مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره بیست و ششم / بهار ۱۳۹۵

بررسی بهبود توان تبیین الگوهای ARCH و State Space با استفاده از رهیافت تبدیل موجک هار و شبیه سازی مونت کارلو (مطالعه موردی پیش‌بینی شاخص تپیکس)

فرهاد غفاری[۱]
عقیق فرهادی چشمه مرواری[۲]

تاریخ دریافت: ۹۴/۷/۱۸　　تاریخ پذیرش: ۹۴/۹/۲۳

چکیده

با توجه به اهمیت پیش بینی، صحت و دقت آن در شرایط مختلف اقتصادی به ویژه بازارهای مالی ، در این مقاله سعی بر آن شده تا با به کار بستن رویکرد تبدیل موجکی که از علم فیزیک و به ویژه علم تحلیل سیگنال نشات گرفته است به امر حذف نویزهای موجود در داده های بازار سهام و با تاکید بر شاخص تپیکس و به عبارت دیگر، پاک سازی نویز موجود در داده های این شاخص بپردازیم. همانطور که از نتایج به دست آمده نیز پیداست، نویز موجود در داده‌ها از قدرت پیش بینی مدل‌ها می‌کاهد و حذف آنها منجر به بهبود انطباق داده‌ها با مدل‌ها می‌شود. در این راستا از دو مدل ARCH و State Space و نیز درون-نمونه‌ای با ۷۳۹ مشاهده روزانه از قیمت پایانی داده‌های شاخص تپیکس مربوط به بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۲ استفاده شده است. نتایج حاصله به خوبی بیانگر قدرت تبدیل موجک هار در حذف نویز موجود در داده‌های این شاخص و افزایش قابل توجه قدرت پیش بینی و بهبود ضرایب متغیرهای پیش بینی کننده می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: ARCH ، State Space ، مونت کارلو ، نویز ، تبدیلات موجک.

۱- استادیار اقتصاد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات (نویسنده مسئول) Ghaffari@srbiau.ac.ir
۲- دانش آموخته کارشناسی ارشد رشته علوم اقتصادی Ag.Farhadi@gmail.com

۱- مقدمه

از آنجا که پیشگویی وقایع آینده در فرآیند تصمیم‌گیری نقش عمده‌ای ایفا می‌کند، لذا پیش بینی برای بسیاری از سازمان‌ها و نهادها حائز اهمیت است. امروزه محققان با به کارگیری انواع روش‌های آماری، فیزیکی، ریاضی و اقتصادسنجی سعی بر پیش بینی هرچه دقیق‌تر مشاهدات آتی و در نتیجه فراهم آوردن سیاست‌های کنترلی متناسب با آن رویدادها را دارند. در این راستا، متخصصین این حوزه در راستای پایش هرچه دقیق‌تر فرآیندها، نیازمند داده‌هایی مناسب، کامل و عاری از نویز هستند که البته این ویژگی‌های مذکور، برای داده‌هایی که در فضای سیستم‌های اقتصادی و از جمله آنها بازارهای مالی ایجاد می‌شوند، حالتی بسیار ایده‌آل است، بنابراین همواره اقتصاددانان و متخصصین بازارهای مالی در جستجوی روش‌ها و مدل‌هایی هرچه بهینه‌تر برای حذف اختلال‌های موجود در داده‌ها، از جمله نویز بوده‌اند. برای این منظور، از انواع فیلترها، روش‌های داده کاوی و روش‌های تجزیه سیگنال بهره برده شده است. در این راستا، شاید یکی از بهترین روش‌های ممکن برای حذف نویز و تحلیل هرچه دقیق‌تر سیستم‌ها و داده‌ها که در سیستم‌های مخابراتی و ماهواره‌ای نیز به کار برده می‌شود، استفاده از تبدیلات و نگاشت‌های مختلف باشد که در این راستا می‌توان به انواع تبدیلات مبتنی بر تبدیل فوریه اشاره داشت. یکی از تبدیلاتی که در دهه اخیر، توجه اندیشمندان و متخصصین حوزه تجزیه و تحلیل سیگنال و پیش بینی وقایع آینده با استفاده از بررسی داده-های سری زمانی و سیگنال‌های مربوط به آنها را بسیار زیاد به خود جلب کرده است، تبدیلات موجکی است که با معرفی یک موجک خاص به عنوان الگوی اصلی مقایسه و تغییر مقیاس و مکان آن موجک در طول سیگنال و در مختصاتی متفاوت به بررسی و تجزیه سیگنالی در حوزه زمان و فرکانس می‌پردازد. ما در این پژوهش به منظور بررسی کارآیی استفاده از روش ترکیبی تبدیل موجکی در پیش بینی سری‌های زمانی بازارهای مالی با مدل‌های اقتصاد سنجی، از داده‌های شاخص تپیکس و دو مدل GARCH و State Space که به ترتیب توانایی در نظر گرفتن متغیر نااطمینانی و متغیرهای نهفته یا اصطلاحا حالت را دارا می‌باشند، استفاده کردیم. همچنین از روش شبیه سازی مونت کارلو برای درنظر گرفتن هرچه بیشتر مشاهدات محتمل الوقوع استفاده کردیم.

در بخش دوم، مروری کوتاه بر سوابق پژوهش خواهیم داشت. در بخش سوم، به شرح داده‌ها، تجزیه و تحلیل مدل‌ها و ارائه نتایج اصلی مقاله خواهیم پرداخت. در بخش چهارم، شبیه سازی با روش مونت کارلو برای مدل‌های GARCH و State Space تصریح شده شاخص تپیکس ارائه شده است. در بخش پنجم نتایج نهایی حاصل از مقایسه یافته‌ها گزارش شده است .

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

در این بخش به معرفی مدل‌های موجک هار، ARCH ، State Space و نیز روش شبیه سازی مونت کارلو می‌پردازیم.

