تاثیر فاصله زمانی معاملات بر نوسان درون روزانه قیمت‌ها در بورس تهران

احمد پویان فر (دکترای مدیریت مالی)
سارا حنجری (کارشناسی ارشد اقتصاد)

چکیده

مسئله اصلی در اندازه‌گیری نوسان در داده های پرفراونی معاملاتی، نرخ ورود غیریکسان معاملات می باشد. در این مقاله با استفاده از مدل گارچ-خودرگرسیو شرطی و داده های بورس اوراق بهادار تهران، اثر فاصله زمانی معاملات بر نوسان قیمت‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که فاصله زمانی معاملات و حجم معاملات بر نوسان درون روزانه بازدهی تاثیرگذار می‌باشد. نتایج مدل‌های تخمینی حاکی از این واقعیت می باشد که مدل گارچ- خودرگرسیو شرطی تخمین بهتری در مقایسه با مدل گارچ ارایه می‌نماید.

واژگان کلیدی: نوسان درون روزانه، ریزساختار بازار، مدل خودرگرسیو شرطی، مدل گارچ، فاصله زمانی معاملات

مقدمه

هم اکنون نزدیک به چهار دهه از انتشار مقاله ارزشمند انگل[۶]، که در آن مدل آرچ[1] (ARCH) را معرفی نمود می گذرد. مدل آرچ نقش اساسی در مطالعه‌های نظری و کاربردی اقتصادسنجی مالی و به‌ویژه تبیین مفهوم، مدل‌سازی و پیش بینی نوسان و ریسک بر عهده داشته است. مدل‌های هم‌خانواده آرچ هم اینک به حدی گسترش یافته‌اند که بیان آن‌ها خود نیازمند چندین مقاله مروری می باشد. در حال حاضر دو حوزه جدید در توسعه مدل آرچ که مورد توجه دانشمندان مالی قرار گرفته است کاربرد آن در داده های پرفراوانی و تعمیم مدل‌های آرچ چندمتغیره می باشد.

در حوزه مالی، داده‌های معاملاتی از قبیل قیمت‌ها، دستورهای خرید و فروش و هم‌چنین حجم معاملات که به-صورت لحظه ای اندازه گیری و یا گزارش می‌شوند را داده های پرفراوانی می‌نامیم. از ویژگی‌های اصلی داده های پرفراوانی داشتن فواصل زمانی نامنظم[2] می‌باشد. در آمار به چنین پدیده‌هایی، فرایندهای نقطه ای[3] می گویند که غالبا توسط فرایندهایی از قبیل فرایند پواسون که احتمال رخداد پدیده را در طی زمان نشان می‌دهد مدل‌سازی می شوند.

مدل‌سازی داده‌های پرفراوانی از این لحاظ با مدل‌سازی داده-های معمولی متفاوت می‌باشد که در آن نیازمند به استفاده از تکنیک‌هایی می‌باشیم که جنبه غیریکسان بودن فراوانی وقوع داده‌ها لحاظ شود. البته می‌توان داده‌های گفته شده ر را در فواصل زمانی معینی، مانند قیمت_های معاملاتی پایانی یا استفاده از قیمت‌هایی که در فواصل پنج دقیقه

[1] Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
[2] Irregularly spaced
[3] point processes

نمونه‌گیری شده‌اند، تجمیع نمود و سپس اقدام به مدل‌سازی آن-ها نمود. در این صورت می‌بایست توجه نمود که داده-های تجمیع شده را دیگر نمی‌توان تحت عنوان داده‌های پرفراوانی نام برد. چراکه ارزشمندترین محتوای اطلاعاتی داده-های گفته شده، یعنی فواصل زمانی مشاهده‌ها، در تجمیع از بین خواهند رفت. رویکرد گفته شده در بالا، یعنی نمونه-گیری در فواصل زمانی معین، برای اولین بار توسط اندرسون و بولرسلوف[۱] استفاده شده است. برای پرهیز از این مشکل انگل و راسل[۱۰] و انگل[۷] روش‌های دیگری را معرفی نمودند. در این مقاله از مدل دیرش شرطی خودرگرسیو[۴] (ACD) ارایه شده توسط انگل و راسل[۱۰] که نوعی از فرایند پواسون می‌باشد همراه با مدل گارچ[۵] (GARCH) به مدل‌سازی نوسان پرداخته شده است.

همان‌گونه که عنوان شد معاملات سهام در فواصل زمانی غیریکسانی رخ می‌دهند. بنابراین می‌بایست مدلی را طراحی نمود که نوسان تخمینی را با توجه به وقوع هر معامله بروز نماید. در رویکرد گفته شده در بالا عدم وجود معامله خود می‌تواند دارای بار اطلاعاتی در جهت بروزرسانی نوسان باشد. از آن‌جا که زمان وقوع معامله تصادفی است، بنابراین جهت مدلسازی نوسان در داده‌های پرفراوانی مستلزم مدلسازی فرایند ورود معاملات می‌باشد. انگل و راسل[۱۰] مدل ACD را به این منظور پیشنهاد نمودند. مدل گفته شده در بالا ساختاری شبیه به مدل آرچ در مدلسازی خوشه ای شدن[۶] معاملات دارد.

تخمین نوسان قیمت شرکت فولاد مبارکه اصفهان با استفاده از مدل ACD-GARCH نشان داد که وارد نمودن فاصله زمانی معاملات، و هم‌چنین حجم معاملات به‌عنوان متغیرهای برونزا در معادله واریانس، منجر به ماندگاری پارامترهای تخمین و افزایش قدرت تبیینی مدل می‌شود.

ساختار مقاله به‌این صورت می‌باشد که پس از مقدمه حاضر در بخش ادبیات موضوع به مطالعه‌های انجام شده در حوزه مدلساری نوسان در داده‌های پرفراوانی پرداخته می‌شود. با توجه به استفاده از مدل ACD و GARCH در تخمین مدل‌ها، در بخش سوم اشاره مختصری به مدل‌های گفته شده خواهیم داشت. در بخش چهارم متدولوژی پژوهش بیان می‌شود. بخش پنجم اختصاص به یافته‌های پژوهش و بخش ششم نتیجه‌گیری پژوهش خواهد بود.

۱.ادبیات موضوع

مطالعه‌های انجام شده در حوزه داده‌های پرفراوانی مالی را می‌توان در سه دسته مجزا بررسی نمود. دسته اول که خاستگاه ریزساختاری دارند، با استفاده از دو نظریه موجودی و عدم تقارن اطلاعاتی درصدد هستند چگونگی شکل-گیری قیمت‌ها را به‌صورت لحظه‌ای بررسی نموده و عوامل تاثیرگذار بر آن را مورد شناسایی قرار دهند. دسته دیگر که به‌طور عمده رویکرد آماری دارند بیشتر در پی یافتن خواص آماری سری های گفته شده و متعاقب آن مدلسازی آن‌ها از دیدگاه مدل‌های آماری و اقتصادسنجی می‌باشند. و درنهایت دسته سوم که رویکرد ترکیبی می‌باشد، در پی مدلسازی

[4] Aoutoregressive Conditional Duration Model
[5] Generelized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
[6] Clustering

داده‌های پرفراوانی با تکیه بر مدل‌های نظری ریزساختاری و پیشرفت‌های انجام شده در حوزه اقتصادسنجی داده های پرفراوانی می‌باشد. در ادامه اشاره مختصری به شاخص‌ترین مطالعه‌ها در هر سه دسته می‌شود.

