

پیش‌بینی قیمت نفت خام با استفاده از تبدیل موجک، مدل‌های غیرخطی و مدل‌های خطی

حمید ابریشمی¹
نفیسه بهرادمهر^{2*}
طاهره سیفی³

تاریخ پذیرش: 1392/2/7

تاریخ دریافت: 1391/10/25

چکیده

با توجه به اهمیت ویژه‌ی نفت به‌عنوان یکی از منابع اصلی تأمین‌کننده‌ی انرژی در جهان و قیمت آن در بازارهای بین‌المللی، بر آن شدیم تا در این پژوهش به پیش‌بینی قیمت نفت خام با استفاده از متدولوژی جدیدی بپردازیم. روش حاضر ترکیبی از تبدیل موجک و مدل‌های *ARMAX*، رگرسیون هارمونیک و مدل هلت-وینترز است که به‌طور همزمان برای پیش‌بینی سری زمانی قیمت نفت خام به کار گرفته شده‌اند. داده‌های سری زمانی قیمت نفت خام، ابتدا با استفاده از تبدیل موجک به سه سری داده‌های دارای روند، داده‌های متأثر از عوامل فصلی و داده‌های با فرکانس بالا (تلاطمات) تجزیه می‌شوند. سپس هر سری با استفاده از مدل مربوط به آن پیش‌بینی شده و در مرحله‌ی نهایی، برای دستیابی به پیش‌بینی نهایی سری‌های زمانی پیش‌بینی شده با هم ترکیب می‌شوند. پیش‌بینی‌های بدست آمده با استفاده از مدل پیشنهادی با پیش‌بینی‌های حاصل از روش *ARMA* مقایسه گردیده است. نتایج حاکی از آن است که مدل مورد استفاده در این تحقیق، پیش‌بینی صحیح‌تر و با خطای کمتری برای قیمت نفت خام ارائه می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: قیمت نفت خام، تبدیل موجک، مدل هلت-وینترز، رگرسیون هارمونیک، *ARMAX*.

طبقه‌بندی **JEL**: .: Q47، C59، C53

1. استاد دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران

2. استادیار دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران (نویسنده مسئول)

3. دانشجوی دکتری اقتصاد دانشگاه تهران

Email: Abrishami@ut.ac.ir

Email: Behradmehr@ut.ac.ir

Email: Seyfi_66@yahoo.com

1. مقدمه

انرژی در حیات اقتصاد صنعتی جوامع، نقش زیربنایی و مهمی را ایفا می‌کند و در قرون اخیر نیز موجب تحولات عظیمی در صنعت شده و از این جهت یکی از محورهای اصلی توسعه اقتصادی جوامع محسوب می‌شود. در میان انرژی‌های گوناگونی که امروزه مورد استفاده‌ی انسان‌ها قرار می‌گیرد، نفت از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است و در حال حاضر به عنوان منبع اصلی تأمین‌کننده‌ی انرژی در جهان به شمار می‌رود. بنابراین دولت‌ها، تصمیم‌گیران و فعالان اقتصادی در هر کشور برای اتخاذ هر نوع تصمیم و انجام سیاست‌گذاری‌ها، نیاز به دانستن تحولات بازار انرژی و به‌ویژه تحولات بازار نفت دارند.

در میان متغیرهای اثرگذار بر بازار انرژی، قیمت نفت عامل بسیار مهمی بوده که با توجه به اهمیت آن در بازارهای بین‌المللی، نقش تعیین‌کننده‌ای در رکود و رونق اقتصادی جوامع دارد. لازم به ذکر است که اثرپذیری زیاد اقتصاد از نوسانات بازار نفت منجر شده که نفت نه تنها به عنوان یک کالا اقتصادی، بلکه به عنوان عنصری سیاسی نیز مورد توجه قرار گیرد. از این رو قیمت نفت فقط و فقط از ارتباط میان عرضه و تقاضا بدست نمی‌آید، بلکه عواملی چون مسائل و تنش‌های سیاسی نیز در این امر دخیل هستند. از سوی دیگر، بازار نفت، همواره بازاری پر نوسان و سرشار از رویدادهای پیش‌بینی-ناپذیری چون بحران‌های اقتصادی، اعمال تحریم‌ها، وجود ناآرامی‌ها در کشورهای تولیدکننده‌ی نفت علی‌الخصوص کشورهای عضو اوپک و ... بوده است.

با توجه به عوامل پیش‌بینی نشده مؤثر در بازار نفت، آگاهی از روند قیمت این کالا و حصول به روش‌ها و مدل‌سازی‌های بهینه جهت پیش‌بینی بهتر و صحیح‌تر و با خطای کمتر، می‌تواند فرایند تصمیم‌گیری در بازار نفت و سایر بازارها را برای دولت‌مردان و فعالان اقتصادی تسهیل نماید. از این رو اهمیت این مسئله توجه بسیاری از پژوهشگران و محققان را به سمت پیش‌بینی قیمت نفت و نوسانات آن و تلاش برای ارائه‌ی الگوهای جدید به خود جلب کرده است. این پژوهشگران و اقتصاددانان توانسته‌اند با استفاده از مدل‌های جدید پیش‌بینی که از ابزارها و مدل‌های ریاضی بهره می‌گیرند، تا حدودی دقت پیش‌بینی خود را در بازارهای انرژی و به‌ویژه بازار نفت، بالا ببرند. اما در بیشتر این پژوهش‌ها از اطلاعات کلی قیمت نفت برای پیش‌بینی استفاده می‌کنند، در حالی که بازارهای انرژی و همچنین قیمت نفت، شامل اطلاعات بسیاری هستند که هر کدام ویژگی مربوط به خود را دارند که با بهره‌گیری از ابزارهای نوظهوری چون تحلیل موجک می‌توان این اطلاعات را استخراج نمود و از آنها جهت پیش‌بینی استفاده کرد.

بنابراین با توجه به آنچه بیان شد و با توجه به آن که اطلاعات بسیاری در قیمت‌های نفت (شامل تغییرات فصلی، نوسانات سیاسی، بحران‌ها و ...) نهفته است، که در مدل‌های حاضر دریافت نمی‌شود؛ هدف ما بر این است که با توجه به این اطلاعات و استخراج آن‌ها از قیمت نفت و با استفاده از

روش‌های مناسب آن را پیش‌بینی نمائیم. از این رو بر آن شدیم تا در این مقاله با استفاده از متدولوژی جدیدی که مدلی تلفیقی از تبدیل موجک و مدل‌های اقتصادسنجی است، به پیش‌بینی قیمت نفت خام می‌پردازیم. لازم به ذکر است که این پیش‌بینی به صورت پیش‌بینی درون نمونه‌ای انجام شده است، بدین معنی که قیمت‌های پیش‌بینی شده به اندازه‌ی تعداد مورد نظر مقاله که در ادامه بیان خواهد شد، با داده‌های واقعی قیمت نفت در همان بازه مقایسه و نتایج مدل ارائه می‌گردد.

در مدل تحقیق ابتدا با استفاده از تبدیل موجک سری زمانی قیمت نفت خام را تجزیه کرده و به سه سری زمانی دارای روند، سری زمانی نوسانات و سری زمانی متأثر از عوامل فصلی دست پیدا می‌کنیم که این سری‌ها هر کدام دارای ماهیت و ویژگی‌های متفاوتی هستند. سری روند با مدل هلت-وینترز، سری داده‌های نوسانات با مدل $ARMAX^1$ و سری داده‌های متأثر از عوامل فصلی نیز با رگرسیون هارمونیک، مدل‌سازی شده‌اند. در هر مرحله پس از برآورد و تخمین مدل بهینه، به پیش‌بینی دوره‌ی مورد نظر با استفاده از مدل‌های مذکور پرداخته شده است و در نهایت نتایج حاصل از پیش‌بینی هر سری برای دوره‌ی مورد نظر را با یکدیگر ترکیب کرده تا پیش‌بینی نهایی برای قیمت نفت خام حاصل شود. برای بررسی دقت عملکرد پیش‌بینی، داده‌های واقعی نفت خام را با استفاده از مدل خطی $ARMA^2$ نیز پیش‌بینی خواهیم کرد و در نهایت نتایج حاصل از پیش‌بینی این دو مدل را با استفاده از معیارهای خوبی عملکرد مانند $RMSE^3$ و درصد دقت پیش‌بینی، مقایسه کرده و مدل بهینه انتخاب خواهد شد. حائز اهمیت است که تاکنون پیش‌بینی قیمت نفت با استفاده از آنالیز موجک، رگرسیون هارمونیک، مدل هلت-وینترز و مدل $ARMAX$ و به شیوه‌ای که بیان شد، در مطالعات داخلی ایران، انجام نشده است.

