فصلنامه مدلسازی اقتصادی (سال هشتم، شماره ۳ «پیاپی ۲۷»، پاییز ۱۳۹۳، صفحات ۱۱۴-۹۱)

پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک با بکارگیری مدل پیش‌بینی خاکستری

حبیب‌اله جوانمرد،* سیده فاطمه فقیدیان**

تاریخ دریافت: ۹۳/۰۳/۳۱ تاریخ پذیرش: ۹۳/۰۶/۱۲

چکیده

در اقتصاد جهانی، نفت خام یکی از مهم‌ترین کالاهای استراتژیک محسوب می‌شود که نقش به سزایی در تعیین بسیاری از معادلات منطقه‌ای و بین‌المللی دارد. از این رو، پژوهش‌گران اقتصادی و تصمیم گیرندگان سیاسی همواره درصدد اطلاع از پیش‌بینی صحیح قیمت نفت خام هستند. بازارهای نفتی یکی از پیچیده‌ترین، پرتلاطم ترین و غیرشفاف ترین بازارهای مالی بین‌المللی محسوب می‌شوند، شرایط این بازارهای مالی با محیط‌های خاکستری تطبیق مناسبی دارد. از این رو، محققان پژوهش حاضر مدل پیش‌بینی خاکستری، که هسته نظریه سیستم‌های خاکستری می‌باشد، را مدلی مناسب برای پش‌بینی قیمت نفت معرفی نموده‌اند. نتایج حاصل از اجرای مدل نشان می‌دهد با استفاده از مدل پیش‌بینی خاکستری می‌توان عملکرد پیش‌بینی قیمت نفت را به صورت چشم‌گیری بهبود بخشید و نتایجی با خطای کم‌تر و دقت بیش‌تر به دست آورد.

طبقه بندی JEL: C63, C22, C02

واژگان کلیدی: نظریه سیستم‌های خاکستری، مدل بهبود یافته پیش‌بینی خاکستری، مدل پیش‌بینی خاکستری، قیمت نفت خام اوپک.

* دانشیار دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اراک، گروه مدیریت صنعتی، اراک، ایران (نویسنده‌ی مسئول)، پست الکترونیکی: h-javanmard@iau-arak.ac.ir

** دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات مرکزی، پست الکترونیکی: farinaz.faghidian@yahoo.com

۱. مقدمه

قیمت نفت خام از جمله مهم‌ترین متغیرهای کلیدی است که بر استراتژی عملکرد بازارهای مالی بین‌المللی تاثیر به سزایی دارد. از این رو، پیش‌بینی قیمت نفت نه تنها نقش موثری در سیاست دولت‌ها بازی می‌کند، بلکه بر بهینه‌سازی میزان تولید در بلندمدت نیز بسیار موثر است. اثر نوسانات قیمت نفت بر ساختار اقتصادی کشورهای عضو اوپک تا آنجا پیش رفته که محققان این کالا را طلای سیاه و یا بلای سیاه می‌نامند.

انرژی به ویژه نفت، نیروی محرکه هر فعالیت اقتصادی و تولیدی است، بنابراین جایگاه ویژه‌ای در رشد و توسعه اقتصادی دارد(شهبازی و همکاران،۱۳۹۱: ۲۶). شوک‌های نفتی ناشی از تغییرات قیمت نفت می‌تواند اثرات متفاوتی بر اقتصاد کشورهای عضو اوپک داشته باشند و علت آن را می‌توان در تفاوت زیرساخت‌های بخش‌های اقتصادی، سیاسی هر جامعه و یا در درجه وابستگی بودجه آن کشور به درآمدهای ارزی حاصل از فروش نفت و یا در سیستم پرداخت مالیاتی آن کشورها جستجو نمود. از این رو، پیش‌بینی صحیح قیمت سبد نفت خام کشورهای عضو اوپک، می‌تواند نقش به سزایی در ایمن‌سازی اقتصاد این کشورها در مقابل اثرات ناشی از این نوسانات داشته باشد. روند تغییرات قیمت نفت می‌تواند به تغییر مزیت‌های تولیدی در بازارهای داخلی و بین‌المللی و هم‌چنین تغییر حجم صادرات و واردات به دلیل تغییر مزیت‌های رقابتی نیز گردد. اکنون با توجه به مطالب ذکر شده، اهمیت پیش‌بینی و آگاهی از آینده روند تغییرات قیمت نفت دیگر بر کسی پوشیده نیست. از این رو، به کارگیری روش‌های کمی به منظور پیش‌بینی در بازارهای مالی، به جهت بهبود تصمیم گیری‌های سیاستمداران، پژوهشگران اقتصادی و صاحبان صنایع به ضرورتی انکارناپذیر در دنیای امروزه تبدیل شده است.