۲-۱- معرفی تبدیل موجک هار

موضوع حذف نویز، یکی از موضوعات نسبتا پیچیده و مهمی است که اهمیت آنها را در پردازش‌های سیگنالی و تحلیل‌های سیستمی نمی‌توان نادیده گرفت. متخصصین حوزه تجزیه و تحلیل سیگنال‌ها و سیستم‌ها در راستای حذف نویز، فیلترها و روش‌های تبدیلی و نگاشتی متفاوتی را مورد بررسی قرار داده‌اند و همواره در راستای بهبود کارکرد این فیلترها و روش‌ها، مطالعات مختلفی را انجام داده‌اند. همچنین افراد زیادی با استفاده از نمونه‌های واقعی و در انواع حوزه‌ها به سنجش کارکرد و یافتن نقاط ضعف و قوت هر یک از این روش‌ها در پاکسازی داده‌ها، سیگنال‌ها و سیستم‌ها از نویزهای احتمالی، پرداخته‌اند و سعی بر آن داشته‌اند تا نتایجی هرچه بهینه‌تر و دقیق‌تر را به دست آورند. یکی از روش‌های جدیدی که در چند دهه اخیر، روز به روز از اهمیت بیشتری برخوردار شده است، روش تبدیلات موجکی است که توجه اندیشمندان زیادی را در زمینه‌های متفاوتی از قبیل فیزیک، اقتصاد، مهندسی، پردازش سیگنال، ریاضی کاربردی، آمار و پزشکی به خود اختصاص داده است. ویژگی استثنایی این روش این است که تجزیه و تحلیل موجکی دو حوزه زمان و فرکانس را با هم ترکیب می‌کند و به ما این اجازه را می‌دهد که سری‌های زمانی را تواما در دامنه زمان و فرکانس مطالعه کنیم. یک حوزه استفاده از موجک‌ها این است که از آنها به عنوان یک ابزار پیش پردازش برای هموارسازی استفاده شود. وقتی که سری‌های زمانی مالی و اقتصادی به اجزای موجکی خود تجزیه می‌شوند، در واقع دارند به طور همزمان به ساختار طبیعی خود تجزیه می‌شوند که می‌تواند منجر به یافتن نویز و حذف آن شود. البته کاربردهای دیگری را نیز دارد که خارج از حیطه موضوع این مقاله می‌باشد.

قالب اصلی یک تبدیل موجک به صورت زیر تعریف می‌شود که به $\psi(x)$ موجک مادر می‌گویند:

$$\psi_{jk}(x) = ۲^{j/۲}\psi(۲^{j}x - k)$$ (معادله-۱)

j و k به ترتیب برای تغییر مقیاس و شیفت (انتقال) موجک، استفاده می‌شوند.

در سال ۱۹۱۰ آلفرد هار[۱] اولین موجک شناخته شده را معرفی کرد که نشان دهنده این بود که هر تابع پیوسته f(x) در بازه [۱و۰] می‌تواند با استفاده از یک سری از توابع پله، تقریب زده شوند. این توابع به صورت زیر نشان داده می‌شوند:

$$\psi(t) = \left\{ \begin{array}{ll} ۱ & \left(t\epsilon[۰ ,۰/۵\ )\right) \\ -۱ & \left(t\epsilon[۰/۵ ,۱\ )\right) \\ ۰ & \text{در غیر این صورت} \end{array} \right\}$$ (معادله-۲)

همچنین با توجه به ویژگی‌های زیر، تابع ψ_{jk} یک تابع orthonormal می‌باشد.

$$\int(\psi_{jk}.\psi_{lk}) = ۰\ ,\ ((j\neq ۱)\vee(k\neq m))$$ (معادله-۳)

$$\int \left(۲^{j/۲}\psi(۲^{j}x-k)\right)^{۲} dx = ۱$$ (معادله-۴)

تابع انتقال تابع f(x) به صورت زیر بیان می‌شود که در آن $\phi(t)$ موجک پدر می‌باشد که تابع مقیاس کننده نیز نامیده می‌شود.

$$f(x) = c_{۰}\phi(t) + \sum_{j=۰}^{n-۱} \sum_{k=۰}^{۲^{j}-۱} c_{jk}\psi_{jk}(t)$$ (معادله-۵)

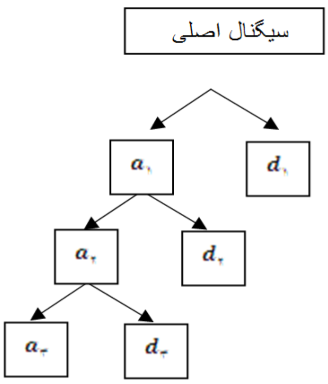
$$\phi(t) = \begin{cases} ۱ & ۰ \le t < ۱ \\ ۰ & \text{در غیر این صورت} \end{cases}$$ (معادله-۶)

$$\int \phi(t)dt = ۱ \quad \text{و} \quad \int \psi(t)dt = ۰$$ (معادله-۷)

با استفاده از موجک هار، سیگنال به یک سیگنال اصلی به نام approximation که آن را با a_i نمایش می‌دهند و سیگنال‌های جزئی‌تری به نام details که با d_i نمایش داده می‌شوند، تجزیه می‌شود که می‌توان در هر مرحله تجزیه، a_i را دوباره با استفاده از موجک هار تجزیه کرد تا به جزئیات بیشتری دست یافت که مجموع a_n و d_i ها، دوباره همان سیگنال اصلی را ایجاد می‌کند.

$a = a_{۱}, a_{۲}, \ldots, a_n$

$d = d_{۱}, d_{۲}, \ldots, d_n$



$$\text{سیگنال اصلی} = a_n + d_{۱} + d_{۲} + \ldots + d_n$$ (معادله-۸)

ما در این مطالعه علاوه بر پاکسازی نویز از داده‌ها با استفاده از موجک هار، از دو مدل GARCH و State Space نیز برای تخمین متغیرها و پیش بینی مشاهدات آتی استفاده کردیم و برای افزایش کارآیی پیش بینی‌ها و درنظر گرفتن طیف وسیعی از نتایج حاصله برای پیش بینی‌های محتمل الوقوع، از روش شبیه سازی مونت کارلو استفاده کردیم که در ادامه به معرفی آنها می‌پردازیم.

۲-۲- معرفی مدل‌های ARCH و State Space

مدل‌های ARCH برای اولین بار توسط انگل [۲](۱۹۸۲) ارائه شد سپس این مدل‌ها توسط بولراسلو (۱۹۸۶) تحت عنوان GARCH یا ARCH تعمیم یافته بسط داده شد. مدل‌های GARCH به طور کلی بیان کننده این موضوع هستند که واریانس شرطی نه تنها با خطاهای پیش بینی یا مقادیر شوک‌های گذشته بلکه با وقفه‌های خود نیز همبستگی نشان می‌دهد. مدل استاندارد GARCH(p,q) را می‌توان از فرمول‌های زیر به دست آورد :

$$Y_t = X_t\gamma + \varepsilon_t \quad \text{(معادله-۹)}$$

$$\varepsilon_t = V_t\sqrt{\sigma_t^2} \quad \text{(معادله-۱۰)}$$

$$\sigma_t^2 = \delta + \sum_{i=1}^{q}\alpha_i\varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j\sigma_{t-j}^2 \quad \text{(معادله-۱۱)}$$

که p در آن، مرتبه جمله GARCH است و q مرتبه جمله ARCH و σ^2 است .