لازم به ذکر است که هدف از ارائه‌ی چنین مدلی برای انتخاب بهترین مدل با دقت بالا است و پس از آنکه بهترین مدل انتخاب گردید می‌توان از آن جهت پیش‌بینی قیمت نفت به صورت یک یا چند گام به جلو مورد بررسی قرار داد و از نتایج آن بهره گرفت.

در ادامه‌ی این مقاله و در بخش دوم، به طور مختصر پژوهش‌های مرتبط با مقاله بررسی می‌شوند. سپس در بخش سوم مدل پژوهش، به طور خلاصه معرفی می‌شوند. در بخش چهارم داده‌های تحقیق معرفی و مدل پیشنهادی برآورد می‌شود و در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری حاصل از انجام پژوهش ارائه می‌گردد.

1 . AutoRegressive Moving Average with Exogenous Variables (ARMAX) Model.
2 . Autoregressive Moving Average (ARMA) Model.
3 . Root Mean Square Error (RMSE).

2. پیشینه‌ی تحقیق

در این بخش به بررسی دو گروه از مطالعات انجام شده در حوزه‌ی پیش‌بینی قیمت نفت می‌پردازیم. دسته‌ی اول به مطالعاتی اختصاص دارند که با استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی و سری‌های زمانی به پیش‌بینی قیمت نفت خام و نوسانات آن پرداخته‌اند و دسته‌ی دوم پژوهش‌هایی مورد بررسی قرار می‌گیرد که در حوزه‌ی پیش‌بینی متغیرهای انرژی به ویژه قیمت نفت از ابزار تحلیل موجک بهره‌جسته‌اند.

از جمله مطالعات گروه اول می‌توان به مطالعه‌ی وو و شهیدپور¹ (2010) اشاره نمود. آنها عملکرد پیش‌بینی قیمت نفت خام را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهبود بخشیده‌اند. نتایج مربوط به آزمون شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش هوش مصنوعی ترکیبی (AI) از نظر هر کدام از مقادیر $RMSE$ و $Dstat$ ² بهتر عمل کرده که این امر نشان دهنده‌ی عملکرد خیلی خوب رویکرد پیش‌بینی AI ترکیبی پیشنهادی برای پیش‌بینی قیمت نفت خام با توجه به پیچیدگی‌های بازار نفت خام است. همچنین کولکارنی و حیدر³ (2009)، مشیری و همکاران⁴ (2006) و امین ناصری و قراچه⁵ (2007) هر کدام با استفاده از مدل‌های مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی قیمت نفت خام در ابعاد زمانی متفاوت پرداخته‌اند. همچنین کبودان⁶ (2001) به کمک شبکه‌های تک لایه‌ی آموزش دیده با الگوریتم پس انتشار خطای استاتیک، قیمت نفت خام را پیش‌بینی کرده است. صادقی و همکاران (1390) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی روزانه‌ی قیمت سبد نفت خام اوپک بهره‌گرفته است. مهرآرا و همکاران (1389) بی‌ثباتی قیمت نفت خام را با استفاده از شبکه‌ی عصبی $GMDH$ ⁷ و پورکاظمی و اسدی (1388) نیز به پیش‌بینی قیمت نفت خام با استفاده از این ابزار و به صورت پویا پرداخته‌اند. اصفهانیان و همکاران (1387) نیز در مطالعه‌ی خود، مدل شبکه عصبی را با استفاده از یادگیری «هدایت شده» برای پیش‌بینی قیمت نفت خام ارائه داده‌اند. فرجام نیا و همکاران (1386) دو روش $ARMA$ و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)⁸ برای پیش‌بینی قیمت روزانه‌ی نفت مقایسه کرده‌اند. نتایج حاکی از آن است که شبکه‌های عصبی به مراتب عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های خود توضیح جمعی میانگین متحرک دارد. ابریشمی و همکاران (1386) نیز از مدل‌های اتورگرسیو واریانس ناهمسان شرطی ($ARCH$)⁹ به ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی قیمت

1 . Wu and Shahidpour.

2 . Direction statistics (Dstat).

3 . Kukarni and Haidar.

4 . Moshiri et al.

5 . Amin.Nasari and Gharacheh.

6 . Kaboudan.

7 . Global Method of Data Handling (GMDH).

8 . Adaptive Neural Network (ANN).

9 . AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH).

نفت پرداخته‌اند. در این بررسی با توجه به معیارهای ارزیابی عملکرد $MAPE^1$ و MAE^2 مدل‌های $GARCH^3$ بهترین عملکرد پیش‌بینی را داشته‌اند. همچنین بر اساس معیارهای $RMSE$ و ضریب نابرابری تایل (Theil) مدل $TGARCH^4$ نسبت به سایر مدل‌ها پیش‌بینی صحیح‌تری انجام داده است. همچنین نتایج این پژوهش شواهدی قوی مبنی بر نامتقارن بودن و خوشه‌ای بودن نوسانات قیمت نفت ارائه می‌دهد.

همان‌طور که اشاره شد گروه دوم مطالعاتی هستند که از ابزار تحلیل موجک برای بررسی متغیرهای بازار انرژی و به ویژه نفت استفاده کرده‌اند. از آن جمله می‌توان به مطالعه‌ی یوسفی و همکاران⁵ (2005) که از تبدیل موجک برای پیش‌بینی بهای نفت خام در ابعاد مختلف زمانی بهره‌جسته‌اند و همچنین پژوهش الکساندریس و لوانیز⁶ (2008) و انگین و نابنی⁷ (2010) که از شبکه‌های عصبی مصنوعی موجک که ترکیبی از شبکه‌های عصبی و تبدیل موجک می‌باشد، جهت پیش‌بینی قیمت نفت خام و انرژی استفاده کرده‌اند، اشاره نمود. هانگ و همکاران⁸ (2008) نیز با استفاده از رویکرد تلفیقی تبدیل موجک و مدل‌های سری زمانی یادگیری تطبیقی به ارائه‌ی مدل جهت پیش‌بینی تقاضای انرژی و قیمت آن پرداخته‌اند. لوکس تن و همکاران⁹ (2010) نیز ارتباط میان قیمت‌های نفت خام و گاز طبیعی را در حوزه‌ی موجک مورد بررسی قرار داده‌اند. نتایج بیان می‌دارد که بر اساس تبدیل‌های موجک، دو سری قیمت‌های نفت خام سبک و گاز طبیعی، همبستگی بالایی تنها در زمانی که فرکانس‌های آن‌ها محدود شده باشد، دارند. چن و همکاران¹⁰ (2005) نیز با استفاده از روش‌های تلفیقی موجک، $ARMAX$ و وینترز که خود WAW^{11} نامیده‌اند، به پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی، قیمت برق و تقاضای برق مصرف‌کننده پرداخته‌اند که نتایج حاکی از آن است که روش پیشنهادی برای قیمت برق و تقاضای برق بسیار بهتر عمل کرده است و برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی چندان مفید نبوده است. بهرام‌مهر (1387) نیز با کاهش نویز داده‌ها با استفاده از تجزیه و تحلیل موجک به پیش‌بینی قیمت نفت خام توسط شبکه‌های عصبی پرداخته است که نتایج بیانگر پیش‌بینی بهتر قیمت‌های هموارسازی شده می‌باشد. مشیری و فروتن (1383) هم با استفاده از

1. Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

2. Mean Absolute Error (MAE).

3. Generalized ARCH (GARCH).

4. Threshold GARCH (TGARCH).

5. Yousefi et al.

6. Alexandridis and Livanis.

7. Nguyen and Nabney.

8. Hang et al.

9. Tonn et al.

10. Chen et al.

11. Wavelet.ARM.AX.Winters.

امکان‌سنجی وجود آشوب در ساختار سیستم مولد قیمت نفت خام شاخص WTI^1 پرداخته‌اند که پس از تخمین نمای لیاپانوف، آشوب در قیمت نفت بررسی شده است. همچنین بُعد همبستگی برای قیمت نفت پس از حذف نویز با استفاده از روش $Wavelet$ و $Hodrich - Prescott$ برآورد کرده‌اند که تمام آزمون‌های مورد استفاده نشان‌دهنده‌ی وجود آشوب در سیستم مولد داده هستند. نتایج پیش‌بینی قیمت نفت نیز بیانگر آن است که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی از قدرت پیش‌بینی بهتری نسبت به مدل‌های $ARMA$ و $GARCH$ برخوردار است. بخش بعد مروری بر مبانی نظری مدل‌های استفاده شده در این تحقیق دارد.

