



## کاربردی از مدل‌های حافظه بلندمدت و شکست ساختاری با استفاده از رویکرد کمی

منصور کاشی<sup>۱</sup>

میرفیض فلاح شمس<sup>۲</sup>

محمد دنیائی<sup>۳</sup>

تاریخ پذیرش: ۹۲/۳/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۱/۱۱/۱۵

### چکیده

فرایند حافظه کوتاه مدت با در برداشتن شکست ساختاری در میانگین، ممکن است به علت کاهش هیپربولیکی تابع خودهمبستگی یا دیگر خصوصیات، فرایند انباشته کسری را به تصویر کشد. در پژوهش حاضر به بررسی وجود احتمالی این امر با آزمون‌های نیمه پارامتریک و پارامتریک حافظه بلندمدت و تشخیص و تعیین نقاط زمانی شکست توسط آزمون‌های OLS مبنی بر SupF، CUSUM و بای و پرون (۲۰۰۳، ۱۹۹۸) پرداخته شده است. نتایج مشاهده شده حاکی از وجود همزمان حافظه بلندمدت و نقاط زمانی شکست در سری بازده TEPIX می باشد. بنابراین، برای استنباط صحیح در مورد حافظه بازار، ویژگی‌های آماری و آزمون‌های حافظه بلندمدت، در دوره‌های قبل و بعد نقاط زمانی شکست بررسی گردید. نتایج بدست آمده، از الگوی آماری تقریبی یکسان و وجود حافظه بلندمدت در تمام دوره‌های زمانی تقسیم‌بندی شده بواسطه شکست‌های ساختاری حمایت می کند. بعلاوه، برای اطمینان بیشتر از عدم تأثیری پذیری حافظه بلندمدت از شکست‌های ساختاری، آزمون GPH اصلاح شده اسمیت (۲۰۰۵) استفاده شد که در نتیجه، تخمین زن GPH تعدیل شده از عدم تأثیری حافظه بلندمدت از نقاط شکست حمایت نمود. در نهایت می توان چنین ادعا کرد که حافظه بازده TEPIX، بلندمدت و حقیقی است و بالطبع، نمی تواند تحت تأثیر شکست‌های ساختاری باشد.

**واژه‌های کلیدی:** شکست ساختاری، حافظه بلندمدت، فرایند انباشته کسری، سطح انتقال.

۱- کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی - مالی، دانشگاه سیستان و بلوچستان،

۲- عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی

۳- دانشجوی دکتری مدیریت مالی دانشگاه علامه طباطبائی، (مسئول مکاتبات) Mohammad\_Donyaee@yahoo.com

## ۱- مقدمه

امروزه آنچه در بسیاری از مطالعات و مقالات مربوط به حافظه و تغییرات ساختاری مشهود و شناخته شده است، این مورد است که خصوصیات حافظه بلندمدت و شکست های ساختاری به آسانی باعث سردرگمی محققین در بررسی سری های زمانی مالی خواهد شد (Granger and Hyung, 2004; Diebold and Inoue, 2001 and Smith, 2005). بطوریکه تشخیص بین حافظه بلندمدت و شکست ساختاری به علت شبیه بودن خصوصیات نمونه مورد بررسی مشکل خواهد بود و روش های استاندارد اغلب در بررسی این مورد به بن بست می‌رسند (Sibbertsen, 2004).

در چنین مواردی، زمانی که فقط حافظه بلندمدت در سری زمانی تحت بررسی وجود داشته باشد، شیوه‌های تشخیص شکست ساختاری، یک یا چند نقطه شکست را گزارش می‌دهند. بطور مشابه، زمانی که فقط شکست‌های ساختاری در سری زمانی وجود داشته باشد، تکنیک‌های حافظه بلندمدت، اغلب وجود حافظه بلندمدت را نشان می‌دهند. بر این مبنا، در صورت قبول فرض اینکه، حافظه بلندمدت مشاهده شده در سری های زمانی، یک خطای ایجاد شده توسط سطح انتقال‌ها است، می‌توان گفت که شوک های نادر معدودی، ماندگاری خاص حافظه بلندمدت را القاء می‌کنند؛ در حالیکه، اکثر شوک ها به سرعت محو می‌شوند (در نقطه مقابل، در مدل حافظه بلندمدت، همه‌ی شوک‌ها ماندگاری یکسانی را دارا هستند). با توجه به آنچه شرح داده شد، تمایز بین حافظه بلندمدت و سطح انتقال‌ها و یا به عبارتی، تشخیص صحیح حافظه با توجه به نقاط شکست، به‌طور چشمگیری می‌تواند تجزیه و تحلیل رویه و عملکرد پیش بینی سری های زمانی، بویژه سری های مالی را، بهبود بخشد.

بر این اساس، هدف مطالعه‌ی حاضر، کاربرد استراتژی‌ایی در جهت استنباط صحیح حافظه بازده شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران (TEPIX) می باشد. برای دستیابی به هدف مذکور، ابتدا پارامتر حافظه‌ی TEPIX را با استفاده از روش های تخمین حافظه بلندمدت نیمه پارامتریک و پارامتریک، بدون توجه به نقاط شکست، تخمین خواهیم زد. در گام بعدی، نخست با استفاده از روش OLS مبنی بر مجموع انباشته (CUSUM)<sup>۱</sup> و آزمون SupF، به بررسی فرض صفر، یعنی عدم وجود ساختاری پرداخته شده و سپس، برای بررسی دقیق‌تر، نقاط شکست چندگانه زمانی ناشناخته (از پیش تعیین نشده) با استفاده از روش بای و پرون<sup>۲</sup> (۱۹۹۸، ۲۰۰۳) برآورد می‌گردد. در نهایت، با توجه به ویژگی های آماری قبل و بعد نقاط شکست ها و همچنین برآورد پارامتر حافظه TEPIX در درون خرده سری های تشخیص داده توسط شکست ها، بینش صحیحی در مورد حافظه بازار بدست خواهد آمد. البته برای اطمینان بیشتر از نتایج، از آزمون GPH تعدیل

شده اسمیت (۲۰۰۵) نیز استفاده می‌شود. از این رو، مسئله و سوال تحقیق این است که: آیا حافظه بازده TEPIX تحت تاثیر شکست‌های ساختاری می‌باشد؟

## ۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

طی دهه‌های اخیر فرایندهای حافظه بلندمدت بخش اساسی و مهمی از تحلیل سری‌های زمانی بخصوص کاربرد آن در جهت تحلیل سری‌های زمانی مالی را به خود اختصاص داده‌اند. فرایند حافظه بلندمدت را می‌توان بصورت وابستگی مشاهدات به سبب کاهش هیپربولیکی<sup>۳</sup> تابع خود همبستگی<sup>۴</sup> یا با یک چگالی طیفی در فرکانس  $\lambda$  که متناسب است با  $\lambda^{-2d}$  در حالی که  $\lambda$  به صفر نزدیک می‌شود، تشخیص داد. به طوری که  $0 < d < 1$  نمایانگر پارامتر حافظه است. مدل‌های حافظه بلندمدت در واقع جایگاهی بین حافظه کوتاه مدت و خصوصیات ریشه واحد را در بردارد. از این رو، قابلیت افزون تری در جهت مدل سازی ماندگاری سری‌های زمانی را دارا می‌باشند.

در این راستا، تئوری‌های متفاوت و گسترده‌های برای برآورد فرایندهای حافظه بلندمدت شکل گرفته‌اند که در میان آنها، می‌توان به مطالعات مندلبروت و والیس<sup>۵</sup> (۱۹۶۹)، گرنجر و جویکس<sup>۶</sup> (۱۹۸۰)، هاسکینگ<sup>۷</sup> (۱۹۸۱)، جووک و پورتر-هوداک<sup>۸</sup> (۱۹۸۳)، لو<sup>۹</sup> (۱۹۹۱)، سوول<sup>۱۰</sup> (۱۹۹۲)، چونگ و دایبولد<sup>۱۱</sup> (۱۹۹۴)، رابینسون<sup>۱۲</sup> (۱۹۹۵)، انگل و اسمیت<sup>۱۳</sup> (۱۹۹۹) و دیتمن و گرنجر<sup>۱۴</sup> (۲۰۰۲) اشاره داشت که بیشتر تمرکز آنها بر آزمون و تخمین چنین مدل‌هایی بود و در این حوزه اخیراً، دورنیک و اوومس<sup>۱۵</sup> (۲۰۰۳) رویه‌ی پایه راست نمایی<sup>۱۶</sup> را بهبود بخشیدند. هر چند که از جنبه دیگر، مطالعات لیو<sup>۱۷</sup> (۲۰۰۰)، گرنجر و دینگ<sup>۱۸</sup> (۱۹۹۶)، گرنجر و هیونگ<sup>۱۹</sup> (۱۹۹۹)، بریدتو هوسو<sup>۲۰</sup> (۲۰۰۲)، هیدالگو و رابینسون<sup>۲۱</sup> (۱۹۹۶) اشاره بر این دارند که حافظه بلندمدت مشاهده شده در بسیاری از سری‌های زمانی، یک خطای ایجاد شده توسط سطح انتقال‌ها است. بنابراین، علت وجود تورش و یا اریب در تخمین حافظه بلندمدت را می‌توان در جستجوی ویژگی‌های فرایند حافظه بلندمدت مانند چگالی طیفی و کاهش بسیار آهسته هیپربولیکی تابع خودهمبستگی در وقفه‌های طولانی دانست؛ به طوری که، همین ویژگی‌ها را می‌توان در فرایندهای حافظه کوتاه مدت که تحت تاثیر گرایش‌ها یا شکست ساختاری هستند، یافت (Smith, 2005). بالطبع، این امر منجر به فرایند حافظه بلندمدت جعلی در سری زمانی خواهد شد. در حقیقت شواهدی وجود دارد که فرایند حافظه کوتاه مدت ایستا با نقاط شکست در میانگین می‌تواند نرخ آهسته کاهش در تابع خودهمبستگی و دیگر خصوصیات فرایندهای انباشته کسری را نشان دهد. به طوری که یک سری زمانی با داشتن نقاط شکست، ماندگاری قوی‌ای را در تابع خودهمبستگی ایجاد می‌کند که رفتار

فرایند حافظه بلندمدت در آن مشاهده می‌شود. از سوی دیگر، فرایندهای حافظه بلندمدت ممکن است به شناخت جعلی نقاط شکست منجر شود (Yusof et al., 2013). از جمله تحقیقات دیگر در این زمینه، عبارتند از:

لوبوتو و ساوین<sup>۲۲</sup> (۱۹۹۸) بررسی کردند که شواهد جعلی حافظه بلندمدت ممکن است به علت بازده نالیستا و انباشتگی سری زمانی باشد. تیلور<sup>۲۳</sup> (۲۰۰۰) دریافت که اتخاذ حافظه بلندمدت اثر معناداری بر ساختار نوسان دارد. اوهانسییان و همکاران<sup>۲۴</sup> (۲۰۰۴) نشان دادند وقتی فرایند تولید داده حافظه بلندمدت جعلی باشد، استفاده از مدل حافظه کوتاه مدت یا مدل حافظه بلندمدت حقیقی، منجر به این می‌شود که اختیارات<sup>۲۵</sup> کمتر از آنچه ارزش دارند، قیمت گذاری شوند. در مقابل، زمانی که فرایند تولید داده ها، حافظه بلندمدت حقیقی باشد، کاربرد مدل حافظه کوتاه مدت یا مدل حافظه بلندمدت جعلی منجر به قیمت‌گذاری بیش از آنچه اختیارات ارزش دارند، خواهد شد. دیبولد و اینو<sup>۲۶</sup> (۲۰۰۱) پی بردند که نقاط شکست می‌تواند حافظه بلندمدت جعلی را القاء کند. به بیانی دیگر، آنها نشان دادند که سری های زمانی که فقط حاوی نقاط شکست هستند، می‌توانند با حافظه بلندمدت اشتباه گرفته شوند؛ به فرض اینکه احتمال وجود نقاط شکست با افزایش اندازه نمونه کاهش می‌یابد. ساکولیس و ذیوت<sup>۲۷</sup> (۲۰۰۱) شواهدی ارائه دادند که با تشخیص صحیح نقاط شکست چندگانه در میانگین، ماندگاری سری بطور اساسی کاهش می‌یابد. اسمیت<sup>۲۸</sup> (۲۰۰۵) در مطالعه‌ی خود با ارائه تخمین زن تعدیل شده GPH<sup>۲۹</sup> به این استدلال رسید که مدل حافظه کوتاه مدت با سطح انتقال ها باید به عنوان یک جایگزین<sup>۳۰</sup> برای حافظه بلندمدت مطرح شود. در مطالعه‌ی دیگر چوی و ذیوت<sup>۳۱</sup> (۲۰۰۷) به این مورد اشاره داشتند که خصوصیت حافظه بلندمدت در نوسان بازده توسط شکست‌های ساختاری قابل توضیح است. از سوی دیگر، دیپور و همکاران<sup>۳۲</sup> (۲۰۰۸) با کاربرد نوسانات تحقق یافته S&P100 گزارش دادند که سطح انتقال ها، علتی برای توصیف حافظه بلندمدت در داده ها نمی باشد.