افزایش دقت بسیاری از مدل‌های پیش‌بینی قیمت نفت مستلزم شناسایی تمامی روندها و متغیرها و استراتژی‌های اثرگذار بر بازارهای مالی بین‌المللی نفتی است و همان گونه که می‌دانیم ساختار سیستم قیمت‌گذاری نفت بسیار پیچیده و غیرشفاف می‌باشد. از این رو، محققان پژوهش حاضر با استفاده از نظریه سیستم‌های خاکستری، مدل پیش‌بینی خاکستری را مدلی مناسب جهت بهبود عملکرد پیش‌بینی قیمت نفت خام دانسته و مطالعه حاضر تلاشی برای تشریح عملکرد این مدل می‌باشد. آنچه این تحقیق را از سایر تحقیقات متمایز می‌نماید استفاده از تعداد داده‌های زمانی کم‌تر در بازه زمانی کوتاه مدت است، زیرا استفاده از تعداد داده‌های فراوان می‌تواند منجر به ارایه

الگوهای رفتاری ناصحیح و یا به بیان دیگر می‌تواند منجر به ارایه پیشینه اطلاعاتی نادرستی به محققین گردد. در نهایت همین امر می‌تواند از صحت اطمینان به نتایج پیش بینی توسط این مدل‌ها بکاهد. عدم نیاز به محاسبات پیچیده و دشوار و برنامه نویسی‌های تخصصی از مهم‌ترین مزایای استفاده از این مدل محسوب می‌شود، در حالی که این سادگی از دقت مدل نمی‌کاهد. پژوهش حاضر تلاشی به منظور پیش بینی و مقایسه دقت پیش بینی قیمت سبد نفت خام اوپک در دو بازه زمانی کوتاه مدت، دو هفته متوالی کاری و سه هفته متوالی کاری و ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از مدل پیش بینی خاکستری و مدل بهبود یافته خاکستری می‌باشد. در ادامه، مطالعات تجربی انجام گرفته توسط سایر محققان مرور خواهد شد و سپس در بخش روش‌شناسی به معرفی مدل، نحوه جمع آوری داده‌ها پرداخته خواهد شد. برآورد مدل، تجزیه و تحلیل مدل و در نهایت نتیجه گیری و پیشنهادات محققان، آخرین بخش مقاله است که قبل از منابع ذکر می‌گردد.

۲. روش‌های متداول پیش‌بینی قیمت نفت

تحقیقی پیرامون ادبیات موضوع مربوط به پیش بینی در سیستم‌های مالی و هم‌چنین تحقیقات متعدد انجام شده در بازارهای مختلف و به ویژه بازارهای مالی هم‌چون بازارهای ارز، بازار بورس اوراق بهادار، بازار سکه و طلا، بازار فلزات قیمتی و از نظر ما مهم‌ترین بازار اقتصادی، بازار نفت و سایر انرژی‌های مصرفی همگی نشانگر اهمیت موضوع مورد بحث می‌باشد.

در سال‌های اخیر بهینه سازی مدل‌های ساختاری چارچوب مهمی را برای بررسی پویایی‌های تورم، قواعد سیاست پولی و سیاست‌های تثبیت فراهم آورده است (امیری و همکاران، ۱۳۹۱ : ۳) امروزه با وجود روش‌های متعدد پیش بینی، هنوز هم پیش‌بینی دقیق در بازارهای مالی کار چندان ساده‌ای نیست. از زمان ارایه مدل‌های باکس- جنکینز[1] تا به امروز، از این گونه مدل‌ها در پیش بینی مسائل متعدد اجتماعی، اقتصادی، مهندسی و مالی استفاده شده است و نتایج مفید و موثری نیز در برداشته است. پیش‌بینی قیمت‌ها در بهینه سازی تولید و استراتژی آینده بازارهای مالی نقش مهمی را ایفا می کند و این اهمیت در مورد کالای استراتژیکی مانند نفت چندین برابر می‌شود. به همین دلیل حوزه نفتی از دیرباز مورد توجه و علاقه بسیاری از محققان بوده و تحقیقات بسیاری را

[1] Box-Jenkins

در زمینه‌های مختلف به خود اختصاص داده است. در این بخش به طور خلاصه به بیان روش‌های رایج پیش‌بینی قیمت نفت پرداخته شده است.