3. مدل پژوهش

این قسمت ابتدا مروری بر مفاهیم تبدیل موجک در بخش (3-1) خواهد داشت. سپس در بخش (3-2) مدل نمو هلت-وینترز بیان خواهد شد. بخش‌های (3-3) و (4-3) نیز به معرفی مدل‌های $ARMAX$ و رگرسیون هارمونیک می‌پردازند.

3-1- تبدیل موجک

برخی ویژگی‌ها و خواص یک سری زمانی در فضای² زمان قابل رؤیت نیستند، که با انتقال این سری زمانی به سایر فضاها (مانند فرکانس، موجک، تبدیل Z^3 ، لاپلاسی⁴ و ...)، این خواص قابل رؤیت و بررسی می‌شوند. در نتیجه‌ی مطالعه، یک سری زمانی در فضاهایی غیر از زمان، امکان بررسی بهتر و شفاف‌تری را خواهد داشت (بهردمهر⁵، 2008). تبدیل موجک ابزاری بسیار کارآ برای مواجهه با سری‌های زمانی (سیگنال‌ها) است که خواص نامانایی دارند. ایده‌ی اصلی تبدیل موجک این است که سری زمانی را با استفاده از یک گروه توابع موجی شکل به یک سری از ضرایب تجزیه می‌کند. این دسته از توابع با استفاده از حرکت دادن یک تابع موجک پایه‌ای⁶ که به آن موجک مادر⁷ یا موجک تحلیل‌گر⁸ گفته می‌شود، به وجود می‌آیند و خواص ریاضی همچون متعامد⁹ بودن و انرژی¹⁰ واحد را

1. West Texas Intermediate (WTI).

2. Domain.

3. Z Transform.

4. Laplacian.

5. Behradmehr.

6. Basis Function.

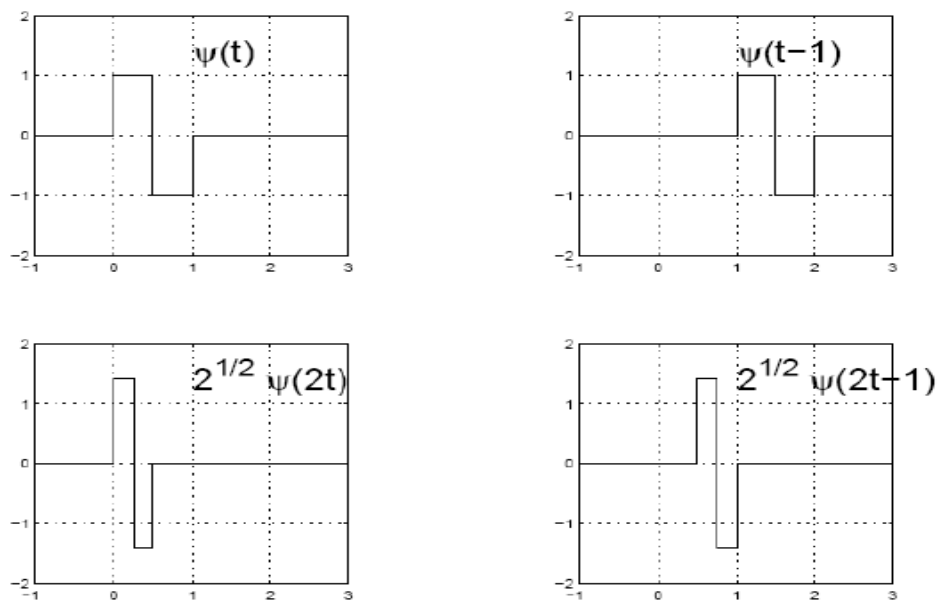
7. Mother Wavelet.

8. Analysing Wavelet.

9. Orthogonal.

10. انرژی سیگنال به عنوان سطح زیر نمودار سیگنال مربع تعریف می‌شود.

دارا هستند. هر مجموعه‌ی بدست آمده از ضرایب موجک¹، قسمتی از سری زمانی را در مقیاس متفاوت نشان می‌دهد و سری زمانی کل ضرایب انرژی سری اصلی را حفظ می‌کنند. آنچه که در ابتدای تبدیل موجک و استفاده از این ابزار دارای اهمیت است، انتخاب یک تابع پایه‌ای موجک، که همان موجک مادر و یا موجک تحلیل‌گر است، می‌باشد. موجک مادر خصوصیات تجزیه‌ی موجک نظیر کارایی، نمایش، ایمنی نویز و ... را نشان می‌دهد. در این تبدیل، تحلیل زمانی توسط شکل منقبض با فرکانس بالای موجک پایه‌ای و تحلیل فرکانس توسط شکل منبسط با فرکانس پائین همان موجک انجام می‌گیرد. (گراس²، 1996) مابقی توابع پایه‌ای از بسط و گسترش موجک مادر به وجود می‌آیند. شکل (1) نمونه‌ای از بسط و گسترش موجک مادر است.



شکل 1: بسط و گسترش موجک مادر ها

(منبع: سلسینیک، 2005)

1 . Wavelet Coefficients.
2 .Graps.

هر نوع تابعی را نمی‌توان به عنوان تابع موجک مادر در نظر گرفت، بلکه باید دو شرط را تأمین نماید؛ شرط اول که شرایط پذیرفتگی (زبگنیو¹، 2001) موجک مادر است، این است که این تابع باید در رابطه‌ی (1) صدق کند:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{|f|} df < \infty \quad (1)$$

که در آن f نشان‌دهنده‌ی فرکانس و $\Psi(f)$ بیانگر موجک مادر است. این شرط بیان می‌دارد که میانگین توابع موجک برابر صفر می‌باشد، در واقع می‌توان دید که $\Psi(0) = 0$ است. چرا که در غیر این صورت مقدار انتگرال عبارت (1) در فرکانس صفر ($f = 0$) بی‌نهایت خواهد شد. همچنین شرط دومی که بر تابع موجک مادر اعمال می‌شود واحد بودن انرژی آن است، به این معنا که:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt = 1 \quad (2)$$

اما آنچه گفته شد تنها شرط لازم است و نه کافی. که این همان ریشه‌ی نام‌گذاری موجک است؛ بدین معنا که تابعی است که نوسان می‌کند اما مدت استمرار آن کوتاه است. در واقع این شرط برای آن است که بتوان تابع اولیه را از تجزیه‌ی موجک مجدداً توسط تبدیل موجک معکوس بازسازی کرد. تبدیل موجک قابلیت استفاده برای هر دو سری‌های زمانی پیوسته و گسسته را دارد، به همین منظور این تبدیلات دارای دو نوع تبدیل موجک پیوسته و تبدیل موجک گسسته می‌باشند؛ اگر تبدیل موجک پیوسته باشد، می‌توان آن را به صورت زیر تعریف نمود:

$$w(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \Psi_{u,s}(t) dt \quad (3)$$

که در آن $w(u, s)$ نشان‌دهنده‌ی ضرایب حاصل از استفاده تابع موجک پیوسته برای سری زمانی پیوسته می‌باشد و ملاحظه می‌شود که سری زمانی تبدیل شده یک تابع دو متغیره با متغیرهای u (انتقال) و s (مقیاس) است. همچنین $X(t)$ بیانگر سری زمانی اصلی می‌باشد. $\Psi_{u,s}(t)$ نیز تابع موجک پایه‌ای پیوسته را نشان می‌دهد و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Psi_{u,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (4)$$