در زمینه تحقیقات داخلی، عموم مطالعات به تشخیص یا مدلسازی فرایند حافظه بلندمدت در مطالعات خود تاکید نموده اند و تحقیقی در زمینه تشخیص صحیح حافظه بازار اوراق بهادار تهران یا سری زمانی دیگر انجام نشده است. بعنوان مثال، عرفانی (۱۳۸۷) وجود حافظه بلندمدت را با استفاده از سه روش DFA، کلاسیک R/S و MRS شاخص کل بورس اوراق بهادار ارزیابی کرد که نتایج هر سه آزمون وجود حافظه بلندمدت را تایید می کرد. وی در تحقیق دیگری در سال ۱۳۸۸، دقت پیش بینی مدل‌های ARFIMA را با مدل‌های ARIMA مقایسه کرد و به این نتیجه رسید که دقت مدل ARFIMA در پیش بینی شاخص بیشتر است. محمودی و همکاران (۱۳۸۹) با استفاده از روش های مختلف تخمین پارامتر d مانند R/S، GPH، MRS، EML، NLS، Whittle و

Wavelet به برآورد حافظه بلندمدت در بازار های جهانی نفت پرداختند. کشاورز و صمدی (۱۳۸۸) نشان دادند که انجام پیش بینی در دوره‌ی خارج از دوره‌ی نمونه ARFIMA-FIGARCH با توزیع نرمال نسبت به توزیع Student-t دقیق‌ترین مدل بوده و نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

### ۳- روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، پژوهشی کاربردی است؛ زیرا به بررسی مشاهدات در سری زمانی شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران در جهت استنباط صحیح حافظه بازده TEPIX می‌پردازد. همچنین، از جنبه اجرا و روش گردآوری داده‌ها، تحقیقی توصیفی-پیمایشی (از نوع مقطعی) می‌باشد. داده‌های مورد نیاز جهت تجزیه و تحلیل موضوع، داده‌های شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد که مربوط به کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در آن بوده و از نرم‌افزار ره‌آوردنویس برای بازه زمانی ۱۳۸۰/۰۹/۰۴ الی ۱۳۹۱/۱۲/۲۸ (شامل ۲۶۶۷ مشاهده)، استخراج گردید. برای تجزیه و تحلیل داده‌های پژوهش، با توجه به حجم وسیع داده‌ها و ضرورت پردازش آنها برای برآورد آمارهای توصیفی، پارامترهای مدل تحقیق و تجزیه و تحلیل و استنباط آماری از تکنیک‌های جاری اقتصادسنجی تحت نرم افزارهای Eviews، Oxmetric/pcgive و R استفاده گردید. بدین صورت که، از آزمون‌های OLS مبنی بر CUSUM، SupF و بای و پرون (۲۰۰۳، ۱۹۹۸) برای تشخیص و شناسایی نقاط شکست ساختاری و از رویه‌های نیمه پارامتریک GSP و GPH و همچنین از روش تخمین پارامتریک CML برای آزمون انباشته کسری استفاده شده است.

### ۴- مدل‌های پژوهش و نحوه اجرای آن

#### ۴-۱- تحلیل آماری فرایند کسری

طبق مطالعه اوومس و دورنیک (۲۰۰۳، ۲۰۰۴)، فرایند کسری ARFIMA(p,d,q) بصورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$\Phi(L)(1-L)^d (y_t - m_t) = \Theta(L)\varepsilon_t$$

$$\Phi(L) = (1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)$$

$$\Theta(L) = (1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q)$$

$$t = 1, 2, \dots, T,$$

که L به عملگر وقفه اشاره دارد و  $\Phi(L) = (1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)$  و  $\Theta(L) = (1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q)$  به ترتیب، نمایانگر چند جمله‌ای خودرگرسیون  $AR(3)$  و میانگین متحرک  $MA(3)$  هستند. جمله

خطای خالص  $\mathcal{E}_t$  متغیری تصادفی با توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس واحد فرض شده است؛ در حالیکه، پارامتر  $d$  عددی طبیعی است که  $(1-L)^d$  نمایانگر پارامتر تفاضل گیری جزئی مدل می باشد و با استفاده از یک سری دو جمله ای بصورت زیر، قابل تجزیه است:

$$(1-L)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-L)^k = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!} L^2 - \dots$$

همچنین فرض شده است که:  $z_t = (y_t - m_t)$ ، ریشه های  $\Phi(L) = 0$  و  $\Theta(L) = 0$  خارج دایره واحد می باشند و ریشه های مشترکی ندارند. بعلاوه، قسمت ARMA مدل ARFIMA(p,d,q) ایستا و معکوس پذیر است. همانطور که پارامترهای  $p$  و  $q$  انعطاف بیشتری به خصوصیات کوتاه مدت مدل سازی می دهد (زمانی که  $p$  و  $q$  برابر صفر باشند،  $y_t$  نشان دهنده فرایند نوفه کسری ساده خواهد بود)، پارامتر  $d$  رفتار  $z_t$  را تعیین می کند و در این حالت، خصوصیات سری زمانی  $z_t$  وابستگی زیادی نسبت به پارامتر  $d$  از خود بروز می دهد. طبق مطالعه هاسکینگ (۱۹۸۱)، اگر  $-0/5 < d < 0/5$  باشد، فرایند  $z_t$  دارای حالت ایستایی کواریانس بوده و بدین ترتیب،  $0 < d < 0/5$  دلالت بر فرایند حافظه بلندمدت دارد و  $0/5 < d < 1$  حالت برگشت به میانگین را بدون در نظر گرفتن ایستایی کواریانس برای  $z_t$  نمایان می سازد. زمانی که  $0 < d < 0/5$  باشد، در وقفه های بالا، کاهش هیپربولیکی در تابع اتوکواریانس آشکار می شود. چنانچه  $\gamma_k$  نشان دهنده تابع اتوکواریانس باشد، کاهش هیپربولیکی در رابطه  $\gamma_k \sim ck^{2d-1}$  به خوبی نمایان می شود؛ به شرطی که  $k \rightarrow \infty$  و  $c > 0$  باشد. به ازای  $-0/5 < d < 0$  مجموعه قدر مطلق خودهمبستگی فرایند، طبق رابطه  $\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=-n}^n |\rho_j|$  به یک مقدار ثابت میل می کند و ویژگی حافظه کوتاه مدت را برای سری زمانی  $z_t$  نمایان می سازد. در این وضعیت، ARFIMA(0,d,0) ویژگی ناماندگاری<sup>۳۵</sup> یا حافظه میان مدت<sup>۳۶</sup> را آشکار می سازد و همه خودهمبستگی های این فرایند، بجز وقفه صفر، منفی و کاهش هیپربولیکی به صفر خواهند داشت.

#### ۴-۱-۱- رویه های آزمون فرایند کسری

در این بخش برای آزمون انباشته کسری، از رویه های نیمه پارامتریک GPH و GSP<sup>۳۷</sup> و همچنین از روش تخمین پارامتریک CML<sup>۳۸</sup> استفاده خواهد شد.

#### ۴-۱-۱-۱- روش GPH

روش GPH مبتنی بر دامنه فرکانس است. در چارچوب تحلیل طیفی و دامنه فرکانس، سری های زمانی مشاهده شده به عنوان جمع موزونی از سری های پایه ای است که الگوهای ادواری

مختلفی دارند. تکنیک دوره نگاشت ابزاری برای تمایز بین روندهای کوتاه مدت و حافظه بلندمدت فراهم می‌آورد. تخمین زننده دوره نگاشت<sup>۳۹</sup> برای تخمین پارامتر حافظه، توسط جووک و پورتر هوداک (۱۹۸۳) ارائه شد و بطور خلاصه به تخمین زن GPH معروف است (محمدمدی و طالبلو، ۱۳۸۹). ایده روش GPH بدین صورت است که تابع چگالی طیفی، توسط دوره نگاشت با استفاده از تعریف  $c\lambda^{-2d}$  در حالی که  $\lambda \rightarrow 0^+$ ، تخمین زده می‌شود. تخمین زن رگرسیون اصلاح شده لگاریتم نگاشت، از جووک و پورتر-هوداک (۱۹۸۳) بر اساس رابطه زیر است:

$$\log I(\lambda_j) = \log f_u(0) - d \log |1 - e^{i\lambda_j}|^2 + \log [I(\lambda_j) / f(\lambda_j)] + \log [f_u(\lambda_j) / f_u(0)]$$

که  $I(\lambda_j) = \left| T^{-1} \sum_{i=1}^T (y_i - \bar{y}) e^{i\lambda_j} \right|^2$  دوره ی نگاشت تابع  $f(\lambda)$  می باشد که بر حسب فرکانس فوریه تعریف شده است؛ در حالی که  $\lambda_j = 2\pi j/T, j=1,2,3,\dots,m$  و  $m = [(T-1)/2]$  می‌باشند. همچنین در معادله ی  $\log I(\lambda_j)$ ،  $\lambda_j \in (0, \pi)$  و  $f_u(\cdot)$  تابع چگالی  $u_t = (1-L)^d y_t$  بوده که توسط  $f_u(\lambda) = (\sigma^2/2\pi) \left( \left| \theta(e^{-i\lambda}) \right|^2 / \left| \phi(e^{-i\lambda}) \right|^2 \right)$  مفروض است. معادله ی بالا را می‌توان به عنوان یک رگرسیونی خطی ساده به صورت زیر نوشت:

$$z_j = c - dx_j + \varepsilon_j \quad j=1,2,3,\dots,m$$

که در آن  $z_j = \log I(\lambda_j)$ ،  $x_j = \log |1 - e^{i\lambda_j}|^2$ ،  $\varepsilon_j = \log [I(\lambda_j) / f(\lambda_j)]$  و  $c = \log f_u(0)$  می‌باشد. پارامتر تفاضل جزئی  $d$  می‌تواند توسط رگرسیون حداقل مربعات خطی  $z_j$  بر  $-x_j$  با توجه به  $j=1,2,3,\dots,m$  تخمین زده شود. در اینجا  $m$  تابعی از  $T$  می‌باشد ( $m = g(T) = T^\alpha$ ) در ازاء  $0 < \alpha < 1$ ؛ چنانچه  $m/T \rightarrow 0$ ، هنگامی که  $T \rightarrow \infty$ . در ضمن، محور افقی حداقل مربعات تخمین زننده  $d$  بطور مجانبی در ازاء استاندارد خطای  $\pi(6m)^{-1/2}$  نرمال است.