گروه اول: محققان این گروه برای پیش‌بینی قیمت نفت بر روی مکانیسم‌های عرضه و تقاضای این محصول متمرکز شده‌اند. آنان با بکارگیری توابع رفتاری و متغیرهای فعالیت‌های اقتصادی به پیش‌بینی قیمت نفت پرداخته‌اند. مانند روش تعدیل عدم تعادل پویا (DDAM)

گروه دوم: محققان این گروه عقیده دارند، برای بررسی قیمت نفت باید بر روی مقادیر عرضه و تقاضای نفت در بازارهای نفتی تمرکز نمود.

گروه سوم: خانواده مدل‌های ARCH، این گونه مدل‌ها بیش‌ترین استفاده را به جهت برآورد و اندازه‌گیری نااطمینانی‌ها در قیمت نفت دارند. مدل‌های دی ولوییس[1] (۱۹۹٤) زووتیل[2]، دافی وگری و نلسون[3] (۱۹۹٦) از برجسته‌ترین این مدل‌ها محسوب می‌شوند.

گروه چهارم: محققان این گروه الگوهایی برای شبیه سازی و پیش بینی قیمت نفت ارایه کرده‌اند. مانند روش‌های شبیه‌سازی که توسط کیم ولوگانی[4] (۱۹۹۲)، آبسفلد و روگوف[5] (۱۹۹۵) و سایرین ارایه شده است. دستاورد تمامی تحقیقات به این نکته منجر شده، که بیش‌ترین اثرات در قیمت نفت را متغیرهای پولی و بعضاً مالی بین المللی دارا هستند.

گروه پنجم: در روش مولتی مد که توسط مارک هوکر[6] (۱۹۹۷). بنجامین هانت[7] و دستیارانش به همراه داگلاس لاگستون[8] (۲۰۰۱) و دیگران انجام شده است. به صراحت اثبات شده است که یک رابطه دو طرفه بین پارامترهای پولی – سیاست های پولی و قیمت جهانی نفت وجود دارد.

گروه ششم: روش‌های اتورگرسیوبرداری، در این الگوها، اثر دوطرفه سهمیه‌های تولید نفت اوپک، شکاف سودهای نفت و نقش هزینه‌های دولت در کشورهای صنعتی بر قیمت نفت نیز مورد استفاده قرار گرفته است.

---

[1] Day & Lewis
[2] Xu & Taylor
[3] Duffi& Gray & Nelson
[4] Kim & Loungani
[5] Obstfeld & Rogoff
[6] Hooker
[7] Hunt
[8] Laxton

گروه هفتم: روش‌های ارزش در معرض ریسک، در مقالات مورد بررسی در این روش‌ها به ترتیب به بررسی ترکیب تخمین‌های شبیه سازی مونت کارلو و روند تاریخی با استفاده از متغیرهای ابزاری، نرخ ارز، تورم، عرضه نفت، تقاضای OECD متغیرهای مجازی، بررسی نرخ‌های ارز دلار- یورو- ین و بررسی اثرات آنها در بازار نایمکس بر قیمت‌های پیشنهادی و آتی نفت خام و تقاضای کالا، نوع تجارت، درجه وابستگی تولید ناخالص داخلی به نفت خام و پیشرفت‌های فنی در صنایع نفت پرداخته شده است. بدین ترتیب آن چه که در این مقالات ملموس تر است. شناسایی عوامل اقتصادی و سیاسی است که بر رسیک و نااطمینانی قیمت نفت موثر می‌باشد.

