رابطه بین بازده و تلاطم نشان می دهد که تلاطم نسبت به بازده مثبت و منفی عکس العمل نامتقارن دارد و آن قدر که خبرهای بد در تلاطم آتی افزایش ایجاد می کند، خبرهای خوب تلاطم را کاهش نمی دهد. آن ها توانستند دو مدل متفاوت، با وزن های ترکیبی متغیر بازمان را معرفی کنند به طوری که اثر نامتقارنی بر تلاطم آتی از شوک های مثبت و منفی یا بزرگ و کوچک به دست آید. در مدل آن ها وارد شدن شوک مثبت یا منفی به بازار باعث افزایش تلاطم می شود اما اثرش برای شوک های منفی ارتقا و برای شوک های مثبت کاهش می یابد [۱۶].

## ۲-۱- مدل مارکوف ترکیبی متغیر بازمان نرمال-گارچ<sup>۱۱</sup> (MMN(k,d)-GARCH(m,s))

$k$  وضعیت را در نظر بگیرید که جابجایی بین وضعیت ها توسط یک فرایند مارکوف صورت می گیرد. هر وضعیت شامل  $d$  مؤلفه نرمال است و واریانس هر مؤلفه یک فرایند گارچ مجزا و متفاوت است.

(۴)

$$r_t = \sum_{k=1}^K y_{kt} I(z_t = k)$$

$$y_{kt} \sim MN(\lambda_{1kt}, \dots, \lambda_{Dkt}, \mu_{1k}, \dots, \mu_{Dk}, \sigma_{1kt}^2, \dots, \sigma_{Dkt}^2), \sum_{d=1}^D \lambda_{dkt} = 1$$

باشد اما توزیع شرطی هر سه پارامتر به شرط دیگر پارامترها معلوم باشند، نمونه‌های تصادفی از  $\pi_1(\theta_1|\theta_{2,0},\theta_{3,0},Y)$  و  $\pi_2(\theta_2|\theta_{1,1},\theta_{3,0},Y)$  و  $\pi_3(\theta_3|\theta_{1,1},\theta_{2,1},Y)$  استخراج کرده و آن‌ها را به ترتیب  $\theta_{1,1}$  و  $\theta_{2,1}$  و  $\theta_{3,1}$  می‌نامیم. از سه مقدار جدید به دست آمده برای نقاط شروع در تکرار بعدی استفاده کرده و  $\theta_{1,2}$ ،  $\theta_{2,2}$  و  $\theta_{3,2}$  را به دست می‌آوریم. حاصل  $m$  بار تکرار این الگوریتم دنباله‌ی تصادفی زیر است.

$$(\theta_{1,1}, \theta_{2,1}, \theta_{3,1}), \dots, (\theta_{1,m}, \theta_{2,m}, \theta_{3,m})$$

نشان داده شده است که اگر شرایط نظم برقرار باشد، برای مقادیر بزرگ  $m$ ،  $(\theta_{1,m}, \theta_{2,m}, \theta_{3,m})$  به طور تقریبی معادل با نمونه‌ی به دست آمده از توزیع توأم و واریانس آن از روابط زیر به دست می‌آید که در واقع برای برآورد از  $n$  نمونه اول استفاده نمی‌شود [۱].

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i &= \frac{1}{m-n} \sum_{j=n+1}^m \theta_{i,j}, \quad \hat{\sigma}_i^2 \\ &= \frac{1}{m-n-1} \sum_{j=n+1}^m (\theta_{i,j} - \hat{\theta}_i)^2 \end{aligned} \quad (10)$$

در حالت هایی که چگالی پسین دارای ساختار بسته ای نباشد و چگالی پسین  $\theta_i$  به شرط سایر پارامتر خود تابعی از  $\theta_i$  باشد، استفاده از الگوریتم گیس باعث دشوار شدن مسئله می‌شود و بهتر است از الگوریتم گریدی گیس استفاده کنیم. این الگوریتم توسط ریتز<sup>۱۵</sup> و تانر<sup>۱۶</sup> در سال ۱۹۹۲ معرفی شده است. روش نمونه‌گیری گریدی گیس چگالی شرطی را روی نقاطی با فواصل معین ارزیابی می‌کند و از توابع خطی و یا ثابتی بر اساس این نقاط گریدی استفاده می‌کند تا تابع توزیع تجمعی چگالی‌های شرطی را بر اساس نقاط گریدی تقریب بزند. توزیع‌های به دست آمده برای تولید مقادیر تصادفی به کار می‌روند.