این نوع تخمین زن همانطور که اگیاکلوگلو و همکاران<sup>۴۰</sup> (۱۹۹۲) نشان دادند، زمانی که ضریب خطا AR و یا MA برابر یک باشد، ناکارآمد و دارای اریب خواهد بود. به‌علاوه، بدلیل اینکه GPH تنها بواسطه ی  $|d| < 1/2$  مستحکم و مستدل می‌باشد، به خوبی خصوصیات مجانبی را در بر نمی‌گیرد. اسمیت (۲۰۰۵) تعدیلی در برابر تخمین زن GPH پیشنهاد داد که با اضافه کردن یک رگرسیون اضافی  $-\log(p^2 + \lambda^2)$  به رگرسیون GPH انجام می‌پذیرد. بر این مبنای اریبی که توسط سطح انتقال‌ها پیش می‌آید، کاهش پیدا می‌کند. نظر به اینکه  $p$  (سطح ماندگاری)

نامشخص است، اسمیت (۲۰۰۵) یک تخمین زنی را که توسط  $p_T = kJ/T$  برای بعضی از مقادیر ثابت  $k > 0$  ایجاد می‌شود را استنتاج کرد.<sup>۴۱</sup>

#### ۲-۱-۴- نگرش Local Whittle: تخمین زن GSP

کلاس دیگری از تخمین زن نیمه پارامتریک در حوزه فرکانس، تخمین زن Local Whittle می‌باشد که پیرو نگرش Local Whittle، توسط کوسنچ<sup>۴۲</sup> (۱۹۸۷) مطرح شد. رابینسون<sup>۴۳</sup> (۱۹۹۵) نوع دیگری از این تخمین زن را ارائه داد که بواسطه نوع بیان راست نمایی، خصوصیات مجانبی مطلوب و فرضیاتش، مورد توجه قرار گرفت. این تخمین زن به نام تخمین زن نیمه پارامتریک نیمه گاوسی (GSP) شناخته شده است. تخمین زن GSP شبیه تخمین زن GPH بر اساس دوره نگاشت و با استفاده از تعریف  $c\lambda^{-2d}$  در شرایط  $\lambda \rightarrow 0^+$  طراحی شده است. همچنین GSP مانند GPH شامل پارامتر اضافی  $m$  است که می‌تواند کمتر یا مساوی  $[(T-1)/2]$  قرار بگیرد و  $1/m + m/T \rightarrow 0$  است در شرایطی که  $T \rightarrow \infty$  می‌رود.

GSP،  $d$  را توسط مینیمم کردن تابع زیر بدست می‌آورد:

$$r(d) = q(\hat{g}, d) - 1 = \log m^{-1} \sum_{j=1}^m \frac{I(\lambda_j)}{\lambda_j^{-2d}} - 2dm^{-1} \sum_{j=1}^m \log \lambda_j$$

که  $q(\hat{g}, d) = m^{-1} \sum_{j=1}^m \left( \frac{I(\lambda_j)}{\hat{g} \lambda_j^{-2d}} + \log \hat{g} \lambda_j^{-2d} \right)$  در ازای  $\hat{g} = m^{-1} \sum_{j=1}^m \lambda_j^{2d} I(\lambda_j)$  می‌باشد. ارزش  $\hat{d}$  که

مینیمم تابع  $r(d)$  است، وقتی که  $T \rightarrow \infty$  می‌رود، به ارزش واقعی  $d$  همگرا می‌شود. همچنین، رابینسون (۱۹۹۵) نشان داد که وقتی  $d \in (-1/2, 1/2)$  باشد،  $m^{1/2}(\hat{d} - d)$  به سمت  $N(0, 1/4)$  همگرا خواهد شد. بنابراین، با توجه به فرضیات تحت GSP که منطقی تر از GPH هستند، توزیع مجانبی GSP، بشدت ساده، استنباط مجانبی آن آسان و در کل، کاراتر از تخمین زن GPH خواهد بود. تنها اشکال GSP در مقایسه با GPH را می‌توان در لزوم بهینه سازی عددی این نوع تخمین زن دانست. در پی توسعه GSP، رابینسون و هنری<sup>۴۴</sup> (۱۹۹۸) این تخمین زن را در صورت بودن خصوصیات ناهمگنی پراکنشی<sup>۴۵</sup> شرطی (تحت شرایط با قاعده بواسطه‌ی شکل کلی ناهمگنی پراکنشی شرطی رابینسون (۱۹۹۱)) در سری‌ها بسط و تئوری مجانبی حافظه بلندمدت را با در نظر گرفتن ساختار ARCH گسترش دادند. بنابراین با وجود ناهمگنی پراکنشی شرطی در سری، استفاده از روش‌های دیگر شبیه GPH، باعث ناسازگاری نتایج تخمین خواهد شد.

از مباحث مهم در برآورد آزمون‌های GPH و GSP انتخاب پارامتر پهنای باند  $m$  می‌باشد. به طوری که جووک و پورتر-هوداک (۱۹۸۳) مرتبه‌ی پهنای باند  $T^{0.5}$  را بواسطه‌ی ایستایی  $d$  برای GPH پیشنهاد دادند. هوریچ و دیگران<sup>۴۶</sup> (۱۹۹۸) این مرتبه را بر اساس مینیمم سازی میانگین



خطای مربعات  $T^{0.8}$  در نظر گرفتند. در کل، مقدار بزرگتر  $\hat{d}$  را سریع تر به  $d$  همگرا می کند و از سوی دیگر اگر سری زمانی از نظر حافظه بلندمدت ایده آل نباشد و یا به عبارتی، حاوی فرایند  $ARFIMA(p,d,q)$  باشد، بطوریکه  $p$  یا  $q$  یا هر دو برابر صفر نباشند، باید ارزش کوچکی را برای  $m$  انتخاب کرد. نظر به اینکه، در فرکانس های بالا، رفتار کوتاه مدت سری بر شکل چگالی طیفی اثر گذار است (Balciilar, 2002).

### ۳-۱-۴- نگرش پارامتریک مدل ARFIMA بر اساس CML

در مباحث اقتصادسنجی از جمله روش های برآورد پارامتریک فرایند تفاضل کسری ARFIMA، برآورد حداکثر راست نمایی دقیق (EML)<sup>۴۷</sup> و ماکزیمم راست نمایی شرطی (CML) می باشند که به ترتیب توسط سوول<sup>۴۸</sup> (۱۹۸۷) و روشی که بران<sup>۴۹</sup> (۱۹۹۵) بر اساس آن، تخمین زن ماکزیمم تقریبی راست نمایی را بر پایه‌ی مینیمم مجموعه مربعات شرطی توسعه داده شده است، مطرح گشته اند. بران (۱۹۹۵)، کارایی جانبی و به هنجاری نتایج تخمین زننده های پارامترهای  $(d, \phi, \theta)$  را اثبات نمود و محققانی مانند بوردیگه و اوپکل<sup>۵۰</sup> (۱۹۹۳) و چانگ و بایلی<sup>۵۱</sup> (۱۹۹۳) با توجه به نتایج تخمین مونت کارلو<sup>۵۲</sup> روش برآورد CML را یک تخمین زن مناسب برای مدل های  $ARFIMA(0,d,0)$  بیان کردند. تکنیک CML بر خلاف روش EML احتیاجی به پیش فرض مانایی ( $d < 0.5$ ) نخواهد داشت و همچنین محاسبه‌ی آسان تر آن نسبت به تکنیک EML در برآورد، روش CML را تکنیکی دقیق تر از تکنیک EML معرفی کرده است. لگاریتم تقریبی راست نمایی CML به صورت زیر تعریف می شود:

$$L_C(d, \phi, \theta, \mu) = -\frac{T}{2} \ln \left[ \sum_{i=1}^T \left( \frac{\phi(L)}{\theta(L)} (1-L)^d (y_i - \mu)^2 \right) \right]$$

### ۴-۲- تشخیص و تعیین شکست ساختاری

در صورتی که با توجه به شرایط و مقتضیات حاکم بر متغیرهای اقتصادی، تغییر در روند متغیرها همراه تغییر در پارامترهای مدل صورت بگیرد؛ و یا به بیان دیگر، اگر در پایداری پارامترهای یک مدل خللی حاصل شود، این تغییرات را شکست ساختاری گویند (مرزبان و نجاتی، ۱۳۸۸). در مطالعات اولیه آزمون شکست ساختاری در مدل های رگرسیون خطی در یک نقطه زمانی از پیش تعیین شده و به صورت برون زا انجام می گرفت (Chow, 1960 and Brown et al., 1975). اما اخیراً روش های آزمون شکست ساختاری به طور درون زا و در نقطه یا نقاط از پیش تعیین نشده انجام می گیرد (Andrews et al., 1996 and Bai and Perron, 1998-2003; Andrews, 1993). در این مطالعه، به ترتیب از روش OLS مبنی بر CUSUM، آزمون SupF و

روش بای و پرون (۲۰۰۳، ۱۹۹۸) برای تشخیص و شناسایی نقاط شکست ساختاری استفاده خواهد شد.

#### ۱-۲-۴-آزمون OLS مبنی بر CUSUM

پلورگر و کرامر<sup>۵۳</sup> (۱۹۹۲) بر اساس آزمون تغییر ساختاری مجموع انباشته باقیمانده های متعارف OLS، روش CUSUM را پیشنهاد دادند. فرایند نوسان تجربی (efp) OLS مبنی بر CUSUM بصورت زیر تعریف می شود:

$$W_n^0(t) = \frac{1}{\hat{\sigma}\sqrt{n}} \sum_{i=1}^{[nt]} \hat{u}_i, \quad (0 \leq t \leq 1),$$

که  $\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{n-k} \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}$  و  $[nt]$  جزء صحیح  $nt$  می باشد. همچنین  $\hat{u}_i$  نشان دهنده ی

باقیمانده های OLS است. مسیر فرایند  $W_n^0(t)$  همواره با صفر در  $t=0$  شروع خواهد شد و این فرایند به جهت  $t=1$  به صفر بازگشت پیدا می کند. اما در صورت وجود تغییر ساختاری در  $t_0$ ، مسیر  $W_n^0(t)$  مقدار حداکثری در محدوده ی نقطه شکست  $t_0$  خواهد داشت. در این آزمون، فرض صفر (عدم وجود تغییر ساختاری) در صورتی رد می شود که فرایند تجربی نوسان در مقایسه با فرایند محدود نوسان که توسط کرانه های  $\lambda$  و  $-\lambda$  در سطح اطمینان  $\alpha$  مشخص می شوند، بطور غیر محتمل بزرگ باشد. بنابراین، اگر فرایند تجربی نوسان از محدوده ی کرانه  $\lambda$  و یا  $-\lambda$  عبور کند، می توان استنباط کرد که فرایند نوسان تجربی به طور غیر محتمل بزرگ است و فرض صفر در سطح اطمینان  $\alpha$  رد می شود. همچنین، فرض صفر آزمون، زمانی که آماره  $SupF = \max_{1 \leq t \leq T} F_t$  بزرگتر از ارزش بحرانی که در مطالعه اندروز<sup>۵۵</sup> (۱۹۹۳) گزارش شده بزرگتر باشد، پذیرفته نمی شود. در اینجا آماره متداول محاسبه شده در نقطه شکست  $t$  می باشد.