گروه هشتم: روش هموارسازی نمایی، محققان در این گروه به معرفی و نحوی اثرگذاری برخی پارامترها مانند تقاضای قوی در بازار، شرایط نامساعد جوی، بحران‌های سیاسی، پایین بودن ذخایر و غیره پرداخته‌اند، آنان عوامل ذکر شده را، از عوامل اصلی ایجاد اختلال در قیمت نفت دانسته‌اند.

گروه نهم: محققین این گروه برای پیش‌بینی قیمت نفت از روش‌های پیش[1]بینی سری زمانی استفاده می‌کنند. سری زمانی مجموعه‌ای از داده‌هاست که در بازه‌های زمانی مساوی نمونه گیری و جمع آوری شده‌اند. فرضیه اصلی این گونه مدل‌ها استفاده از مقادیر گذشته سری‌های زمانی برای مشخص ساختن رابطه تابعی بین داده‌های گذشته و سری داده‌های فعلی و به تبع آن مشخص ساختن مقادیر آینده سری زمانی است. در حالت کلی روش‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی را می‌توان به سه دسته: روش‌های خطی، روش‌های غیرخطی، روش‌های ترکیبی تقسیم بندی نمود.

دسته اول: خانواده مدل‌های ARMA از پرکابردترین روش‌های پیش‌بینی خطی هستند، الگوی امروزه بازارهای مالی جهانی اغلب الگوها و مدل‌های غیرخطی هستند و اقتصاددانان به طور چشمگیری از از این روش ها استفاده می‌کنند (مکیان و همکاران، ۱۳۹۱: ۱۰۶).

دسته دوم: روش‌هایی بر مبنای هوش مصنوعی هستند. شبکه‌های عصبی را می‌توان از پرکاربردترین و معتبرترین روش‌های این گروه دانست. مزیت اصلی شبکه‌های عصبی قابلیت مدلسازی غیر خطی و انعطاف پذیری آنها می‌باشد. با وجود تمامی مزایای استفاده از شبکه‌های عصبی این گونه از مدل‌ها دارای معایبی نیز هستند. از جمله مهم‌ترین معایب آنها می‌توان به نیاز

به داده‌های فراوان برای حصول نتایج دقیق اشاره کرد. لازم به یادآوری است که جمع آوری داده‌های مورد نیاز برای ساخت شبکه عصبی، نخست بسیار هزینه‌بر است و دوم، مدت زمان طولانی را جهت فراهم ساختن تعداد کافی از داده‌ها طلب می‌کند (خاشعی، ۱۳۸۹: ٤٧).

دسته سوم: شامل روش‌های ترکیبی هستند، مطالب ذکر شده منجر به استفاده بیش‌تر محققین از روش‌های دسته سوم شده است. در همین راستا شمبارا و روسیتر[1] (۲۰۰۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و میانگین متحرک‌های متناوب به پیش‌بینی قیمت نفت خام در بازارهای آتی پرداخته اند، وانگ و همکاران[2] (۲۰۰۵) قیمت نفت خام را بر اساس ترکیبی از مدل‌های خطی و غیرخطی، که خود مدل TEI@I نامیدند، پیش بینی و ذکرکردند که این مدل‌ها بر پیش بینی با یک شبکه عصبی به تنهایی برتری دارد. باو و همکاران[3] (۲۰۰۷) به بررسی قیمت نفت با اتکا بر مدل ترکیبی (DWS-LSSVM) پرداختند. یو و همکاران[4] (۲۰۰۷) از شبکه عصبی چند مقیاسی مبتنی بر EMD استفاده کردند. الکساندر و لوانیز[5](۲۰۰۸) به پیش‌بینی قیمت نفت خام با استفاده از شبکه عصبی موجک پرداختند (بهراد مهر،۱۳۸۱ :۸۷). گرچه مطالعات زیادی در حوزه پیش بینی قیمت نفت صورت گرفته است. اما این مدل‌ها دارای مزایا و در مقابل نقایص و کمبودهای بسیاری نیز هستند. کشورهای عضو اوپک اغلب جز کشورهای در حال توسعه‌اند، شاخصه‌های اقتصادی استفاده شده در مدل‌های پیش بینی در این کشورها حتی در شرایط بلند مدت نیز به علت ساختار اقتصادی ناپایدار این کشورها با نوسانات زیادی همراه است و این بی‌ثباتی اقتصادی از درجه اطمینان به دقت پیش‌بینی قیمت نفت توسط این مدل‌ها می‌کاهد و همین امر در بلند مدت منجر به بروز بی‌ثباتی در سیاست‌گذاری‌های اقتصادی این کشورها می‌گردد. از این رو، پیش بینی قیمت نفت در کوتاه مدت در صورت صحیح بودن، می‌تواند تاثیرات نامطلوب وقوع رویدادهای سیاسی و اقتصادی را در سطح بین‌الملل بکاهد. برای استفاده از مدل‌های ذکر شده و پیش بینی صحیح قیمت نفت، شناخت ساختار سیستم قیمت گذاری نفت در سطح بین‌المللی ضروری است. با این وجود آیا ساختار سیستم قیمت گذاری در سطح بین‌المللی کاملاً شناخته شده و شفاف است، آیا