ایده بررسی تاثیر دیرش[7] یا فاصله زمانی معاملات بر فرایند قیمت‌ها، در ابتدا توسط گلستون و میلگروم[۱۴] در یک مدل نظری بیان شده است. متعاقب آن دایموند و ورچیا[۵] نشان دادند که دیرش کم با وجود خبر بد در بازار مطابقت دارد. ایسلی و اوهارا[۱۲] با تعمیم مدل گلستون و میلوگروم دیرش را به‌صورت کاملا مشخص به تفکیک معامله‌گران مطلع و نامطلع در مدل نظری خود وارد نمودند. آنان نشان دادند که اطلاعات جدید منجر به دیرش کم بین معاملات می شود. دافور و انگل[۴] نشان دادند که هرچقدر زمان بین معاملات کمتر می‌شود، سرعت تعدیل قیمت‌ها افزایش می‌یابد.

برای اولین بار وود و دیگران[۲۰] و هریس[۱۵] خواص سری‌های بازدهی درون روزانه را مورد بررسی قرار دادند. هریس[۱۵] در مطالعه خود نشان داد که نوسان بازدهی دارای الگوی یو (U) شکل در طی روز می‌باشد. از اولین سری مطالعه‌های مربوط به کاربرد مدل‌های با تصریح آرچ در مدلسازی نوسان در داده‌های پرفراوانی می‌توان به مطالعه تیلور و ایکس یو[۱۹] اشاره نمود که در آن پژوشگران گفته شده از یک تصریح آرچ برای مدلسازی نوسان در داده‌هایی با نمونه‌گیری ساعتی استفاده نمودند. اندرسون و بولرسلوف[۱] در مطالعه خود نشان دادند که الگوی دوره‌ای[8] بین روزانه موجود در نوسان بازدهی، تاثیر قوی بر خواص سری‌های پرفراوانی دارند و مدل‌های رایج سری زمانی بدون در نظر گرفتن این خواص منجر به عدم ماندگاری در تخمین‌ها می شود.

همان‌گونه که عنوان شد، با توجه به ادبیات ریزساختار بازار، فاصله زمانی بین معاملات در تعیین قیمت‌های معاملاتی تاثیرگذار می‌باشند. در راستای ایده گفته شده، انگل[۷] تصریح جدیدی را تحت عنوان گارچ-پرفراونی[9] با منظور نمودن فاصله زمانی معاملات در معادله واریانس معرفی نمود. طبق مطالعه بولرسلوف و رایت[۲] نوسان را می‌توان با برازش یک مدل خودرگرسیو با وقفه‌های طولانی مدلسازی نمود. در این رویکرد پدیده فاصله زمانی غیریکسان مورد توجه قرار نمی‌گیرد بلکه از نوسان ادغامی[10] که چیزی جز توان دوم بازدهی درون روزانه نیست استفاده می شود. کورتاریس و دیگران[۳] نشان دادند که داده های پرفراوانی تخمین بهتری از نوسان ارایه نموده و عامل حافظه طولانی مدت میدر تخمین نوسان مورد استفاده قرار گیرد. پژوهش گفته شده نشان داد که مدل GARCH درون روزانه تعدیل شده برحسب سری‌های فصلی زدایی شده و مدل ARFIMA توانایی تخمین نوسان داده‌های پرفراوانی درون روزانه را به‌خوبی دارند. اندرسون و بولرسلوف[۱] نشان دادند که استفاده از توان دوم بازدهی روزانه به‌عنوان معیار نوسان دارای نویز بوده و این معیار قادر به ارایه نوسانات قیمتی در طی روز نخواهد بود. انگل و دیگران[۱۱] با ارائه رویکردی جدید، نوسان را در داده‌های درون روزانه به‌صورت حاصل‌ضرب عناصر نوسان روزانه، الگوی روزانه و عامل تصادفی، در واقع تفکیک به دو عامل اصلی قطعی و تصادفی، تجزیه نمودند. هاچ و جلسکویچ[۱۶] به این نتیجه رسیدند که حجم بالای معاملات قابلیت پیش‌بینی نوسانات آتی را دارد، اما نوسان بازدهی نقشی در مکانیسم عرضه و تقاضای نقدشوندگی ندارد. هم‌چنین فاصله زمانی معاملات و هزینه معاملات باوجود معنی داری تاثیر سازمان یافته‌ای بر نوسانات آتی ندارند.

---

7 Dutation
8 Durnal pattern
9 Ultra High Frequency GARCH
10 Integrated Volatility

۲. مدل‌های GARCH و ACD

در این قسمت اشاره مختصری به مدل‌های GARCH و ACD می نماییم.

a. مدل GARCH. به مدل‌هایی که پارامترهای آن‌ها خطی باشند مدل‌های ساختاری می‌گوییم و حالت عمومی آن‌ها را در شکل ماتریسی به صورت ذیل نمایش می‌دهیم:

$$Y = X\beta + U, \qquad U \sim N(0,\sigma^2)$$

فرض $u_t \sim N(0,\sigma^2)$ در مدل ساختاری، به‌این معنی است که واریانس اجزاء اخلال ثابت می‌باشد، یعنی $Var(u_t) = \sigma^2$. چنانچه واریانس ثابت نباشد به آن ناهمسانی می‌گوییم. به‌طور معمولاً در بازارهای مالی تغییر بزرگ‌تر در پی یک تغییر بزرگ و تغییر کوچک‌تر در پی یک تغییر کوچک قیمتی رخ می‌دهد. یعنی سطح جاری نوسان به سمت همبستگی مثبت با سطح قبلی‌اش تمایل دارد. که تحت عنوان خوشه‌ای شدن نامیده می‌شود.

برای مدلسازی پدیده خوشه‌ای شدن رویکرد رایج استفاده از مدل ARCH و تعمیم آن یعنی GARCH می‌باشد. در مدل ARCH واریانس شرطی جزء خطا (σ_t^2) به صورت تابعی از مقادیر قبلی مجذور خطا مدلسازی می‌شود:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2$$

به مدل گفته شده دربالا، مدل ARCH(1) می‌گویند. شکل عمومی مدل ARCH(q) به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$y_t = u_t$$
$$u_t = \sqrt{\sigma_t^2}\,\eta_t\ , \quad \eta_t \sim \text{i.i.d. } N(0,1)$$
$$\sigma^2 = a_0 + \sum_{i=1}^{q} a_i u_{t-i}^2$$

باوجود کاربرد مدل ARCH در تحلیل نوسان سری‌های زمانی، استفاده از آن محدود به سه–چهار دهه قبل بوده است. چرا که توام با محدودیت‌هایی از قبیل امکان منفی بودن پارامترهای تخمینی و یا فرض اثر یکسان داشتن شوک‌ها بر نوسان می‌باشد. در جهت رفع محدودیت‌های فوق مدل‌های GARCH تعمیم یافتند. در مدل GARCH واریانس شرطی علاوه بر مجذور خطای مدل می‌تواند به مقادیر وقفه‌ای خود نیز وابسته باشد، که در این صورت معادله واریانس شرطی به صورت ذیل خواهد بود:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + b_1 \sigma_{t-1}^2$$

به مدل گفته شده دربالا(1,1) GARCH می‌گویند. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود واریانس جاری در مدل GARCH، تابع وزنی از متوسط مقادیر اطلاعات بلندمدت در مورد نوسان دوره‌های قبل $(\alpha_1 u_{t-1}^2)$ و واریانس برازش شده ناشی از مدل در طی دوره قبل $(b_1 \sigma_{t-1}^2)$ می‌باشد.