#### ۲-۲-۴-روش بای و پرون

در ابتدا فرض می شود که تعداد (m+1) رژیم سیاستی وجود داشته باشد که در نتیجه، m تغییر ساختاری وجود خواهد داشت. بنابراین رگرسیون خطی دارای m شکست (در این پژوهش، m شاخص نقاط شکست مجاز فرض شده و برابر ۵ و با ارزش تراپینگ<sup>۵۶</sup> ۱۵٪ تعیین گردیده است) و m+1 دسته پارامتر خواهد داشت که نمایش آماری آن به صورت زیر است:

$$y_t = x_t' \beta + z_t' \delta_j + u_t,$$

که  $t = T_{j-1} + 1, \dots, T_j$  بوده؛ به طوری که  $j = 1, \dots, m+1$  می باشد. در اینجا، متغیرهای  $T_0$  و  $T_{m+1}$  به ترتیب برابر صفر و  $T$  در نظر گرفته شده است. در این مدل،  $y_t$  متغیر وابسته در زمان  $t$

نشان دهنده‌ی بردار ضرایب خواهند بود و  $u_t$  جزء خطا در زمان  $t$  می باشد. در این آزمون همانطور که ذکر شد، شاخص‌ها  $(T_1, \dots, T_m)$  یا نقاط شکست، از پیش تعیین نشده (ناشناخته) تلقی شده اند. از این رو، هدف اصلی این است که ضرایب و نقاط شکست نامشخص رگرسیون را وقتی که  $T$  مشاهده از  $(y_t, x_t, z_t)$  موجود است، تخمین زده شود؛ به طوری که اگر  $p=0$  مدل شکست ساختار خالص باشد، یعنی همه ضرایب با  $\delta_j (j=1, \dots, m+1)$  تغییر پیدا می کند؛ در غیر این صورت  $(p>0)$ ، مدل با شکست جزئی می باشد؛ چون فقط  $\delta_j$  ها تغییر پیدا می کنند، درحالی که  $\beta$  ثابت فرض شده است. روش تخمین متغیرها بر اساس اصول حداقل مربعات است؛ به طوری که برای هر  $m$ -بخش  $(T_1, \dots, T_m)$ ،  $\{T_j\}$  مشخص شده است که متکی به تخمین حداقل مربعات  $\beta$  و  $\delta_j$  می باشد و توسط مینیم کردن مجموع مربع باقیمانده‌ها  $\sum_{i=1}^{m+1} \sum_{t=T_{i-1}}^{T_i} [y_t - x_t' \beta - z_t' \delta_i]^2$  بدست می آید. در ادامه با جایگزین کردن نتایج تخمین  $\hat{\beta}(\{T_j\})$  و  $\hat{\delta}(\{T_j\})$  در تابع هدف و با در نظر گرفتن نتایج مجموع پسماندها مربع شده (RSS)<sup>۵۸</sup> به عنوان  $S_T(T_1, \dots, T_m)$ ، تخمین نقاط شکست به صورت زیر می باشد:

$$(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) = \arg \min_{(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m)} S_T(T_1, \dots, T_m)$$

که همه بخش های میسر  $(T_1, \dots, T_m)$  را مینیمم سازی خواهد کرد؛ به طوری که  $T_i - T_{i-1} \geq q$  می باشد. برای تکمیل شدن این فرایند، پژوهش حاضر در پرتو  $m$  تغییر ساختار که معادل  $5 (T_5)$  آن را مجاز دانست، تعداد نقاط شکست را توسط معیار BIC با توجه به روش تخمین نقاط شکست بای و پرون (۱۹۹۸، ۲۰۰۳) انتخاب می گردد.

## ۵- نتایج پژوهش

### ۵-۱- ویژگی های آماری متغیر پژوهش

داده هایی که در پژوهش حاضر برای مدلسازی در بورس به کار برده شده است، شاخص قیمت بورس تهران برای دوره زمانی ۱۳۸۰/۰۹/۰۴ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۸ بوده که شامل ۲۶۶۷ مشاهده می باشد. در این قسمت برای محاسبه بازده شاخص کل از لگاریتم درصد تغییرات  $\left( r_t = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \times 100 \right)$  استفاده شده که  $p_t$  مقدار شاخص قیمت بورس در زمان  $t$  است. در تجزیه و تحلیل مقدماتی طبق جدول شماره ۱، آماره های چولگی و کشیدی اضافی نشان دهنده‌ی این مورد است که سری بازده،

دارای توزیع دنباله پهن تر و راس بالاتری نسبت به توزیع نرمال می باشد. آنچنان که آماره جارك-برا (J-B)<sup>۵۹</sup> برای بازده لگاریتمی رد شدن فرض نرمال بودن توزیع بازده ها را در پی دارد.

جدول شماره ۱- آماره توصیفی بازده TEPIX

تعداد مشاهدات	۲۶۶۷
میانگین	۰.۰۹۰۰۹۷
انحراف معیار	۰.۶۱۷۶۲
چولگی	۰.۳۹۷۷۶**
کشیدگی اضافی	۱۰.۶۹۶**
مینیمم	-۵.۴۵۰۳
ماکزیمم	۵.۲۶۰۸
J-B	۱۲۷۸۴.۰**
$Q(20)$	۱۲۳۵.۵۱*
$Q_s(20)$	۳۷۵.۵۴۵*
ARCH (5)	۳۲.۵۸۳*

توضیحات: J-B ارزش آماره جارك-برا باقیمانده های بازده را نشان می دهد.  $Q(20)$  و  $Q_s(20)$  آماره آزمون باکس-پیرس را به ترتیب برای باقیمانده بازده و باقیمانده مربعات بازده تا مرتبه ۲۰ سریال همبستگی بیان می کنند. ARCH(5) نمایانگر آماره-تی شاخص آزمون ARCH می باشد. \*\* و \* به ترتیب نشان دهنده رد معناداری فرض صفر آزمون ها در سطح معنی داری ۹۵٪ و ۹۰٪ می باشند.

برای آزمون فرضیه صفر مبتنی بر نوفه‌ی سفید بودن  $I_t^2$  از آماره های باکس-پیرس<sup>۶۰</sup> باقیمانده های بازده  $(Q(20))$  و مربع باقیمانده های بازده  $(Q_s(20))$  استفاده می گردد که به ترتیب هر کدام دارای توزیع مجانبی و خی دو  $(\chi^2)$  با ۲۰ درجه آزادی می باشند. باقیمانده های بازده و مربع باقیمانده های بازده این آزمون برای در برداشتن فرایند I.I.D و مستقل، رد می شوند و از این رو، باقیمانده های مربع و بازده، تا وقفه ۲۰ همبستگی بسیار بالایی دارند. در این خصوص آماره‌ی  $Q_s(20)$  بشدت بالا می باشد که نشان دهنده‌ی نفوذ فراگیر تلاطم خوشه ای در بازار سرمایه است. همانطور که آزمون مربوط به نشانه های ARCH (آزمون ضرایب لاگرانژ (LM)<sup>۶۱</sup>) این ویژگی را مورد تایید قرار می دهد.

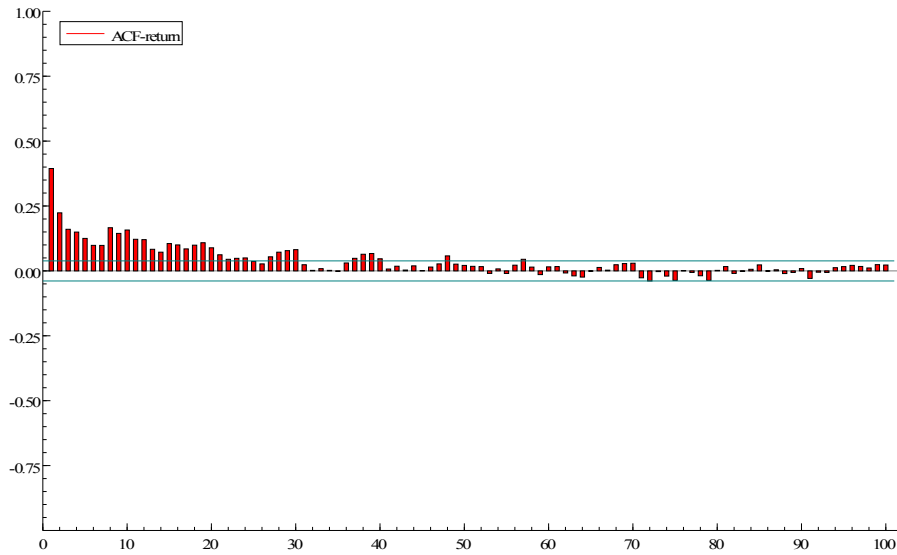
جدول شماره ۲- آزمون های ریشه واحد برای بازده TEPIX

آماره ها	مقادیر تخمین زده
ADF	-۱۲.۵۶۰۶۹(۷)***
PP	-۴۱.۶۶۴۸۱(۲۷)***
KPSS	۰.۲۶۱۸۸۲(۳۰)***

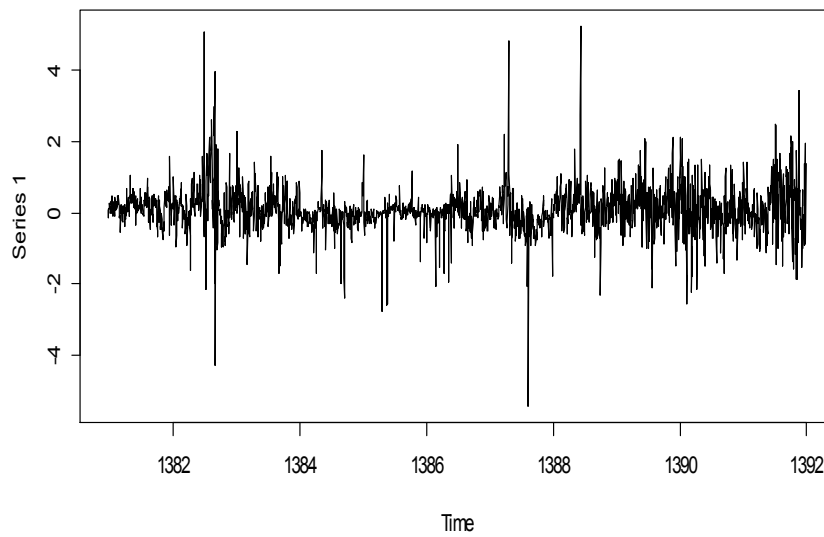
توضیحات: ارزش حیاتی ۱٪ مکینان ۶۲ برای آزمون ADF و PP برابر با ۳.۴۳۵- است. برای آزمون KPSS ارزش حیاتی ۰.۷۳۹ برابر با سطح معنی داری ۹۹٪ می باشد. اعداد داخل پرانتز به ترتیب نمایانگر وقفه دوره ها و پهنای باند برای آماره ADF و آماره‌های PP و KPSS می باشد.

\*\*\* نشان دهنده رد معناداری فرض صفر آزمون ها در سطح معنی داری ۹۹٪ می باشد.

همچنین با انجام آزمون های ایستایی (جدول شماره ۲) که توسط آماره دیکی- فولر تعمیم یافته (ADF)<sup>۶۳</sup>، آماره فیلیپس- پرون (PP)<sup>۶۴</sup>، آماره کوویت کووسکی-فیلیپس-اشمیت-شین (KPSS)<sup>۶۵</sup> در سطح معنی داری ۹۹٪ صورت گرفته، فرض صفر این سه آزمون (فرض صفر دو آزمون ADF و PP وجود ریشه واحد می باشد؛ در حالی که KPSS فرض صفر مبنی بر عدم وجود ریشه را دارا می باشد) رد می شود. طبق مطالعات بایلی و همکاران<sup>۶۶</sup> (۱۹۹۶)، رد شدن هر دو آماره PP و KPSS حاکی از این است که فرایند نه توسط I(0) و نه توسط I(1) توصیف می شود، بنابراین چنین فرایندی ممکن است توسط فرایند کسری جزئی بهتر توصیف شود. بعلاوه، شکل شماره ۱ تابع خودهمبستگی TEPIX را نشان می دهد که کاهش خودهمبستگی درحالی که وقفه ها افزایش می یابد، خیلی کند می باشد و تا حد زیادی از ویژگی تابع هیپربولیک پیروی می کند که بنابر ادبیات موجود نشانگر وجود حافظه بلندمدت خواهد بود و از سوی دیگر خط سیری سری بازده TEPIX (شکل شماره ۲) وجود تغییرات میان بعضی رژیم ها را نمایان می سازد.