[1] Shambora &Rossiter
[2] Wang et al.
[3] Bao et al.
[4] Yu et al.
[5] Alexandridis & Livanis

محققان این زمینه در مدل‌های پیش بینی خود از تمامی فاکتورهای اثرگذار استفاده می‌کنند، آیا اطلاعات استفاده شده توسط این محققان کاملاً شفاف و کافی است؟.... اینها سوالاتی است که از درجه اعتماد به دقت و صحت این مدل‌های پیش‌بینی می‌کاهد. بی تردید شناسایی و به کارگیری تمامی پارامترهای اثرگذار بر بازارهای جهانی منجر به پیچیدگی بیش‌تر مدل‌های پیشنهادی و در بعضی موارد منجر به عدم اثرگذاری مدل‌های یاد شده می‌شود. باید توجه داشت که با وجود روش‌های متعدد پیش بینی، هنوز هم پیش بینی دقیق در بازارهای مالی کار چندان ساده‌ای نمی‌باشد.

۳. مطالعات تجربی

تحلیل ارتباط میان تغییر در قیمت نفت و اقتصاد کمی پیچیده است. طبق نظریه‌های اقتصادی تغییر در قیمت نفت خام از طریق دو کانال عرضه و تقاضا روی اقتصاد اثر می‌گذارد. مطالعات گسترده‌ای برای شناخت عوامل و میزان تأثیر تغیرات قیمت نفت بر بازارهای اقتصادی انجام گرفته است. در این قسمت به طور خلاصه بررسی بخشی از مقالات موجود پرداخته می‌شود. شهبازی و همکاران در سال ۱۳۹۲ مقاله‌ای تحت عنوان تاثیر شوک‌های قیمت نفت بر بازدهی سهام در بورس اوراق بهادار تهران: رهیافت SVAR منتشر نمودند. هدف این مقاله بررسی تأثیر شوک‌های قیمت نفت ناشی از عرضه و تقاضای نفت خام بر بازدهی سهام در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. آنان در مقاله خود از مدل خودرگرسیون برداری ساختاری SVAR استفاده نمودند. سلمانی و همکاران نیز در سال ۱۳۹۰ مقاله‌ای با عنوان نقش کیفیت نهادی در رابطه نرخ واقعی ارز با قیمت نفت مطالعه موردی: اقتصادهای نفتی منتشر نمودند هدف اصلی این مطالعه بررسی رابطه قیمت‌های نفت با نرخ واقعی ارز با تاکید بر نقش کیفیت نهادی اقتصادهای نفتی طی دوره ۱۹۹۵ –۲۰۰۶ می‌باشد. فریدزاد و همکارش نیز مقاله با عنوان بررسی روابط قیمتی نفت خام در بازارهای اسپات و آتی ها بر اساس ریسک مبنا و ذخیره نفت خام با استفاده از مدل GARCH در سال ۱۳۹۰ منتشر نمودند. هدف اصلی این مطالعه، بررسی روابط قیمت‌های نفت خام در بازارهای اسپات و آت یها و اثرگذاری موجودی ذخایر و ریسک مبنای تعدیل شده بر اساس نرخ بهره بازارهای مالی بر تغییرات قیمت‌های یاد شده می‌باشد.

٤. آشنایی با نظریه سیستم‌های خاکستری

در سال ۱۹۸۲، دنگ[1] از دانشگاه علوم و تکنولوژی هازمونگ چین اولین مقاله تحقیقی خود را در ارتباط با مفاهیم نظریه خاکستری در مجله بین‌المللی[2] تحت عنوان «مسائل کنترل سیستم‌های خاکستری» به چاپ رسانید (دنگ، ۱۹۸۹: ۱).