مدل گفته شده دربالا را می‌توان برای حالت GARCH (p , q) تعمیم داد، به‌نحوی که واریانس شرطی جاری به‌صورت وقفه qام از مجذور خطاها و وقفه pام از واریانس شرطی تعریف شود:

$$u_t = \sqrt{\sigma_t^2}\,\eta_t\ , \quad \eta_t \sim \text{i.i.d. } N(0,1)$$
$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^{q} a_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} b_j \sigma_{t-j}^2$$

b. مدل ACD. فرایندهای نقطه‌ای نوع خاصی از فرایندهای تصادفی می‌باشند که در آن مجموعه‌ای از نقاط در محور زمان همراه با یک‌سری ویژگی تولید می‌شوند. چنان‌چه ویژگی‌های مختلف همراه با یک واقعه (همانند قیمت و حجم معامله) همراه شوند به آن‌ها مارک[11] می‌گوییم. فرض کنید $\{t_0, t_1, \ldots, t_n, \ldots\}$ سری زمان‌های ورود با شرط $0 = t_0 \le t_1 \le \cdots \le t_n \le \cdots$ باشد. $N(t)$ بیانگر تعداد وقایعی می‌باشد که تا زمان $t \in [0, T]$ رخ می‌دهد و $\{z_0, z_1, \ldots, z_n, \ldots\}$ سری مارک‌های همراه با زمان‌های ورود $\{t_0, t_1, \ldots, t_n, \ldots\}$ می باشد.

یکی از راه‌های معمول فرایندهای نقطه‌ای مالی، مدلسازی فرایند فاصله زمانی معاملات بین نقاط متوالی است. فرض کنید $x_i = t_i - t_{i-1}$ بیانگر iامین فاصله زمانی معاملات بین دو واقعه‌ای که در زمان‌های t_{i-1} و t_i رخ داده‌اند باشد. سری $\{x_1, x_2, \ldots, x_{N(T)}\}$ نامنفی می‌باشد و بنابراین انتخاب مدل اقتصادسنجی مناسب برای فاصله زمانی، معاملات را تحت تأثیر قرار می‌دهد. طبق رویکرد انگل[۷] سری مشترک فاصله زمانی معاملات و مارک‌ها به‌صورت زیر قابل بیان هستند:

$$\{(x_i, z_i), \quad i = 1, \ldots, T\}$$

اطلاعات موجود در زمان t_{i-1} با F_{i-1} نمایش داده می‌شود که شامل تمامی فواصل زمانی معاملاتی قبلی و x_{i-1} می‌باشد. iامین مشاهده به شرط F_{i-1}، دارای توزیع مشترک زیر می‌باشد:

$$(x_i, z_i) | F_{i-1} \sim f(x_i, z_i | \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_f) \qquad (1)$$

که $\bar{x}_{i-1}$ و $\bar{z}_{i-1}$ بیانگر مقادیر قبلی متغیرهای X و Z تا معامله $(i-1)$ام می‌باشد و $\theta_f \in \Theta$ مجموعه پارامترها می‌باشند.

توزیع مشترک در (1) را م‌توان به‌صورت حاصل‌ضرب توزیع حاشیه‌ای فاصله زمانی معاملات و توزیع شرطی مارک‌ها با فرض معین‌بودن فاصله زمانی معاملات نوشت ،که به‌طور کامل مشروط به ارزش‌های تاریخی مارک‌ها و فواصل زمانی معاملات می‌باشند:

$$f(x_i, z_i | \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_f) = g(x_i | \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_x) q(z_i | x_i, \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_z)$$

که $g(x_i | \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_x)$ توزیع حاشیه‌ای فاصله زمانی معاملات x_i با پارامتر θ_x، مشروط به فاصله زمانی معاملات و مارک‌های قبلی است و $q(z_i | x_i, \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_z)$ توزیع شرطی مارک z_i با پارامتر θ_z مشروط به مارک‌ها و فاصله زمانی معاملاتی قبلی همراه با فاصله زمانی معاملات x_i می‌باشد. تابع همسایگی لگاریتمی آن را به‌صورت زیر مشخص می‌نماییم:

$$L(\theta_x, \theta_z) = \sum_{i=1}^{n} \left[\log\left(x_i | \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_x\right) + \log q\left(z_i | x_i, \bar{x}_{i-1}, \bar{z}_{i-1}; \theta_z\right) \right]$$

مدل استاندارد ACD دارای پارامترهای خطی می‌باشد که در آن ψ_i وابسته به m فاصله زمانی معاملات قبلی و q فاصله زمانی انتظاری قبلی است:

$$\psi_i = \omega + \sum_{j=1}^{m} \alpha_j x_{i-j} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \psi_{i-j} \qquad (2)$$

به مدل گفته شده در بالا،یک مدل ACD(m, q) می‌گویند. به منظور اطمینان از مثبت بودن فاصله زمانی معاملاتی شرطی، شرایط کافی و نه لازم عبارت است ازد از $\omega > 0$، $\alpha \ge 0$ و $\beta \ge 0$.

---

[11] Marks

فرض اصلی در مدل ACD این است که فاصله زمانی معاملاتی استاندارد شده $\varepsilon_i = x_i/\psi_i$، i.i.d. با $E(\varepsilon_i) = 1$ می‌باشد. طبق نظر انگل راسل ε از یک توزیع ویبول استاندارد شده و یا نمایی پیروی می کند. اگر توزیع ε نمایی باشد به آن EACD(m , q) و اگر ویبول باشد به آن WACD(m , q) می گوییم.

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود مدل ACD و مدل GARCH دارای بسیاری از جنبه‌های مشترک می‌باشند. هر دو مدل برمبنای مفهوم خوشه ای شدن اخبار در بازارهای مالی ایجاد شده‌اند. به‌این صورت که شکل خودرگرسیو (2) امکان پوشش خوشه‌ای شدن فاصله زمانی معاملات[12] مشاهده شده در داده‌های پرفراوانی را فراهم می‌سازد. همانند آنچه که در مدل GARCH برای خوشه‌ای شدن نوسان رخ می‌دهد.

۳. داده‌ها و متدولوژی پژوهش

مدل مورد نظر بر روی داده های معاملاتی شرکت فولاد مبارکه اصفهان تخمین زده شده است. دلیل استفاده از داده‌های شرکت گفته شده

نقدشوندگی مناسب سهام شرکت در طی دوره ۸۷/۹/۱۶ الی ۸۷/۱۲/۲۸ (۶۷ روز معاملاتی) بوده است. با توجه به وجود مشاهده‌های دورافتاده در سری‌های زمانی پرفراونی (بدلیل خطاهای انسانی و سیستمی) لازم است که قبل از تخمین، مشاهده‌ها فیلتر شوند. برای این منظور تمامی معاملاتی که در طی یک روز بیش از ±3% قیمت سهم تغییر داشته‌اند حذف شده اند (به‌دلیل وجود سقف نوسان سه درصدی برای تغییرهای قیمت شرکت‌ها). هم‌چنین با این تعریف از معامله که هر معامله انتقال مالکیت از یک یا چند سهامدار به یک یا چند نفر دیگر در یک نقطه زمانی می‌باشد، بنابراین تمامی معاملاتی که دارای فاصله زمانی صفر بوده‌اند در معامله ماقبل خود ادغام و حجم معاملات مربوط به معاملات گفته شده با یکدیگر جمع و از متوسط قیمت آن‌ها استفاده شده است. آماره های توصیفی متغیرهای پژوهش، به ترتیب بازدهی، قیمت معاملاتی، فاصله زمانی معاملات، و حجم معاملات، به‌صورت جدول (۱) می باشند.