شکل شماره ۱: تابع خودهمبستگی ACF



شکل شماره ۲: بازده TEPIX

## ۲-۵- یافته‌های تخمین حافظه بلندمدت

انتخاب تعداد عرض فرکانس مرتبه پایین (پهنای باند) در تخمین پارامتر حافظه بلندمدت با روش‌های GPH و GSP از مباحث مهم در این نوع تخمین می‌باشند؛ به طوری که مرتبه بالای عرض دوره نگاشت باعث اریب در تخمین  $d$  می‌شود و از سوی دیگر، با در نظر گرفتن مرتبه بسیار پایین عرض دوره نگاشت، منجر به افزایش تغییر پذیری نمونه گیری تخمین به علت کاهش اندازه نمونه، خواهد شد. به این منظور برای ارزیابی مستدل و محکم برآوردهای GPH و GSP بر حسب انتخاب پهنای باند، چندین ارزش پهنای باند  $m$  انتخاب می‌گردد؛ به طوری که تغییر ارزش‌ها تابعی از اندازه نمونه  $T$  خواهند بود و از طریق  $m = [T^\alpha]$  بواسطه  $\alpha = \{0.5, 0.55, 0.65\}$  مشخص می‌شوند. نتایج پیرو جدول ۳ و طبق آماره GPH از وجود حافظه بلندمدت در تمام ارزش‌های پهنای باند  $m$  حمایت می‌کند و همچنین آماره GSP فاصله معناداری از صفر نداشته و فرض صفر این آزمون (عدم وجود حافظه بلندمدت  $(d=0)$ ) شبیه آماره GPH رد می‌شود.<sup>۶۷</sup>

جدول شماره ۳: تخمین پارامتر  $d$  با روش‌های نیمه پارامتریک

$m = T^\alpha(0.5, 0.55, 0.65)$	$m=51$	$m=76$	$m=168$
GPH( $d$ parameter)	۰.۲۸۸۲۸۸ (۰.۱۰۱۸۵۱) [۰.۰۰۰۴۶]	۰.۲۹۰۶۸۸ (۰.۰۸۰۹۹۶۶) [۰.۰۰۰۰۳]	۰.۲۸۴۶۲۷ (۰.۰۵۲۳۳۶) [۰.۰۰۰۰۰]
GSP( $d$ parameter)	۰.۲۰۷۷۳۴ (۰.۰۷۰۰۱۴) [۰.۰۰۰۳۰]	۰.۲۴۴۳۹۳ (۰.۰۵۷۳۵۳۹) [۰.۰۰۰۰۰]	۰.۳۳۷۴۹۸ (۰.۰۳۸۵۷۵۸) [۰.۰۰۰۰۰]
توضیحات: اعداد داخل پرانتز خطای استاندارد پارامتر $d$ می‌باشند. مقادیر داخل کروشه $p$ -value فرض صفر $(d=0)$ آزمون‌ها می‌باشند.			

در ادامه با توجه اینکه تخمین روش‌های GPH و GSP برای یک فرایند  $ARFIMA(p,d,q)$  به دلیل نادیده انگاشتن اجزای کوتاه مدت دارای اریب می‌باشند (همان‌طور که اگیاکولوگو و همکاران (۱۹۹۲) این امر را در آزمون GPH اثبات کردند)، به بررسی آزمون پارامتریک حافظه بلندمدت پرداخته می‌شود. در جهت این امر و برای برآورد پارامتر حافظه با استفاده از روش CLM، تمام مدل‌های ممکن برای  $p=0,1,2$  و  $q=0,1,2$  به استثنای  $p=q=0$  را تخمین زده و سپس بر اساس معیار AIC مدل انتخاب می‌گردد. برای تخمین از نرم افزار Oxmetric/Pcgive استفاده شده است. نتایج ارائه شده در جدول شماره ۴ بیانگر این است که در بازه‌ی زمانی مورد بررسی، حافظه

بلندمدت به علت معناداری و اینکه مقدار پارامتر  $d$  که بین  $0 < d < 0.5$  قرار گرفته است، وجود دارد. در این صورت بین داده ها در بازه زمانی مشخص شده خودهمبستگی معناداری وجود دارد. بنابراین فرض گام تصادفی در بازار اوراق بهادار تهران نفی می شود و بالطبع، چنین بازاری قابل پیش بینی خواهد بود.

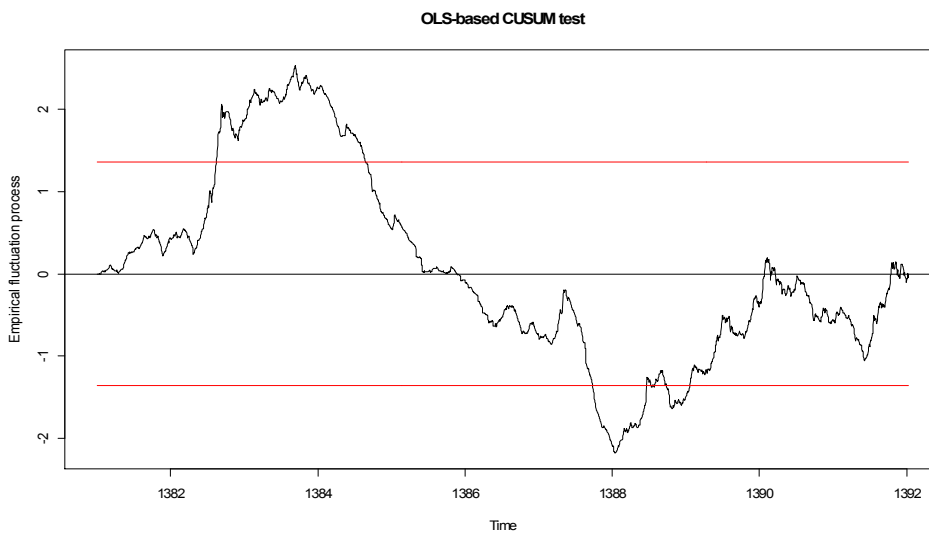
جدول شماره ۴: تخمین پارامتریک مدل ARFIMA بر اساس CLM

پارامترها	Estimates	Std. Errors	t-value	Prob.
d	۰.۲۲۱۲۱۰	۰.۰۲۱۶۹	۱۰.۲	۰.۰۰۰
MA(1)	۰.۱۱۹۳۰۰	۰.۰۲۷۶۵	۴.۳۱	۰.۰۰۰
$\mu$	۰.۱۰۲۹۶۵	۰.۰۶۲۰۹	۱.۶۶	۰.۰۹۷
Log-likelihood	-۲۲۳۸۸.۰۲		Mean(residuals)	-۰.۰۰۱۰۶۹۵
AIC	۱.۶۸۱۸۹		Std.Devn(residuals)	۰.۵۶۰۱۸
Mean(daily returns)	۰.۰۹۰۰۹		Skewness	-۰.۱۵۵۰۳
var(daily returns)	۰.۵۶۰۲۸		Excess kurtosis	۱۳.۱۹۶

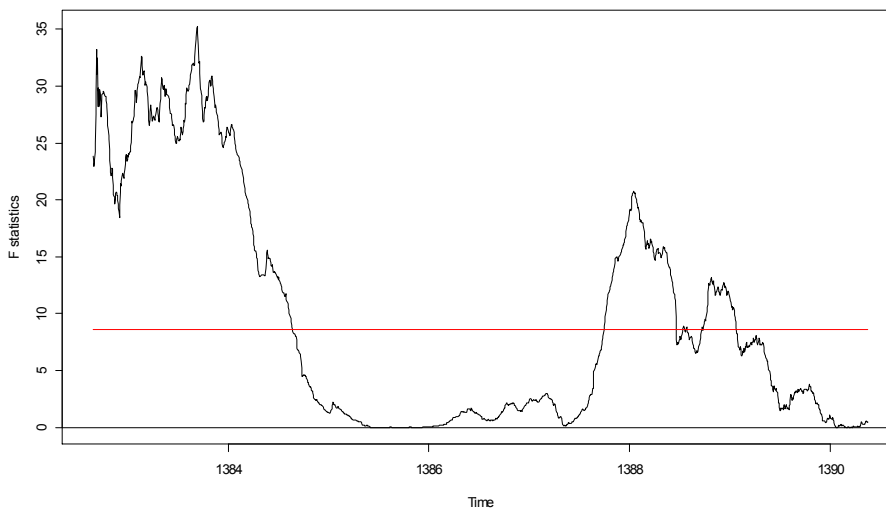
### ۳-۵- تشخیص و برآورد نقاط زمانی شکست

در این بخش، برای چک کردن تغییرات ساختاری در مدل، ابتدا فرایند OLS مبنی بر CUSUM مطابق معادله  $W_n^0(t) = \frac{1}{\hat{\sigma}\sqrt{n}} \sum_{i=1}^{[nt]} \hat{u}_i$ , ( $0 \leq t \leq 1$ ) بکار برده می شود. آنچه از شکل ۳ مشهود است، اوج و فرود فرایند نوسان بر اساس OLS مبنی بر CUSUM در سطح معنی داری ۰.۹۵، نشان می دهد که نوسانات از کرانه ها تجاوز کرده است و مسیر CUSUM دو سطح انتقال را در اواخر سال ۱۳۸۳ و اوایل سال ۱۳۸۸ را نمایان می کند. همچنین آزمون آماره SupF که در شکل ۴ ارائه شده است نیز در سطح معنی داری ۰.۹۵، فرض صفر عدم شکست ساختاری را رد می کند که تایید دوباره ای بر وجود حداقل یک تغییر ساختاری در سری مورد نظر می باشد.



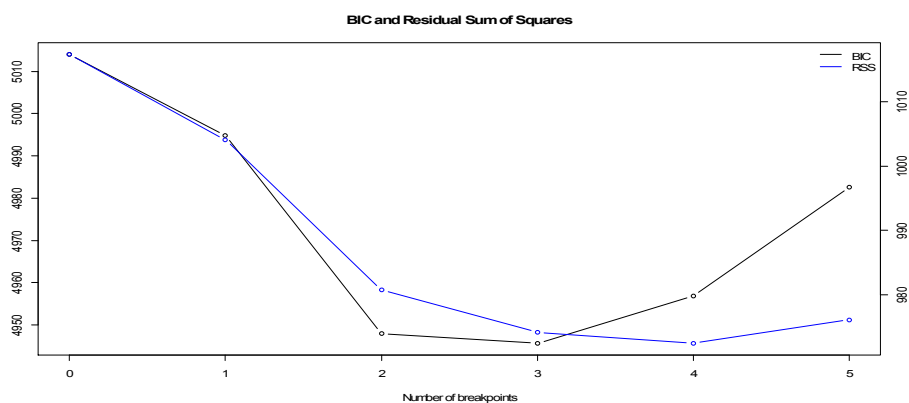


شکل شماره ۳: آماره CUSUM بر مبنای OLS

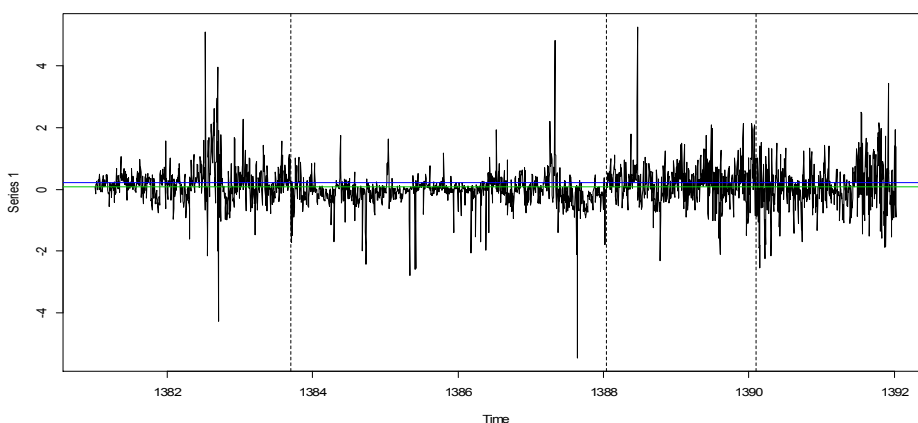


شکل شماره ۴: آماره SupF

برای زمان بندی کردن نقاط شکست در رگرسیون مدل با کاربرد روش بای و پرون (۱۹۹۸، ۲۰۰۳)، تعداد  $(m+1)$  رژیم سیاستی با  $m=0,1,\dots,5$  تغییر ساختاری (با  $h=15\%$ ) در نظر گرفته شد که در این جهت مطابق شکل ۵ و همچنین با گزارش مقدار آمارهای دقیق شکل مذکور، که در جدول ۵ ارائه شده است، BIC از سه نقطه شکست در سری بازده TEPIX حمایت می کند. در ادامه شکل ۶ نشان دهندهی زمان های تخمین زده شدهی نقاط شکست بای و پرون در سری بازده TEPIX می باشد.<sup>۶۸</sup>



شکل شماره ۵: تعداد نقاط شکست انتخاب شده توسط BIC



شکل شماره ۶: نقاط زمانی شکست

جدول شماره ۵: نتایج آماره های BIC و RSS

m	۰	۱	۲	۳	۴	۵
BIC	۵۰۱۴۰۱۵۲	۴۹۹۴۰۷۵۷۵	۴۹۴۷۰۹۶۱۸	۴۹۴۵۰۶۹۸۵	۴۹۵۶۰۹۰۶۵	۴۹۸۲۰۶۵۳۲
RSS	۱۰۱۷۰۳۳۰۵	۱۰۰۴۰۵۳۷	۹۸۰۰۷۷۰۸	۹۷۴۰۱۵۸۹	۹۷۲۰۴۹۱۳	۹۷۶۰۱۳۳۳
توضیحات: m تعداد تغییرات ساختاری در نظر گرفته شده می باشد.						

