

## بررسی حافظه بلندمدت و بکارگیری تجزیه موجک جهت بهبود عملکرد پیش‌بینی نوسانات بازار سهام

شمس‌اله شیرین‌بخش<sup>۱</sup>

اسماعیل نادری<sup>۲</sup>

نادیا گندلی علیخانی<sup>۳</sup>

تاریخ پذیرش: ۹۱/۸/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۱/۵/۱۵

### چکیده

شاخص‌های بازارهای مالی، دارای تناوب و تلاطم بسیار زیادی بوده که این امر سبب شکل‌گیری نوع خاصی از نامانایی گشته که به آن نامانایی کسری اطلاق می‌گردد. این ویژگی موجبات شکل‌گیری حافظه بلندمدت در این نوع از سری‌های زمانی را فراهم می‌آورد. از این‌رو، این مطالعه ضمن بررسی وجود ویژگی حافظه بلندمدت در سری بازدهی بورس، به پیش‌بینی نوسانات این شاخص به کمک مدل‌های مبتنی بر حافظه بلندمدت و نیز تجزیه موجک، می‌پردازد. جهت رسیدن به این هدف، از داده‌های سری‌زمانی روزانه شاخص قیمت و بازده نقدی بورس اوراق بهادار تهران، طی دوره زمانی پنجم فروردین ۱۳۸۸ تا هجدهم اردیبهشت ماه ۱۳۹۱ استفاده شده است. بر پایه نتایج این پژوهش، وجود ویژگی حافظه بلندمدت در این سری مورد تأیید قرار می‌گیرد و بر این اساس بهترین مدل جهت تبیین رفتار نوسانات سری مذکور، مدل غیرخطی ARFIMA(1,2)-FIGARCH(BBM) می‌باشد. همچنین، جهت پیش‌بینی نوسانات شاخص بازدهی بورس، از مدل مذکور بر اساس سطح داده‌ها و نیز داده‌های تجزیه شده، استفاده گردید که بر مبنای معیارهای خطای پیش‌بینی MSE و RMSE، مدل مبتنی بر داده‌های تجزیه شده با تکنیک موجک از نتایج قابل قبول‌تری برخوردار بوده است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، بورس، حافظه بلندمدت، تجزیه موجک، مدل ARFIMA، مدل FIGARCH.

Sh\_Shirinbakhsh@yahoo.com

Naderi.Ec@ut.ac.ir

N.G.Alikhani@gmail.com

۱- دانشیار، عضو هیات علمی دانشگاه الزهرا (س)،

۲- کارشناس ارشد اقتصاد، دانشگاه تهران، (مسئول مکاتبات)،

۳- کارشناس ارشد اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات خوزستان،

## ۱- مقدمه

اساساً پیش‌بینی تلاطم یا نوسانات یک دارایی مالی در مدیریت ریسک، ارزش‌گذاری سبد سرمایه، قیمت‌گذاری مشتقات و... دارای کاربردهای فراوانی است. اما از دیدگاه معامله‌گران بازار مشتقات، درک نوسان‌پذیری، پیش‌بینی دقیق آن و حفاظت از دارایی‌های پورتفوی در مقابل هزینه‌هایی که این متغیر به ارزش کل تحمیل می‌کند از اهمیت دوچندانی برخوردار می‌باشد. دانستن این واقعیت که معاملات و ابزارهای مشتقه در فضای بازار سرمایه ایران روندی تکاملی به خود گرفته است، بر ضرورت اجرای تحقیقات کاربردی بیشتر در این حوزه می‌افزاید (سعیدی و محمدی، ۱۳۹۰).

به بیانی دیگر، «قیمت یک دارایی تابعی از ریسک یا نوسانات شرطی آن دارایی می‌باشد» (کنراد و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۱۱). لذا، با مدل‌سازی نوسانات قیمت یک دارایی همانند سهام، اولاً کارگزاران می‌توانند میزان نرخ مناسب کارمزد را تعیین نمایند، ثانیاً بخش مدیریت دارایی بنگاه‌ها نیز می‌توانند به پیشگیری ضرر و زیان ناشی از ایجاد نوسانات شدید در بازدهی دارایی‌ها بپردازند و در نهایت، این عمل به سرمایه‌گذاران این امکان را می‌دهد تا با بررسی چگونگی اثرگذاری نوسانات دوره جاری بر نوسانات دوره‌های آتی، از ضرر و زیان احتمالی ناشی از نوسانات آتی اجتناب نمایند (مون و بروکس<sup>۲</sup>، ۲۰۱۲). در این راستا، بسیاری از تحقیقات در سال‌های اخیر بر این مسئله متمرکز بوده‌اند که مدل‌های سنتی خطی و غیرخطی را جهت دستیابی به برآوردها و پیش‌بینی‌های دقیق‌تر، به نحوی ارتقاء دهند. به طور سنتی از مدل‌های

خود رگرسیون ناهمسان واریانس شرطی (ARCH<sup>۳</sup>) به منظور مدل‌سازی نوسانات بازده استفاده می‌شده است چرا که این مدل‌ها از پایه‌های تئوریک مالی و اقتصادی برخوردار می‌باشند. این درحالی است که این مدل‌ها به ویژه در مطالعاتی که در ایران صورت گرفته است، در مواردی از کارایی کامل همراه نشده است (عرب‌مازار و همکاران، ۱۳۸۸). لذا، در سال‌های اخیر بکارگیری مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی مبتنی بر حافظه‌ی بلندمدت پاسخی مناسب، جهت بر طرف نمودن محدودیت اشاره شده بوده که به همین دلیل کاربردهای فراوانی یافته است (کاسمن و همکاران<sup>۴</sup>، ۲۰۰۹؛ آروری و همکاران<sup>۵</sup>، ۲۰۱۰؛ کنراد و همکاران، ۲۰۱۱؛ تان و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۱۲).

از سوی دیگر، تکنیک موجک یک سری‌زمانی نامان را به دو بخش روند و اجزاء تقسیم نموده، که این امر شرایط مدل‌سازی جداگانه هر یک از بخش‌های یک سری‌زمانی (روند و اجزاء) را در قالب یک مدل واحد فراهم می‌آورد (لینش و جون<sup>۷</sup>، ۲۰۱۰). که این امر سبب بهبود عملکرد مدل‌سازی و نیز پیش‌بینی متغیرهای مختلف (به ویژه در پیش‌بینی سری‌هایی که ساختار پیچیده، آشوبی و کسری گونه دارند، همانند شاخص‌های بازارهای مالی) تبدیل موجک بسیار مؤثر و کارا خواهد بود. چراکه تبدیل موجک، نویزهای با فرکانس بالا را از داده‌ها حذف کرده، در حالیکه روند این نویزها را حفظ می‌نماید و این امر طبیعتاً با کاهش مقادیر انحرافات در برآورد مدل‌ها، سبب بهبود مدل‌سازی‌ها و در نتیجه پیش‌بینی‌ها خواهد شد (همایونی و امیری<sup>۸</sup>، ۲۰۱۱).

## ۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

### مفهوم حافظه بلندمدت

حافظه بلندمدت، بیانگر یک وابستگی قوی میان مشاهدات دور در یک سری زمانی متناسب می‌باشد. پس از این که در ابتدای کار هرست<sup>۹</sup> (۱۹۵۱) دریافت کرد که سری‌های زمانی ممکن است پدیده‌ی حافظه‌ی بلندمدت را نمایش دهند، از اواسط دهه ۱۹۸۰ متخصصان اقتصادسنجی پس از آنکه به مفاهیمی همچون ریشه واحد و هم‌انباشتگی در سری‌های زمانی پی برده بودند، از وجود زیرگونه‌ها و انواع دیگری از نامانایی و پایداری تقریبی آگاه شدند، که بسیاری از فرآیند موجود در بسیاری از سری‌های زمانی مالی و اقتصادی را توجیه می‌کردند (مشیری و مروت، ۱۳۸۵).

اصولاً مهم‌ترین مشکلی که در اثر وجود متغیرهای نامانا ممکن است ایجاد شود، وجود رگرسیون کاذب است، از سوی دیگر با توجه به اینکه بیشتر سری‌های زمانی اقتصادی و مالی نامانا از نوع  $DSP^1$  (تفاضل مانا<sup>۱۱</sup>) هستند، برای رفع این مشکل نخست باید مرتبه تفاضل‌گیری هر متغیر را تعیین نمود. اما این کار موجب از دست رفتن بخشی از اطلاعات مهم موجود در گشتاور اول (معادله میانگین<sup>۱۲</sup>) سری زمانی شده و همچنین در صورتی که عمل تفاضل‌گیری را بیش از حد تکرار نمائیم رفتار گشتاور مرتبه دوم (معادله واریانس<sup>۱۳</sup>) نیز تحت تأثیر قرار گرفت. به طوری که قبل از دستیابی به مانایی سری زمانی، واریانس سری روندی کاهشی داشته و هنگامی که تفاضل‌گیری بیش از حد انجام شود، واریانس سری مجدداً افزایش خواهد یافت (ایکسو و جین<sup>۱۴</sup>، ۲۰۰۷).

از این رو اگر بخواهیم به طور همزمان، هم سری زمانی را مانا نموده و هم دچار مشکل بیش تفاضل‌گیری نشویم، می‌توان از تفاضل‌گیری کسری<sup>۱۵</sup> استفاده نمود.

### آزمون‌های شناسایی حافظه بلندمدت

مهم‌ترین قدم در برآورد یک مدل با ویژگی حافظه بلندمدت بررسی وجود این ویژگی در سری‌های مربوطه است. شناسایی وجود ویژگی حافظه بلندمدت از طریق تکنیک‌هایی نظیر آزمون‌های  $ACF^16$  (به عنوان یک آزمون گرافیکی) و آزمون چگالی طیفی یا آزمون  $GPH$  (به عنوان یکی از پرکاربردترین آزمون‌های کمی) و ... امکان‌پذیر می‌باشد. تشریح این آزمون‌ها در بخش تفسیر نتایج ارائه خواهد شد.

### مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی

مدل خودرگرسیون ناهمسان واریانس شرطی (ARCH) که نخستین بار توسط انگل (۱۹۸۲) مطرح شد و بعدها توسط بلسلو<sup>۱۷</sup> (۱۹۸۶) تعمیم داده شد، از جمله مدل‌هایی هستند که جهت تبیین نوسانات یک سری بکار می‌روند. پس از آن، انواع مختلف مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی معرفی گردیدند (آروری و همکاران<sup>۱۸</sup>، ۲۰۱۰). از این رو، با توجه به تمرکز این پژوهش بر مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی کسری (FIGARCH)، در ادامه به تشریح این مدل‌ها می‌پردازیم.

مدل ناهمسانی واریانس شرطی هم‌انباشته کسری (FIGARCH)

مدل FIGARCH اولین بار توسط بایلی<sup>۱۹</sup> و همکاران (۱۹۹۶) مطرح شد. در این یک متغیر

مهمترین توابع تبدیل موجک گسسته عبارتند از: توابع هار<sup>۲۵</sup>، دابیشز<sup>۲۶</sup>، سیملتس<sup>۲۷</sup>، کوایفلتس<sup>۲۸</sup>، میر<sup>۲۹</sup> می‌باشد و نیز به علت شباهت سری مورد مطالعه در این پژوهش شباهت زیادی به تابع تبدیل دابیشز (db3) داشته و همچنین با عنایت به آنکه در میان انواع توابع تبدیل گسسته، تابع تبدیل موجک دابیشز پرکاربردترین آنها می‌باشد، در این پژوهش نیز از این تابع تبدیل استفاده شده است (وادى و اسماعیل، ۲۰۱۱).

پس از معرفی مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی توسط رابرت انگل<sup>۳۰</sup> (۱۹۸۲) و تعمیم آن توسط تیم بولرسلو<sup>۳۱</sup> (یکی از شاگردان برجسته انگل) در سال ۱۹۸۶، مطالعات متعددی بر اساس این مدل‌ها و اقسام مختلف آن، صورت پذیرفت. از جمله مهمترین مطالعاتی که در سال‌های اخیر صورت پذیرفته می‌توان به مطالعه تان و همکاران (۲۰۱۲) اشاره نمود. ایشان به آزمون ویژگی حافظه بلندمدت بازده روزانه سهام بازارهای در حال توسعه به کمک روش‌های ترکیبی موجک و تفاضل‌کسری پرداختند. همچنین، ژو و کانگ<sup>۳۲</sup> (۲۰۱۱) در مقاله‌ی خود به مقایسه مدل‌های مختلف در پیش‌بینی نوسانات شاخص REIT<sup>۳۳</sup> پرداختند که در بین همه مدل‌ها، مدل‌های مبتنی بر حافظه بلندمدت بهترین و مدل‌های حافظه بلندمدت مبتنی بر عدم تقارن ضعیف‌ترین عملکرد را در امر پیش‌بینی داشتند. الاگید<sup>۳۴</sup> نیز در سال ۲۰۱۱ به بررسی رفتار بازده در بازارهای سهام آفریقا با بکارگیری مدل‌های دارای ویژگی حافظه بلندمدت پرداخته است. همچنین، کیتیکاراساکون و تسه<sup>۳۵</sup> (۲۰۱۱) با استفاده از مدل‌های ARFIMA-FIGARCH<sup>۳۶</sup> بازارهای سهام آسیا را که دارای

تفاضل کسری که بین صفر و یک بوده، تعریف شده است. فرم تصریحی آن نیز به صورت  $(1-L)^d \Phi(L) \varepsilon_t^2 = \omega + B(L)v_t$  می‌باشد. در این معادله،  $\Phi(L)$  تابع وقفه‌ی مناسب (q)،  $B(L)$  تابع وقفه‌ی مناسب (p)، L اپراتور وقفه و d پارامتر تفاضل‌کسری می‌باشند. اگر  $d = 0$  باشد، مدل FIGARCH به مدل GARCH، و اگر  $d = 1$  باشد به مدل IGARCH تبدیل می‌شود (کنراد و همکاران<sup>۳۰</sup>، ۲۰۱۱). لازم به ذکر است که در این‌گونه مدل‌ها، آثار شوک‌های وارده نه دیرپا بوده (همانند مدل‌های IGARCH) و نه زودگذر می‌باشد (همانند مدل‌های GARCH) بلکه حد واسط بین آن دو می‌باشد، یعنی آثار شوک‌های وارده با نرخ هیبریدولیکی کاهش خواهد یافت.