جدول(۱) آماره های توصیفی متغیرهای پژوهش

	RETURN	PRICE	DURATION	SIZE
Mean	0.00	1935.94	129.33	26448.25
Median	0.00	1948.00	27.00	8205.00
Maximum	0.02	2199.00	4185.00	6000000.00
Minimum	-0.03	1712.00	1.00	1.00
Std. Dev.	0.00	73.54	314.67	172757.70
Skewness	-0.70	-0.83	6.52	24.79
Kurtosis	26.35	3.57	61.52	720.88
Jarque-Bera	114835.80	651.61	754396.40	109000000.00
Probability	0.00	0.00	0.00	0.00
Observations	5037.00	5037.00	5037.00	5037.00

a. خواص آماری سری‌ها

قبل از تخمین مدل GARCH خواص آماری سری‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

[12] Duration Clustering

آماره فیلیپس- پرون تخمینی نشان داد که سری‌ها ناامانا می‌باشند (جدول ۲).

جدول (۲) آماره فیلیپس-پرون سری‌ها

Phillips-Perron test statistic	Adj. t-Stat	Prob.*
Absr	-67.9299	0.0001
Duration	-72.9463	0.0001
Size	-64.7528	0.0001

برای بررسی خوشه‌ای شدن سری ها از آزمون ضرایب لاگرانژ استفاده کرده‌ایم. نتیجه حاصله نشان داد که سری‌ها دارای اثر خوشه‌ای شدن می‌باشند (جدول ۳).

جدول (۳) آزمون خوشه‌ای شدن در سری‌ها

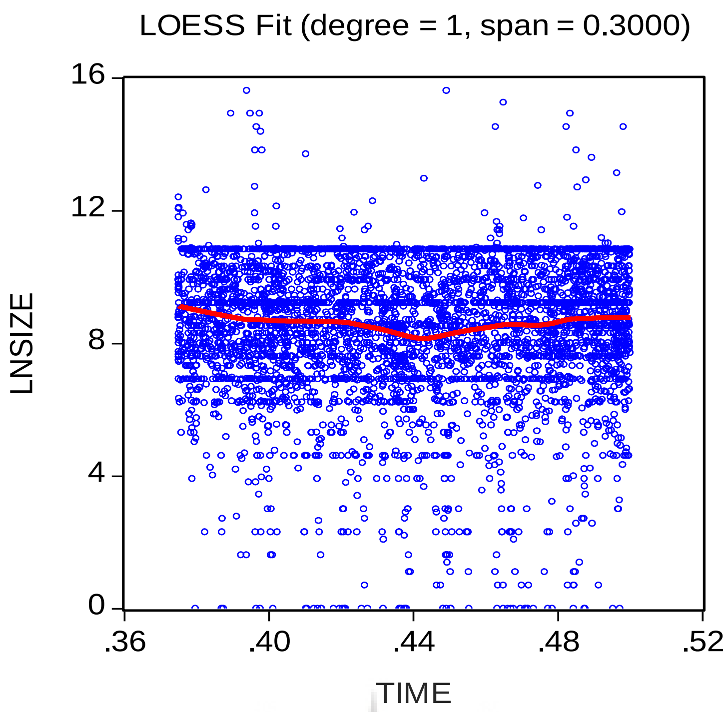
ARCH Test:	significanet lags	Obs*R-squared	Probability
size	2,6,18	1409.892	0.0000
absr	1,2,3,5,9,11,12	249.8928	0.0000
Duration	1,2,5,6,9,11,14,17	382.7165	0.0000

بررسی نمودار آماره Q لجانگ- باکس برای سری ها در طی ۲ روز نیز حاکی از این واقعیت بود که سری ها دارای خودهمبستگی می‌باشند.

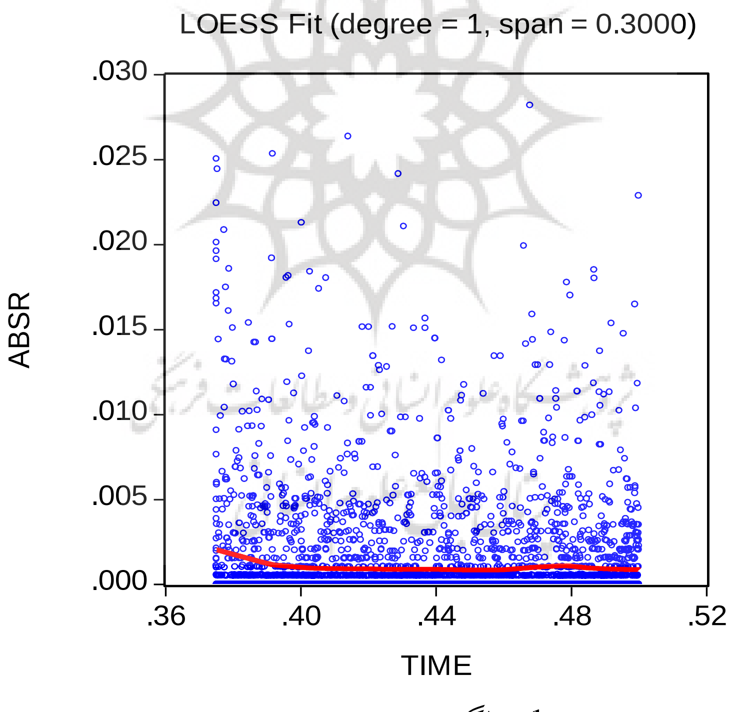
برای نمایش الگوی فصلی روزانه در سری‌ها از برازش نزدیک‌ترین همسایگی با ۱۰۰ نقطه استفاده نموده‌ایم.

در نمودار (۱) محور X زمان بر حسب ثانیه (12:00-9:00) را در طی یک روز معاملاتی نشان می‌دهد. همان-گونه که ملاحظه می شود، هر سه سری بازدهی، فاصله زمانی معاملات و حجم معاملات دارای الگوی دوره‌ای روزانه می‌باشند. به‌این صورت که فاصله زمانی معاملات در زمان آغازین بازار کم و در طی روز افزایشی تدریجی را دارا است. در حالی‌که بازدهی در زمان آغاز معاملات زیاد و سپس به‌سرعت افت نموده و در طی روز روند یکسانی را طی می‌کند. حجم معاملات در ابتدا و انتهای بازار نسبت به بقیه ساعت‌های فعالیت بازار بیشتر می باشد.