بزرگ در دوره بعدی فشار را تسکین دهند. در این رابطه  $\lambda_t$  تابعی متقارن از  $\varepsilon_{t-1}$  است و  $\lambda_t(-\infty) = \lambda_t(\infty) = 1$  هاس و همکارانش برای اینکه شوک‌های گذشته اثر نامتقارن داشته باشند  $X_t = (1, \varepsilon_{t-1})'$  در نظر گرفتند:

$$\lambda_t(\varepsilon_{t-1}) = \frac{\exp(\gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1})}{1 + \exp(\gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1})} \quad (7)$$

برای توضیح منطق این رابطه فرض کنید مؤلفه اول رژیم دارای تلاطم بالا است و  $\gamma_1 > 0$  بنابراین:

$$\frac{d\lambda_t}{d\varepsilon_{t-1}} = \gamma_1 \lambda_t (1 - \lambda_t) > 0 \quad (8)$$

و واریانس شرطی که برای رژیم  $k$  ام از رابطه زیر به دست می‌آید، برای شوک‌های مثبت نسبت به شوک‌های منفی، کمتر خواهد بود [۱۶].

$$\begin{aligned} V_{t-1}(r_t) &= \sum_{d=1}^D \lambda_{akt} (\sigma_{dk}^2 + \mu_{dk}^2) \\ &\quad - \left( \sum_{d=1}^D \lambda_{akt} u_{dk} \right)^2 \end{aligned} \quad (9)$$

## ۲-۲- تخمین پارامترها با استفاده از مدل گزینی بی‌زین<sup>۱۳</sup>

با توجه به اینکه روش حداکثر درست‌نمایی در مورد مدل‌های ترکیبی به آسانی مدل‌های غیر ترکیبی نبوده و اگر در محاسبات تخمین، وابستگی به مسیر وجود داشته باشد تخمین با روش‌هایی مثل حداکثر درست‌نمایی ممکن نیست، از استنتاج بی‌زین استفاده می‌کنیم.

نمونه‌گیری گیس مشهورترین روش زنجیر مارکوف مونت کارلو<sup>۱۴</sup> است که در اینجا با بیان یک مثال ساده ایده این الگوریتم را شرح می‌دهیم. اگر مدلی با سه پارامتر مجهول  $\theta_1$  و  $\theta_2$  و  $\theta_3$  و بردار  $Y$  که مجموعه داده‌های در دسترس است را در نظر بگیریم و فرض کنیم به دست آوردن تابع درست‌نمایی مشکل

$$p(Y|\theta, \eta, \mu, z) = \prod_{t=1}^T f(y_t|\theta, \mu, z_t) \quad (13)$$

$$= k, Y_{t-1}$$

به طوری که چگالی های پیش بینی کننده ی یک گام بعد، از رابطه زیر به دست می آید:

$$f(y_t|\theta, \mu, z_t = k, Y_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{dk_t}^2}} \exp\left(-\frac{(y_t - \mu_{dk_t})^2}{\sigma_{dk_t}^2}\right) \quad (14)$$

فرض کنید اندیس فوقانی (r) بر روی  $\theta, \mu, Z$  بیانگر مقدار برآوردشان در تکرار r ام باشد. هر تکرار از الگوریتم از چهار مرحله ی زیر تشکیل شده است که این چهار مرحله تا زمانی که همگرایی حاصل شود، تکرار می شوند. در ادامه به شرح هر یک از این مراحل خواهیم پرداخت [۱].

**۲-۳- نمونه گیری از متغیر رژیم  $Z^{(r)}$  به شرط  $\eta^{(r-1)}$  و  $\theta^{(r-1)}$  و  $\mu^{(r-1)}$  (نمونه گیری  $Z_t$ )**  
فرض کنید  $p(z_t|\eta, \theta, \mu, Y_t)$  توزیع مانای زنجیر مارکوف باشد. توزیع پسین  $Z_t$  به شرط  $Y_t$  متناسب با رابطه ی زیر است:

$$p(z_t|\eta, \theta, \mu, Y_t) \propto f(y_t|\theta, \mu, z_t = k, Y_{t-1}) p(z_t|\eta, \theta, \mu, Y_{t-1}) \quad (15)$$

(۱) که چگالی پیش بینی  $f(y_t|\theta, \mu, z_t = k, Y_{t-1})$  از رابطه (۱۴) محاسبه می شود و با استفاده از قانون کل احتمال  $p(z_t|\eta, \theta, \mu, Y_t)$  به صورت زیر به دست می آید.

(۲) با یک الگوریتم پسرو درایه های زنجیر  $Z_t$  را تعیین می کنیم، آخرین درایه  $Z_t$  توسط آخرین ستون  $p(z_t|\eta, \theta, \mu, Y_t)$  مشخص می شود و برای باقی درایه ها  $p_1$  و  $p_2$  را محاسبه می کنیم.  $p_1$  از ضرب درایه مربوط

فرض کنید  $f(\theta_i|Y, \theta_{-i})$  چگالی پسین  $\theta_i$  باشد و  $\theta_{-i}$  بردار پارامترها به غیر از  $\theta_i$  باشد، در همان مثال مدل با سه پارامتر مجهول  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3)$  برای  $\theta_{-1} = (\theta_2, \theta_3)$  الگوریتم گریدی گیبس به صورت زیر خواهد بود:

(۱) از بازه مناسبی که برای  $\theta_i$  در نظر گرفته ایم، یک سری نقطه انتخاب می کنیم به طوری که  $\theta_{i1} \leq \theta_{i2} \leq \dots \leq \theta_{im}$  به ازای هر نقطه گریدی چگالی پسین شرطی یعنی  $k_j = (\theta_{ij}|Y, \theta_{-i})$  را تخمین می زنیم.