دنگ بر روی پیش بینی و کنترل سیستم‌های اقتصادی و سیستم‌های فازی مطالعات فراوانی داشت و با سیستم‌های با عدم قطعیت بالا مواجه بود. شاخص‌های این سیستم‌ها به سختی با ریاضیات فازی و یا آمار و احتمالات توصیف می‌شد. ریاضیات فازی به طور کلی با مسائلی مواجه است که عدم قطعیت توسط خبرگان بوسیله توابع عضویت گسسته/ پیوسته قابل بیان است. آمار و احتمالات نیز به توابع توزیع و نمونه‌گیری بالا جهت رسیدن به روایی لازم نیاز دارد (لیوسیفنگ، ۲۰۰٦). هر دوی این روش‌ها نیاز به حجم داده‌های فراوان دارد. مزیت اصلی نظریه سیستم‌های خاکستری نیاز به حجم داده‌های کم است. در واقع نظریه سیستم‌های خاکستری به عنوان یک روش بسیار موثر برای حل مسائل با داده‌های گسسته و اطلاعات ناقص مطرح شده است (ونگ، ۲۰۰۵ :٦١٦ ، ونگ هانگ، ۲۰۰٤ : ٣٦٧).

نظریه سیستم‌های خاکستری شامل پنج بخش اصلی است که عبارت‌اند از: پیش‌بینی خاکستری، رابطه خاکستری، تصمیم خاکستری، برنامه ریزی خاکستری، کنترل خاکستری. مدل پیش‌بینی خاکستری را می‌توان به عنوان هسته اصلی نظریه خاکستری دانست. کاربرد اصلی نظریه خاکستری در شرایط عدم قطعیت با داده‌های کم و اطلاعات ناکافی است (دنگ، ۱۹۸۹: ۱). مزیت نظریه خاکستری بر نظریه فازی در این است که نظریه خاکستری شرایط فازی بودن را در برمی‌گیرد. به عبارت بهتر نظریه خاکستری می‌تواند به خوبی در شرایط فازی عمل کند (دنگ، ۱۹۸۹: ۱). به کارگیری نظریه فازی مستلزم تشخیص تابع عضویت مربوطه بر اساس تجربه خبرگان است. اما نظریه خاکستری بدون در نظرداشتن تابع عضویت و براساس محدوده اطلاعات در دسترس نیز بخوبی عمل می‌کند (لیوسیفنگ، ۲۰۰٦).

---

[1] Deng
[2] Systems & Control Letters

۵. مدل پیش‌بینی خاکستری

در مدل‌های پیش‌بینی خاکستری، مقادیر آینده را برای سری‌های زمانی که دربازه‌های زمانی یکسان اندازه‌گیری شده‌اند، پیش‌بینی می‌کنند. اساس پیش‌بینی این مدل‌ها بر پایه جدیدترین مجموعه داده‌ها شکل می‌گیرد و تمامی داده‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی دارای مقادیری مثبت‌اند و این دنباله داده‌ها ثابت هستند (کایکان،۲۰۱۰: ۱۷۸٤). وظیفه اصلی نظریه سیستم‌های خاکستری، استخراج قانون حاکم بر سیستم، با استفاده از دنباله سری داده‌های موجود است. این فرآیند به عنوان تولید دنباله خاکستری شناخته شده است (لین و لیو ۱۹۹۸، کایکان،۲۰۱۰: ۱۷۸٤). در نظریه سیستم‌های خاکستری مدل GM(n,m) به عنوان مدل پیش بینی خاکستری مشخص می‌شود که در آن n بیانگر درجه معادله دیفرانسیل استفاده شده در مدل است و m بیانگر تعداد متغیرهای موجود در مدل است. مدل GM (۱,۱) اساس مدل کلاسیک پیش‌بینی خاکستری، مدل نمایی است (لین،۲۰۰۹: ۹٦٥۸). در واقع مدل کلاسیک GM(۱,۱) اساساً یک مدل نمایی است (شانگ، ۲۰۱۲: ۳۳). از مهم‌ترین دلایل استفاده از مدل GM(۱و۱) برای پیش‌بینی قیمت نفت را می‌توان در سادگی مدل‌سازی، اجرای مدل و هم‌چنین در استفاده ازتعداد داده‌های زمانی کم‌تر دانست. همان گونه که مشاهده می‌شود به منظور مدل‌سازی مدل GM(۱و۱) از سری زمانی استفاده شده است، از این رو، متغیر m که بیانگر تعداد متغیرهای موجود در مدل می‌باشد برابر ۱ درنظرگرفته شده است. محققان پیش بینی خاکستری به منظور مدل‌سازی از معادله دیفرانسیل با درجه ۱ بیشتر استفاده می‌نمایند، زیرا آنان مدل GM (۱,۱) را به عنوان اصلی‌ترین مدل پیش‌بینی در نظریه خاکستری معرفی می‌نمایند (لیو،۲۰۰٤، لیو۱۹۹۲: ٤٥). معادله دیفرانسیل خطی مدل به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود(روی چن،۲۰۱۰: ۱۲۰۰).