اگر توابع موجک مورد استفاده در تحلیل، شرط پذیرش موجک مادر را تأمین و برآورده کند، می‌توان با انجام عملیات معکوس بر روی ضرایب و با استفاده از فرمول زیر سری زمانی اصلی را بازسازی نمود:

$$X(t) = \frac{1}{C_\Psi} \int_0^\infty \int_{-\infty}^\infty w(u, s) \Psi_{u,s}(t) du \frac{ds}{s^2} \quad (5)$$

به این عمل اصطلاحاً سنتز¹ یا بازسازی سیگنال (سری) گویند. توابع موجک پیوسته‌ی مختلفی تعریف شده است، به عنوان مثال، معادله‌ی موجک پیوسته‌ی مورلت² به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Psi^M(t) = \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{i\pi t^2} e^{-\frac{t}{2}} \quad (6)$$

که در آن $i = \sqrt{-1}$ یک عدد موهومی است و w_0 فرکانس مرکزی موجک است. مثال دیگری از توابع موجک پیوسته توابعی هستند که از مشتقات تابع احتمال چگالی نرمال به دست می‌آیند:

$$\Psi^{Mh}(t) = \frac{\sqrt{2} t}{p^{\frac{1}{4}} \sqrt{3s}} \left(1 - \frac{t^2}{s^2}\right) e^{-\frac{t^2}{2s^2}} \quad (7)$$

تابع موجک اخیر به خاطر شکل منحصر به فرد آن به موجک کلاه مکزیکی³ معروف است. با توجه به توابع موجک پیوسته ملاحظه می‌گردد که تابعی از دو پارامتر است و بنابراین حاوی حجم زیادی از اطلاعات است که احتیاجی به آن‌ها در سنتز و بازسازی تابع و مشاهده‌ی تحلیل ناپیوستگی‌ها نیست. حتی اگر به جای پیوسته در نظر گرفتن پارامترهای مقیاس (s) و انتقال (u) از آن‌ها نمونه‌برداری نمائیم، به این معنا که تعداد معینی مقیاس و حرکات گسسته در زمان را در نظر بگیریم، می‌توانیم ضرایب موجک را به گونه‌ای به دست آوریم که بتوان سری زمانی اصلی را از روی آن‌ها بازسازی کرد، که این عمل یعنی تبدیل حاصل از نمونه‌گیری گسسته از s و u را تبدیل موجک گسسته (DWT)⁴ می‌نامند. بنابراین اگر سری زمانی گسسته باشد، از موجک گسسته‌ی مادر استفاده می‌شود.

1 . Reconstruction.

2 . Morlet.

3 . Mexican Hat.

4 . Discrete Wavelet Transform.

در تبدیل موجک گسسته ضرایب از ضرب داخلی¹ سری زمانی $X(t)$ در موجک مادر $\Psi_{j,k}(t)$ و به صورت زیر حاصل می‌شود:

$$d_{j,k} = \langle X(t), \Psi_{j,k} \rangle = \int X(t) \Psi_{j,k}(t) dt \quad (8)$$

به گونه‌ای که در آن نشان‌دهنده‌ی ضرایب حاصل از استفاده از تابع موجک گسسته می‌باشد و $\Psi_{j,k}(t)$ نیز بیانگر موجک گسسته‌ی مادر است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \Psi(2^j t - k) \quad j, k \in Z \quad (9)$$

به طوری که k معرف مکان موجک و j بیانگر اندازه‌ی موجک است. برای مثال زمانی که j افزایش می‌یابد، اندازه‌ی موجک کوچک می‌شود، در حالی که نمایش زمانی افزایش می‌یابد (بهرادمهر، 1388).

بنابراین سری زمانی اصلی یک تابع گسسته با استفاده از توابع موجک به صورت زیر بازسازی می‌شود:

$$X(t) = \sum_k s_{j,k} \Phi_{j,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_{j_0,k} \Psi_{j,k}(t) \quad (10)$$

که در آن عبارت $\sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_{j_0,k} \Psi_{j,k}(t)$ بیانگر جزئیات و یا نویز موجود در سری زمانی است و $\sum_k s_{j,k} \Phi_{j,k}(t)$ نیز معرف بخش تقریبات یا به بیان دیگر جزء هموار شده‌ی سری زمانی است که در آن بخش هموار² سطح j ام است و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$s_{j,k} = \langle X(t), \Phi_{j,k}(t) \rangle = \int X(t) \Phi_{j,k}(t) dt \quad (11)$$

همچنین $\Phi_{j,k}(t)$ تابع مقیاس‌گر³ (موجک پدر) نام دارد، که توسط معادله‌ی (12) تعریف می‌گردد:

$$\Phi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \Phi(2^j t - k) \quad j, k \in Z \quad (12)$$

3-2- مدل نمو هموار هلت - وینترز

سری‌های زمانی بسیاری وجود دارند که نمی‌توانند به وسیله‌ی یک چندجمله‌ای به طور مناسب مدل‌سازی شوند. به عنوان مثال یک سری زمانی با تغییرات فصلی یا سیکلی را، نمی‌توان به آسانی به وسیله‌ی یک مدل چندجمله‌ای معرفی کرد. «مدل پیش‌بینی هلت - وینترز⁴» یکی از مدل‌هایی است

1 . Inner Product.

2 . Smooth.

3 . Scaling Function.

4 . The HoltWinters Exponential Smoothing Forecasting Model.

که با استفاده از آن می‌توان به پیش‌بینی مقادیر بعدی در سری‌هایی که تغییرات فصلی و روند دارند، پرداخت. این مدل در دو شرایط مجزا می‌تواند توسعه یابد؛ بدین معنا که هم دارای یک مدل مجزا برای پیش‌بینی در سری‌هایی است که تغییرات غیرفصلی (دارای روند) دارند و هم برای سری‌هایی دارای تغییرات فصلی یا سیکلی هستند، یک مدل متفاوت دارد. از آنجا که در این مقاله از این مدل جهت برآورد و پیش‌بینی سری دارای روند به‌دست آمده از تجزیه‌ی مویک استفاده شده است، لذا تنها مدل اول شرح داده می‌شود.

در این مدل، دو معادله‌ی برآورد عبارتند از (آذر و مؤمنی، 1380):

$$\bar{Y}_t = a(\bar{Y}_{t-1} + T_{t-1}) + (1-a)Y_t \quad (0 < a < 1) \quad (13)$$

$$T_t = bT_{t-1} + (1-b)(\bar{Y}_t - \bar{Y}_{t-1}) \quad (0 < b < 1) \quad (14)$$

که Y_t بیانگر مقدار مشاهده شده برای سری زمانی در زمان t ، \bar{Y}_t نشان دهنده‌ی مقدار پیش‌بینی سری زمانی در دوره‌ی t و T_t معرف روند برآورد شده می‌باشند. a و b نیز بیانگر ضرایب هموارسازی هستند که مقدار آنها همواره بین 0 و 1 خواهد بود. برای استفاده از معادلات (13) و (14) علاوه بر مقادیر a و b به مقدار واقعی سری زمانی در زمان t ، مقدار پیش‌بینی در زمان $t-1$ ، مقدار پیش‌بینی در زمان t و مقدار روند در زمان $t-1$ ، (T_{t-1}) نیاز است.