مدل فضای حالت که اصطلاحا State Space گفته می‌شود، از ادبیات نظریه کنترل از دهه ۱۹۶۰ نشات گرفته است. مدل State Space شامل یک معادله حالت و یک معادله مشاهدات است. در حالیکه معادله حالت پویایی متغیرهای حالت را فرمول می‌کند، معادله مشاهدات، متغیرهای مشاهدات را به بردار حالت اجزای مشاهده نشده، مرتبط می‌کند. بردار حالت می‌تواند شامل عناصر روند، فصلی، چرخه و رگرسیونی، به علاوه جمله خطا باشد. اگاتا [۳](۱۹۷۰)، هاروی [۴] (۱۹۹۳)، همیلتون (۱۹۹۴)[۵] و لوتکپل (۲۰۰۵)[۶] .

فرم عمومی یک مدل State Space که بر اساس فرم ARMA نوشته شده است، به صورت زیر فرموله می-شود :

معادلات حالت :

$$x_{1(t)} = (c1)\,x_{1(t-1)} + (c2)\,x_{2(t-2)} + \cdots + (c3)\,u_{1(t)} \quad \text{(معادله-۱۲)}$$

$$x_{2(t)} = x_{1(t-1)} \quad \text{(معادله-۱۳)}$$

.

.

.

معادله مشاهدات :

$$y_{1(t)} = x_{1(t)} + (c4)\, e_{1(t)} \quad \text{(معادله-۱۴)}$$

که در آن $x_{1(t)}$ و $x_{2(t)}$ و ... متغیرهای حالت هستند و u_{1t} خطای سیستم می‌باشد . همچنین $y_{1(t)}$ متغیر خروجی و $e_{1(t)}$ خطای مشاهده شده یا نویز می‌باشد.

۲-۳- معرفی روش شبیه سازی مونت کارلو

در سال ۱۹۳۰ انریکو فرمی [7] برای اولین بار از روش مونت کارلو، انتشار نوترونی را آزمایش کرد. مونت کارلو در حال حاضر به طور معمول در بسیاری از زمینه‌های مختلف استفاده می‌شود، از شبیه سازی‌های پدیده‌های فیزیکی تا شبیه سازی‌هایی برای احتمالات در زمینه‌های مالی استفاده می‌شود. در آمار، از شبیه سازی مونت کارلو برای فهم بهتر خصوصیات مختلف آماری محاسبه شده از یک نمونه، استفاده می‌شود. کاربرد مستقیم روش مونت کارلو، با استفاده از محاسبه یک سری انتگرال شکل می‌گیرد، به طور مثال انتگرال یک بعدی زیر را در نظر بگیرید:

$$E = \int_a^b f(x)dx \quad \text{(معادله-۱۵)}$$

با استفاده از ارزش میانگین محاسبات، انتگرال ذکر شده را می‌توان به صورت زیر تقریب زد:

$$E_N = \frac{(b-a)}{N} \sum_{i=1}^{N} f(x_i) \quad \text{(معادله-۱۶)}$$

که در آن، نقاط x_i به طور کامل توسط محدوده انتگرال گرفته شده، پوشش داده شده است. وقتی که نقاط به سمت تعداد زیادی مثل N میل کند، E_N هم به سمت E میل خواهد کرد.

تجزیه سیگنال اصلی حاصل از داده‌ها و حذف سیگنال‌های نویز، در سه دهه اخیر توجه محققان، اقتصاددانان و متخصصین بازارهای مالی را روز به روز بیشتر برای پیش بینی در انواع بازارهای مالی و غیر مالی به خود جلب کرده است که به مرور کوتاهی از دست آورد های آنها در دو دهه اخیر می‌پردازیم.

۲-۴- پیشینه پژوهش

از جمله مطالعات انجام شده بر روی ترکیب مدل‌های اقتصادسنجی، تبدیلات موجکی، روش‌های آماری و الگوریتم‌های مختلف برای بررسی سری زمانی مربوط به بازارهای مالی که در دو دهه اخیر انجام شده است می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

انریکو کاپوبیانکو [8](۲۰۰۱) سری زمانی پر فرکانس شاخص سهام Nikkei را در بازه ۱۷ می ۱۹۴۹ تا ۳۱ جولای ۱۹۹۶ مورد مطالعه قرار داد چندین تبدیل موجکی به کار بسته شد و سپس به تجزیه و تحلیل نتایج

پرداخته شد، شواهد در مورد فرآیند آماری غیر پارامتریک نشان داد که موجک‌ها می‌توانند برای بهبود قدرت مدل‌های GARCH، به منظور حذف نویز بازده‌ها، موثر واقع شوند. بیبیانا فرناندز [9](۲۰۰۴) به بررسی سرریزهای بازده بازارهای سهام در مقیاس‌های مختلف زمانی با استفاده از تجزیه و تحلیل‌های موجکی پرداخته است. ایروین ما، تونی وانگ و تیاگاس سانکار [10] (۲۰۰۶) در مطالعه خود، تلاش کردند با ترکیب کردن نظریه‌ها و روش‌هایی مثل تبدیلات موجک، داده کاوی سری زمانی، زنجیره مارکوف مبتنی بر بهینه سازی گسسته تصادفی و الگوریتم‌های تکاملی، ویژگی‌های معمول را از یک مجموعه داده‌هایی در شرایط وجود نااطمینانی شاخص‌های S&P100 و S&P500 برای بازه زمانی ۱۹۸۷ تا ۲۰۰۳ استخراج کنند که شامل اوج، حضیض و سایر ویژگی‌های غیر خطی است. س. ال. وادیا و همکاران [11](۲۰۱۱)، میرسه آ قرمان، رمولوس تربس و مونیکا بردا [12] (۲۰۱۲)، شوآنگرویی فن [13] و همکاران(۲۰۱۳) و حمید بیرجندی و همکاران (۲۰۱۴)، با به کارگیری تبدیلات موجک به بررسی وضعیت شاخص‌ها در بازارهای مالی و از جمله بازار سهام پرداختند. همچنین از این تبدیلات برای بررسی کارآیی بازار، پیش بینی قیمت‌ها و بازده‌های مربوط به سایر بازارها، از جمله ساختمان، نفت، برق، انرژی و فلزات نیز استفاده شده است که در ادامه نمونه‌هایی از این مطالعات آورده شده است. شهریار یوسفی و همکاران (۲۰۰۵) در مقاله‌ای کاربرد موجک‌ها به عنوان یک ابزار برای بررسی موضوع کارآیی بازار در رابطه با بازار نفت را به تصویر می‌کشند. آنتونیو .ج .کنه خو [14] و همکاران(۲۰۰۵) یک روش جدید پیش بینی برای قیمت‌های روزانه برق را بر اساس مدل‌های تبدیل موجک و ARIMA پیشنهادکردند. فیلیپ ماست [15] (۲۰۰۸) به بحث تجزیه و تحلیل طیفی و روش‌های فیلترینگ پرداخت. او بیان داشت که تجزیه و تحلیل طیفی می‌تواند برای شناسایی و تعیین اجزای فرکانسی یک سری زمانی، مورد استفاده قرار بگیرد. سپس به بررسی روش موجک‌ها پرداخت و مزیت‌های آن را نسبت به روش-های تجزیه و تحلیل طیفی و فیلترینگ بیان کرد.