### تجزیه موجک

تجزیه موجک با استفاده از توابع پایه‌ای<sup>۳۱</sup>، یک سری زمانی را به فضای فرکانس برده و سپس سری مذکور در زمان و مقیاس‌های مختلف نشان می‌دهد. بر خلاف تبدیل فوریه که تنها تابع پایه‌ای آن را تابع سینوسی تشکیل می‌دهد، تجزیه موجک دارای توابع پایه‌ای پیوسته و ناپیوسته‌ی متفاوتی بوده، اما همه‌ی این توابع دارای انرژی محدود می‌باشند<sup>۳۲</sup>. این خاصیت موجک‌ها سبب شده است، که این تجزیه، بتواند به بررسی سری‌های نامانا و زودگذر، بپردازد. بطور کلی تجزیه‌های موجک را بر اساس طول داده‌ها، می‌توان به دو دسته‌ی «تبدیل موجک پیوسته (CWT)<sup>۳۳</sup>» و «تبدیل موجک گسسته (DWT)<sup>۳۴</sup>» تقسیم نمود (کریم و همکاران، ۲۰۱۱). با توجه به اینکه سری بازدهی بورس از نوع سری‌های گسسته می‌باشد و نیز به علت آنکه

بازدهی سهام تهران را با استفاده از مدل‌های خطی و غیر خطی و طی دوره زمانی ۱۳۷۷ الی ۱۳۸۲ با استفاده از روش‌های ARIMA، ARFIMA، GARCH و شبکه عصبی (ANN) مورد تجزیه و تحلیل قرار داده‌اند

### ۳- تخمین مدل و روش تفسیر نتایج

به منظور انجام این پژوهش، از اطلاعات روزانه مربوط به شاخص قیمت و بازده نقدی بورس اوراق بهادار تهران، طی دوره ۱۳۸۸/۱/۵ الی ۱۳۹۰/۷/۳۰ استفاده شده است. گفتنی است که علائم اختصاری متغیرهای بکاربرده شده در این مطالعه عبارتند از:  $Tedpix^{39}$ ؛ بیانگر شاخص قیمت و بازده نقدی،  $dlted$ ؛ تفاضل لگاریتم شاخص قیمت و بازده نقدی (که در ادامه آن را به اختصار شاخص بازدهی بورس می‌خوانیم).

### ۴- نتایج پژوهش

#### ۴-۱- تحلیل توصیفی داده‌ها

با توجه به اهمیت ماهیت داده‌های بکارگرفته شده در هر پژوهش، پیش از انجام مدل‌سازی شاخص مذکور، به بررسی آماره‌های توصیفی در قالب جدول (۱) می‌پردازیم:

توزیع پهن دنباله هستند را تجزیه و تحلیل قرار نمودند.

همچنین، کانگ و همکاران<sup>۳۸</sup> (۲۰۱۰)، کنراد و همکاران (۲۰۱۱)، ژو و همکاران (۲۰۱۱)، دئو و همکاران (۲۰۱۰)، کاسمن و همکاران (۲۰۰۹)، در تحقیقات خود ابتدا معادله میانگینی با ساختار ARFIMA تخمین زده و پس از تأیید وجود اثرات حافظه بلندمدت در سری مورد بررسی، سعی در مدل‌سازی نوسانات آن به کمک معادلات واریانس شرطی مختلف نمودند.

کشاوری‌زحداد و صمدی (۱۳۸۸) نیز جهت محاسبه-ی ارزش در معرض خطر در بازار سهام تهران، از مدل‌های خانواده FIGARCH استفاده نموده است. ایشان ضمن تأیید وجود اثرات حافظه بلندمدت در سری بازده بورس، اذعان داشته‌اند که مدل FIGARCH، دارای بهترین عملکرد در بین مدل‌های خانواده GARCH بوده است. عرفانی نیز در سال ۱۳۸۷ به منظور پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران، با استفاده از داده‌های روزانه شاخص مذکور، ویژگی حافظه بلندمدت را بررسی نمودند. نتایج این تحقیق مؤید این مطلب است که مدل ARFIMA نسبت به مدل ARIMA از قابلیت پیش‌بینی مناسب‌تری برخوردار است. همچنین، مشیری و مروت (۱۳۸۵) پیش‌بینی شاخص کل

جدول (۱): آماره‌های توصیفی سری بازدهی بورس تهران

آماره	سری بازدهی بورس	آماره	سری بازدهی بورس
تعداد مشاهدات	۶۱۶	ADF	-۱۶/۵۸۷(۰/۰۰۰)
Mean	۰/۰۰۱۹۳	Phillips-Perron	-۱۷/۵۱۶۵(۰/۰۰۰۱)
S.D	۰/۰۰۷۹۷	ERS	-۱۷/۲۸۸ (-۱/۹۴۱۳)
Skewness	۲/۲۶۸۴	Box- Ljung Q(10)	۱۰/۸/۸۱(۰/۰۰۰)
Kurtosis	۲۲/۱۷۹۹	McLeod-Li Q <sup>2</sup> (10)	۲۴/۲۵۰(۰/۰۰۰)
Jarque- Bra	۹۹۵۳/۹۹(۰/۰۰۰)	ARCH (10)=F(10,2727)	۱/۹۸۳۶(۰/۰۳۳)

منبع: یافته‌های تحقیق

روش‌های کاربردی می‌باشد که در بخش بعد به بررسی آنها پرداخته خواهد شد.

#### ۴-۲-۱- تجزیه و تحلیل حافظه بلندمدت

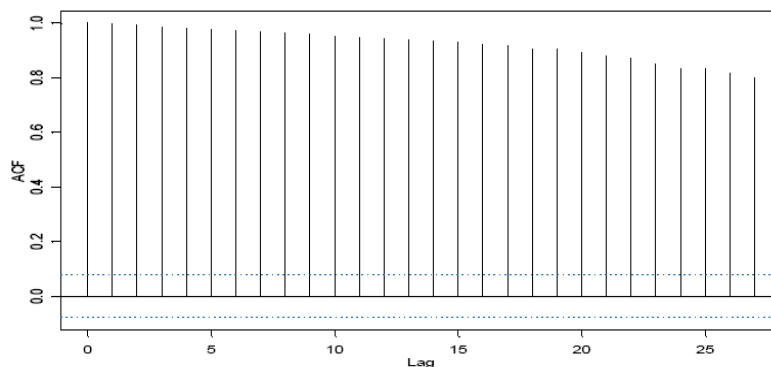
همانطور که از شکل (۱) که در واقع نمودار ACF (که مستخرج از نرم‌افزار S-PLUS می‌باشد) را در بر دارد، مشخص است، سری لگاریتم شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران، بصورت خیلی آهسته و نه به شکل نمایی کاهش می‌یابد. همانطور که گفته شد، سری‌های دارای چنین نمودار خودهمبستگی، علاوه بر اینکه نامانا هستند، دارای حافظه بلندمدت نیز خواهند بود.

بنابراین، در صورت عدم وجود ویژگی حافظه-ی بلندمدت، انتظار ما بر آن است که سری مذکور با تفاضل‌گیری (یک مرتبه) مانا شود، اما نتایج حاصل از یک مرتبه تفاضل‌گیری نشان می‌دهد که، سری بازدهی بورس با توجه به آزمون‌های مانایی ADF و فیلیپس- پرون مانا بوده، در حالی که نتیجه‌ی آزمون KPSS بیانگر نامانایی سری مذکور می‌باشد که نتایج آن در جدول (۲) ارائه شده است. وجود چنین شرایطی ما را بر آن داشت که، به بررسی ویژگی حافظه‌ی بلندمدت در سری بازدهی بورس واداشت.