مراحل استفاده از مدل هلت-وینترز در سری‌هایی که دارای روند هستند، را می‌توان به شرح زیر بیان نمود:

1- مقادیر برآورد \bar{Y}_t و T_t به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} \bar{Y}_2 &= Y_2, & T_2 &= Y_2 - Y_1 \\ \bar{Y}_t &= a(\bar{Y}_{t-1} + T_{t-1}) + (1-a)Y_t, & (0 < a < 1; t = 3, 4, \dots, n) \end{aligned} \quad (15)$$

$$T_t = bT_{t-1} + (1-b)(\bar{Y}_t - \bar{Y}_{t-1}), \quad (0 < b < 1; t = 3, 4, \dots, n) \quad (16)$$

2- با رسیدن به زمان n ، مقادیر مورد نیاز آینده، Y_{n+m} ، به صورت زیر پیش‌بینی می‌شود:

$$\bar{Y}_{n+m} = \bar{Y}_n + mT_n, \quad (m = 1, 2, 3, \dots) \quad (17)$$

3-3- مدل $ARMAX$:

همانطور که می‌دانیم مدل $ARMA$ ویژگی‌های متفاوت دو فرآیند خودرگرسیون و میانگین متحرک می‌تواند با هم تلفیق شده و یک فرآیند خودرگرسیون میانگین متحرک $ARMA$ را تشکیل می‌دهد. در این صورت بنا به تعریف می‌توان گفت دنباله‌ی تصادفی y_t یک فرآیند تصادفی مختلط میانگین متحرک خودرگرسیون، با درجات p و q است، اگر داشته باشیم:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad [\varepsilon_t \approx i.i.d.(0, \sigma_\varepsilon^2)] \quad (18)$$

اما یکی از محدودیت‌هایی که در مدل‌هایی همچون $ARMA$ وجود دارد این است که تنها همبستگی بین متغیرها و خطاها در پیش‌بینی در نظر گرفته می‌شود، در حالی که در بسیاری از مواقع می‌توان با بهره‌گیری از یک یا چند متغیر پیش‌بینی کننده‌ی یک سری زمانی دقت پیش‌بینی را افزایش داد.

به بیان دیگر برخی از متغیرهای ساختاری وجود دارند که انتظار می‌رود هنگامی که تغییر می‌کنند، تغییراتی در سری زمانی ایجاد نمایند و حتی مسیر حرکت آن‌ها را متوقف کرده و خود را به شکل جابجایی نشان دهند. در برآورد سری‌های زمانی نیز برای واقعی‌تر نمودن روند یک سری زمانی، این متغیرهای پیش‌بینی کننده به عنوان متغیرهای جابجاکننده در نظر گرفته شوند. صورت کلی مدل $ARMAX$ عبارتست از (چن و همکاران، 2005):

$$Y_t = e_t + \sum_{i=1}^p j_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q q_i e_{t-i} + \sum_{i=1}^b m_i d_{t-i} \quad (19)$$

که در آن پارامترهای برون‌زای d_t هستند.

در واقع مدل $ARMAX$ به صورت $ARMAX(p, q, b)$ شناخته می‌شود که p ، q و b مرتبه‌های مدل خوانده می‌شوند و نشان دهنده‌ی میزان تأخیر برای در نظر گرفتن هر یک از متغیرها در ساختار مدل می‌باشند.

3-4- رگرسیون هارمونیک

فرض اساسی تحلیل هارمونیک سری‌های زمانی این است که یک سری زمانی را می‌توان به صورت ترکیبی از سیکل‌های دارای میدان نوسان به صورت تابع زیر نوشت (بخشی، 1387):

$$Y_t = a_0 + a_1 \sin\left(\frac{2pt}{p}\right) + b \cos\left(\frac{2pt}{p}\right) \quad (20)$$

در رابطه فوق Y_t داده‌های سری زمانی مورد مطالعه، p مدت زمان سیکل فرض شده، a_0 و b ضرایب هارمونیک یا میدان نوسان و t روند زمانی است. چنانچه فرض شود داده‌های سری زمانی دارای متغیر روند هم باشند، می‌توان رابطه‌ی (20) را به صورت زیر نوشت (بخشی، 1387):

$$Y_t = a_0 + a_1 \sin\left(\frac{2pt}{p}\right) + b \cos\left(\frac{2pt}{p}\right) + gt + u_t \quad (21)$$

در رابطه‌ی (21) نیز t نشان دهنده‌ی زمان و u_t جزء اخلاص معادله است.

در روش هارمونیک با توجه به نوع داده‌ها به صورت روزانه، هفتگی، ماهانه، فصلی و سالانه می‌توان طول سیکل کوتاه مدت و بلندمدت را به دست آورد. اگر داده‌ها سالانه باشند، فقط سیکل بلندمدت را می‌توان به دست آورد. برای محاسبه‌ی طول سیکل بلندمدت پس از تخمین تابع استفاده شده، معنی‌داری متغیرهای $\sin\left(\frac{2pt}{p}\right)$ و $\cos\left(\frac{2pt}{p}\right)$ بررسی می‌شود و اگر حداقل یکی از متغیرهای پیش گفته معنی‌دار شده باشد، مقدار Y_t محاسبه می‌گردد و تفاوت بین حداکثر و حداقل Y_t به دست می‌آید و تابعی که دارای بالاترین تفاوت باشد، به عنوان تابع هارمونیک و مقدار p در این تابع به عنوان طول سیکل بلندمدت انتخاب می‌شود.

4. معرفی داده‌ها و برآورد مدل

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش قیمت نفت خام بازار وست تگزاس اینترمدیت (WTI) می‌باشند که برای یک دوره‌ی تقریباً هفت ساله از تاریخ 3 ژانویه سال 2005 تا 20 دسامبر 2011 به صورت روزانه (پنج روز کاری در هفته) استخراج شده‌اند. تعداد این داده‌ها در مجموع کل مشاهدات برای سری زمانی قیمت نفت خام شامل 1817 داده می‌باشد. داده‌های مذکور از سایت آژانس بین‌المللی انرژی¹ استخراج شده است. ویژگی‌های آماری قیمت نفت خام در دوره‌ی مورد بررسی در جدول (1) آورده شده است.

جدول 1: ویژگی‌های آماری قیمت نفت خام

ویژگی سری زمانی	کمترین مقدار	بیشترین مقدار	میانگین	انحراف معیار	کشیدگی	چولگی
قیمت نفت خام (\$)	30/81	145/66	75/77	20/55	0/73	3/51

با توجه به جدول بیشترین و کمترین قیمت نفت در این دوره به ترتیب برابر با 145/66 و 30/81 دلار در هر بشکه می‌باشد. همچنین میانگین و انحراف معیار قیمت در این دوره به ترتیب 75/77 و 20/55

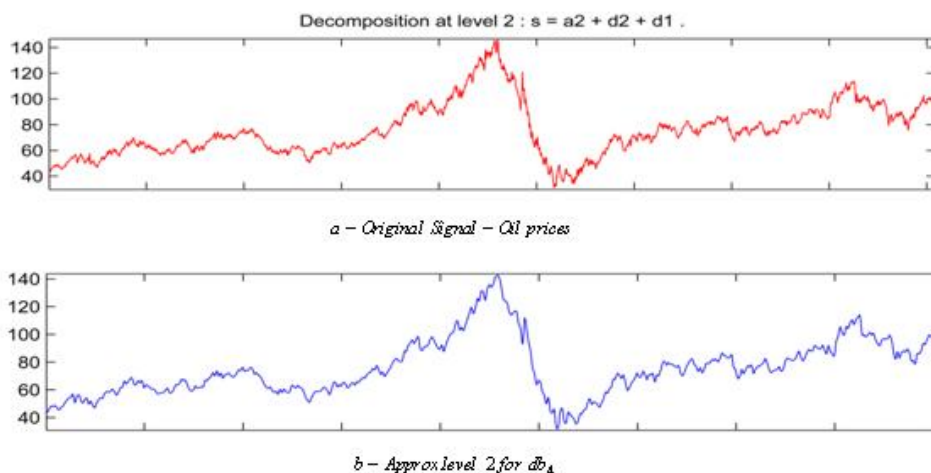
1. International Energy Agency (IEA: www.iea.org)

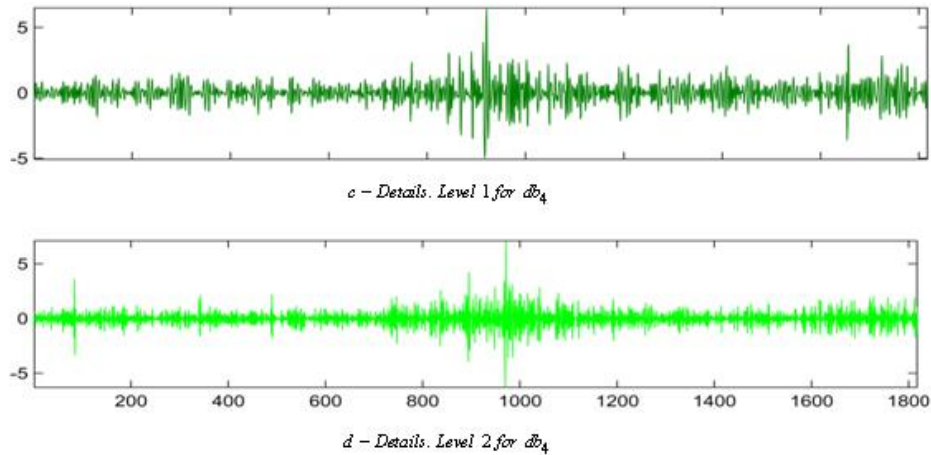
دلار در هر بشکه را نشان می‌دهد. مقادیر $0/73$ و $3/51$ نیز به ترتیب بیانگر کشیدگی به سمت پائین و چولگی مثبت می‌باشد.