لوکاس واچا و جوزف بارونیک [16](۲۰۱۲) نیز از دیگر محققینی بود که تبدیلات موجک را برای انجام بررسی‌هایی در بازار انرژی به کار گرفتند. اکبر کمیجانی، اسماعیل نادری و نادیا گندالی علیخانی (۲۰۱۳) به معرفی یک مدل ایده‌آل برای پیش بینی نااطمینانی قیمت‌های نفت خام با استفاده از تبدیلات موجک پرداختند. توماس کریچبامر [17](۲۰۱۴) نیز از ترکیب بهبود یافته موجکی-ARIMA برای پیش بینی قیمت-های ماهانه آلومینیوم، مس، سرب و روی استفاده کرد.

مرور ادبیات موضوع ، بیانگر این است که اقتصاددانان، مهندسان، محققان و متخصصین بازارهای مالی همواره در تلاش هستند تا بهینه‌ترین پیش بینی‌ها و تخمین‌ها را به دست آورند، که این امر مستلزم به کارگیری چندین روش پیشرفته آماری، اقتصادی، ریاضی و فیزیکی می‌باشد. به علاوه اینکه نویز موجود در سیگنال‌ها نیز به عنوان عاملی تاثیر گذار بر تخمین‌ها و پیش بینی‌ها باید بررسی شود که برای این منظور، یکی از راه‌های پیشنهاد شده، استفاده از فیلترها و انواع تبدیلات می‌باشد. علاوه بر این می‌توان مشاهده کرد که در دهه اخیر علاقه‌مندان به استفاده از تبدیلات موجکی و مفاهیم مربوط به آن بیشتر شده‌اند و محققان سعی بر آن دارند که با استفاده از تبدیلات موجکی به پیش بینی‌های دقیق‌تر و یافته‌های جدیدتری در

مطالعات اقتصادسنجی دست یابند و با ترکیب این روش با انواع مدل‌های دیگر، الگوریتم‌هایی با کارآیی و دقت بیشتر ارائه کنند. بر اساس سوابق پژوهش، مدل‌های ARCH/GARCH به دلیل کارآیی این مدل‌ها در پیش بینی و بررسی متغیرهای مالی و مدل State Space به دلیل ویژگی‌های منحصر به فردش در شناسایی پارامترهای ناشناخته، پیش بینی توسط آنها را مورد استفاده قرار دادیم، در این راستا، یکبار با استفاده از روش تبدیلات موجک (به منظور تجزیه سیگنال و حذف سیگنال‌های نویز) و یکبار بدون استفاده از آن، شاخص تپیکس را مورد بررسی قرار دادیم. استفاده از روش تبدیلات موجک ما را قادر می‌سازد تا سیگنال‌های نویز را از سری زمانی جدا ساخته و روی سیگنالی که حاوی نویز کمتری است تخمین پارامترها و پیش بینی‌ها را انجام دهیم. به علاوه استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو در کنار این کاربرد ترکیبی روش‌ها و مدل‌ها، ما را قادر می‌سازد تا دقت پیش بینی را بالاتر برده و برای پیش بینی در بلند مدت (۵۹ مشاهده آتی) از مدل‌های توانمندتری برخوردار باشیم.

۳- نتایج پژوهش

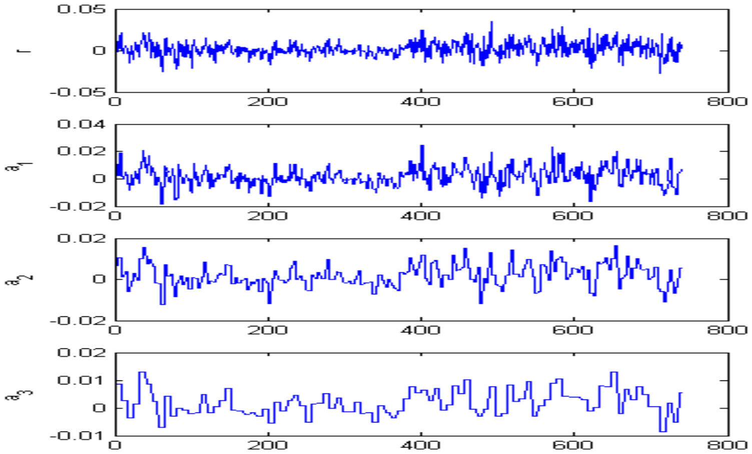
در این بخش، به ساختن مدل‌های منتخب در این پژوهش و پیش بینی و شبیه سازی توسط آنها با استفاده از روش مونت کارلو، یکبار با استفاده از روش تبدیلات موجک به منظور حذف نویزها و یکبار بدون استفاده از این روش پرداخته می‌شود. برای تجزیه درون‌داده از موجک هار تا ۳ مرحله تجزیه استفاده شده است. موجک هار یکی از مناسب‌ترین موجک‌ها برای بررسی تغییرات شدید و لحظه‌ای می‌باشد. این مطالعه به بررسی سه افق زمانی (بلندمدت، میان مدت و کوتاه مدت) و یک مقایسه کلی با درون‌داده، اختصاص داده شده است.

۳-۱- تحلیل تجزیه موجکی داده‌ها

از انجا که تمرکز پژوهش حاضر برروی بررسی و پیش بینی شاخص تپیکس می‌باشد لذا برای این منظور از داده‌های روزانه ۱ بهمن سال ۱۳۸۹ تا ۳۰ بهمن سال ۱۳۹۲ به عنوان درون‌داده (شامل ۷۳۹ مشاهده) و ۱ اسفند ۱۳۹۲ تا ۳۱ اردیبهشت ۱۳۹۳ به عنوان برون‌داده (۵۹ مشاهده معادل ۳ ماه، ۲۰ مشاهده معادل ۱ ماه و ۵ مشاهده معادل یک هفته)، استفاده شده است. نتایج آزمون بای و پرون[۱۸] (۱۹۹۸) برای سری زمانی مذکور، قبل و بعد از به کار بردن روش تبدیلات موجک هار حاکی از عدم وجود شکست ساختاری در سری‌های زمانی منتخب می‌باشد.