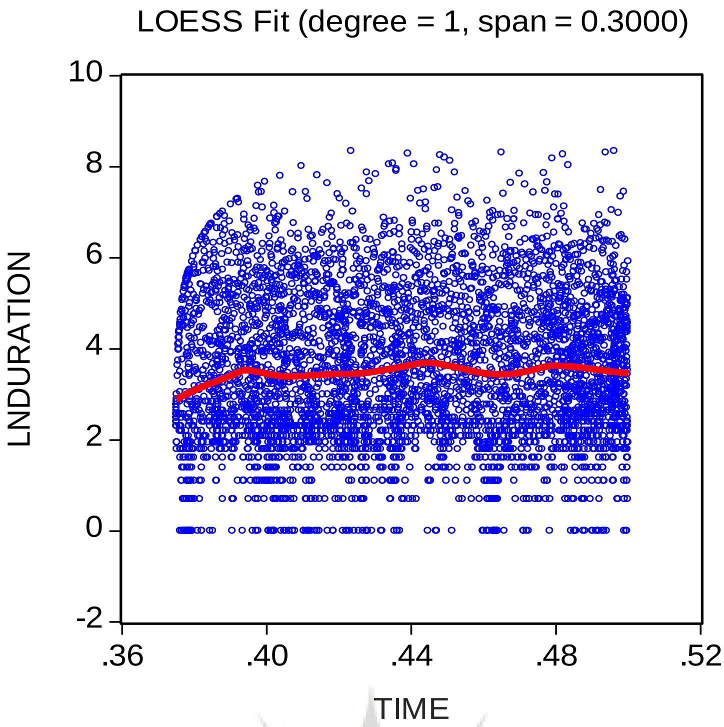
تحلیل تجربی پدیده‌های گفته شده در بالا طبق مدل‌های ریزساختاری به‌این صورت می باشد که معامله‌گران مطلع در ابتدای بازار اقدام سریع به معامله می‌نمایند تا قبل از عمومی‌شدن اطلاعات از اطلاعات برتر خود استفاده نمایند. به‌این دلیل فاصله زمانی معاملات در ابتدا کم، حجم معاملات زیاد و هم‌چنین نوسان بازدهی به‌دلیل وجود رقابت در معامله بیشتر می‌باشد. اما در انتهای بازار معامله‌گران نامطلع با انگیزه نقدشوندگی حضور پررنگ‌تری در معاملات دارند. به‌این ترتیب که آنان تنها اقدام به اجرای سفارش‌های گفته شده به‌دلیل محدودیت زمانی در طی روز مورد نظر می‌نمایند؛ بنابراین حجم معاملات افزایش و فاصله زمانی معاملات کاهش می‌یابد.



a) الگوی روزانه در سری حجم معامله



b) الگوی روزانه در سری بازدهی



c) الگوی روزانه در سری فاصله زمانی معاملات

نمودار (۱) نمایش الگوی دوره‌ای روزانه در سری‌های فاصله زمانی معاملات، بازدهی و حجم معاملات

b. الگوزدایی در سری‌ها

با توجه به وجود الگوی دوره‌ای در سری‌ها، قبل از تخمین می‌بایست در سری‌ها الگوزدایی انجام پذیرد. به منظور حذف اثر فصلی بودن یا الگوداری (اثر زمان روز) از داده‌ها، پژوهشگران از روش‌های متفاوتی استفاده نموده‌اند. در این پژوهش از رویکرد انگل و راسل[۱۰] ، یعنی تخمین اسپلاین مکعبی[13] استفاده کرده‌ایم. به‌این صورت که برای تخمین الگوی روزانه، ابتدا k گره در طی روز تعریف و سری مورد نظر را بر گره‌های گفته شده رگرس می‌نماییم:

$$\varphi_i(t_i)=\sum_{j=1}^{K} I_j\left[c_j+d_{1j}(t_i-k_{j-1})+d_{2j}(t_i-k_{j-1})^2+d_{3j}(t_i-k_{j-1})^3\right]$$

I_j شاخص jامین بخش اسپلاین می‌باشد. یعنی $I_j=1$ اگر $t_i\in(k_{j-1},k_j)$ و در غیر این صورت برابر صفر خواهد بود. $c_j, d_{1j}, d_{2j}, d_{3j}$ پارامترهای مدل هستند. سپس متغیرهای اصلی را بر سری های تخمینی حاصل از اسپلاین مکعبی تقسیم می‌نماییم تا سری‌های تعدیلی به‌دست آیند:

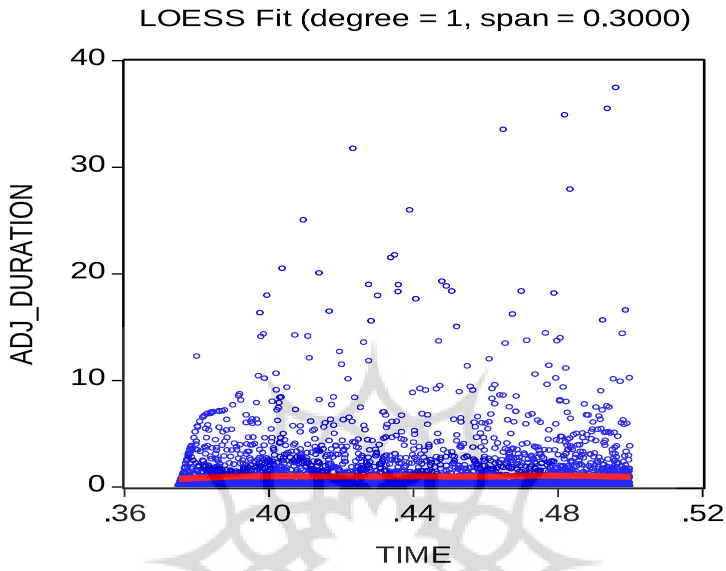
$$\tilde{x}_i=\frac{x_i}{\varphi(t_{i-1}:\beta)}$$

$\varphi(\cdot)$اسپلاین تخمینی برای تعدیل فصلی بازدهی، حجم و فاصله زمانی معاملات است. باید توجه نمود که به منظور پرهیز از هم‌خطی در تخمین رگرسیون گفته شده می‌توان یکی از گره‌ها را حذف کرد و یا مدل را بدون عرض از مبدا تخمین زد. در تخمین اسپلاین مکعبی ابتدا 5 گره (k) در طی ساعت-های روز (۹:۳۰، ۱۰:۰۰، ۱۱:۰۰، 11:30 و ۱۲:۰۰) تعریف و سری بازدهی و فاصله زمانی معاملات بر ۵ گره گفته شده رگرس شده است. در تخمین اسپلاین بازدهی، سری

[13] Cubic spline

زمان ها (t1, t2, t3, t4, t5) بر $r_i/\sqrt{x_i}$ رگرس شده‌اند. در نمودار (2) نزدیک‌ترین نقاط همسایگی برای سری تعدیل شده فاصله زمانی معاملات برای نمونه نمایش داده شده است. ملاحظه می‌شود که الگوی روزانه در مقایسه با نمودار (۱) از سری حذف شده است.

با توجه به این‌که در مدل، ACD-GARCH به‌عنوان متغیر برونزا در مدل وارد خواهد شد؛ بنابراین برای تخمین از مدل EACD(1,1) و WACD(1,1) معرفی شده توسط انگل[۷] و انگل و لی[۸] استفاده شده است.