در این پژوهش از میان 1817 داده‌ی قیمت نفت خام وست تگزاس اینترمدیت، 1418 داده با استفاده از موجک دابیشز 4 تا دو مرحله تجزیه شده‌اند که نتیجه‌ی حاصل از این تجزیه سه دسته از ضرایب هستند که دو گروه از آنها مربوط به مرحله‌ی دوم تجزیه و یک دسته مربوط به مرحله‌ی اول تجزیه می‌باشد. دسته‌ی اول ضرایب سطح دوم تجزیه بیانگر روند کلی داده‌ها بدون جزئیات است که بخش جزئیات از آن حذف شده است. سری حاصل از تجزیه‌ی سطح اول از آنجا که نشان‌دهنده‌ی داده‌های با فرکانس‌های بالای سری زمانی می‌باشند، بیانگر نویز داده‌ها هستند، و سری حاصل از تجزیه‌ی سطح دوم نیز بیانگر داده‌های متأثر از عوامل فصلی است که با استفاده از تجزیه‌ی موجک از سری زمانی اصلی استخراج شده‌اند. از این رو با توجه به آنچه گفته شد، ملاحظه می‌گردد که پس از تجزیه‌ی داده‌ها با استفاده از تبدیل موجک و بازسازی آن‌ها در بُعد زمان به سه سری زمانی دست پیدا کرده‌ایم که هر سری دارای ویژگی خاص خود می‌باشند.

شکل (2) نشان دهنده‌ی سری‌های زمانی اصلی قیمت نفت خام وست تگزاس اینترمدیت و نیز سه سری حاصل از تجزیه با استفاده از تبدیل موجک می‌باشد.

شکل (a-2) بیانگر داده‌های اصلی قیمت نفت خام بدون تجزیه‌ی آن توسط تبدیل موجک در طی دوره‌ی سوم ژانویه سال 2005 تا 20 دسامبر 2011 می‌باشد. شکل (b-2) سری روند را که نشان‌دهنده‌ی روند کلی داده‌های قیمت نفت خام است، بیان می‌کند. ملاحظه می‌شود که نوسانات این سری مانند نوسانات سری اصلی قیمت نفت خام می‌باشد. شکل (c-2) سری نوسانات را نشان می‌دهد. همچنین در شکل (d-2) می‌توان سری داده‌های فصلی را مشاهده نمود.





شکل 2: سری‌های زمانی تجزیه شده‌ی داده‌های قیمت نفت خام توسط تابع موجک دابیشز 4 (منبع: یافته‌های تحقیق)

پیش از برآورد و انجام پیش‌بینی یک الگوی سری زمانی می‌بایست مانایی آن آزمون شود. برای آزمون مانایی سری زمانی در این پژوهش از آزمون دیکی فولر گسترش‌یافته (ADF^1) استفاده شده است. پس از بررسی آزمون مانایی برای سری دارای روند داده‌های قیمت نفت خام این نتیجه به دست آمد که این سری در سطح نامانا است و با یک بار تفاضل‌گیری مانا می‌شود. نتایج حاصل از انجام این آزمون بر روی سری‌های حاصل از سری‌های فصلی و نویزدار قیمت نفت خام بیانگر این است که این داده‌ها در سطح مانا هستند.

4-1- مراحل انجام پیش‌بینی

مراحل انجام پیش‌بینی در این پژوهش برای هر سری زمانی حاصل از تجزیه‌ی موجک به شرح زیر می‌باشد:

1- همان‌طور که در بخش سوم بیان شد، یکی از روش‌های نمو هموارسازی، مدل هلت-وینترز است که این مدل برای داده‌هایی مورد استفاده قرار می‌گیرد که دارای اثرات فصلی و یا غیر فصلی هستند. در این مقاله پیش‌بینی‌های سری زمانی دارای روند، با استفاده از مدل هلت-وینترز انجام می‌شود. این مدل این امکان را فراهم می‌آورد که بتوان خاصیت سری زمانی را مشخص و پس از آن به مدل‌سازی و پیش‌بینی پرداخت.

2- سری زمانی حاصل از داده‌های متأثر از عوامل و نوسانات فصلی، سری دوم است که باید پیش‌بینی گردد. یکی از مدل‌های مناسب برای این سری، رگرسیون هارمونیک است که در این

1 . Augmented Dicky Fuller.

پژوهش از آن برای تخمین و پیش‌بینی استفاده می‌شود. این مدل از آن جهت انتخاب شده است که چون تابعی از سینوس و کسینوس است، به خوبی می‌تواند اثرات فصلی را که به صورت سیکنی می‌باشند، نمایش دهد.

3- سری زمانی گروه سوم که حاصل بازسازی تجزیه‌ی موجک می‌باشد، داده‌هایی هستند که شامل فرکانس‌های بالا و نویزهای موجود در قیمت نفت خام می‌باشند که نشان‌دهنده‌ی شوک‌ها و حوادث یک‌باره در طی دوره‌ی مورد بررسی می‌باشند. برای انجام پیش‌بینی سری نوسانات قیمت نفت خام، مدل $ARMAX$ به کار برده شده است. از آنجا که در سال‌های بسیاری از کارشناسان فنی و اقتصادی و حتی سیاسی بر این مقوله تأکید دارند که گاز طبیعی می‌تواند جانشین خوبی برای نفت خام در مصرف می‌باشد؛ همچنین باید در نظر داشت که نفت خام و گاز طبیعی در تولید مکمل یکدیگرند، بنابراین می‌توان گفت یکی از متغیرهای اساسی اثرگذار بر قیمت نفت خام، قیمت گاز طبیعی است. از این رو متغیر خارجی ورودی در مدل $ARMAX$ برای سری نوسانات قیمت نفت خام، قیمت گاز طبیعی در نظر گرفته شده است. مدل بهینه‌ی $ARMAX$ در این پژوهش با استفاده از معیار آکائیک و شوارتز انتخاب شده است که بر اساس این معیار مدل $ARMAX(6,9,2)$ به عنوان مدل بهینه جهت پیش‌بینی سری نوسانات قیمت نفت خام شناخته شده است.¹

پس از پیش‌بینی هر یک از سری‌های زمانی مذکور با استفاده از مدل‌های مناسب، نتایج حاصل را با یکدیگر ترکیب کرده تا بتوان به پیش‌بینی نهایی برای قیمت نفت خام دست یافت. برای بررسی دقت عملکرد پیش‌بینی مدل ارائه شده، آن را با مدل خطی $ARMA$ مقایسه نموده‌ایم. پس از انجام آزمایش مدل $ARMA$ مناسب برای پیش‌بینی دوره‌ی مورد نظر برای قیمت نفت، $ARMA(6,5)$ بدست آمد.

برای مقایسه‌ی عملکرد پیش‌بینی مدل ترکیبی تبدیل موجک، هلت-وینترز، $ARMAX$ و رگرسیون هارمونیک با پیش‌بینی مدل $ARMA$ ، لازم است معیارهای ارزیابی عملکرد مجذور میانگین مربع خطا ($RMSE$) و درصد دقت پیش‌بینی برای هر دو مدل با یکدیگر مقایسه گردد که نتایج در جدول (2) آورده شده است.

1. نتایج حاصل از ارائه‌ی مدل مناسب برای $ARMAX$ در ضمیمه آورده شده است.