(۲) با استفاده از  $k_1, \dots, k_G$  تخمینی از تابع توزیع تجمعی  $f(\theta_i|Y, \theta_{-i})$  به دست آید.

(۳) از چگالی یکنواخت (۰, ۱) عددی شبیه سازی کرده و برای دستیابی به استخراجی تصادفی از  $\theta_i$  مشاهده را توسط معکوس تابع توزیع تجمعی تخمین می کنیم.

در مدل معرفی شده فرض کنید  $Y = (y_1, \dots, y_T)$  بردار مشاهدات،  $Z = (z_1, \dots, z_T)$  بردار مقادیر زنجیر مارکوف باشد و بردار پارامترهای مدل شامل  $\theta = (w_{ak}, \alpha_{ak}, \beta_{ak}, \gamma_k)$ ،  $\mu = (\mu_{ak})$ ،  $\eta = (\eta_{11}, \eta_{22})$  برای  $k=1,2$  و  $d=1,2$  باشد. چگالی پسین مدل به صورت زیر است:

$$p(\theta, \eta, \mu, Z|Y) \propto p(\theta, \eta, \mu) p(Z|\theta, \eta, \mu) p(Y|\theta, \eta, \mu, Z) \quad (11)$$

که  $p(\theta, \eta, \mu)$  توزیع پیشین پارامترها می باشد. از آنجا که تابع جرم احتمال شرطی  $Z$  به شرط  $(\theta, \eta, \mu)$  از بردار  $\theta$  و  $\mu$  مستقل است بنابراین:

$$p(Z|\theta, \eta, \mu) = p(Z|\eta_{11}, \eta_{22}) \quad (12)$$

$$= \prod_{t=1}^T p(z_{t+1}|z_t, \eta_{11}, \eta_{22})$$

$$= p_{11}^{n_{11}} (1 - p_{11})^{n_{12}} p_{22}^{n_{22}} (1 - p_{22})^{n_{21}}$$

که  $n_{ij}$  تعداد انتقال های یک مرحله ای از رژیم  $i$  ام به رژیم  $j$  ام است. تابع چگالی شرطی  $Y$  به شرط مقادیر  $Z$  و پارامترها به صورت زیر قابل محاسبه است:

(۲) به ازای هر نقطه پایه‌ای تابع چگالی پسین شرطی  $k(a_{0i}|Z_t, \mu, Y_t, \theta_{-a_{0i}})$  را تخمین زده تا بردار  $G_k = (k_1, \dots, k_G)$  حاصل شود.

(۳)  $G_\phi = (0, \phi_2, \dots, \phi_G)$  به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\phi_j = \int_{a_{0i}^1}^{a_{0i}^j} k(a_{0i} | \theta_{-a_{0i}}^{(r)}, Z_t^{(r)}, \mu^{(r)}, Y_t) da_{0i}, \quad j = 2, \dots, G \quad (17)$$

(۴) مقدار  $u$  را از توزیع  $U(0, \phi_G)$  شبیه‌سازی می‌کنیم و با استفاده از درون‌یابی عددی  $\phi(a_{0i} | \theta_{-a_{0i}}^{(r)}, Z_t^{(r)}, \mu^{(r)}, Y_t)$  وارون کرده تا نمونه‌ای برای پارامتر  $a_{0i}$  در تکرار  $r+1$  از  $(a_{0i}^{(r+1)})$  حاصل شود.

$$\frac{\phi_j}{\phi_G} < u < \frac{\phi_{j+1}}{\phi_G} \quad (18)$$

$$a_{0i}^j + (a_{0i}^{j+1} - a_{0i}^j) \frac{u - \frac{\phi_j}{\phi_G}}{\frac{\phi_{j+1}}{\phi_G} - \frac{\phi_j}{\phi_G}} \quad (19)$$

(۲-۶) نمونه‌گیری از  $\mu^{(r)}$  به شرط  $Z^{(r)}$  و  $\theta^{(r)}$  و  $\eta^{(r)}$  (نمونه‌گیری  $\mu$ )

چگالی پسین  $\mu$  به شرط این که توزیع پیشین آن  $p(\mu)$  باشد به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} p(\mu|Y, Z, \eta, \theta) & \propto p(\mu) \prod_{t=1}^T f(y_t | \theta, \mu, z_t = k, Y_{t-1}) \\ & = p(\mu) \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{dk_t}^2}} \exp\left(-\frac{(y_t - \mu_{dk_t})^2}{\sigma_{dk_t}^2}\right) \end{aligned} \quad (20)$$

به (سطر اول و  $Z_t$  بعدی) ماتریس  $\eta$  به دست می‌آید. ( $p_r$  نیز به همین ترتیب)

(۳)  $q_1 = p(z_t = 1 | z_t \geq 1, \dots) = \frac{p_1}{\sum_{l=1}^2 p_l}$  توزیع یکنواخت گسسته دارد و به احتمال  $q_1, q_2 = 1 - q_1$  و به احتمال  $Z_t = 2$  است.