با مشاهده جدول فوق می‌توان دریافت که، میانگین سری بازدهی بورس تهران در دوره مورد بررسی معادل ۰/۰۰۱۹۳ و انحراف معیار آن برابر ۰/۰۰۷۹۷ می‌باشد، که با مقایسه این دو می‌توان دریافت که، این سری در دوره مورد بررسی دارای نوسانات زیادی می‌باشد. آزمون نرمال بودن توزیع سری مذکور نیز، بیانگر غیرنرمال بودن این سری و نیز، آماره‌ی کشیدگی نشان‌دهنده‌ی دنباله پهن بودن آن می‌باشد. با مشاهده‌ی آماره‌ی لیانگ- باکس (با ده دوره وقفه)، می‌توان به رد فرضیه صفر این آزمون مبنی بر «عدم وجود خودهمبستگی سریالی میان جملات سری» پی برد. همچنین، آماره‌ی مک- لئود- لی نیز فرضیه صفر (مبنی بر عدم وجود خودهمبستگی سریالی میان مجذور بازده سری) را، رد می‌نماید، که در واقع بیانگر وجود اثرات غیرخطی در این سری و نیز مؤید ناهمسان واریانس بودن سری بازدهی، می‌باشد. گفتنی است که نتایج آزمون آرچ انگل نیز با نتایج آزمون مک- لئود- لی سازگار بوده و بر فرضیه‌ی ناهمسان بودن واریانس سری بازدهی صیحه می‌گذارد. و در نهایت، بررسی آماره‌های آزمون مانایی مطرح شده (ADF،  $ERS^*$ ، Phillips-Perron) دال بر مانا بودن متغیر مذکور می‌باشند.

#### ۴-۲-۲- تحلیل کمی ویژگی حافظه بلندمدت

به طور کلی مهمترین بخش بکارگیری یک مدل مبتنی بر حافظه‌ی بلندمدت، تخمین پارامتر حافظه بلندمدت (d) و در نتیجه حصول اطمینان از برخورداری سری مورد بررسی از این ویژگی می‌باشد. روش‌های ACF و GPH از جمله مهمترین



شکل (۱): نمودار ACF سری لگاریتم شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران (منبع: یافته‌های تحقیق)

جدول (۲): نتایج مربوط به بررسی مانایی در سری بازدهی بورس اوراق بهادار تهران

نام متغیر	آزمون مانایی	آماره بحرانی	آماره محاسباتی در سطح ۵٪	نتیجه آزمون
Dlted	ADF	-۱۶/۵۸۶۹	-۱/۹۴۱۳	مانا
	ERS	-۱۷/۲۸۸۱	-۱/۹۴۱۳	مانا
	فیلیس- پرون	-۱۷/۵۴۳۷	-۱/۹۴۱۳	مانا
	KPSS	۰/۵۹۰۴	۰/۴۶۳۰	نامانا

منبع: یافته‌های تحقیق

#### ۴-۲-۲- تخمین پارامتر حافظه بلندمدت

مدل‌های مبتنی بر حافظه‌ی بلندمدت شدیداً به مقدار پارامتر حافظه‌ی بلندمدت و نیز نحوه‌ی میرایی توابع خودهمبستگی بستگی دارند. بر این اساس، در این بخش به تخمین پارامتر حافظه‌ی بلندمدت با معیار  $GPH^{41}$  به کمک نرم‌افزار OX-METRICS خواهیم پرداخت. به طور کلی آزمون  $GPH$  که نخستین بار توسط «گویک و پورتر-هوداک (GPH)، ۱۹۸۳» ارائه گردید، مبتنی بر تحلیل دامنه فرکانس بوده و از تکنیک رگرسیون دوره نگاشت<sup>۴۲</sup> جهت برآورد آن استفاده شده است که در واقع این تکنیک، ابزاری جهت تمایز بین روندهای کوتاه‌مدت و حافظه بلندمدت فراهم می‌آورد. لازم به ذکر است که شیب خط رگرسیون حاصل از بکارگیری تکنیک رگرسیون دوره

نگاشت<sup>۴۳</sup>، همان پارامتر حافظه بلندمدت را به دست می‌دهد (محمدی و طالب‌لو، ۱۳۸۹). آماره‌ی آزمون  $GPH$ ، به تخمین پارامتر حافظه‌ی بلندمدت (d) که بر مبنای رگرسیون دوره نگاشت زیر است، محاسبه می‌گردد:

(۱)

$$\ln[I(w_j)] = \beta_0 + \beta_1 \ln \left[ 4 \sin(w_j / 2) \right] + e_j \quad j = 1, 2, 3, \dots$$

که در آن  $w_j = 2\pi j / T$  و  $j = 1, 2, \dots, n$ ،  $e_j$  بیانگر پسماندهای مدل بوده و همچنین،  $w_j$  به تبدیل فوریه‌ی فرکانس ( $n = \sqrt{T}$ ) اشاره دارد. در نهایت  $I(w_j)$  یک دوره نگاشت ساده بوده که به صورت زیر تعریف می‌شود.

میانگین<sup>۴۵</sup>، یعنی مدل ARFIMA می‌پردازیم که

فرم کلی آن به صورت زیر می‌باشد:

(۳)

$$\phi(L)(1-L)^d(y_t - \mu_t) = \theta(L)\varepsilon_t$$

$$t = 1, 2, 3, \dots, T$$

که در آن  $\phi(L)$  چندجمله‌ای خودهمبستگی،  $\theta(L)$  چندجمله‌ای میانگین متحرک،  $L$  عملگر وقفه و  $\mu_t$  میانگین  $y_t$  می‌باشند.  $p$  و  $q$  اعداد صحیح هستند و  $d$  پارامتر تفاضل‌گیری می‌باشد.  $(1-L)^d$  معرف عملگر تفاضل کسری است. گفتنی است که، در صورتی که مقدار پارامتر تفاضل‌گیری در مدل مذکور برابر واحد باشد، این مدل را مدل ARIMA می‌نامند. اگر  $d < 0.5$  باشد کوواریانس مدل ثابت بوده و اگر  $d > 0$  باشد دارای ویژگی حافظه بلندمدت خواهد بود (هاسکینگ، ۱۹۸۱). زمانی که  $0 < d < 0.5$  باشد تابع خودهمبستگی به صورت هیپربولیکی کاهشی می‌یابد و زمانی که  $-0.5 < d < 0$  فرآیند حافظه میان‌مدت (کوتاه‌مدت) پیش می‌آید. فرآیند حافظه میان‌مدت نشان دهنده این مطلب است که، از متغیر مورد بررسی بیش از حد تفاضل‌گیری شده و در این مورد معکوس تابع خودهمبستگی به صورت هیپربولیکی کاهش می‌یابد.

اساساً، روش‌های مختلفی جهت برآورد مدل ARFIMA و پارامتر  $d$  وجود دارد که در این پژوهش از روش‌های حداکثر درست‌نمایی دقیق<sup>۴۶</sup> (EML)، روش درست‌نمایی تعدیل شده<sup>۴۷</sup> (MPL) و روش حداقل مربعات غیرخطی<sup>۴۸</sup> (NLS) استفاده شده است. با توجه به معیار آکائیک به مقایسه انواع مختلف مدل‌های ARFIMA پرداخته شده است.