جدول 2: مقایسه‌ی نتایج حاصل از الگوهای پیش‌بینی قیمت نفت خام با استفاده از مدل ترکیبی و

مدل *ARMA*

معیار	<i>RMSE</i>	درصد دقت پیش‌بینی
نام مدل		
مدل ترکیبی	1/471	%98/4
مدل <i>ARMA</i>	1/903	%97/9

(منبع: یافته‌های تحقیق)

با توجه به آماره‌های مربوط به ارزیابی عملکرد پیش‌بینی، ملاحظه می‌گردد که مقدار *RMSE* مدل ترکیبی و پیشنهادی این پژوهش کمتر از مقدار آن برای مدل *ARMA* می‌باشد، و این نتیجه نشان‌دهنده‌ی آن است که مدل ترکیبی به مراتب از کارایی بیشتری نسبت به روش *ARMA*، جهت پیش‌بینی قیمت نفت خام، برخوردار است. این تفسیر با توجه به درصد دقت پیش‌بینی نیز صادق است.

برای درک بیشتر این امر، می‌توان ویژگی‌ها و خصوصیات آماری سری زمانی قیمت نفت خام پیش‌بینی شده را مورد بررسی قرار داد و با سری زمانی اصلی مقایسه نمود. جدول (3) بیانگر این موضوع می‌باشد.

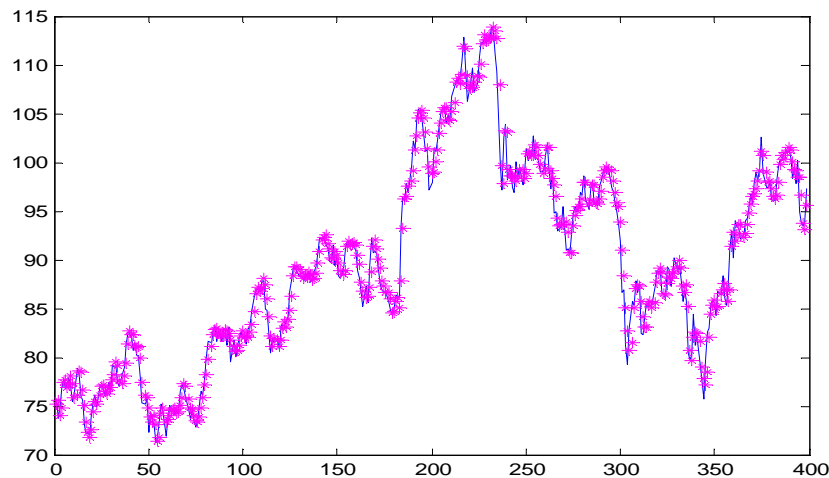
همان‌طور که از این جدول برمی‌آید کمترین و بیشترین مقدار برای قیمت نفت خام در دوره‌ی مورد پیش‌بینی به ترتیب برابر با 71/21 و 113/93 دلار در هر بشکه می‌باشد، که این مقادیر برای قیمت پیش‌بینی شده‌ی نفت خام با استفاده از مدل ارائه شده در این مقاله، در دوره‌ی مورد نظر، به ترتیب برابر با 71/42 و 113/89 دلار در هر بشکه می‌باشد. همچنین میانگین قیمت پیش‌بینی شده و قیمت واقعی برابر با 89/59 و 89/52 دلار است. با توجه به این آمارها مشخص است که تفاوت چندانی در ویژگی‌های قیمت پیش‌بینی شده و قیمت واقعی نفت خام وجود ندارد که این امر بیانگر دقت بالای پیش‌بینی با استفاده از مدل ترکیبی و معرفی شده می‌باشد.

جدول 3: خصوصیات آماری قیمت نفت خام پیش‌بینی شده و قیمت واقعی نفت خام

سری زمانی ویژگی	قیمت پیش‌بینی شده	قیمت اصلی
کمترین مقدار	71/42	71/21
بیشترین مقدار	113/89	113/93
میانگین	89/59	89/52
انحراف معیار	10/18	10/18
کشیدگی	0/264	0/257
چولگی	2/290	2/296

(منبع: یافته‌های تحقیق)

به صورت نموداری نیز می‌توان عملکرد خوب پیش‌بینی با مدل ترکیبی تبدیل موجک و مدل‌های پیش‌گفته را در شکل 3 برای قیمت نفت خام مشاهده نمود.



شکل 3: مقایسه‌ی قیمت پیش‌بینی شده و قیمت واقعی نفت خام

(منبع: یافته‌های تحقیق)

در این شکل قیمت پیش‌بینی شده به صورت (*) و قیمت اصلی و واقعی نفت خام به صورت خط‌چین نمایش داده شده‌اند. ملاحظه می‌گردد که روند قیمت پیش‌بینی شده با استفاده از مدل پیشنهادی تقریباً بر روی روند قیمت‌های واقعی قرار دارد.

5. نتیجه گیری

با توجه به نقش مهم انرژی در توسعه اقتصادی کشورها و محدودیت منابع انرژی به ویژه نفت و نیز در راستای تلاش کشورها و سازمان‌های بین‌المللی برای دستیابی به چارچوبی قابل اطمینان در برنامه‌ریزی و سیاستگذاری نسبت به طراحی، ساخت و به کارگیری مدل‌هایی برای بررسی بازار انرژی، تدوین مدل‌های پیش‌بینی برای متغیرهای این بازار از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بنابراین ارائه روشی جهت پیش‌بینی دقیق‌تر در بازارهای انرژی به ویژه بازارهای نفت خام، هم برای بنگاه‌های اقتصادی و هم برای دولت‌ها از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. در این تحقیق با فرض اینکه اطلاعات بسیاری در قیمت نفت خام نهفته است که می‌توان آن را با بهره‌گیری از تبدیل موجک استخراج نموده، تلاش شده تا با استفاده از مدل ترکیبی تبدیل موجک و مدل‌های هلت-وینترز، رگرسیون هارمونیک و $ARMAX$ ، الگوی مناسب‌تری برای پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت نفت خام ارائه گردد. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از این الگو نسبت به مدل $ARMA$ دارای خطای پیش‌بینی ($RMSE$) کمتر و دقت بیشتری می‌باشد. در واقع می‌توان چنین نتیجه گرفت که داده‌های قیمت نفت خام دارای ویژگی و ماهیت‌های متفاوتی است که اگر این اطلاعات با استفاده از تبدیل موجک از آن جدا شده و به صورت یک سری زمانی استخراج شود و با مدلی مربوط به آن ویژگی مدل و پیش‌بینی گردد، پیش‌بینی نهایی که ترکیبی از پیش‌بینی‌های سری‌های تفکیک شده است، نتایج بهتری با دقت بالاتر و خطای کمتر ارائه می‌دهد.

منابع

- آذر، عادل، مؤمنی، منصور (1380)، «آمار و کاربردهای آن در مدیریت (تحلیل آماری)»، سازمان مطالعه و تدوین کتب علوم انسانی دانشگاه‌ها (سمت)، جلد دوم.
- ابریشمی، حمید، مهرآراء، محسن، آریانا، یاسمین، (1386)، «ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی بی‌ثباتی قیمت نفت، مجله‌ی تحقیقات اقتصادی»، شماره‌ی 78: 1-28.
- اصفهانیان، مجید، امین ناصری محمدرضا، (1387)، «ارائه‌ی یک مدل شبکه عصبی جهت پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت نفت خام»، نشریه‌ی بین‌المللی علوم مهندسی دانشگاه علم و صنعت ایران، شماره‌ی 1، جلد 19: 27-35.
- بخشی، علی، مقدسی، رضا (1387)، «تحلیل هارمونیک نوسانات قیمت محصولات کشاورزی (مطالعه‌ی موردی پیاز و سیب‌زمینی)»، پژوهش‌نامه‌ی بازرگانی، شماره‌ی 47: 205-234.
- بهرام‌مهر، نفیسه، (1387)، «پیش‌بینی قیمت نفت خام با استفاده از هموارسازی موجک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی»، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال پنجم، شماره‌ی 18: 81-98.