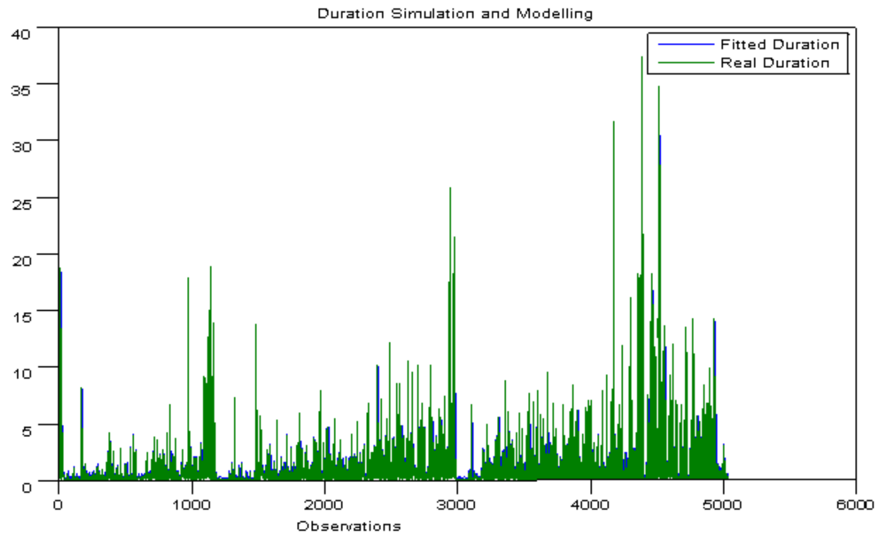
نمودار (۲) نزدیک‌ترین نقاط همسایگی برای سری تعدیل شده فاصله زمانی معاملات

با توجه به برازش مناسب مدل EACD(1,1) ، فاصله زمانی انتظاری با فرض تابع نمایی تخمین زده شده است. پارامترهای مدل گفته شده به‌شرح جدول (4) می‌باشد.

جدول (۴) پارامترهای تخمینی مدل EACD(1,1) (تخمین توسط نرم افزار مطلب)

Parameters for ACD(1,1) Model:
Const (Coeff.w) = 0.17504
Alpha (Coeff.q) = 0.96936
Beta (Coeff.p) = 0.00235
Maximum Log Likelihoood: -50380000

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود پارامترهای مدل ACD ماندگار می‌باشند. آزمون لجانگ- باکس بر روی نسبت سری فاصله زمانی واقعی بر روی فاصله زمانی تخمینی نشان داد که مقادیر پسماند استاندارد شده فاقد همبستگی سریالی می‌باشند. نمودار فواصل زمانی واقعی و انتظاری در نمودار (3) نمایش داده شده است.



نمودار (۳) نمودار فواصل زمانی واقعی و تخمینی معاملات با استفاده از مدل خودرگرسیو شرطی

c. مدل تخمینی

در تخمین مدل HF-GARCH (گارچ پرفراوانی) فرض کنید بازدهی از $i-1$امین تا iامین معامله توسط r_i (بجای بازدهی معمولی از بازدهی مطلق استفاده شده است) و فاصله زمانی معامله توسط $x_i = t_i - t_{i-1}$ نمایش داده شود. در این صورت واریانس شرطی در هر معامله به صورت؛

$$v_{i-1}(r_i|x_i) = h_i$$

خواهد بود. که در آن واریانس مشروط به فاصله زمانی جاری و هم‌چنین فواصل زمانی و بازدهی های قبلی می‌باشد. از آن‌جا که نوسان همیشه در فاصله زمانی مشخص و به‌صورت سالانه نمایش داده می شود ، بنابراین نوسان شرطی در هر واحد زمان می‌بایست تخمین زده شود[۷]؛

$$v_{i-1}\left(\frac{r_i}{\sqrt{x_i}}\middle| x_i\right) = \sigma_i^2$$

رابطه بین دو واریانس شرطی برابر $h_i = x_i\,\sigma_i^2$ خواهد بود. با این تعریف از واریانس اینک می‌توان نوسان را در هر واحد زمان توسط یک فرایند GARCH مدلسازی نمود. فرض کنید e_i بیانگر جزء اخلال سری باشد. چنان‌چه فاصله زمانی معاملات فاقد محتوای اطلاعاتی در مورد واریانس هر واحد زمانی باشند در این صورت مدل GARCH(1,1) برای داده‌های با فواصل زمانی نامنظم به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\sigma_i^2 = \omega + \alpha e_{i-1}^2 + \beta\sigma_{i-1}^2$$

مدل گفته شده در بالات را GARCH پرفراوانی می‌نامیم. حال چنان‌چه زمان تقویمی پیش‌بینی نوسان نیز مدنظر باشد در این صورت باید مدلی را برای زمان‌های ورودی تصریح نماییم. به این منظور می‌توان از مدل ACD انگل و راسل[۱۰] استفاده نمود. چنان‌چه زمان‌های ورود به صورت برونزا در نظر گرفته شوند در این صورت مدل ACD و GARCH می‌تواند به صورت جداگانه تخمین زده شوند. تحت فرض برونزا بودن، ابتدا مدل ACD می‌تواند تخمین زده شود و سپس مدل نوسان می‌تواند باتوجه به فاصله زمانی معاملات همزمان تصریح شود و فاصله انتظاری زمان معاملات در مرحله دوم تخمین زده شود.. تحت این رویکرد می‌توان از تصریح زیر استفاده نمود؛

$$\sigma_i^2 = \omega + \alpha e_{i-1}^2 + \beta \sigma_{i-1}^2 + \gamma_1 x_i + \gamma_2 \psi_i$$

که x_i فاصله زمانی معاملات و ψ_i فاصله زمانی انتظاری معاملات تخمینی توسط مدل ACD با توجه به این‌که پژوهش‌های انجام شده حاکی از تاثیر معنی داری متغیر حجم معامله بر نوسان می‌باشند([۱۰]، [۹]، [۱۸] و [۱۳]) بنابراین می‌توان متغیر گفته شده را نیز در معادله واریانس وارد نمود:

$$\sigma_i^2 = \omega + \alpha e_{i-1}^2 + \beta \sigma_{i-1}^2 + \gamma_1 x_i + \gamma_2 \psi_i + \gamma_3 s_{i-1}$$

x_i فاصله زمانی معاملات، ψ_i فاصله انتظاری زمان معاملات حاصل از تخمین مدلACD و S حجم معامله می‌باشد.

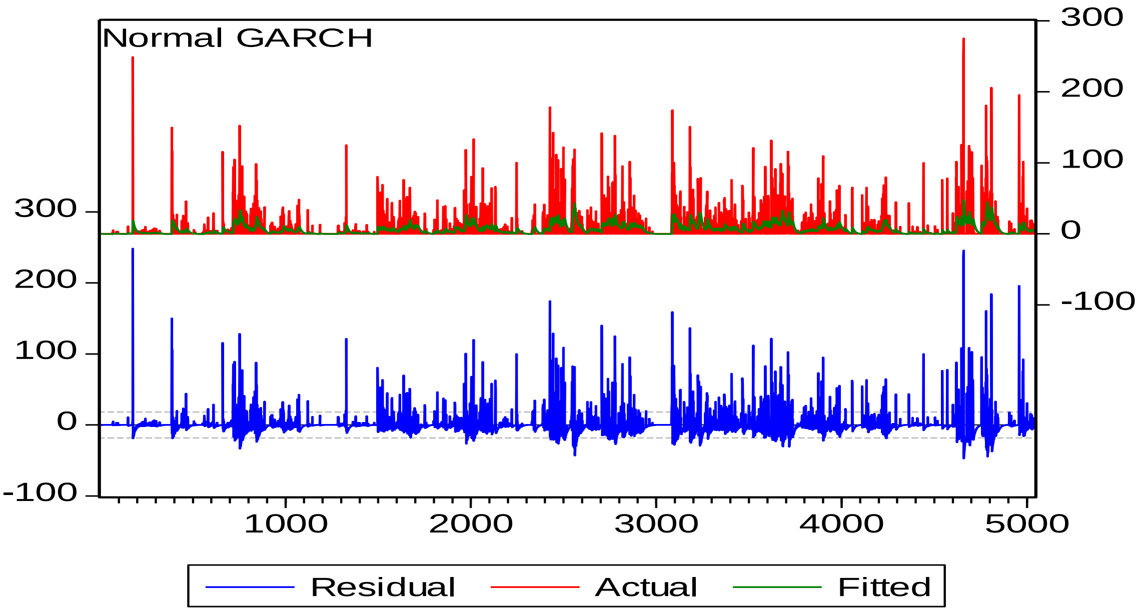
۴. تخمین مدل

برای بررسی تاثیر الگوداری روزانه قبل از پرداختن به مدل فصلی‌زدایی‌شده ابتدا مدل GARCH(p,q) یا GARCH-M (هر کدام برازش بهتری ارایه نماید) را که مدلی رایج در تخمین نوسان بازدهی می‌باشد را برای سری بازدهی جهت مقایسه آن با مدل ACD-GARCH تخمین زده‌ایم.