اولین نقطه شکست مطابق است با ششصد و پنجاه و یکمین مشاهده که تاریخ ۱۳۸۳/۰۸/۱۳ را شامل می‌شود. دومین نقطه شکست در مشاهده‌ی ۱۷۰۲ واقع شده است که مطابق با تاریخ ۱۳۸۸/۰۱/۰۹ می‌باشد و سومین شکست ساختاری برابر با مشاهده ۲۰۲۳ بوده که تاریخ ۱۳۹۰/۰۱/۲۷ را آشکار می‌کند.

#### ۴-۵- تشخیص حافظه صحیح بازار

سری‌های زمانی که توسط فرایند حافظه بلندمدت حقیقی ایجاد می‌شوند، طبق فرایند تولید داده‌ها (DPG)، داده‌های متحد شکلی در سرتاسر سری را دارا خواهند بود. بنابراین، اگر به اشتباه با استفاده از روش نقاط شکست به بررسی سری پرداخته شود، ممکن است روش شناخت نقاط شکست تعدادی شکست ساختاری را که اصلاً وجود ندارند، گزارش دهند. در پی آن، نقاط شکست جعلی تعداد پارتیشن‌های با طول‌هایی متفاوت ایجاد خواهند کرد که هر پارتیشن خرده نمونه‌ای از سری اصلی خواهند بود. از این رو، خرده نمونه‌ها ویژگی‌های آماری یکسانی را همانند سری اصلی به علت اینکه از کمیت واحدی نشأت گرفته‌اند، نشان می‌دهند. بنابراین هر نوع نتیجه تفاضل تخمین زده شده، خواه فرایند تصادفی و یا همبستگی سریالی حافظه بلندمدت بین محدوده رژیم‌ها باشد، متفاوت نخواهد بود. از سوی دیگر، اگر سری‌های زمانی یک یا چند شکست ساختاری حقیقی را دارا باشد، سری یک یا چند ناپیوستگی در فرایند تولید داده‌ها خواهد داشت<sup>۶۹</sup>.

در این بخش، ابتدا خصوصیات آماری درون رژیم‌ها برای درک خصوصیات هر خرده نمونه ذکر شده و سپس آزمون‌های حافظه بلندمدت، بر حسب محدوده‌ی رژیم‌ها برآورد می‌شود. در ابتدا، طبق آماره‌های تشخیصی رژیم‌ها در جدول ۶، تمامی آزمون‌های جارک-برا، باکس-پیرس و ARCH (جز آزمون جارک-برا در آخرین دوره) در سطح صفر رد شده‌اند و همچنین در آزمون بزرگ‌تر بودن انحراف معیارها از میانگین داده‌ها در تمام دوره‌ها و وجود چولگی و کشیدگی بالا در تمام خرده سری‌ها -بجز آخرین دوره- می‌توان با کمی اغماض استنباط کرد که همه‌ی دوره‌ها پیرو الگوی آماری یکسانی می‌باشند. در ادامه با در نظر گرفتن آزمون‌های نیمه پارامتریک حافظه بلندمدت (GSP و GPH) برای قبل و بعد شکست‌ها، نتایج، معناداری پارامترهای تفاضل کسری را

به استثنای چند مورد که در جدول ۷ نمایش داده شده است، اثبات می کند. بعلاوه، آزمون پارامتریک CML که در جدول ۸ نتایج آن ارائه شده است، از وجود حافظه بلندمدت در تمام نقاط زمانی قبل و بعد از شکست ها حمایت می کند. با این وجود، برای اطمینان از اینکه حافظه بلندمدت مشاهده شده ناشی شده از نقاط شکست موجود در سری می باشد یا خیر، آزمون GPH اصلاح شده اسمیت (۲۰۰۵) انتخاب و آزمون می گردد. نتایج (جدول ۹) نشان می دهد که مقادیر آزمون GPH تعدیل شده در تمام ارزش های انتخاب شده k بیشتر از مقدار GPH کلاسیک می باشد و طبق یافته های اسمیت (۲۰۰۵) می توان بیان کرد که سطوح انتقال علت حافظه بلندمدت در پژوهش مذکور نمی باشد. بنابراین با توجه به الگوی آماری تقریباً یکسان خرده سری های زمانی و اثبات وجود حافظه بلندمدت در قبل و بعد شکست های ساختاری و اینکه شکست ها سبب حافظه بلندمدت نمی باشد، می توان چنین ادعا کرد که پارتیشن های هر رژیم فراکتالی از سری اصلی (بدون اعمال تقسیم بندی زمانی مطابق نقاط شکست) پژوهش حاضر می باشند. به عبارت دیگر، با توجه به نتایج بدست آمده از جداول تخمین زده شده در این بخش می توان وجود حافظه بلندمدت در بازده TEPIX را به قطعیت و بدون اثرگذاری شکست های ساختاری اثبات کرد و می توان این استنباط را ارائه نمود که سرمایه گذاران در بازار اوراق بهادار تهران، گرایش به عکس العمل آهسته و تدریجی نسبت به ورود اطلاعات جدید دارند؛ که این امر طبق فرایند شرطی در بازار خواهد بود. بنابراین به نظر می رسد که بازار اوراق بهادار تهران نمی تواند به عنوان بازار کارا از لحاظ سرعت انتقال اطلاعات بررسی شود. از این رو، امکان کسب سودهای غیرعادی باثبات در چنین بازاری وجود دارد و پیرو این نتیجه، فرض شکل ضعیف کارایی بازار نیز نقض خواهد شد.

جدول شماره ۶: آماره توصیفی بازده TEPIX مطابق با نقاط زمانی قبل و بعد شکست ها

دوره های زمانی	از ۱۳۸۰/۰۹/۰۴ تا ۱۳۸۳/۰۸/۱۳	از ۱۳۸۳/۰۸/۱۳ تا ۱۳۸۸/۰۱/۰۹	از ۱۳۸۸/۰۱/۰۹ تا ۱۳۹۰/۰۱/۲۷	از ۱۳۹۰/۰۱/۲۷ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۸
تعداد مشاهدات	۶۵۱	۱۰۵۱	۵۰۰	۴۶۵
میانگین	۰.۲۱۴۲۶	-۰.۰۵۲۹۷۳	۰.۲۴۱۹۸	۰.۰۷۶۳۲۲
انحراف معیار	۰.۶۱۵۱۷	۰.۴۹۲۷۸	۰.۶۴۴۶۹	۰.۷۵۴۵۸
چولگی	۰.۹۲۲۶۵	-۱.۸۹۴۲	۱.۰۵۰۷	۰.۱۵۴۸۱
کشیدگی اضافی	۱۳.۵۱۶	۱۱.۲۵۹	۸.۱۸۹۶	۱.۳۹۴۱
J-B	**۵.۰۴۷۶	**۳۸۲۷.۶	**۱۴۸۹.۳	۳۹.۵۱۲
Q(20)	*۳۲۸.۲۱۳	*۱۴۱.۵۱۲	۱۸۹.۳۴۴	*۹۱.۷۲۶۹

دوره های زمانی	از ۱۳۸۰/۰۹/۰۴ تا ۱۳۸۳/۰۸/۱۳	از ۱۳۸۳/۰۸/۱۳ تا ۱۳۸۸/۰۱/۰۹	از ۱۳۸۸/۰۱/۰۹ تا ۱۳۹۰/۰۱/۲۷	از ۱۳۹۰/۰۱/۲۷ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۸
$Q_s(20)$	*۲۹۷.۳۸۱	*۶۹.۸۹۹۲	*۴۹.۶۳۴۰	*۱۱۵.۷۰۶
ARCH(5)	*۱۸.۲۴۵	*۵.۷۷۱۵	*۱۰.۷۲۷	*۹.۵۰۹۳

توضیحات: J-B ارزش آماره جارک- برا باقیمانده های بازده را نشان می دهد.  $Q_s(20)$  و  $Q(20)$  آماره آزمون باکس-پیرس را به ترتیب برای باقیمانده بازده و مربعات باقیمانده بازده تا مرتبه ۲۰ سریال همبستگی، بیان می کنند. ARCH(5) نمایانگر آماره- تی شاخص آزمون ARCH می باشد. \*\*\* و \*\* به ترتیب نشان دهنده رد معناداری فرض صفر آزمون ها در سطح معناداری ۰.۹۵٪ و ۰.۹۰٪ می باشند.

جدول شماره ۷: تخمین GPH و GSP مطابق نقاط زمانی قبل و بعد شکست ها

$m = T^{\alpha(0.55, 0.65)}$	GPH(d parameter)			GSP(d parameter)		
	$m = T^{(0.5)}$	$m = T^{(0.55)}$	$m = T^{(0.65)}$	$m = T^{(0.5)}$	$m = T^{(0.55)}$	$m = T^{(0.65)}$
از ۱۳۸۰/۰۹/۰۴ تا ۱۳۸۳/۰۸/۱۳	۰.۳۹۱۵۸۵ (۰.۱۵۷۰۲) [۰.۰۱۲۶]	۰.۴۲۱۹۲۲ (۰.۱۲۷۵۹۵) [۰.۰۰۰۹]	۰.۳۱۰۹۷۳ (۰.۰۸۷۴۰۰۱) [۰.۰۰۰۴]	۰.۴۸۳۶۹۵ (۰.۱) [۰.۰۰۰۰]	۰.۴۷۰۶۴۳ (۰.۰۸۴۵۱۵۴) [۰.۰۰۰۰]	۰.۲۳۷۸۲۷ (۰.۰۶۱۰۸۴) [۰.۰۰۰۱]
از ۱۳۸۳/۰۸/۱۳ تا ۱۳۸۸/۰۱/۰۹	۰.۲۷۶۸۳۵ (۰.۱۳۴۵۹) [۰.۰۳۹۷]	۰.۲۵۱۹۳۹ (۰.۱۰۹۶۴۳) [۰.۰۲۱۶]	۰.۴۰۷۹۳۳ (۰.۰۷۲۸۰۶۶) [۰.۰۰۰۰]	۰.۳۰۲۴۵۶ (۰.۰۸۸۳۸۸) [۰.۰۰۰۶]	۰.۲۷۳۴۶۵ (۰.۰۷۴۵۳۵۶) [۰.۰۰۰۲]	۰.۴۰۲۲۷۵ (۰.۰۵۲۱۲۸) [۰.۰۰۰۰]
از ۱۳۸۸/۰۱/۰۹ تا ۱۳۹۰/۰۱/۲۷	۰.۲۱۰۸۸۴ (۰.۱۷۰۳۸) [۰.۲۱۵۸]	۰.۲۰۶۰۲۵ (۰.۱۴۰۲۷۲) [۰.۱۴۱۹]	۰.۲۶۴۵۹۳ (۰.۰۹۶۹۹۱۴) [۰.۰۰۶۴]	۰.۲۵۲۰۹ (۰.۱۰۶۶) [۰.۰۱۸۰]	۰.۲۴۷۳۴۷ (۰.۰۹۱۲۸۷۱) [۰.۰۰۶۷]	۰.۲۲۱۳۰۱ (۰.۰۶۶۸۱۵) [۰.۰۰۰۹]
از ۱۳۹۰/۰۱/۲۷ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۸	۰.۳۶۰۱۳۹ (۰.۱۷۵۵۷) [۰.۰۴۰۲]	۰.۲۲۹۹۶۲ (۰.۱۴۳۲۶۷) [۰.۱۰۸۵]	۰.۲۱۶۵۲۲ (۰.۰۹۹۱۰۵۲) [۰.۰۲۸۹]	۰.۱۹۰۳۴۶ (۰.۱۰۹۱۰۹) [۰.۰۸۱۱]	۰.۱۴۶۷۵۸ (۰.۰۹۲۸۴۷۷) [۰.۱۱۴۰]	۰.۱۳۷۱۴۷ (۰.۰۶۸۰۴۱) [۰.۰۴۳۸]

توضیحات: اعداد داخل پرانتز خطای استاندارد پارامتر d می باشند.  
مقادیر داخل کروشه p-value فرض صفر (d=0) آزمون ها می باشند.