(۲)

$$I(w_j) = \frac{1}{2\pi T} \left| \sum_{t=1}^T \varepsilon_t e^{-w_j t} \right|$$

$j = 1, 2, 3, \dots$

بنابراین، مقدار آماره‌ی آزمون GPH برابر  $\hat{\beta}_1 - 1$  می‌باشد (آروری و همکاران<sup>۴۴</sup>، ۲۰۱۱). مقدار پارامتر حافظه‌ی بلندمدت بر اساس این آزمون در جدول زیر ارائه گردیده است:

جدول (۴): تخمین مقدار  $d$  به کمک آماره‌ی آزمون

GPH بر اساس روش NLS

سری	معیار	d-Parameter	t-statistic	Prob
لگاریتم شاخص کل بورس		۱/۰۴۶۹۵	۱۲/۳	۰/۰۰۰
بازدهی بورس		۰/۰۰۲	۳/۱۳	۰/۱۴۰۸۸

منبع: یافته‌های تحقیق

همان‌طور که از نتایج جدول فوق پیداست، مقدار پارامتر حافظه‌ی بلندمدت غیر صفر بوده و در نتیجه تأییدی بر وجود ویژگی حافظه‌ی بلندمدت در سطح سری بازدهی بورس می‌باشد. بنابراین، سری بازدهی بورس می‌بایست مجدداً تفاضل‌گیری کسری شده و بر اساس آن مدل‌سازی گردد.

#### ۳-۴- مدل‌سازی بازدهی بورس

با تأیید وجود ویژگی حافظه بلندمدت در سطح سری بازدهی بورس، در این بخش به مدل‌سازی آن به کمک معروف‌ترین و انعطاف‌پذیرترین مدل حافظه بلندمدت (فرم تصریحی معادله



جدول (۴): نتایج تخمین انواع مدل‌های ARFIMA

ARCH-TEST	AIC			مدل
	MPL	NLS	EML	
$F(1,0.14,1) = 4/80 (0.02)$	-۷/۲۱۷۱	-۷/۳۲۴۱	-۷/۳۲۳۵	ARFIMA(1,0.14,1)
$F(1,0.14,2) = 3/88 (0.04)$	-۷/۲۱۳۰	-۷/۳۲۸۹	-۷/۳۲۴۲	ARFIMA(1,0.14,2)
$F(2,0.14,1) = 4/42 (0.03)$	-۷/۲۱۲۴	-۷/۳۲۳۴	-۷/۳۲۲۶	ARFIMA(2,0.14,1)
$F(2,0.14,2) = 5/67 (0.01)$	-۷/۲۱۲۹	-۷/۳۲۵۰	-۷/۳۲۳۶	ARFIMA(2,0.14,2)

منبع: یافته‌های تحقیق

جدول (۵): نتایج تخمین انواع مدل‌های ARFIMA-FIGARCH

ARFIMA(2,2)		ARFIMA(2,1)		ARFIMA(1,2)		ARFIMA(1,1)		انواع مدل‌ها
SBC	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	
-۷/۲۳۰۹	-۷/۳۱۳۳	-۷/۲۴۳۰	-۷/۳۱۷۲	-۷/۲۵۰۱	-۷/۳۲۴۳	-۷/۲۵۲۳	-۷/۳۱۸۲	GARCH
-۶/۸۶۲۹	-۶/۹۶۱۸	-۶/۸۷۴۴	-۶/۹۶۵۱	-۶/۸۷۶۱	-۶/۹۶۶۷	-۶/۸۸۶۴	-۶/۹۶۸۸	EGARCH
-۷/۲۳۰۲	-۷/۳۲۰۹	-۷/۲۴۲۰	-۷/۳۲۴۴	-۷/۲۵۲۵	-۷/۳۳۴۹	-۷/۲۴۷۸	-۷/۳۲۲۱	GJR-GARCH
-۷/۲۲۸۱	-۷/۳۲۷۱	-۷/۲۴۲۶	-۷/۳۳۳۳	-۷/۲۴۰۲	-۷/۳۳۰۸	-۷/۲۵۱۸	-۷/۳۳۴۱	APGARCH
-۷/۲۳۳۳	-۷/۳۰۷۵	-۷/۲۴۵۵	-۷/۳۱۱۴	-۷/۲۴۶۳	-۷/۳۱۲۲	-۷/۲۵۴۸	-۷/۳۱۲۵	IGARCH
-۷/۲۱۶۶	-۷/۳۰۷۳	-۷/۲۲۶۴	-۷/۳۰۸۸	-۷/۲۵۸۸	-۷/۳۳۴۳	-۷/۲۳۸۴	-۷/۳۱۲۶	FIGARCH (BBM)
-۷/۲۰۳۱	-۷/۲۹۳۷	-۷/۲۱۵۱	-۷/۲۹۷۶	-۷/۲۱۵۵	-۷/۲۹۸۱	-۷/۲۲۵۰	-۷/۲۹۹۱	FIGARCH (Chang)

منبع: یافته‌های محقق

همانطور که مشاهده می‌شود، کلیه مدل‌های ارائه شده در جدول (۵) بر اساس معادلات میانگین‌های مختلف مبتنی بر حافظه بلندمدت بوده و ترکیبات مختلف آن از سه بخش کلی تشکیل شده است؛ بخش اول (قسمت بالایی جدول)؛ شامل انواع مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی غیر کسری بوده و بخش دوم ترکیب مدل خودرگرسیون ناهمسان واریانس شرطی با ریشه واحد (IGARCH) و معادلات میانگین‌های مذکور را شامل بوده و در نهایت بخش سوم (قسمت پایینی جدول)، انواع مدل‌های خودرگرسیون ناهمسان واریانس شرطی کسری (FIGARCH) را در بر دارد. با مقایسه‌ی مقادیر معیارهای اطلاعات مربوط به انواع مختلف مدل‌های GARCH به

بر اساس نتایج جدول فوق، مدل ARFIMA (1,0.14,2) با توجه به آماره‌ی آکائیک، دارای بهترین عملکرد بوده و نیز، بر اساس آزمون آرچ، وجود اثرات ARCH (خود رگرسیون ناهمسان واریانس شرطی) در جملات اخلاص این مدل‌ها تأیید گردیده و در نتیجه جهت رفع مشکل ناهمسانی واریانس، می‌توان از خانواده مدل‌های ARCH استفاده کرد. به همین منظور در بخش بعدی، به مدل‌سازی معادله واریانس سری مورد بررسی، به کمک انواع مدل‌های GARCH اعم از معادلات مبتنی بر حافظه بلندمدت (کسری) و نیز مدل‌های غیر کسری می‌پردازیم. نتایج انواع مختلف این تصریح‌ها در جدول (۵) ارائه شده است.

معناداری این ضرایب در جدول (۶) ارائه شده است. همچنین آماره‌های مربوط به بررسی وجود ناهمسانی واریانس در اجزاء اخلاص این مدل (آماره‌های مربوط به آزمون‌های لیانگ-باکس، مک‌لئود-لی و آرچ) نیز در قسمت زیرین جدول مربوط به تخمین این مدل، ارائه گردیده است.