۳-۱-۱- تبدیل موجک هار

همانطور که ملاحظه می گردد شاخص مورد نظر با کمک تبدیلات موجک هار تا ۳ مرحله به صورت زیرتجزیه شده است. (نمودار۲)



نمودار ۲: شاخص تپیکس تجزیه شده توسط روش تبدیلات موجک هار طی ۳ مرحله فرآیند تجزیه شدن

۳-۲- بررسی آزمون ریشه واحد (ADF)

در این بخش از آزمون‌های دیکی- فولر تعمیم یافته به منظور بررسی پایایی سری‌های زمانی مورد نظر استفاده شد که نتایج تمامی آزمون‌های پایایی نشان دهنده وجود ریشه واحد در سری مورد نظر می‌باشد، در نتیجه در مدل‌سازی‌ها باید به جای سطح متغیر، از تفاضل اول لگاریتم شاخص استفاده شود.

۳-۳- آزمون ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی و تصریح مدل های GARCH

همان‌طور که انگل (۱۹۸۲) نیز پیشنهاد کرده است، برای تشخیص وجود یا عدم وجود مدل ARCH و GARCH از آزمون تشخیص ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی (ضریب لاگرانژ) استفاده می‌کنیم. بر اساس این آزمون به این نتیجه رسیدیم که برای شاخص تپیکس می‌توانیم از مدل‌های خانواده ARCH استفاده کنیم، بنابراین در ادامه به منظور تصریح مدل GARCH از معیارهای آکاییک و شوارتز و هانان کویین استفاده شده است و در این راستا الگوها برای شاخص تپیکس بر روی سری زمانی پایا شده و در دو وضعیت قبل و بعد از تجزیه موجک هار اعمال شده‌اند. در نتیجه بهترین مدل از خانواده ARCH همان ARCH (۱) می‌باشد و تمامی ضرایب تخمین زده شده در مدل، در سطح اطمینان ۹۹٪ معنی‌دار هستند. در نهایت می‌توان معادله مدل منتخب را برای شاخص مذکور قبل از تجزیه شدن توسط موجک هار (معادله-۱۷) و بعد از تجزیه شدن توسط موجک هار (معادله-۱۸) به صورت زیر نوشت:

$$\text{GARCH} = ۴/۵۷۷\text{e-}۰۵ + ۰/۳۹۰\ \varepsilon_{t-۱}^{۲} \qquad (\text{معادله-۱۷})$$

(معادله-۱۸)
$$GARCH = ۲/۸۰۵e\text{-}۰۶ + ۰/۸۸۱\varepsilon_{t-۱}^{۲}$$

۴-۳- تخمین مدل State Space برای شاخص تپیکس و تصریح آن

با توجه به مقدار آماره آکاییک و بیزین شوارتز و همچنین با استفاده از سایر روش های تشخیص و تصریح، فرم ARIMA مدل State Space برای شاخص مذکور عبارت است از AR(۲) که با قرار دادن ضرایب تخمین زده شده در آن، به صورت زیر معادلات حالت و مشاهدات برای پیش بینی شاخص تپیکس قبل از استفاده از تبدیلات موجک هار (معادله-۱۹ و معادله-۲۰) و بعد از به کار بردن تبدیلات موجک هار (معادله-۲۱ و معادله-۲۲) بدست می‌آیند.

(معادله-۱۹) معادله حالت برای شاخص تپیکس :

$$x_{۱(t)} = -(۱/۷۱)x_{1(t-۱)} - (۰/۹۶)x_{۱(t-۱)} + (۳/۳۳e\text{-}۰۷)u_{۱(t)}$$
$$x_{۲(t)} = x_{۱(t-۱)}$$

(معادله-۲۰) معادله مشاهدات برای شاخص تپیکس :

$$y_{۱(t)} = x_{۱(t)} + (۹/۸۷e\text{-}۰۳)e_{۱(t)}$$

(معادله-۲۱) معادله حالت برای شاخص تپیکس با استفاده از تبدیل موجک هار:

$$x_{۱(t)} = (۱/۲۳)x_{۱(t-۱)} - (۰/۳۰)x_{۲(t-۱)} + (۱/۵۱e\text{-}۰۳)u_{۱(t)}$$
$$x_{۱(t)} = x_{1۱(t-۱)}$$

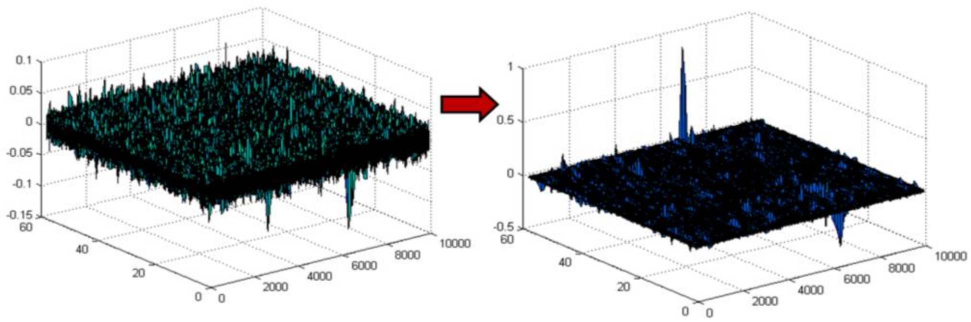
(معادله-۲۲) معادله مشاهدات برای شاخص تپیکس با استفاده از تبدیل موجک هار:

$$y_{۱(t)} = x_{۱(t)} +(۸/۲۹e\text{-}۰۴)e_{۱(t)}$$

۴- شبیه سازی با استفاده از روش مونت کارلو برای مدل‌های GARCH و State Space قبل و بعد از استفاده از تبدیلات موجک هار

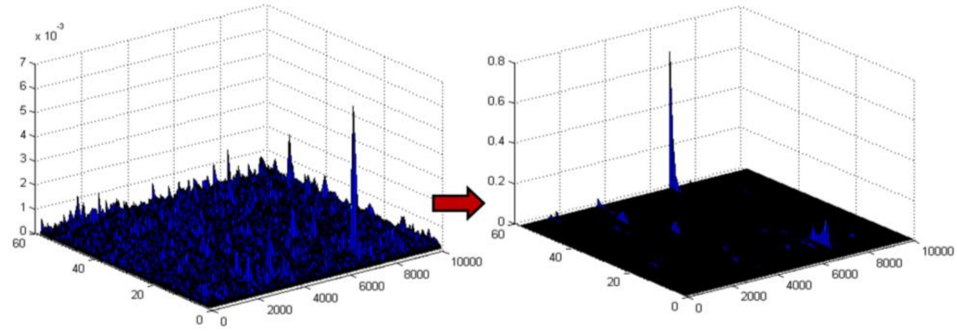
در نمودارهای زیر پیش بینی‌های انجام شده با استفاده از روش مونت کارلو، یکبار برای زمانی که از روش تبدیلات موجک هار استفاده نشده و یکبار برای زمانی که از مدل‌های ترکیبی با روش تبدیلات موجک هار استفاده شده، به تصویر کشیده شده است، همان طور که به خوبی مشاهده می‌شود، زمانی که از روش تبدیلات موجک هار برای تجزیه سیگنال و حذف سیگنال‌های نویز، استفاده می‌کنیم، در واقع خطاهای استاندارد به شدت کاهش می‌یابند و پیش بینی‌های انجام شده به میانگین نزدیک‌تر می‌شوند و از شدت نوسانات واریانس‌ها نیز کاسته می‌شود، به طوری که در نمودارهای (۳) و (۴) می‌توان مشاهده کرد که دامنه نوسانات واریانس شرطی به شدت کاهش یافته و نویزهای موجود در پیش بینی به میزان زیادی کاهش