جدول شماره ۸: تخمین پارامتریک مدل ARFIMA بر اساس CLM مطابق نقاط زمانی قبل و بعد شکست‌ها

دوره های زمانی	از ۱۳۸۰/۰۹/۰۴ تا ۱۳۸۳/۰۸/۱۳	از ۱۳۸۳/۰۸/۱۳ تا ۱۳۸۸/۰۱/۰۹	از ۱۳۸۸/۰۱/۰۹ تا ۱۳۹۰/۰۱/۲۷	از ۱۳۹۰/۰۱/۲۷ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۸
d parameter	۰.۲۶۶۸۰۸ (۰.۰۵۷۰۸)	۰.۱۹۶۱۴۰ (۰.۰۴۸۶۳)	۰.۱۲۰۴۴۱ (۰.۰۴۲۸۷)	۰.۱۰۹۴۰۳ (۰.۰۵۱۱۱)
AR(1)	۰.۰۰۶۱۳۸۴۶*** (۰.۰۷۰۴۶)	-	-	-
MA(1)	-	۰.۱۲۸۱۱۳ (۰.۰۵۴۴۳)	۰.۴۲۰۰۷۹ (۰.۰۵۲۲۰)	۰.۲۳۰۳۸۱ (۰.۰۶۷۰۳)
$\mu$	۰.۲۰۶۳۸۲*** (۰.۱۱۰۳)	-۰.۰۷۷۹۴۱۳*** (۰.۰۵۷۳۸)	۰.۲۵۲۹۳۸ (۰.۰۷۱۶۲)	۰.۰۷۸۶۲۱۶*** (۰.۰۷۵۴۹)
Log-likelihood	-۵۵۶.۲۰۸۷۳۴	-۳۲۲.۱۶۹۵۳۲	-۴۲۰.۹۸۴۳۳۴	-۴۹۹.۱۹۵۹۰۱
AIC	۱.۷۲۱۰۷۱۳۸	۱.۰۰۲۰۵۶۹۳	۱.۶۹۹۹۳۷۳۴	۲.۱۶۴۲۸۳۴۵

توضیحات: مقادیر داخل پرانتز پراکنش خطاهای استاندارد می باشند.  
\*\*\* نشان دهنده رد معناداری در سطح معنی داری ۹۵٪ است. مدلسازی مدل‌ها در هر دوره زمانی بر اساس  $p=0,1,2$  و  $q=0,1,2$  صورت گرفته است و از میان آنها مدلهایی که از AIC کمتری برخوردار هستند، انتخاب شده اند.

جدول شماره ۹: تخمین مدل GPH و اصلاح شده بر اساس روش انتخاب پهنای باند Plug-in

	GPH	Modified GPH		
		K=2	k=3	k=4
انتخاب پهنای باند (m) بر اساس روش Plug-in	۰.۳۲۰۸*** (۰.۰۸۷۰۲) [۳.۶۸۷]	۰.۳۵۴۳** (۰.۱۷۰۴) [۲.۰۸]	۰.۳۷۱۵** (۰.۱۴۱) [۲.۶۳۴]	۰.۳۶۴** (۰.۱۲۳۷) [۲.۹۴۲]

توضیحات: جدول شامل تخمین d توسط GPH و اصلاح شده اسمیت (۲۰۰۵) با خطای استاندارد () و t-value [ ] که به ترتیب در زیر تخمین d قرار گرفته اند، می باشد.  
\*\*\* نشان دهنده معناداری در سطح معنی داری ۹۹٪، \*\* نمایانگر معناداری در سطح معنی داری ۹۵٪ و \* ارائه دهنده معناداری در سطح معنی داری ۹۰٪ می باشد.  
پیرو اسمیت (۲۰۰۵)، زها ( $j=1,2,3,\dots,m$ ) بر اساس روش Plug-in هورویچ و دئو (۱۹۹۹) انتخاب شده است، به طوریکه برای GPH این مقدار برابر با ۶۷ و برای GPH تعدیل شده به ترتیب مقادیر k برابر با ۱۲۵، ۱۴۰ و ۱۵۶ می باشند.  
K نمایانگر سنجش مدرج از ۱ الی ۵ است که سه ارزش متفاوت ۲، ۳ و ۴ برای k اختیار شده است.

## ۶- نتیجه گیری و بحث

حافظه بلندمدت و تغییر ساختاری از موضوعاتی است که به راحتی باعث سردرگمی در بررسی سری‌های زمانی می‌شود؛ به طوری که، بیشتر پژوهشگران مشکل شکست ساختاری را در آزمون حافظه بلندمدت نادیده می‌گیرند. در حقیقت، شواهدی وجود دارد که فرایند حافظه کوتاه مدت ایستا با نقاط شکست در میانگین می‌تواند نرخ آهسته کاهش در تابع خودهمبستگی و دیگر خصوصیات فرایند‌های انباشته کسری را نشان دهد. بنابراین سری زمانی با داشتن نقاط شکست، ماندگاری قوی را در تابع خودهمبستگی ایجاد می‌کند که رفتار فرایند حافظه بلندمدت در آن مشاهده می‌شود. از سوی دیگر، فرایندهای حافظه بلندمدت ممکن است به شناخت جعلی نقاط شکست منجر شود. از این رو، هدف اصلی مطالعه حاضر، استنباط صحیح حافظه بازده TEPIX می‌باشد.

برای دستیابی به هدف مذکور، ابتدا پارامتر حافظه بلندمدت را با استفاده از روش‌های نیمه پارامتریک (GPH و GSP) و پارامتریک (CLM) بدون توجه به نقاط شکست تخمین زده و در گام بعدی، با استفاده از روش OLS مبنی بر مجموع انباشته (CUSUM)، آزمون SupF و روش بای و پرون (۱۹۹۸، ۲۰۰۳) به تعیین و تشخیص نقاط زمانی شکست اختصاص داده شده است. نتایج مشاهده شده حاکی از وجود همزمان حافظه بلندمدت و نقاط زمانی شکست در سری می‌باشد. بنابراین برای استنباط صحیح در مورد حافظه بلندمدت با توجه به وجود نقاط شکست، به بررسی ویژگی‌های آماری و حافظه بلندمدت در دوره‌های قبل و بعد نقاط زمانی شکست پرداخته شد که نتایج، از الگوی آماری تقریبی یکسان و از وجود حافظه بلندمدت در تمام دوره‌های زمانی تقسیم بندی شده بواسطه شکست‌های ساختاری حمایت می‌کند. بعلاوه، برای اطمینان از اینکه حافظه بلندمدت مشاهده شده ناشی شده از نقاط شکست موجود در سری می‌باشد یا خیر، آزمون GPH اصلاح شده اسمیت (۲۰۰۵) را انتخاب و آزمون شده است. نتایج نشان داد که مقادیر آزمون GPH اصلاح شده در تمام ارزش‌های انتخاب شده  $k$  بیشتر از مقدار GPH کلاسیک می‌باشد و طبق یافته‌های اسمیت (۲۰۰۵) می‌توان بیان کرد که سطح انتقال‌ها علت حافظه بلندمدت نخواهد بود. بنابراین می‌توان چنین ادعا کرد که پارتیشن‌های هر رژیم فراکتالی از سری زمانی مورد تحقیق می‌باشند و به عبارت دیگر، همه‌ی خرده سری‌ها ویژگی‌های یکسانی همانند سری اصلی را در بردارند. در نهایت، پژوهش حاضر به این استنباط ختم می‌شود که حافظه بازده TEPIX، بلندمدت و حقیقی بوده و بالطبع، نمی‌تواند تحت تاثیر شکست‌های ساختاری قرار گیرد.

## فهرست منابع

- \* تیموری، محمد و طالبلو، رضا. (۱۳۸۹). پویایی‌های تورم و رابطه تورم و عدم اطمینان اسمی با استفاده از الگوی ARFIMA-GARCH، فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی، سال دهم، شماره اول، صص ۱۷۰-۱۳۷
- \* عرفانی، علیرضا. (۱۳۸۷). بررسی حافظه‌ی بلندمدت بودن شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران، پژوهشنامه‌ی علوم انسانی و اجتماعی، سال هشتم، شماره بیست و هشتم، صص ۹۲-۷۷
- \* عرفانی، علیرضا. (۱۳۸۸). پیش بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدل ARFIMA، تحقیقات اقتصادی دانشگاه تهران، سال ۴۴، شماره ۸۶، صص ۱۶۳-۱۸۰.
- \* کشاورز حداد، غلامرضا و صمدی، باقر. (۱۳۸۸). برآورد و پیش بینی تلاطم بازده در بازار سهام تهران و مقایسه دقت روش‌ها در تخمین ارزش در معرض خطر: کاربردی از مدل‌های خانواده FIGARCH، تحقیقات اقتصادی دانشگاه تهران، سال ۴۴، شماره ۸۶، صص ۱۹۳-۲۳۵
- \* محمودی، وحید، محمدی، شاپور و هستی، چیت سازان. (۱۳۸۹). بررسی روند حافظه بلندمدت در بازارهای جهانی نفت، تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی، سال ۱، شماره ۱، صص ۲۹-۴۸.
- \* مرزبان، حسین و نجاتی، مهدی. (۱۳۸۸). شکست ساختاری در ماندگاری تورم و منحنی فیلیپس در ایران، تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی، سال ۳، شماره ۲ (پیاپی ۸)، صص ۱-۲۶.
- \* Agiakloglou, C., Newbold P., Wohar, M. (1993). Bias in an estimator of the fractional difference parameter, *Journal of Time Series Analysis*, 14: 235-246.
- \* Andrews, D.W.K, Lee, I. and Ploberger, W. (1996). Optimal Change Point Tests Normal Linear Regression, *Econometrica*, 64: 9-38.
- \* Andrews, D.W.K. (1993). Tests for Parameter Instability and Structural Change with Unknown Change Points, *Econometrica*, 61: 821-856.
- \* Bai J., Perron, P. (2003). Computation and analysis of multiple structural change models, *Journal of Applied Econometrics*, 18: 1-22.
- \* Bai, J. and Perron, P. (1998). Testing for and Estimation of Multiple Structural Changes, *Econometrica*, 66: 47-79.
- \* Baillie, R.T., Bollerslev T. and Mikkelsen H.O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 74(1): 3-30
- \* Balcilar, M. (2002). Persistence in Inflation: Long Memory, Aggregation, or Level Shifts?, sixth METU International Conference on Economics, September 11-14, 2002, Ankara, Turkey
- \* Beran, J. (1995). Maximum likelihood estimation of the differencing parameter for invertible short and long memory autoregressive integrated moving average models, *Journal of the Royal Statistical Society*, 57(4): 659-672.