سادگی می‌توان دریافت که، مدل  $ARFIMA(1,2)$  دارای کمترین مقدار آماره‌ی اطلاعات آکائیک و شوارتز بوده و بنابراین بهترین تصریح جهت تبیین الگوی رفتاری تلاطم موجود در سری بازدهی بورس می‌باشد، که ضرایب متغیرهای این مدل به همراه آماره‌های مربوط به

جدول (۶): نتایج تخمین  $ARFIMA(1,2)$ - $FIGARCH(BBM)$ 

نام متغیر	ضریب	خطای معیار	آماره‌ی t	prob
معادله‌ی میانگین				
C	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰۸	۲/۵۶	۰/۰۱۰
d-ARFIMA	۰/۱۸	۰/۰۱۴	۱۲/۸۵	۰/۰۰۰
AR(1)	۰/۲۸	۰/۰۷۳	۳/۹۳	۰/۰۰۰
MA(1)	-۰/۰۹	۰/۰۰۸	-۱۲/۰۹	۰/۰۰۰
MA(2)	-۰/۱۱	۰/۰۱۶	-۶/۴۷	۰/۰۰۰
Dum	۰/۰۶	۰/۰۰۹	۶/۱۶	۰/۰۰۰
معادله‌ی واریانس				
C	۱/۹۴	۰/۷۷۶	۲/۵۱	۰/۰۰۶
d-FIGARCH	۰/۳۱	۰/۰۳۱	۱۰/۰۶	۰/۰۰۰
ARCH	۰/۵۶	۰/۲۵۹	۲/۱۹	۰/۰۲۸
GARCH	۰/۷۵	۰/۱۵۴	۴/۸۵	۰/۰۰۰
Log likelihood	Box- Ljung Q(10)		۱۸۹۱/۹۳۲	۱۲/۰۶(۰/۰۹۸)
Akaike	McLeod-Li Q <sup>2</sup> (10)		-۷/۳۳۴۳۷۴	۴/۸۷(۰/۷۷۱)
Schwarz	ARCH(1)=F(1,718)		-۷/۲۵۸۸۶۳	۰/۰۰۳۱(۰/۹۵۵)

منبع: یافته‌های تحقیق

جست‌وجو نمود. علل ثبت این رکوردها ریشه در عبور اقتصاد جهانی از موج دوم بحران مالی و رکود اقتصاد جهانی، مجموعه سیاستی اعمال شده در سال ۱۳۸۷ (که شامل محورهای حمایت از بازار سرمایه با استفاده از ابزارهایی چون اعطای وام‌های ریالی و ارزی، اعطای تسهیلات به شرکت‌های سرمایه‌گذاری، مشارکت نهادهای مالی در عملیات بازارسازی و بازارگردانی سهام می‌باشد)، واگذاری شرکت‌های بزرگ دولتی در قالب سیاست‌های کلی اصل ۴۴ قانون اساسی (همانند

بر اساس جدول فوق ذکر چند نکته ضروری است: نخست اینکه؛ متغیر مجازی معرفی شده در معادله میانگین مدل فوق ( $Dum$ )، بیانگر شوک‌های نامتعارف وارده به سری مذکور می‌باشند. اساس انتخاب شوک‌های نامتعارف، بزرگی آنها می‌باشد. به این معنا که، شوک‌هایی را که بیش از چهار برابر انحراف معیار سری بازده بوده‌اند، به عنوان شوک نامتعارف انتخاب نموده شده‌اند. دلایل اقتصادی آن را می‌توان در ثبت رکوردهای جدید شاخص بورس طی سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۸۹

بهینه تجزیه داده‌ها برابر سطح یک شده است. شکل زیر نمودار تجزیه داده‌ها را تا یک سطح و با تابع دابیشز سه (به علت آنکه داده‌های شاخص بورس با نمودار دابیشز ۳ همخوانی داشتند)، نشان می‌دهد.

با توجه به آنکه داده‌ها را تا یک سطح واشکافی کرده و بر مبنای آن تقریب و جزئیات حاصله را محاسبه نمودیم، شکل فوق نمودار تقریب  $\{a(1)\}^{49}$  و جزئیات  $\{d(1)\}^{50}$  سری شاخص بورس را که جهت تجزیه داده‌ها با استفاده از تابع تجزیه موجک گسسته دابیشز ۳، به کار گرفته خواهد شد را، نشان می‌دهد که گفتنی است که به کمک آنها می‌توانیم مدل‌سازی‌های مدنظر را انجام دهیم.

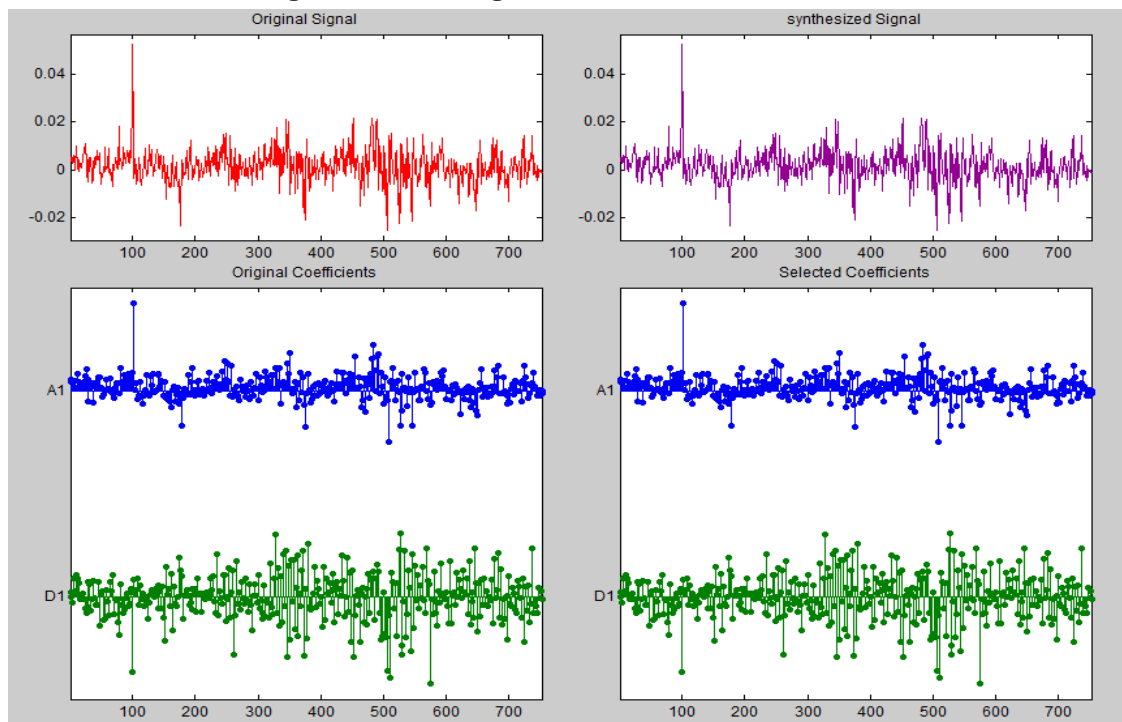
شرکت‌های بیمه‌ای، شرکت مخابرات ایران و ...، داشته است.