یافته‌اند و تقریبا تمام پیش بینی‌ها روی میانگین‌شان قرار گرفته‌اند و برای مدل State Space نیز شاهد نمودارهای به مراتب منظم‌تری هستیم که همواره به میانگین نزدیکتر شده‌اند، با به کار بردن روش تبدیلات موجک هار، نه تنها نمودارهای منظم‌تر و نتایج دقیق‌تر و نویز و واریانس کمتری مشاهده می‌شود، بلکه همچنان برون‌داده توسط ناحیه حاصل از پیش بینی‌های صورت گرفته مبتنی بر روش شبیه سازی مونت کارلو، در بر گرفته شده است. به علاوه اینکه ناحیه اطمینان حاصله از روش شبیه سازی مونت کارلو نسبت به زمانی که از روش تبدیلات موجک هار استفاده نکرده بودیم، کوچکتر شده و این امر موجب می‌گردد که نتایج به مراتب دقیق‌تری برای پیش بینی‌ها برای هر ۳ افق زمانی و حتی برای مقایسه کلی با درون‌داده به دست بیاید که در بخش بعدی به بررسی نتایج حاصله خواهیم پرداخت.



نمودار ۳

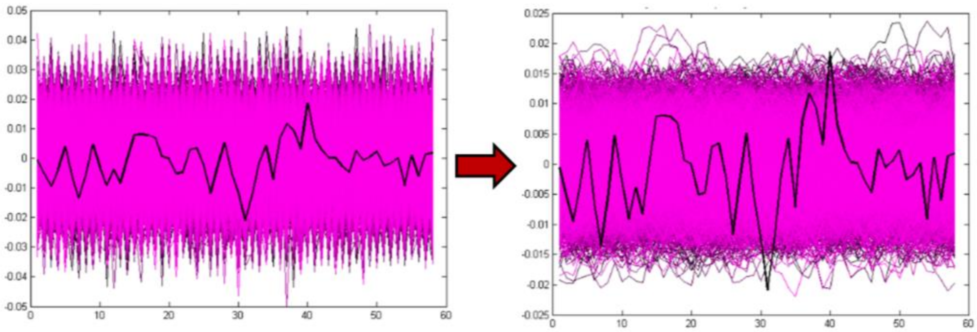
نمودار ۳– کاهش دامنه نوسان و خطاهای استاندارد مربوط به پیش بینی ها طی ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی پیش بینی انجام شده با به کار بستن مدل GARCH و با استفاده از روش تبدیلات موجک هار به علت حذف نویز ها و سیگنال های اضافه (تصویر سمت راست مربوط به بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک است .)



نمودار ۴

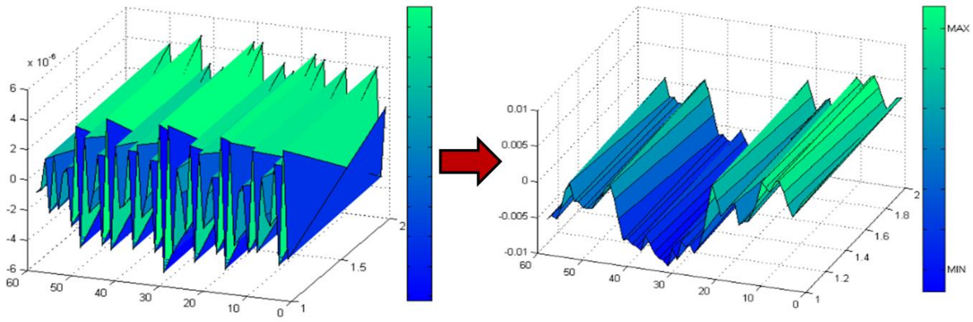
نمودار ۴– کاهش دامنه نوسان واریانس های شرطی هر پیش بینی طی ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی انجام شده پس از به کار بستن روش تبدیلات موجک هار به علت حذف نویز ها و سیگنال های اضافه (تصویر سمت راست مربوط به بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک است .)

در دو نمودار (۳) و (۴) مشاهده می‌شود که با استفاده از سیگنال تجزیه شده توسط روش تبدیلات موجک هار و با به کار بردن مدل GARCH منتخب، میزان زیادی از نویز با حذف سیگنال‌های اضافه از بین رفته است و پیش بینی‌های شبیه سازی شده با استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو، حول میانگین به صورت بسیار متراکم و نزدیک به میانگین نوسان می‌کنند و خطای استاندارد به میزان قابل توجهی کاهش یافته است. نمودار (۵) نیز پیش بینی‌های انجام شده با به کار بستن مدل State Space و با استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو را نشان می‌دهد. زمانی که در مدل از روش تبدیلات موجک نیز بهره بردیم، حذف سیگنال‌های اضافه باعث شد تا ناحیه اطمینان بدست آمده کوچکتر شده و پیش بینی دقیق‌تری را بتوانیم برای برون داده (۵۹ مشاهده آتی) داشته باشیم. همان طور که در تمام این نمودارها مشاهده شد، به کار بستن روش تبدیلات موجک و حذف سیگنال‌های اضافه و نویزهای موجود در سیستم، ما را قادر می‌سازد تا پیش بینی‌های دقیق‌تری را داشته باشیم و همواره تمام نقاط برون داده توسط ناحیه اطمینان حاصل از شبیه سازی‌های مونت کارلو در بر گرفته شود. در مدل State Space می‌توان به بررسی ویژگی‌های ایجاد شده برای متغیرهای حالت پس از به کار بستن روش تبدیلات موجک نیز پرداخت، همان طور که در نمودارهای (۶) و (۷) نشان داده شده است، با به کار بستن روش تبدیلات موجک، شاهد نظم و یکنواختی بیشتر و پیچیدگی‌های کمتری در حرکت متغیرهای حالت هستیم.