(۲-۴) نمونه‌گیری از احتمالات انتقال  $(\eta^{(r-1)})$  به شرط  $Z^{(r)}$  (نمونه‌گیری  $\eta$ )

(۱) توزیع پیشین یک توزیع بتا است و توزیع پسین نیز یک توزیع بتا خواهد بود.

$$p(\eta_{11}|Z_t) \propto p(\eta_{11})p(Z_t|\eta_{11}) = \frac{C_{11}^{n_{11}+n_{11}-1}(1-\eta_{11})^{C_{12}+n_{12}-1}}{\eta_{11}^{C_{11}+n_{11}-1}(1-\eta_{11})^{C_{12}+n_{12}-1}} \quad (2)$$

$$p(\eta_{r2}|Z_t) \propto p(\eta_{r2})p(Z_t|\eta_{r2}) = \frac{C_{r2}^{n_{r2}+n_{r2}-1}(1-\eta_{r2})^{C_{r1}+n_{12}-1}}{\eta_{r2}^{C_{r2}+n_{r2}-1}(1-\eta_{r2})^{C_{r1}+n_{12}-1}} \quad (3)$$

$n_{1r}$  تعداد دفعاتی است که  $Z_t$  از رژیم ۱ به ۲ تغییر وضعیت داده است

(۲-۵) نمونه‌گیری از  $\theta^{(r)}$  به شرط  $Z^{(r)}$  و  $\mu^{(r)}$  و  $\eta^{(r)}$  (نمونه‌گیری  $\theta$ )

(۱) در ابتدا  $G$  نقطه پایه‌ای را انتخاب می‌کنیم. مقدار  $G$  معمولاً ۳۳ در نظر گرفته می‌شود. با استفاده از رابطه:

$$\begin{aligned} p(\theta|Y, Z, \eta, \mu) & \propto p(\theta) \prod_{t=1}^T f(y_t | \theta, \mu, z_t = k, Y_{t-1}) \\ & = p(\theta) \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{dk_t}^2}} \exp\left(-\frac{(y_t - \mu_{dk_t})^2}{\sigma_{dk_t}^2}\right) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\sigma_{21t}^2 = 0.5 + 0.2\varepsilon_{1t-1}^2 + 0.25\sigma_{21t-1}^2$$

در رژیم دوم ( $Z_t=2$ )

$$y_{2t} = \left[ 1 - \frac{\exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))}{1 + \exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))} \right] N(0.05, \sigma_{12t-1}^2) + \frac{\exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))}{1 + \exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))} N(0.07, \sigma_{22t-1}^2)$$

$\varepsilon_{2t}$  تعریف می شود

$$\varepsilon_{2t} = r_t - \left( \left[ 1 - \frac{\exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))}{1 + \exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))} \right] * (0.05) + \left( \frac{\exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))}{1 + \exp(0.75(\varepsilon_{2t-1}))} * (0.07) \right) \right)$$

و واریانس شرطی هر مؤلفه به صورت زیر است

$$\sigma_{12t}^2 = 0.5 + 0.25\varepsilon_{2t-1}^2 + 0.1\sigma_{12t-1}^2$$

$$\sigma_{22t}^2 = 0.25 + 0.1\varepsilon_{2t-1}^2 + 0.25\sigma_{22t-1}^2$$

برای تولید سری زمانی، داده های نرمال تصادفی با پارامترهای ذکر شده در بالا تولید نمودیم. در جدول ۱ آماره های مربوط به داده های شبیه سازی شده از مدل مذکور گزارش شده است.

جدول ۱- آماره های توصیفی برای داده های شبیه سازی شده

کشیدگی	مینیمم	ماکزیمم	چولگی	انحراف	میانگین
معیار					
۶,۷۰۵	-۳,۷۳۹۳	۴,۹۱۱	۰,۳۱۷۷	۰,۸۲۷۹	۰,۰۴۳

سپس این داده ها و چگالی های اولیه به عنوان ورودی به الگوریتم گیبس داده شدند. چگالی پیشین هریک از پارامترها توزیع یکنواخت بین بازه های

که از  $\eta$  مستقل است. نمی توان این تابع را با یک  $\mu$ ، بدون در نظر گرفتن سایر  $\mu$  ها به دست آورد، به علاوه، از آنجا که  $\sigma_{t,k}^2$  وابسته به  $\mu_{dk}$  می باشد، شکل درست نمایی به عنوان تابعی از  $\mu$  ها چگالی شناخته شده ای نیست. از الگوریتم گیدی گیبس استفاده می کنیم و توزیع های پیشین را توزیع های یکنواخت در نظر می گیریم [۹].