همچنین، در مدل مذکور (به جز عرض از مبدأ) کلیه ضرایب این مدل در سطح ۹۵٪ معنادار می‌باشد. نتایج آزمون لیانگ-باکس نیز، هیچگونه اثری از خودهمبستگی سریالی در اجزاء اخلاخل این مدل را نشان نمی‌دهد. وجود ناهمسانی واریانس در اجزاء اخلاخل، نیز بر اساس آزمون مک‌لئود-لی و آرچ، منتفی اعلام شده است.

#### ۴-۴- تجزیه داده‌ها به کمک تکنیک موجک

جهت انتخاب سطح تجزیه داده‌ها، آنها را ابتدا به ۵ سطح تجزیه نموده و سپس به کمک جعبه گرافیکی موجک در نرم‌افزار MATLAB، سطح بهینه را مشخص نمودیم، که بر اساس آن سطح

شکل (۲): نمودار تجزیه داده‌ها با استفاده از تابع دابیشز و تا یک سطح



منبع: یافته‌های تحقیق

**۴-۵- پیش‌بینی نوسانات شاخص بازدهی بورس**

پس از مدل‌سازی سری بازدهی بورس و نیز تجزیه داده‌ها به دو بخش "تقریب" و "جزئیات"، به مدل‌سازی نوسانات سری‌های حاصل از تجزیه داده‌ها، می‌پردازیم. نتایج این مدل‌سازی‌ها حاکی از آن بود که، معناداری ویژگی حافظه بلندمدت در سری "جزئیات" به شدت افزایش یافته بود و این در حالی است که این امر در مورد سری "تقریب" صادق نبوده است. پس از مدل‌سازی نوسانات بازده بورس در این حالت، بر اساس مقادیر پیش‌بینی بدست آمده کل خطای پیش‌بینی را محاسبه نموده آنرا با نتایج حاصل از مدل‌سازی نوسانات بازده بورس در حالت مبتنی بر داده‌های تجزیه نشده، مقایسه می‌نمائیم. بنابراین، جهت پرهیز از اضافه‌گویی، در ادامه تنها به ارائه نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل‌های تحقیق در هر دو حالت مذکور می‌پردازیم.

بنابراین، همانطور که نتایج جدول فوق نشان می‌دهد، بکارگیری داده‌های تجزیه شده، تأثیر قابل توجهی بر نتایج پیش‌بینی نوسانات شاخص مذکور داشته که این امر، با نتایج تحقیقات پیشین (که از این تکنیک در مورد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نیز استفاده نموده‌اند) نیز سازگاری دارد.

**۵- نتیجه‌گیری و بحث**

نتایج این مطالعه، مبین آن است که، بازده سری شاخص قیمت و بازده نقدی بورس اوراق بهادار تهران، دارای اثرات ناهمسانی واریانس شرطی بوده و لذا در این شرایط بکارگیری خانواده مدل‌های GARCH، از اثربخشی چشم‌گیری برخوردار خواهند بود. از سوی دیگر، بررسی

موشکافانه سری مذکور نشان می‌دهد که وجود ویژگی حافظه بلندمدت در گشتاورهای مراتب اول و دوم بر اساس آزمون ACF و GPH، مورد تأیید قرار گرفت که این امر مؤید آن است که ریسک و بازدهی مورد انتظار را می‌بایست بر مبنای مدل‌های کسری (ARFIMA و FIGARCH) مدل‌سازی نمود. بنابراین، لازم به ذکر است که عدم توجه به این خاصیت در مدل‌سازی اینگونه سری‌ها، همواره نتایج مدل‌سازی‌ها را با سطحی از خطا همراه می‌سازد. همچنین، نتایج برآورد مدل‌ها به برتری مدل غیرخطی ARFIMA(1,2)-FIGARCH(BBM) در مقابل سایر مدل‌های رقیب، اعم از مدل‌های کسری و غیر کسری (بر اساس معیارهای اطلاعات آکائیک و شوارتز) دلالت داشته است.

نکته دیگری که در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفت، تحلیل میزان اثربخشی و کارایی بکارگیری تجزیه موجک، در پیش‌بینی نوسانات بازده سری مذکور بوده است. نتایج برآوردهای این پژوهش، ضمن تأیید بهبود عملکرد نتایج پیش‌بینی سطح متغیرهای مختلف بر پایه تکنیک موجک، مؤید تأثیر قابل توجه بکارگیری این تکنیک حتی در گشتاور مرتبه دوم (نوسانات) سری مذکور بوده است.

جدول (۷): نتایج مقایسه مدل‌های تحقیق (منبع: یافته‌های تحقیق)

داده‌های تجزیه شده با موجک			ردیف
RMSE	MSE	مدل	
۰/۰۲۳۴	۰/۰۰۰۵۵	ARFIMA-FIGARCH	۱
داده‌های تجزیه نشده			ردیف
RMSE	MSE	مدل	
۰/۰۱۵۵	۰/۰۰۰۲۴	ARFIMA-FIGARCH	۲

در محاسبه ارزش در معرض خطر دارایی‌های مالی نیز استفاده نمود.

#### فهرست منابع

- سعیدی، حسین و محمدی، شاپور (۱۳۹۰)، "پیش‌بینی نوسانات بازده بازار با استفاده از مدل‌های ترکیبی گارچ- شبکه عصبی"، فصلنامه بورس و اوراق بهادار، سال چهارم، شماره ۱۶، ص ۱۵۳-۱۷۴.
- عرب‌مازار یزدی، محمد و قاسمی، مهسا (۱۳۸۸)، "قیمت‌گذاری عرضه‌های عمومی اولیه: ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک"، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، دوره ۱۶، شماره ۵۸.
- عرفانی، علیرضا (۱۳۸۷)، "پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدل ARFIMA"، پژوهشنامه علوم انسانی و اجتماعی "علوم اقتصادی"، شماره ۲۸.
- کشاوری حداد، غلامرضا و صمدی، باقر (۱۳۸۸)، "برآورد و پیش‌بینی تلاطم بازدهی در بازار سهام تهران و مقایسه دقت روش‌ها در تخمین ارزش در معرض خطر: کاربردی از مدل‌های خانواده FIGARCH"، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۸۶، صفحات ۲۳۵-۱۹۳.

بر پایه یافته‌های این پژوهش، می‌توان چند پیشنهاد را به شرح زیر بیان نمود:

۱) در مدل‌سازی‌های آتی، توجه به ویژگی حافظه بلندمدت، بیشتر مورد توجه قرار گیرد، چراکه توجه به این ویژگی بدان معناست که تکانه‌های کنونی اگرچه بخشی از آثار خود را در همان دوره یا نهایتاً با چند وقفه خواهد گذاشت، ولی بخش قابل توجهی از آثار تکانه‌ی مذکور می‌تواند رفتار سری با این ویژگی را در دوره‌های آتی تحت تأثیر قرار دهد، بنابراین همانطور که در این مطالعه و سایر مطالعات داخلی و خارجی تأیید گردید؛ در نظر گرفتن این ویژگی قاعدتاً منجر به بهبود عملکرد مدل‌ها شده و آن را می‌توان به عنوان یک پیشنهاد به سرمایه‌گذاران و تصمیم‌گیران بازارهای مالی و اقتصاد کلان اعلام نمود.