جدول (۵) ضرایب تخمینی مدل GARCH فصلی زدایی نشده

Dependent Variable: ABSR	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-4.46293	22.10699	-0.2	0.84
AR(1)	0.996225	0.007337	135.8	0
MA(1)	-0.92312	0.014842	-62.2	0
	Variance Equation			
C	100.6354	23.55475	4.3	0
RESID(-1)^2	1.326919	0.334442	4.0	0.0001
GARCH(-1)	0.153653	0.062369	2.5	0.0138
Sum	1.480572			
Adjusted R-squared	0.07351	Schwarz criterion		8.3
Log likelihood	-20889	F-statistic		80.9
Durbin-Watson stat	1.695235	Prob(F-statistic)		0

در معادله میانگین از AR(1) و MA(1) استفاده نموده‌ایم. چنان‌چه در معادله میانگین واریانس یا انحراف معیار شرطی را وارد نماییم به مدل گفته شده مدل GARCH-M می‌گویند. مدل گفته شده در بالااز نظر مالی به‌عنوان بده-بستان ریسک و بازده تفسیر می‌شود. وارد نمودن AR(1) و MA(1) از نظر اقتصادی فاقد پشتوانه نظری است؛ اما به-دلیل معنی داری آماری خودهمبستگی درجه اول در بازدهی ها از تصریح گفته شده در بالا استفاده شده است. هم‌چنین شاید بتوان تصریح مناسب‌تری را برای سری مورد مطالعه به‌دست آورد اما با توجه به مقایسه یک تصریح با و بدون فاصله زمانی و حجم معاملات استفاده از تصریح گفته شده در بالا منطقی خواهد بود. نتایج تخمین در جدول (۵) آورده شده است. پارامترها با استفاده از روش Quasi-Maximum Liklihood و با فرض این‌که اجزا اخلال توزیع نرمال شرطی داشته دارند تخمین زده شده‌اند. مقادیر سری واقعی و تخمینی در نمودار (۴) آورده شده است.



نمودار (۴) مقادیر واقعی و تخمینی مدل GARCH برای سری نوسان فصلی زدایی نشده و بدون دیرش و حجم معاملات

با بررسی آماره Q، نمودار کولروگرام مجذور پسماندها و آزمون LM مشخص گردید که هم معادله میانگین و هم معادله واریانس بخوبی تصریح شده اند و اما اثر آرچ در پسماندها حذف نگردیده است. باید توجه نمود که در مدل گفته شده در بالا فرض بر این است که اخبار حاصل از معامله قبل به‌صورت توان دوم اثر جز اخلال قیمت قبلی در هر ثانیه اندازه گیری می‌شود و فواصل زمانی معاملات بر ماندگاری شوک‌ها تاثیری ندارد. در واقع مدل گفته شده در بالا این واقعیت را که نوسان در فواصل زمانی معاملات و نوسان در سیگما می‌تواند به اخبار یکسانی مرتبط باشد را در نظر نمی‌گیرد. رویکرد واقعی تر این خواهد بود که فواصل زمانی به‌طور مستقیم در تصریح وارد شوند.

جدول (۶) ضرایب تخمینی مدل UFH-GARCH

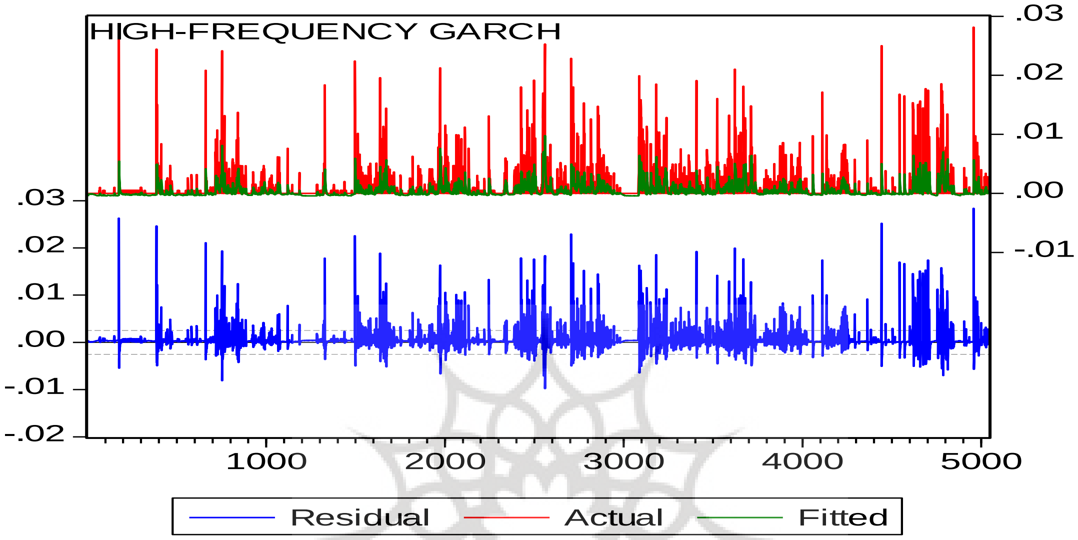
Dependent Variable: ADJ_ABSR

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
LOG(GARCH)	0.000067	0.000013	5.3	0
C	0.001644	0.000231	7.1	0
AR(1)	0.874378	0.035431	24.7	0
MA(1)	-0.673836	0.048638	-13.9	0
	Variance Equation			
C	0.0000000422	0.000000	19.5	0
RESID(-1)^2	0.1549190000	0.043593	3.6	0.0004
GARCH(-1)	0.8012460000	0.037680	21.3	0
DURATION	0.0000000082	0.000000	2.0	0.0425
ACD	-0.000003370	0.000000	-96.0	0
LNSIZE(-1)*ACD	0.0000000060	0.000000	2.6	0.0096
Sum	0.956165			
Adjusted R-squared	0.106330	Schwarz criterion		-9.6
Log likelihood	24198	F-statistic		67.6

Durbin-Watson	1.950659	Prob(F-statistic)	0

حال می‌توانیم مدل GARCH(1,1) را با توجه به سری‌های فصلی زدایی شده و وارد نمودن متغیرهای فاصله زمانی معاملات (واقعی و تخمینی) و حجم معاملات تخمین بزنیم (جدول ۶).

ملاحظه می‌شود که فاصله زمانی معاملات، فاصله انتظاری زمان معاملات و هم‌چنین حجم معاملات بر رفتار نوسان تاثیر معنی دار دارند. علاوه بر این برخلاف مدل GARCH معمولی پارامترهای مدل ماندگار می‌باشند (sum=0.956). در نمودار زیر مقادیر واقعی و تخمینی سری بازدهی مطلق نمایش داده شده است.