### ۳- ارائه مدل در داده های شبیه سازی شده

در این بخش با استفاده از شبیه سازی، کارایی الگوریتم برآورد پارامترهای مدل را نشان می دهیم. برای این کار ۱۵۰۰ نمونه از مدل  $MMN(2,2)$  - GARCH تولید می کنیم و مدل مورد بحث را روی آن پیاده می نماییم. فرض کنیم  $\{Z_t\}$  زنجیر مارکوف با فضای حالت  $K = \{1, 2\}$  باشد و ماتریس احتمال انتقال  $\eta$  باشد

$$\eta = \begin{pmatrix} 0.65 & 0.35 \\ 0.05 & 0.95 \end{pmatrix}$$

در رژیم اول ( $Z_t=1$ ) داریم

$$y_{1t} = \left[ 1 - \frac{\exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))}{1 + \exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))} \right] N(-0.05, \sigma_{11t-1}^2) + \frac{\exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))}{1 + \exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))} N(0.025, \sigma_{21t-1}^2)$$

که  $\varepsilon_{1t}$  به صورت زیر تعریف می شود

$$\varepsilon_{1t} = r_t - \left( \left[ 1 - \frac{\exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))}{1 + \exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))} \right] * (-0.05) + \left( \frac{\exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))}{1 + \exp(1.5(\varepsilon_{1t-1}))} * (0.025) \right) \right)$$

و واریانس شرطی هر مؤلفه برابر است با

$$\sigma_{11t}^2 = 2 + 0.5\varepsilon_{1t-1}^2 + 0.2\sigma_{11t-1}^2$$

در جدول ۲ مقادیر برآورد شده پارامترهای مدل شبیه‌سازی شده گزارش شده است. هدف این قسمت اعتبارسنجی بود و همان‌طور که نتایج جدول نشان می‌دهد، انحراف معیارها نسبتاً کوچک‌اند و میانگین‌های پسین به جز چند استثنا در کمتر از یک انحراف معیار پسین از مقادیر شبیه‌سازی شده هستند.

گزارش شده می‌باشند (به‌غیر از  $\eta_{11}$  و  $\eta_{22}$ ، زیرا این دو پارامتر از توزیع بتا به دست می‌آیند)، این بازه‌ها باید طوری انتخاب شوند که نه آن‌قدر کوچک باشند که باعث ناقص شدن چگالی پسین شوند و نه آن‌قدر بزرگ باشد که موجب طولانی شدن زمان محاسبات شوند. ما این بازه‌ها را با الهام از نتایج تجربی قبلی (مثل مقاله باونز و تحقیق آل محمد) انتخاب کرده‌ایم.

جدول ۲- نتایج برآورد داده‌های شبیه‌سازی شده

انحراف استاندارد	میانگین	چگالی‌های اولیه	مقادیر شبیه‌سازی
۰,۱۴	-۰,۰۴	(-۰,۳۰ ۰,۲۰)	$\mu_{11}$
۰,۰۷	-۰,۰۲	(۰,۱۵ ۰,۱۰)	$\mu_{21}$
۰,۰۶	۰,۰۵	(-۰,۰۵ ۰,۱۵)	$\mu_{12}$
۰,۰۳	۰,۰۹	(۰,۰۵ ۰,۱۵)	$\mu_{22}$
۰,۸۱	۲,۱۱	(۰,۵۰ ۳,۵۰)	$a_{01}$
۰,۲۳	۰,۶۱	(۰,۲۰ ۱,۰۰)	$a_{11}$
۰,۰۹	۰,۲۲	(۰,۰۵ ۰,۴۰)	$a_{21}$
۰,۲۲	۰,۸۲	(۰,۴۰ ۱,۱۵)	$b_{01}$
۰,۱۰	۰,۳۳	(۰,۱۵ ۰,۵۰)	$b_{11}$
۰,۰۹	۰,۳۵	(۰,۲۰ ۰,۵۰)	$b_{21}$
۰,۲۴	۰,۶۲	(۰,۲۰ ۱,۰۰)	$a_{02}$
۰,۱۵	۰,۲۵	(۰,۰۰ ۰,۵۰)	$a_{12}$
۰,۰۹	۰,۱۵	(۰,۰۰ ۰,۳۰)	$a_{22}$
۰,۱۰	۰,۳۲	(۰,۱۵ ۰,۵۰)	$b_{02}$
۰,۰۷	۰,۱۳	(۰,۰۰ ۰,۲۵)	$b_{12}$
۰,۱۳	۰,۲۷	(۰,۰۵ ۰,۵۰)	$b_{22}$
۰,۸۵	۱,۹۴	(۰,۳۵ ۳,۳۰)	$\gamma_1$
۰,۲۱	۰,۷۴	(۰,۳۵ ۱,۱۰)	$\gamma_2$
۰,۱۶	۰,۵۹	(۰,۵۰ ۱,۰۰)	$\eta_{11}$
۰,۰۱	۰,۹۷	(۰,۵۰ ۱,۰۰)	$\eta_{22}$