۲) با عنایت به گسترش روش‌های محاسبات کامپیوتری در سال‌های اخیر و بالتبع ترویج استفاده از مدل‌های ترکیبی، توجه به این نکته که "بکارگیری ترکیب روش‌های پیچیده (غیرخطی) و مقوله حافظه‌ی بلندمدت می‌تواند نتایج بهتری را در بر داشته باشد"، می‌تواند در زمینه‌های مختلف (سایر بازارهای پرتلاطم) تحقیقات آتی، مورد توجه قرار گیرد.

۳) با توجه به جدیدی بودن رویکردهای بکارگرفته شده در این مطالعه، می‌توان از نتایج آن

- Vol.25, IACSIT Press, Singapore, PP. 277-281.
- 15) Hurst, H., (1951), "Long-term storage of reservoirs: an experimental study", Transactions of the American Society of Civil Engineers, Vol. 116, PP. 770 – 799.
- 16) Kang, S.H., Cheong, C., Yoon, S.M., (2010), "Long memory volatility in Chinese stock markets", Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 389, Issue. 7, PP. 1425-1433.
- 17) Karim, S.A.A, Karim, B.A., Ismaeil, M.T., Hasan, M.K., Sulaiman, J., (2011), Application of Wavelet Method in Stock Exchange Problem, Journal of Applied Science, Vol. 11, No. 8, PP 1131-1135.
- 18) Kasman, A., Kasman, S., Torun, E., (2009), "Dual long memory property in returns and volatility: Evidence from the CEE countries' stock markets", Emerging Markets Review, Vol. 10, Issue. 2, PP. 122-139.
- 19) Kittiakarasakun, J., Tse, Y., (2011), "Modeling the fat tails in Asian stock markets", International Review of Economics and Finance, No. 20, PP. 430–440.
- 20) Lineesh, M.C., John, C.J., (2010), "Analysis of Non-Stationary Time Series using Wavelet Decomposition", Nature and Science, Vol. 8, No. 1, PP. 53-59. Lorenz, H.W., (1989), "Nonlinear Dynamical Economics and Chaotic Motion", New York: Springer- Verlag.
- 21) Mun, M., Brooks, R., (2012), "The roles of news and volatility in stock market correlations during the global financial crisis", Emerging Markets Review, Vol. 13, Issue. 1, PP. 1-7.
- 22) Tan, P.P., Galagedera, D.U.A., Maharaj, E.A., (2012), "A wavelet based investigation of long memory in stock returns", Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 391, Issue. 7, PP. 2330-2341.
- 23) Xiu, J., Jin, Y., (2007), "Empirical Study of ARFIMA Model Based On Fractional Differencing", Physica-A, No. 377, PP. 137-184.
- 24) Zhou, Jian & Kang, Zhixin (2011), "A Comparison of Alternative Forecast Models of REIT Volatility", Journal of Real Estate Finance Economics, PP. 275-294.
- 5) مشیری، سعید و مروت، حبیب (۱۳۸۵)، "پیش‌بینی شاخص کل بازدهی سهام تهران با استفاده از مدل‌های خطی و غیرخطی"، فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی.
- 6) Alagidede, P., (2011), "Return Behavior in Africa's Emerging Equity Markets", The Quarterly Review of Economics and Finance, No. 51, PP. 133–140.
- 7) Al Wadia, S., Tahir Ismail, M. (2011), Selecting Wavelet Transforms Model in Forecasting Financial Time Series Data Based on ARIMA Model, Applied Mathematical Sciences, Vol. 5, No. 7, PP. 315 – 326.
- 8) Arouri, M., Lahiani, A., Nguyen, D.K., (2010), "Forecasting the Conditional Volatility of Oil Spot and Futures Prices with Structural Breaks and Long Memory Models", International Conference on Economic Modeling, July, (Istanbul, Turkey).
- 9) Baillie, R.T., Bollerslev, T., Mikkelsen, H.O., (1996), "Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", Journal of Econometrics, Vol. 74, PP. 3–30.
- 10) Bollerslev, T., (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", Journal of Econometrics", 31(3), pp. 307-327.
- 11) Conrad, C., Karanasos, M., Zeng, N., (2011), "Multivariate fractionally integrated APARCH modeling of stock market volatility: A multi-country study", Journal of Empirical Finance, Vol. 18, Issue. 1, PP. 147-159.
- 12) Deo, R., Hsieh, M., Hurvich, C.M., (2010), "Long memory in intertrade durations, counts and realized volatility of NYSE stocks", Journal of Statistical Planning and Inference, Vol. 140, Issue. 12, PP. 3715-3733.
- 13) Engle, R. F., (1982), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation", Econometrica, No. 50, PP. 987–1008.
- 14) Homayouni, N., Amiri, A., (2011), "Stock price prediction using a fusion model of wavelet, fuzzy logic and ANN", International Conference on E-business, Management and Economics, IPEDR

- <sup>1</sup> Conrad & et al.
- <sup>2</sup> Mun & Brooks
- <sup>3</sup> Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity
- <sup>4</sup> Kasman & et al.
- <sup>5</sup> Arouri & et al.
- <sup>6</sup> Tan & et al.
- <sup>7</sup> Lineesh & John
- <sup>8</sup> Homayouni & Amiri
- <sup>9</sup> Hurst
- <sup>10</sup> Differences Stationary Process
- <sup>11</sup> یعنی با تفاضل‌گیری می‌توان آنها را به سری‌های مانا تبدیل نمود. بر خلاف سری‌های TSP (Trend Stationary Process) یا سری‌های روند مانا که با روندزایی مانا می‌شوند.
- <sup>12</sup> Mean Equation
- <sup>13</sup> Variance Equation
- <sup>14</sup> Xio & Jin
- <sup>15</sup> Fractional Differences
- <sup>16</sup> Autocorrelation Function
- <sup>17</sup> Borlerslev
- <sup>18</sup> Arouri & et al.
- <sup>19</sup> Baillie
- <sup>20</sup> Conrad & et al.
- <sup>21</sup> Basis Function
- <sup>22</sup> Finite Energy
- <sup>23</sup> Continuous Wavelet Transform
- <sup>24</sup> Discrete Wavelet Transform
- <sup>25</sup> Haar
- <sup>26</sup> Daubechies
- <sup>27</sup> Symmelets
- <sup>28</sup> Coiflets
- <sup>29</sup> Meyer
- <sup>30</sup> Engel
- <sup>31</sup> Borlerslev
- <sup>32</sup> Zhou & Kang
- <sup>33</sup> Tokyo Stock Exchange (REIT Index)
- <sup>34</sup> Alagidede
- <sup>35</sup> Kittiakarasakun & Tse
- <sup>36</sup> Fractional Integration Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity
- <sup>37</sup> Auto Regressive Fractional Integration Moving Average
- <sup>38</sup> Kang & et al.
- <sup>39</sup> Tehran Exchange Dividend Price Index
- <sup>40</sup> Elliott-Rothenberg-Stock
- <sup>41</sup> Gewek, Porter-Hudak
- <sup>42</sup> Log- Period gram
- <sup>43</sup> یک نگاشت، رابطه‌ای است ریاضی که یک یا برخی از اعضاء مجموعه دامنه را به یک یا برخی از اعضاء مجموعه برد می‌نگارد.
- <sup>44</sup> Arouri & et al.
- <sup>45</sup> Mean Equation
- <sup>46</sup> Exact Maximum Likelihood
- <sup>47</sup> Modified Profile Likelihood
- <sup>48</sup> Non Linear Least Square
- <sup>49</sup> Approximation
- <sup>50</sup> Details