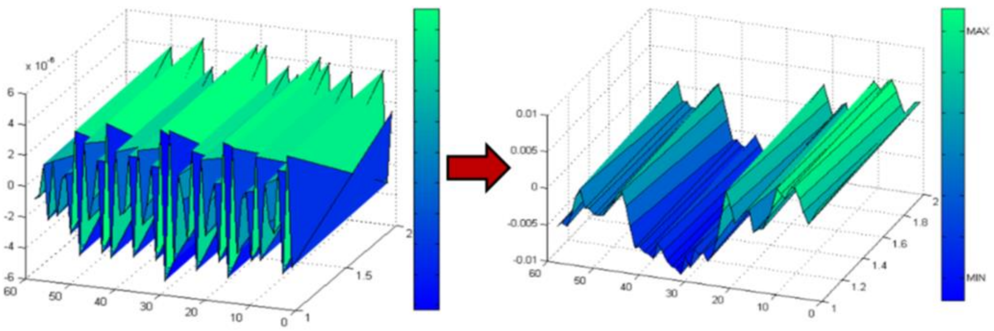
نمودار ۵

نمودار ۵– پیش بینی های انجام شده با به کار بستن مدل State Space و با استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو (تصویر سمت راست مربوط به بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک است.)



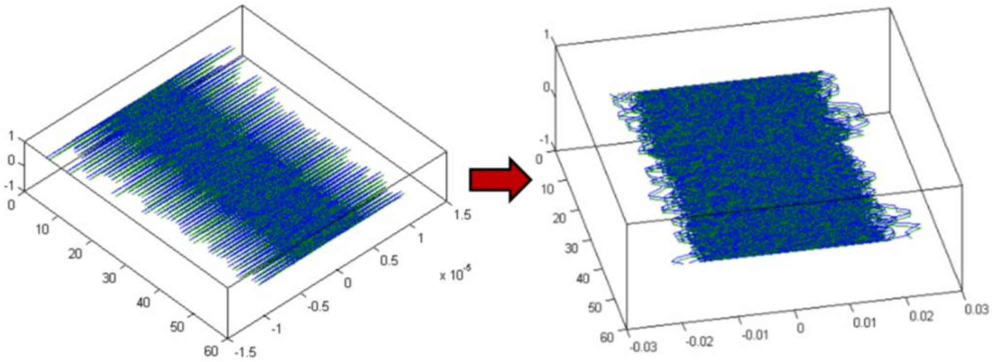
نمودار ۶

نمودار ۶– افزایش نظم و کاهش درهم پیچیدگی متغیرهای حالت در ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی پیش بینی انجام شده پس از به کار بستن روش تبدیلات موجک هار (تصویر سمت راست مربوط به بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک است.)



نمودار ۷

نمودار ۷– افزایش نظم و کاهش در هم پیچیدگی متغیرهای حالت در یک پیش بینی انجام شده پس از به کار بستن روش تبدیلات موجک هار (تصویر سمت راست مربوط به بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک است.)



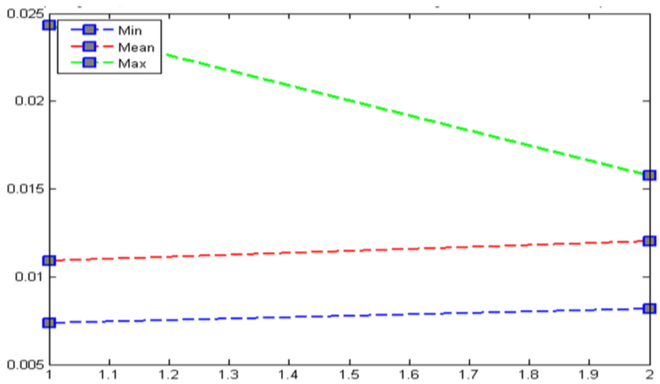
نمودار ۸

نمودار ۸– افزایش نظم و کاهش درهم پیچیدگی متغیرهای حالت در ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی پیش بینی انجام شده پس از به کار بستن روش تبدیلات موجک هار (تصویر سمت راست مربوط به بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک است.)

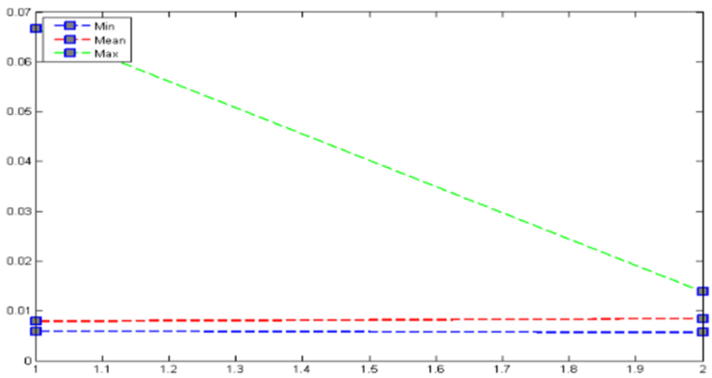
همان‌طور که در نمودار (۸) مشاهده می‌شود، با به کار بستن روش تبدیلات موجک، ناحیه نوسانات متغیرهای حالت نیز به شدت کاهش می‌یابد که این به دلیل تشخیص صحیح ما برای حذف سیگنال‌های اضافه و حذف نویز موجود در بازار مورد بررسی می‌باشد. البته همان‌طور که قبلا نیز اشاره شد، حذف سیگنال‌های مذکور به معنی بی‌اهمیت بودن آنها نیست، بلکه هر کدام از سیگنال‌های بدست آمده از فرآیند تجزیه سیگنال اصلی توسط تبدیلات موجک، دارای اطلاعات مهمی برای مخاطبان خودش است اما به دلیل اینکه بررسی سیگنال‌های مذکور زمان زیادی را می‌طلبد و با توجه به زمان صرف شده تغییرات نسبتا کمتری را در دقت پیش بینی ایجاد می‌کند، بنابراین در موضوع مورد بررسی این مقاله، از بررسی سیگنال-های مذکور خودداری شده و با حذف آنها در کوتاه ترین زمان ممکن، بیشترین بهبود را برای پیش بینی-هایمان به دست آوردیم.

۵- نتیجه گیری و بحث

همانطور که نمودارهای (۹) و (۱۰) نیز نشان می‌دهد، با به کار بستن روش تبدیلات موجک هار، دامنه بدست آمده برای پیش بینی‌های حاصل از روش شبیه سازی مونت کارلو برای دو مدل به شدت کاهش می-یابد که این به خاطر حذف سیگنال‌های زائد و نویز می‌باشد، همانطور که در نمودار (۱۰) نیز می‌توان مشاهده کرد، مقدار RMSE میانگین به مقدار RMSE مینیمم بسیار نزدیک شده است.



نمودار ۹– RMSE های پیش بینی‌های شبیه سازی شده توسط روش شبیه سازی مونت کارلو برای مدل های منتخب، پیش از به کار بستن روش تبدیلات موجک هار.



نمودار ۱۰– کاهش دامنه تغییرات RMSE های پیش بینی‌های شبیه سازی شده توسط روش شبیه سازی مونت کارلو برای مدل های منتخب، بعد از به کار بستن روش تبدیلات موجک هار.