S&P۵۰۰ یک چولگی منفی و داده‌های مربوط به بورس تهران یک چولگی مثبت آرام دارند. در اینجا برای محاسبه بازده، از بازده لگاریتمی استفاده می‌شود و  $r_t$  برابر است با

$$r_t = 100 * \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

در این قسمت، مدل را بر روی داده‌های واقعی برازش داده‌ایم. از داده‌های روزانه شاخص S&P500 از تاریخ ۲۰۰۹/۰۴/۱ تا ۲۰۱۵/۰۳/۳۱ و همچنین داده‌های مربوط به شاخص کل بورس تهران از تاریخ ۱۳۸۸/۰۱/۱۲ تا ۱۳۹۴/۰۱/۱۱ استفاده می‌کنیم که به ترتیب شامل ۱۵۱۰ و ۱۴۵۰ مشاهده می‌باشند. آماره‌های توصیفی در جدول ۳ آمده‌اند. در هر دو سری داده کشیدگی اضافی مشاهده می‌شود. داده‌های



جدول ۳- آماره‌های توصیفی برای بازده‌های S&P500 و بورس تهران

	کشیدگی	مینیمم	ماکزیمم	چولگی	انحراف معیار	میانگین
S&P500	۶,۷۰۷۰	-۶,۹۰	۴,۶۳	-۰,۳۹۹۴	۱,۰۴	۰,۰۶
بورس تهران	۷,۵۳۳۹	-۵,۶۷	۵,۲۶	۰,۰۶۱۲	۰,۷۶	۰,۱۴۵

ارائه شد و راه حلی گرافیکی است که در آن توسط نمودار CUMSUM بر اساس خروجی نمونه‌گیر، همگرایی پایش می‌شود. بروکز در سال ۱۹۹۸ روش پیاده‌سازی جدیدی ارائه کرد که گرچه محاسبات بیشتری دارد اما به تشخیصی شهودی‌تر و روشی کمی‌تر منجر می‌شود. بر این اساس تعداد تکرار نمونه‌گیری گیبس ۱۰۰۰۰ بار است که ۶۰۰۰ تای اول در نظر گرفته نمی‌شوند.

پس از تخمین پارامترهای مدل، برای ارزیابی و مقایسه مدل‌ها لگاریتم تابع درستنمایی را به روش زیر به دست می‌آوریم و مدل با بزرگ‌ترین مقدار درستنمایی را انتخاب می‌کنیم [۸].

$$L(\Psi) = \prod_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^D \Delta_k^{(t)} MN(y_t | \mu, \theta) \quad (21)$$

که در آن  $\Psi$  بردار پارامترهای  $\eta = (\eta_{ak}), \mu = (\mu_{ak}), \theta = (w_{ak}, \alpha_{ak}, \beta_{ak}, \gamma_k)$  برای  $k=1, \dots, K$  و  $y = (y_1, \dots, y_T)$  است و  $\Delta_k^{(t)}$  برابر است با:

$$\Delta_k^{(t)} = \frac{\sum_{m=1}^K MN(y_{t-1} | Z_{t-1} = m, I_{t-2}) p(Z_{t-1} = m | I_{t-2}) p_{m,k}}{\sum_{m=1}^K MN(y_{t-1} | Z_{t-1} = m, I_{t-2}) p(Z_{t-1} = m | I_{t-2})} \quad (22)$$

مقادیر لگاریتم درستنمایی برای مقایسه کارایی در جدول ۴ آمده است. نتایج، عملکرد قوی مدل‌هایی که در هر وضعیت دو مؤلفه دارند را نشان می‌دهد.

مدل  $MMN(k,d)-GARCH(I,I)$  برای حالت دو وضعیته ( $k=2$ ) و با یک و دو چگالی نرمال در هر وضعیت ( $d=1, 2$ ) تخمین زده شده است. در حالت  $d=1$  ( $MMN(2,I)-GARCH$ ) مدل دو رژیم مشخص بازار را می‌گیرد رژیمی که تلاطم پایین‌تری دارد و بیشتر اتفاق می‌افتد به عنوان رژیم عادی معرفی شده و رژیم با تلاطم بالاتر و احتمال وقوع پایین‌تر تحت عنوان رژیم غیرمعمول شرایط غیرعادی بازار را نشان می‌دهد که به ندرت اتفاق می‌افتد ولی تلاطم آن بالاتر از سطح معمول است. در حالت  $d=2$ ، مدل چهار وضعیت مختلف بازار را پوشش می‌دهد. مؤلفه اول و دوم در رژیم اول به ترتیب نشان‌دهنده بازار به شدت متلاطم و بازار نسبتاً متلاطم است، در رژیم دوم مؤلفه اول، بازار با تلاطم متوسط و مؤلفه دوم وضعیتی که در آن تلاطم پایین‌تر از حد معمول است را نشان می‌دهد. وزن‌های برآورد شده سرعت انتقال از یک مؤلفه نرمال به دیگری را نشان می‌دهد که در رژیم اول که تلاطم بالاتری را پوشش می‌دهد این انتقال از مؤلفه با تلاطم شدید به مؤلفه با تلاطم بالا سریع‌تر صورت می‌گیرد ( $\gamma_1 > \gamma_2$ ).