- \* Beveridge, S. and Oickle, C. (1993). Estimating fractionally integrated time series models, *Economics Letters*, 43(2): 137-142.
- \* Breidt, F.J. and Hsu, N.J. (2002). A Class of Nearly Long-Memory Time Series Models, *International Journal of Forecasting*, 18: 265-281.
- \* Brown, R. L., Durbin, J. and Evans, J. (1975). Techniques for testing the constancy of regression relationships over time, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 37(2):149-192.
- \* Cheung, Y.W. and Diebold, F.X. (1994). On maximum likelihood estimation of the difference parameter of fractionally integrated noise with unknown mean, *Journal of Econometrics*, 62(2): 301-316.
- \* Choi, K., and Zivot, E. (2007). Long Memory and Structural Changes in the Forward Discount: An Empirical Investigation, *Journal of International Money and Finance*, 26: 342-363.
- \* Chow, G.C. (1960). Tests for Inequality between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions, *Econometrica*, 28: 591-605.
- \* Chung, C. F. and Baillie, R.T. (1993). Small sample bias in conditional sum of squares estimators of fractionally integrated ARMA models, *Empirical Economics*, 18(4): 791-806
- \* De Pooter, M., Martens, M. and van Dijk, D. (2008). Predicting the daily covariance matrix of S&P100 stocks using intraday data-but which frequency to use?, *Econometric Reviews*, 27 (1-3)
- \* Diebold, F.X. and Inoue, A. (2001). Long Memory and Regime Switching, *Journal of Econometrics*, 101: 131-159.
- \* Dittman, I. and Granger, C.W.J. (2002). Properties of nonlinear transformations of fractionally integrated processes, *Journal of Econometrics*, 110(2): 113-133.
- \* Doornik J.A. and Ooms, M. (2003). Computational aspects of maximum likelihood estimation of autoregressive fractionally integrated moving average models, *Computational Statistics & Data Analysis*, 42(3): 333-348.
- \* Doornik, J.A. and Ooms, M. (2004). Inference and forecasting for ARFIMA models, with an application to US and UK inflation, *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 8(2): Article 14.
- \* Engle, R.F. and Smith, A.D. (1999). Stochastic permanent breaks. *Review of Economics and Statistics*, 81(4): 553-574.
- \* Geweke, J. and Porter-Hudak, S. (1983). The Test and Application of Long memory Time Series Models, *Journal of Time Series Analysis*, 4(4): 221-238.
- \* Granger, C. W. J. and Joyeux, R. (1980). An Introduction to Long Memory Time Series Models and Fractional Differencing, *Journal of Time Series Analysis*, 1(1): 15-29.
- \* Granger, C.W.J. and Ding. (1996). Varieties of Long Memory Models, *Journal of Econometrics*, 73: 61-77.
- \* Granger, C.W.J. and Hyung, N. (2004). Occasional structural breaks and long memory with an application to the S&P 500 absolute stock returns, *Journal of Empirical Finance*, 11: 213-228.

- \* Granger, C.W.J. and Hyung, N. (1999). Occasional Structural Breaks and Long Memory, Discussion Paper 99-14, Department of Economics, University of California, San Diego.
- \* Hidalgo, J. and Robinson, P.M. (1996). Testing for Structural Change in a Long Memory Environment, *Journal of Econometrics*, 70: 159-174.
- \* Hosking, J. R. M. (1981). Fractional Differencing, *Biometrika*: 68(1): 165-176
- \* Hurvich, C.M., Deo, R., and Brodsky, J. (1998). The Mean Squared Error of Geweke and Porter-Hudak's Estimator of the Memory Parameter of a Long-Memory Time Series, *Journal of Time Series Analysis*, 19: 19-46.
- \* Hurvich, C.M. and Deo, R. (1999). Plug-in Selection of the Number of Frequencies in Regression Estimates of the Memory Parameter of a Long Memory Time Series, *J. Time Series Analysis*, 20(3): 331-341.
- \* Künsch, H.R. (1986). Discriminating between monotonic trends and long-range dependence, *Journal of Applied Probability*, 23: 1025-1030.
- \* Liu, M. (2000). Modeling Long Memory in Stock Market Volatility, *Journal of Econometrics*, 99: 139-171.
- \* Lo, A.W. (1991). Long-Term Memory in Stock Market Volatility, *Journal of Econometrica*, 59(5): 1279-1313.
- \* Lobato, I.N. and Savin, N.E. (1998). Real and Spurious Long Memory Properties of Stock Market Data, *Journal of Business and Economic Statistics*, 16: 261-268.
- \* Mandelbrot, B. B. and Wallis, J. R. (1969). Computer Experiments with Fractional Gaussian Noises. Parts 1, 2, 3, *Water Resources Research*, 5(1): 967-988.
- \* Ohanissian, A., Russell, J.R. and Tsay, R.S. (2004). True or spurious long memory in volatility: does it matter for pricing options?, Unpublished Manuscript. Graduate School of Business, University of Chicago.
- \* Ploberger, W. and Kramer, W. (1992). The CUSUM test with OLS residuals, *Econometrica*, 60: 271-285
- \* Robinson, P. M. (1995). Log-periodogram regression of time series with long range dependence, *The Annals of Statistics*, 23(3): 1048-1072.
- \* Robinson, P.M. and Henry, M. (1998). Long and Short Memory Conditional Heteroscedasticity in Estimating the Memory Parameter of Levels, Discussion paper STIDERC Econometrics EM/98/357, London School of Economics and Political Science.
- \* Robinson, P.M. (1991). Testing for strong serial correlation and dynamic conditional heteroscedasticity in multiple regressions, *Journal of Econometrics*, 47: 67-84.
- \* Sakoulis, G., Zivot, E. (2001). Time variation and structural change in the forward discount: Implications for the forward rate unbiasedness hypothesis, Working Paper, Department of Economics, University of Washington.
- \* Sibbertsen, P. (2004). Long memory versus structural breaks: an overview, *Statistical Papers*, 45: 465-515
- \* Smith, A. (2005). Level Shifts and the Illusion of Long Memory in Economic Time Series, *Journal of Business and Economic Statistics*, 23 (3): 321-335
- \* Sowell, F. (1987). Maximum likelihood estimation of fractionally integrated time series models. Discussion Paper Department of Economics. Duke University.

- \* Sowell, F. (1992). Maximum Likelihood Test of Stationary Univariate Fractionally Integrated Time Series Models, *Journal of Econometrics*, 53(1): 165-188.
- \* Taylor, S.J. (2000). Consequences for option pricing of a long memory in volatility, Unpub-lished Manuscript, Department of Accounting and Finance, Lancaster University.
- \* Yusof, F., Kane, I. L. and Yusop, Z. (2013). Structural break or long memory: an empirical survey on daily rainfall data sets across Malaysia, *Hydrology and Earth System Sciences*, 17: 1311–1318

## یادداشت‌ها

- <sup>1</sup> Cumulative Sums
- <sup>2</sup> Bai and Perron
- <sup>3</sup> Hyperbolically
- <sup>4</sup> Autocorrelation
- <sup>5</sup> Mandelbrot & Wallis
- <sup>6</sup> Granger & Joyeux
- <sup>7</sup> Hosking
- <sup>8</sup> Geweke & Porter-Hodak
- <sup>9</sup> Lo
- <sup>10</sup> Sowell
- <sup>11</sup> Cheung & Diebold
- <sup>12</sup> Robinson
- <sup>13</sup> Engle & Smith
- <sup>14</sup> Dittman & Garanger
- <sup>15</sup> Doornik & Ooms
- <sup>16</sup> likelihood based
- <sup>17</sup> Liu
- <sup>18</sup> Granger and Ding
- <sup>19</sup> Granger and Hyung
- <sup>20</sup> Breidt and Hsu
- <sup>21</sup> Hidalgo and Robinson
- <sup>22</sup> Lobato and Savin
- <sup>23</sup> Taylor
- <sup>24</sup> Ohanissian et al
- <sup>25</sup> Options
- <sup>26</sup> Diebold and Inoue
- <sup>27</sup> Sakoulis and Zivot
- <sup>28</sup> Smith
- <sup>29</sup> Geweke & Porter-Hodak
- <sup>30</sup> Alternative
- <sup>31</sup> Choi and Zivot.
- <sup>32</sup> de Pooter et al
- <sup>33</sup> Autoregressive
- <sup>34</sup> Moving average
- <sup>35</sup> Antipersistent
- <sup>36</sup> Intermediate memory

- <sup>37</sup> Gaussian semi-parametric  
<sup>38</sup> Conditional Maximum Likelihood  
<sup>39</sup> Periodogram  
<sup>40</sup> Agiakloglou et al

<sup>۴۱</sup> برای جزئیات بیشتر در مورد تخمین زن GPH تعدیل شده اسمیت (۲۰۰۵) به مقاله ذیل مراجعه کنید:

Level Shifts and the Illusion of Long Memory in Economic Time Series

- <sup>42</sup> Künsch  
<sup>43</sup> Robinson  
<sup>44</sup> Robinson & Henry  
<sup>45</sup> heteroscedasticity  
<sup>46</sup> Hurvich et al  
<sup>47</sup> Exact Maximum Likelihood  
<sup>48</sup> Sowell  
<sup>49</sup> Beran  
<sup>50</sup> Beveridge & Oickle  
<sup>51</sup> Chung & Baillie  
<sup>52</sup> Monte Carlo  
<sup>53</sup> Ploberger and Kramer  
<sup>54</sup> Empirical fluctuation processes  
<sup>55</sup> Andrews  
<sup>56</sup> Trimming value

تخمین زن تراپید (Trimmed Estimator): تخمین زنی است که از تخمین زن دیگر با حذف بعضی مقادیر کرانی آن بدست می‌آید. عموماً این امر برای بدست آمدن آماره ی محکم و مستدل تر انجام می پذیرد. ارزش n درصد تراپید توسط نادیده گرفتن n درصد بالاترین و پایین ترین مشاهدات بدست می آید؛ برای مثال ۵ درصد ارزش تراپید، مشاهدات بالاتر از ۲.۵ درصد تا ۹۷.۵ درصد را شامل می‌شود.

- <sup>57</sup> Covariate  
<sup>58</sup> Residual Sum of Squares  
<sup>59</sup> Jarque-Bera  
<sup>60</sup> Box-Pierce  
<sup>61</sup> Lagrange multiplier  
<sup>62</sup> Mackinnon  
<sup>63</sup> Augmented Dickey-Fuller  
<sup>64</sup> Phillips & Perron  
<sup>65</sup> Kwiatkowski, Philips, Schmidt, Shin  
<sup>66</sup> Baillie & et al

<sup>۶۷</sup> نتایج تخمین GPH و GSP توسط Oxmetric صورت گرفته است.

<sup>۶۸</sup> تمام آزمون های مربوط به نقاط شکست توسط نرم افزار R و با استفاده از پکیج strucchange صورت گرفته است.

<sup>۶۹</sup> لازم به ذکر است که مقدمه ذکر شده در این بخش، دلیلی بر وجود یا عدم وجود نقاط شکست واقعی در این پژوهش نمی باشد. بررسی تحلیلی وجود شکست ساختاری علاوه بر تشخیص کمی، لازمه ی تشخیص واقعی نقاط شکست می‌باشد؛ اما به دلیل گستردگی تحقیق در این زمینه، نیاز به پژوهش خاص لازم می باشد. در پژوهش حاضر، فقط به تحلیل کمی نقاط شکست بسنده شده است و صرفاً آنچه در فرایند تولید داده ها که توسط فرایندهای حافظه بلندمدت یا شکست های ساختاری در شبیه سازی رخ می دهد، دلیل استنباط قرار داده شده است.

<sup>۷۰</sup> این برنامه توسط اسمیت (۲۰۰۵) در محیط برنامه Gauss نوشته شده است. برای دسترسی به این کد به آدرس زیر مراجعه کنید

- <sup>71</sup> Hurvich and Deo