نمودار (۵) مقادیر تخمینی و واقعی نوسان با استفاده از مدل UHF-GARCH

وارد نمودن فاصله زمانی معاملات در مدل به‌این معنی است که انتظار داریم در مدل اطلاعاتی ایسلی و اوهارا[۱۲] در مورد شکل‌گیری قیمت ها در معاملات، علامت پارامتر تخمینی مثبت باشد. چرا که در مدل ایسلی و اوهارا فاصله زمانی طولانی به معنی عدم وجود اخبار در بازار و درنتیجه نوسان کم تلقی می‌شود.

۵. نتیجه گیری

مدلسازی نوسان در بازارهای مالی از ادبیاتی بسیار غنی برخوردار است. وجود الگوی خوشه‌ای و الگوی روزانه (فصلی) در داده‌های پرفراوانی به‌ویژه در نوسان و به تبع آن انتشار داده‌های معاملاتی بین روزانه منجر به گسترش و توسعه مدل‌های GARCH شده است. عدم ماندگاری پارامترهای تخمینی مدل GARCH برای داده‌های پرفراوانی پژوهشگران را به دو حوزه اصلی در برخورد با این پدیده سوق داده است. در رویکرد اول پژوهشگران با استفاده از تکنیک های آماری از قبیل مدل‌های چندجمله‌ای، الگوهای فصلی را در سری‌ها تخمین و تعدیل می‌کنند. در رویکرد دوم سعی می‌شود عامل فصلی بودن به‌طور مستقیم در معادله واریانس مدل GARCH وارد شود.

تاکنون دو دسته نظریه اقتصادی در مورد دلیل وجود الگوی روزانه در داده‌های پرفراوانی ارایه شده است. در دسته اول عنوان می شود که وجود فواصل کم در زمان‌های آغازین و پایانی بازار و یا اوقات مشخصی از زمان فعالیت بازار با زمان صرف ناهار و شروع به کار یا پایان ساعت های معاملاتی بورس‌ها و به‌خصوص بازار ارز در مناطق مختلف دنیا مطابقت دارد. در رویکرد دوم که مدل‌های عدم تقارن اطلاعاتی را در نظریه‌های ریزساختاری شامل می‌شوند، عنوان می-شود که فراوانی معامله‌گران مطلع و نامطلع در ساعت‌های معینی از زمان فعالیت بازار منجر به پیدایش الگوی گفته شده

می‌شود. یافته‌های پژوهش حاضر به نوعی رویکرد دوم را مورد تایید قرار می‌دهد چرا که زمان فعالیت بورس تهران شامل اوقات صرف ناهار نبوده و هم‌چنین به‌دلیل عدم سرمایه‌گذاری مستقیم سرمایه‌گذاران خارجی در بورس تهران و بالعکس، نمی‌توان ادعا نمود که عامل گفته شده دلیل وجود الگوی روزانه در سری‌ها باشد.

نتیجه تخمین مدل ACD-GARCH در مقایسه با مدل GARCH نشان داد که قدرت تبیین مدل بهبود یافته و هم‌چنین پارامترهای مدل ماندگار می‌شوند. هم‌چنین مشخص شده است که حجم معامله، فاصله زمانی معاملات و فاصله انتظاری زمان معاملات متغیرهای ریزساختاری تاثیرگذار در معادله واریانس می‌باشند. علامت منفی فاصله انتظاری زمان معاملات به‌این معنی است که هرچقدر فاصله انتظاری زمان معاملات طولانی‌تر باشد نوسان در سری کمتر خواهد شد. نتیجه به‌دست آمده در واقع تاییدی بر مدل ایسلی و اوهارا[۱۲] می‌باشد. ملاحظه می‌شود که در مدل گارچ معمولی به‌دلیل عدم تامین شرط نابرابری، پارامترهای تخمینی مدل ماندگار نمی‌باشند.

منابع

1. Andersen, T.G., Bollerslev T., (1998) ."Answering the skeptics: yes, standard volatility models do provide cccurate forecasts". **International Economic Re**view, 39, pp. 885-905.
2. Bollerslev, T., Wright, J.H., (2001). "High-frequency data, frequency domain inference, and volatility forecasting"**. Review of Economics and Statistics**, 83(4), pp. 596-602.
3. Chortareas, G., Nankervis, J. and Jiang,Y., (2007). "Forecasting Exchange Rate Volatility at High Frequency Data: Is the Euro Different?". **Working Paper, SSRN.com.**
4. Dufour, A. and Engle, R.F., (2000). "Time and the Impact of a Trade"**. Journal of Finance**, 55, pp. 2467-2498.
5. Diamond, D.W. and Verrecchia, R.E., (1987). "Constraints on Short-Selling and Asset Price Adjustments to Private Information". **Journal of Financial Economics**,18, pp. 277-311.
6. Engle, R.F., (1982)."Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation". **Econometrica**, 50, pp. 987-1008.
7. Engle, R.F., (2000). "The econometrics of ultra-high-frequency data". **Econometrica** 68(1), pp. 1-22.
8. Engle, R.F., and Lee, G., (1999). "A Long Run and Short Run Component Model of Stock Return Volatility, in Causality, Cointegration and Forecasting, a Festschrift Honoring Clive" W. J. Granger, ed. By R. F. Engle and H. White. Oxford: **Oxford University Press**, pp. 475-497.
9. Engle, R.F., and Lunde, A., (1999). "Tradesand Quotes, A Bivariate Point Process, U.C.S.D". **Discussion Paper**.
10. Engle, R.F., and Russell, J., (1998). "Autoregressive Conditional Duration: A New Model for Irregularly Spaced Transaction data". **Econometrica**, 66, pp. 1127-1162

11. Engle, R.F., Sokalska, M.E. and Chanda,A., (2005). "High Frequency Multiplicative Component GARCH". **Working Paper, SSRN.com**.
12. Easley, D., and O’Hara, M., (1992). "Time And The Process Of Security Price Adjustment". **Journal of Finance** 47, pp. 577-606.
13. Gallant, R., Rossi, P. E., and Tauchen, G., (1992). "Stock Prices and Volume". **Reviwe of Financial Studies**, 5, pp. 871-908.
14. Glosten, L.R., and Milgrom, P. (1985). "Bid, Ask, and Transaction Prices in a Specialist Market With Heterogeneously Informed Agents". **Journal of Financial Economics** 14, pp. 71-100.
15. Harris, L., (1986). "A Transaction Data Study of Weekly and Intradaily Patterns in Stock Returns". **Journal of Financial Economics** 16, pp. 99-117.
16. Hautsch, N., and Jeleskovic, V., (2008). "Modelling High-Frequency Volatility and Liquidity Using Multiplicative Error Models". **Working Paper, SSRN.com**.
17. Hautsch, N., and Jeleskovic,V., (2008). "Modelling High-Frequency Volatility and Liquidity Using Multiplicative Error Models". **Working Paper, SSRN.com**.
18. Lamoureux, C., and Lastrapes, W., (1990). "Heteroskedasticity in Stock Return Data:Volume Versus GARCH Effect". **Journal of Finance**, 45, pp. 221-229.
19. Taylor, S.J., and Xu, X., (1997). "The incremental volatility information in million foreign ex-change quotations". **Journal of Empirical Finance**, 4, pp. 317-340.
20. Wood, R.A., McInish, T.H., and Ord, J. K., (1985). "An Investigation of Transaction Data for NYSE Stocks". **Journal of Finance** 25, pp. 723-739.