اگر در نرمال ترکیبی از میانگین صفر استفاده نماییم مدل محدود شده  $MMN(2,2)-GARCH$  به دست می‌آید، که این مدل نیز جهت مقایسه تخمین زده شده است. با استفاده از تحلیل بیزی و الگوریتم شرح داده شده در قسمت برآورد، پارامترهای مدل را در دو سری  $S\&P500$  و شاخص بورس تهران برآورد کرده‌ایم. برای تعیین تعداد تکرارهای الگوریتم از روش CUMSUM استفاده کرده‌ایم که روشی برای ارزیابی مدت زمان اجرای یک زنجیر مارکوف مونت کارلو تا رسیدن به شواهدی از مانایی (یا مانایی تقریبی) توزیع می‌باشد. این روش توسط یو و مایکلند در سال ۱۹۹۸

#### جدول ۴- مقادیر لگاریتم درست‌نمایی برای بازده‌های S&P ۵۰۰ و شاخص کل بورس تهران

	log-likelihood	
	S&P ۵۰۰	شاخص کل بورس تهران
MMN(۲,۱)	-566.19	-543.98
MMN(۲,۲)	-556.13	-۵۳۴,۵۳
MMN(۲,۲) $\mu=0$	-559.32	-۵۳۴,۴۱

با اختلاف بهتر بودند. حالت سوم برای شاخص کل بورس تهران و حالت دوم برای داده‌های S&P500 بهترین برازش را داشته است. بنابراین مدل جامع معرفی شده در موقعیت‌های مکانی و زمانی متفاوت می‌تواند جهت مقایسه و انتخاب مناسب‌ترین حالت مورد استفاده سرمایه‌گذاران قرار گیرد.

#### ۵- نتیجه‌گیری و بحث

در این مقاله یک مدل قیمت‌گذاری بر اساس ترکیب توزیع‌ها تخمین زده شده است. فرض کرده‌ایم قیمت از یک فرایند مارکوف چند وضعیت پیروی می‌کند که هر وضعیت یک نرمال ترکیبی است و واریانس‌های چگالی‌های نرمال در هر نرمال ترکیبی، یک فرایند گارچ (۱,۱) متفاوت دارند. فرض ثابت بودن وزن‌ها در فرایندهای نرمال ترکیبی برطرف شده و مدلی با وزن‌های متغیر با زمان ارائه کردیم. به دلیل اینکه در محاسبات، وابستگی به مسیر وجود دارد تخمین با روش‌هایی مثل ماکزیمم درست‌نمایی ممکن نیست و علی‌رغم زمان‌بر بودن، راه حل بی‌زین بیشتر از سایر روش‌ها قابل اتکاست. بنابراین روش نمونه‌گیری گیبس را که راه حلی ساده و شهودی است به کار بردیم و الگوریتمی را ایجاد کردیم که در آن برآورد زنجیر مارکوف مونت‌کارلو به روش چیب و برآورد پارامترها به روش گریدی گیبس صورت می‌گیرد. جهت نشان دادن عملکرد خوب مدل، با به دست آوردن لگاریتم توابع درست‌نمایی و انتخاب بزرگ‌ترین مقدار، آن را با مدل‌های مشابه دیگر مقایسه نمودیم. طبق نتایج باونز می‌توان الگوریتم گیبس را بسط داد که محاسبات توزیع‌های پیش‌بینی را هم شامل شود تا ضمن توجه به عدم قطعیت برآورد بتوان بازده یک (یا چند) قدم بعدی را به دست آورد. انجام چنین کاری برای مدل ارائه‌شده و پیش‌بینی نقطه‌ای روزهای آتی توسط شبیه‌سازی، در دستور کار تحقیقات آتی امان قرار دارد.

مدل‌های MMN(۲,۲) $\mu=0$  و MMN(۲,۲) نتایج نزدیکی را نشان می‌دهند. مدل MMN(۲,۲) برای سری بازده شاخص S&P ۵۰۰ و مدل MMN(۲,۲) با میانگین صفر برای سری بازده شاخص بورس تهران بهترین عملکرد را دارد. بنابراین مدل‌هایی که از ترکیب نرمال در هر وضعیت استفاده کردند، ساختار منعطف‌تری دارند و می‌توانند انواع شوک‌ها را از جمله شوک‌های بسیار بزرگ، بزرگ، متوسط و کوچک را پوشش دهند. این مدل‌ها با اختلاف، عملکرد بهتری داشته‌اند.

#### ۴- کاربرد نتایج

مدل معرفی شده در سه حالت مختلف ۱- دو وضعیت و هر وضعیت یک چگالی نرمال  $MMN(2, I)$  و هر وضعیت ترکیبی  $GARCH(I, I)$  ۲- دو وضعیت و هر وضعیت ترکیبی از دو چگالی نرمال  $(MMN(2,2)-GARCH(I, I))$  ۳- همان حالت قبل با در نظر گرفتن چگالی‌های نرمال با میانگین‌های صفر  $(MMN(2,2)-GARCH(I, I)\mu=0)$  بر روی بازده‌های روزانه شاخص کل بورس تهران و S&P500 در شش سال اخیر مورد مقایسه گرفته است. پیش از این به طور جداگانه بررسی‌هایی بر روی حالت‌های اول و سوم که نوع محدود شده مدل‌اند، انجام شده بود (مثلاً اگر در حالت اول میانگین‌ها را صفر در نظر بگیریم همان MS-GHARCH را به دست می‌دهد). ما این حالت‌ها را در کنار حالت محدود نشده قرار داده‌ایم و با یک روش ثابت پارامترها را تخمین زدیم. برای هر دو سری بازده مدل‌هایی که هر وضعیتشان یک نرمال ترکیبی بود (نه یک نرمال ساده)