- پورکاظمی، محمدحسین، اسدی، محمدباقر (1388)، «پیش‌بینی پویای قیمت نفت خام با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و با بکارگیری ذخیره‌سازی نفتی کشورهای OECD»، مجله‌ی تحقیقات اقتصادی.
- سیفی، طاهره، 1390، «پیش‌بینی قیمت نفت خام و گاز طبیعی با استفاده از مدل ترکیبی تبدیل موجک و ARMAX»، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد به راهنمایی دکتر حمید ابریشمی، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران.
- صادقی، حسین، ذوالفقاری، مهدی، الهامی نژاد، مجتبی (1390)، «مقایسه‌ی عملکرد شبکه‌های عصبی و مدل ARIMA در مدل‌سازی پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سبب نفت خام اوپک (با تأکید بر انتظارات تطبیقی)»، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال هشتم، شماره‌ی 28: 25-47.
- صادقی، حسین، ذوالفقاری، مهدی (1388)، «طراحی روشی نوین برای پیش‌بینی قیمت تقاضای کوتاه‌مدت گاز طبیعی در بخش خانگی»، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال ششم، شماره‌ی 23، صص 43-70.
- عباسی‌نژاد، حسین، محمدی، شاپور (1385)، «تحلیل سیکل‌های تجاری ایران با استفاده از نظریه‌ی موجک-ها، مجله‌ی تحقیقات اقتصادی»، شماره‌ی 75: 1-20.
- فرجام‌نیا، ایمان، ناصری، محسن، احمدی، سید محمد مهدی (1386)، «پیش‌بینی قیمت نفت با دو روش ARIMA و شبکه‌های عصبی»، فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی، سال نهم، شماره‌ی 32: 161-183.
- محمدعلی‌زاده، آرش (1386)، «بررسی رابطه‌ی بین بازده سهام و تورم در بورس اوراق بهادار تهران در زمان مقیاس‌های مختلف با استفاده از تبدیل موجک»، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد به راهنمایی رضا تهرانی، دانشگاه تهران.
- محمدی، احمد (1385)، «پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه‌ی عصبی و تبدیل موجک»، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد به راهنمایی حسین عباسی‌نژاد، دانشگاه تهران.
- مشیری، سعید، فروتن، فائزه (1383)، «آزمون آشوب و پیش‌بینی قیمت‌های آتی نفت خام»، فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی ایران، شماره‌ی 21: 67-90.
- مهرآرا، محسن، بهرام‌مهر، نفیسه، احراری، مهدی، محقق، محسن (1389)، «پیش‌بینی بی‌ثباتی قیمت نفت با استفاده از شبکه عصبی GMDH»، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال هفتم، شماره‌ی 25: 89-112.

- Abramson. B, and Finniza. A., (1995), "Probabilistic Forecasts from Probabilistic Models: a Case Study in the Oil Market", International Journal of Forecasting, Vol 11, pp 63-77.
- Amin-Naseri. M, E.A. Gharacheh E., (2007). "A hybrid artificial intelligence approach to monthly forecasting oil price time series". Proceedings of EANN.
- Alexandridis, A. and Livanis, E., (2008). "Forecasting Crude Oil Prices using Wavelet Neural Networks".
- BehradMehr, N., (2008), "Portfolio Allocation Using Wavelet Transform". http://web.gc.cuny.edu/economics/SeminarPapers/spring%202008/NafisehBehradmehr_Portfolioallocationusingwavelettransform_seminar2008.pdf
- Chen, H., Vidakovic, B. and Mavris, D., (2004), "Multiscale Forecasting Method Using ARMAX Models", Georgia Institute of Technology, SMARTech.

<http://smartech.gatech.edu/handle/1853/25852>

- Duffie. D, and Gray. S.,(1995), “Volatility in Energy Prices”, Managing Energy Price Risk, Risk Publications, London, 39-55.
 - Gancay, R., Selcuk, F., and Whitcher, B.,(2002), “An Introduction to Wavelets and other Filtering Methods in Finance and Economics”, Academic Press.
 - Graps, A., (1995). “An Introduction to Wavelet”, IEEE Computational Science and Engineering, Vol 2, No 2.
 - Hang T., Nguyen, I., Nabney, T., (2008), “Combining the Wavelet Transform and Forecasting Models to Predict Gas Forward Prices”, IEEE, Seventh International Conference on Machine Learning and Applications.
 - Kaboudan. M. A., (2001), “Compmetric Forecasting of Crude Oil Prices”, IEEE, 283-287.
 - Kukarni. S, Haidar. I., (2009), “Forecasting Model for Crude Oil Price Using Artificial Neural Network and Commodity Futures Prices”, International Journal of Computer Science and Information Security, Vol 2, Issue 1.
 - Moshiri, S., and Foroutan, F., (2006), “Forecasting Nonlinear Crude Oil Prices”, the energy journal. Vol 27. No 4. 81-95.
 - Nguyen, H. T., and Nabney, I. T., (2010), “Short-term Electricity Demand and Gas Price Forecasts using Wavelet Transforms and Adaptive Models”, Energy journal, Vol 35. 3674-3685.
 - Polikar, R., (1996),” The Wavelet Tutorial”.
- <http://users.rowan.edu/~polikar/wavelets/wttutorial.html>.
- Raihan, S. M., and et al., (2005), “Wavelet: A New Tool for Business Cucle Analysis”, Workong Paper.
 - Selsenick, I., (2005), “Digital Signal Processing”<http://taco.poly.edu/selesi/>.
 - Tonn, V. L., Li, H. C. and McCarthy, J., (2010), “Wavelet Domain Correlation Between the Futures Prices of Natural Gas and Oil”, The Quarterly Review of Economics and Finance 50, 408-414.
 - Wang, S., Yu, L., Lai, K.K., (2004), “A Novel Hybrid AI System Framework For Crude Oil Price Forecasting”.
 - Yejng. B., Xun. Z., Lean. Y., Shouyang. W. (2007), “Crude Oil Price Prediction Based on Mlti-Scale Decomposition”, Springer- Velag Berlin Heidelberg.
 - Yousefi, S., Weinreich, I. and Reinalz, D., (2005), “wavelet-based Prediction of Oil Prices”, Chaos, Solitons and Fractals 25, 265-275.
 - Wu, L., and Shahidpour, M., (2010), “A Hybrid Model for Day – Ahead Price Forecasting”, IEEE Transaction on Power Systems, Vol 25, No 3.
 - Zbigniew R. S., (2001), “Wavelet Methods in Financial Time-Series Processing”, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 296, 307-319.

Forecasting of Crude Oil Price by Using Wavelet Transform, Non-Linear and Linear Models

Hamid Abrishami¹, NafisehBehradmehr^{2*}, TehrehSeyfi³

Abstract

This paper presents a new model for forecasting crude oil prices. The model is a combination of wavelet transformation with the ARMAX, Harmonic regression Holt-Winters and models. The study applies this model to forecasting the time series data of crude oil. The time series data of oil prices are decomposed by applying wavelet transformation to the three series; trend series, seasonality series and high frequency (fluctuations) series. The study then proceeds to apply the related models to forecast each series and finally to achieve the final forecasting, combines the forecasted time series with each other. By comparing the resulted forecasts from the proposed model with ARMA model, it is indicated that the using model in this thesis has better performance and accuracy.

Keywords: crude oil price, natural gas price, wavelet transform, Holt-Wintres model, Harmonic regression, ARMAX.

JEL Classification: C53, C57, Q47.

1. Professor, Faculty of Economics, University of Tehran,

Email:abrishami@ut.ac.ir

2. Assistant Professor, Faculty of Economics, University of Tehran,

Email:behradmehr@ut.ac.ir

3. Ph.D Student of Economics, University of Tehran,

Email:seyfi_66@yahoo.com

ضمیمه:

ارائه‌ی مدل‌های مختلف برای انتخاب مدل بهینه‌ی $ARMAX$ برای سری زمانی نویزی قیمت نفت خام

$ARMAX(p, q, d)$	AIC	Sch
$ARMAX(5, 4, 1)$	-0/115	0/149
$ARMAX(5, 5, 0)$	0/008	0/042
$ARMAX(5, 5, 1)$	-0/065	-0/028
$ARMAX(5, 5, 2)$	-0/004	0/034
$ARMAX(5, 5, 2)$	0/013	0/046
$ARMAX(5, 6, 2)$	0/060	0/096
$ARMAX(5, 8, 2)$	-0/204	-0/225
$ARMAX(5, 9, 2)$	-0/035	-0/007
$ARMAX(6, 9, 1)$	-0/087	-0/042
$ARMAX(6, 9, 2)$	-0/307	-0/261

(منبع: یافته‌های تحقیق)

فصل نامه مطالعات اقتصادی کاربردی در ایران