همچنین با توجه به نتایج حاصله در جدول ۱، همواره مدل GARCH در تمام افق های زمانی و حتی در مقایسه کلی با درون داده، عملکرد بهتری از خود نشان داده و این به دلیل حضور پررنگ نااطمینانی در بازارهای مالی مربوط به شاخص مورد بررسی می‌باشد. استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو این قدرت را به ما داد که با ۱۰۰۰۰ مرتبه شبیه سازی فرآیند پیش بینی، نتایج محتمل الوقوع را نیز در نظر بگیریم. زمانی‌که از روش تبدیلات موجک هار استفاده شد، شاهد بهبود فراوانی در پیش بینی‌های بدست آمده هستیم، هرچند که مدل GARCH همچنان عملکرد بهتری را از خودش نشان می‌دهد.

جدول ۱ : RMSE میانگین برای هر مدل در افق زمانی مختلف برای شاخص تپیکس (قبل و بعد از به کار بردن روش تبدیلات موجک هار)

افق های زمانی	مدل‌ها	RMSE مدل‌ها	RMSE مدل‌ها با به کار بردن موجک
بلند مدت	GARCH	۰/۰۱۰۹	۰/۰۰۷۸
	State Space	۰/۰۱۲۰	۰/۰۰۸۴
میان مدت	GARCH	۰/۰۱۰۵	۰/۰۰۷۴
	State Space	۰/۰۱۱۷	۰/۰۰۸۰
کوتاه مدت	GARCH	۰/۰۰۹۲	۰/۰۰۶۱
	State Space	۰/۰۱۰۷	۰/۰۰۶۸
مقایسه کلی با درون داده	GARCH	۰/۰۱۲۲	۰/۰۰۹۶
	State Space	۰/۰۱۳۱	۰/۰۰۹۹

موضوعی که کاملا تایید می‌شود، این است که با به کار بستن روش تبدیلات موجک می‌توان نویزهای فراوان موجود در سری‌های زمانی مالی را با تجزیه آن به چندین سیگنال و حذف سیگنال‌های نویز، کاهش داد، بنابراین لازم است که متخصصان امور مالی از این روش پیشنهادی برای انجام پیش بینی‌های خود استفاده کنند. لازم است که علاقه‌مندان و متخصصان اقتصاد سنجی، زمانی را به ترکیب روش‌های ریاضی، آماری و اقتصادسنجی اختصاص دهند و روش‌های ترکیبی ایجاد شده را برای حل مشکلات موجود و یافتن نتایجی بهینه تر مخصوصا در زمینه پیش بینی و تخمین پارامترها به کار بندند.

فهرست منابع

* Bai .J & Perron .P (1998). Estimating And Testing Linear Models With Multiple Structural Changes. Econometrica, 66, 47–78.
* Birjandi, Hamid & Akhavan Darabi, Somayeh & Mesbahi Jahromi Negar & Moayedi Mohammad Jafar,(2014). The Relationship Between Portfolio Return Volatility And Stock Return Volatility Based On Wavelet Analysis, Research Journal Of Finance And Accounting,5,7.
* Capobianco , Enrico , (2001) , Wavelet Transforms For The Statistical Analysis Of Returns Generating Stochastic Processes , International Journal Of Theoretical And Applied Finance , Vol.4 , No.3 , 511-534
* Conejo , Antonio J. & Plazas ,Miguel A. & Espínola , Rosa & Molina , Ana B. (2005). Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using The Wavelet Transform And Arima Models, Ieee Transactions On Power Systems, 20,2,1035-1042
* Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates Of The Variance Of Uk Inflation,Econometrica,50,987–1008
* Fan, Shuangrui & Ji, Tingyun & Gordon, Wilmsmeier & Rickard, Bergqvist,(2013). Forecasting Baltic Dirty Tanker Index By Applying Wavelet Neural Networks, Journal Of Transportation Technologies, 3, 68-87
* Fernandez Viviana ,(2004). Time-Scale Decomposition Of Price Transmission In International Markets, Universidad De Chile

* Gherman Mircea & Terebes, Romulus & Borda, Monica,(2012). Time Series Analysis Using Wavelets And Gjr-Garch Models, 20th European Signal Processing Conference(Eusipco),Romania
* Hamilton, J. D. (1994). Time Series Analysis ,Princeton University Press, Princeton,New Jeresey
* Harvey, A. C. (1993). Time Series Analysis, Second Edition, Mit Press.
* Komijani, Akbar & Naderi, Esmaeil & Gandali Alikhani, Nadiya ,(2013). A Hybrid Approach For Forecasting Of Oil Prices Volatility, Mpra Paper. 44654
* Kriechbaumer T & Angus A & Parsons Dj & Rivas Casado M, (2014). An Improved Wavelet-Arima Approach For Forecasting Metal Prices, Resources Policy,39,32-41.
* Lütkepohl, Helmut (2005). New Introduction To Multiple Time Series Analysis, Springer
* Ma, Irwin & Wong, Tony & Sankar , Thiagas ,(2006). An Engineering Approach To Forecast Volatility Of Financial Indices, International Journal Of Computational Intelligence,3,1
* Masset, Philippe,(2008). Analysis Of Financial Time-Series Using Fourier And Wavelet Methods, Working Papers Series
* Ogata ,Katsuhiko,(1970). Modern Control Engineering, Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs, Nj.
* Vacha , Lukas & Barunik, Jozef ,(2012). Co-Movement Of Energy Commodities Revisited: Evidence From Wavelet Coherence Analysis, Energy Economics,34, 241–247
* Wadi , S. Al & Ismail ,Mohd Tahir & Alkhahazaleh , M. H. & Abdul Karim , Samsul Ariffin ,(2011) . Selecting Wavelet Transforms Model In Forecasting Financial Time Series Data Based On Arima Model , Applied Mathematical Sciences, Vol. 5, 2011, 7,315-326
* Yousefi, Shahriar & Weinreich, Ilona & Reinarz, Dominik ,(2005). Wavelet-Based Prediction Of Oil Prices, Elsevier, Chaos, Solitons And Fractals,25,265–275

یادداشت‌ها

[1]. Alfred Haar
[2]. Engle, R. F
[3]. Katsuhiko Ogata
[4]. A. C. Harvey
[5]. J. D. Hamilton
[6]. Helmut Lütkepohl
[7]. Enrico Fermi
[8]. Enrico Capobianco
[9]. Viviana Fernandez
[10]. Irwin Ma, Tony Wong, and Thiagas Sankar
[11]. S. Al Wadi
[12]. Mircea Gherman, Romulus Terebes, Monica Borda
[13]. Shuangrui Fan
[14]. Antonio J. Conejo
[15]. Philippe Masset
[16]. Lukas Vacha & Jozef Barunik
[17]. Thomas Kriechbaumer
[18]. Bai and Perron