- for Markov chain Monte Carlo”, *Statistics and Computing*, Vol. 8, 319-335.
- \* Bollerslev, T. (1987); “A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return.” *The review of economics and statistics*, pp. 542-547.
- \* Chang, George (2006); “Bayesian Markov mixture of normals approach to modeling financial returns”, *Studies in Economics and Finance*, Vol. 23, No. 2, pp. 141-158.
- \* Cont, Ramo (2001); “Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues”, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp.223-236.
- \* Geweke, John; Krauseb, Jochen; Amisano, Giovanni (2007); “Hierarchical Markov Normal Mixture Models with Applications to Financial Asset Returns”
- \* Haas, Markus; Mittnik, Stefan; Paolettab, Marc S. (2002); “Mixed Normal Conditional Heteroskedasticity”, *Center for Financial Studies*, No. 10.
- \* Haas, Markus; Krauseb, Jochen; Paolettab, Marc S.; Steude, Sven C. (2013); “Time-varying Mixture GARCH Models and Asymmetric Volatility”, *QBER discussion paper*, No. 2.
- \* Tsay, Ruey S. (2010); *Analysis of Financial Time Series*, Third Edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- \* Wang, K.L., C. Fawson, C.B. Barrett, and J.B. McDonald. (2001); “A flexible parametric GARCH model with an application to exchange rates.” *Journal of Applied Econometrics* 16:521-536.
- \* Wang, Jinrui (2014); *Modelling Ontario Agricultural Commodity Price Volatility with Mixtures of GARCH Processes*, A Thesis presented to The University of Guelph
- فهرست منابع**
- \* آل محمد، نفیسه؛ پایان نامه با عنوان "مدل های آمیخته فرایندهای آرچ با ضریب متغیر نسبت به زمان"، دانشکده آمار دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۹۱.
- \* پارسیان، احمد (۱۳۸۰)؛ آمار ریاضی: انتشارات دانشگاه شیراز.
- \* پاکیزه، کامران (۱۳۸۹)؛ "تلاطم و بازده (شواهدی از بورس اوراق بهادار تهران و بورس های بین الملل)"، فصلنامه تحقیقات مدل سازی اقتصادی، زمستان ۸۹، شماره ۲.
- \* حبیبی فرد، نفیسه؛ پایان نامه با عنوان "مقایسه مدل گزینی بیزی بر اساس روش MCMC و کاربرد آن در سری های زمانی مالی (مدل گارچ)"، دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبائی، ۱۳۹۰.
- \* کشاورز حداد، غلامرضا؛ 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 FI گارچ"، مجله تحقیقات اقتصادی، بهار ۸۸، شماره ۸۶، صفحه ۱۹۳-۲۳۵.
- \* نیسی، عبدالساده؛ چمنی انباجی، رویا؛ شجاعی منش، لیلی (۱۳۹۱)؛ "سه مدل اساسی در ریاضیات مالی"، مجله مدل سازی پیشرفته ریاضی، دوره ۲، شماره ۱.
- \* Alexander, C., and E. Lazar (2004b); “The equity index skew, market crashes and asymmetric normal mixture GARCH.” *ISMA Centre Discussion Papers in Finance*, pp. 2004-14.
- \* Bauwens, Luc; Rombouts, Jeroen V.K. (200۰); “Bayesian inference for the mixed conditional heteroskedasticity model”, *Les Cahiers du CREF*, CREF 05-08.
- \* Bauwens, Luc; Preminger, Arie; Rombouts, Jeroen V.K. (2007); “Theory and Inference for a Markov-Switching GARCH Model”, *Cahier de recherche/Working Paper* 07-33.
- \* Brooks, Stephen P.; Roberts, Gareth O. (1998); “Convergence assessment techniques

## یادداشت‌ها

---

- <sup>1</sup>. Volatility clustering
- <sup>2</sup>. Bollerslev
- <sup>3</sup>. Fernandez and Steel
- <sup>4</sup>. Schwert
- <sup>5</sup>. Markov Switching GARCH
- <sup>6</sup>. Ding and Granger
- <sup>7</sup>. component GARCH model
- <sup>8</sup>. Markov Switching Component GARCH
- <sup>9</sup>. Mixture Normal
- <sup>10</sup>. Vlaar and Palm
- <sup>11</sup>. Markov time-varying Mixed Normal-GARCH model
- <sup>12</sup>. Alexander and Lazar
- <sup>13</sup>. Bayesian
- <sup>14</sup>. Markov chain Monte Carlo
- <sup>15</sup>. Ritter
- <sup>16</sup>. Tanner