$$\frac{d^n x_1^{(1)}}{dt^n} + a_1 \frac{d^{n-1} x_t^{(1)}}{dt^{n-1}} + \ldots + a_{n-1} \frac{d\, x_t^{(1)}}{dt} + a_n x_t^{(1)} = b_1 x_1^{(1)}(t) + b_2 x_2^{(1)}(t) + \cdots + b_m x_{m-1}^{(1)}(t) \quad (۱)$$

حال اگر m=1 و n=1 باشد معادله دیفرانسیل در رابطه ۲ حاصل می‌گردد،

$$\frac{dx_1^{(1)}}{dt} + a_1 x_1^{(1)} = b \quad (۲)$$

به منظور همواره سازی خط سیر تصادفی دادهای اولیه مدل به جهت استفاده در مدل

GM(۱و۱)؛ این داده‌ها تحت عملکرد اپراتورAGO(Accumulating Generation Operation) اپراتور جمع کننده قرار می‌گیرند (دنگ، ۱۹۸۹، کایکان،۲۰۱۰: ۱۷۸٤). در واقع مهم‌ترین و عمومی‌ترین رویه در روند تولید دنباله خاکستری را می‌توان اپراتور AGO دانست (شانگ میو،۲۰۱۳: ۳۵۷). به عبارت بهتر این اپراتور الگوی نظم درونی داده‌ها ویا روند سری داده‌ها را نمایان می‌کند (ون و همکاران، ۲۰۰۹).$x^{(0)}$ را به عنوان دنباله اصلی داده‌ها در نظر گرفته می‌شود $\mathrm{x}^{(0)} = \left(\mathrm{x}^{(0)}(1), \mathrm{x}^{(0)}(2), \ldots, \mathrm{x}^{(0)}(\mathrm{n})\right)$. و پس از عملکرد اپراتور$AGO$ دنباله $x^{(1)}$ را به دست آورده می‌شود.

$$\{x\hat{}((0)\,)\,(k)\,\} = x\hat{}((0)\,)\,(k) = \sum\nolimits_{-}(k=1)\hat{}1 \blacksquare\ [\![x\hat{}((0)\,)\,(k)\,]\!]\,, \sum\nolimits_{-}(k=1)\hat{}2 \blacksquare\ [\![x\hat{}((0)\,)\,(k)\,]\!]\ , \ldots, \sum\nolimits_{-}(k=1)\hat{}n \blacksquare\ [\![x\hat{}((0)\,)\,(k)\,]\!] \qquad (۳)$$

معادله دیفرانسیلی که در مدل خاکستری از آن استفاده می‌شود، متفاوت از سایر معادلات دیفرانسیل است. سایر معادلات دیفرانسیل را برای مفاهیم پیوسته و دیفراسیل‌پذیر استفاده می‌کنند، اما در صورتی که سیستم خاکستری قادر به استفاده از دنباله داده‌های گسسته به منظور ساختن مدل است. آن هم در زمانی که مفاهیم نه دیفرانسیل پذیرند و نه پیوسته، به علاوه، معادلات دیفرانسیل عادی در محیط های بی کران (نامتناهی) اطلاعاتی استفاده می‌شوند، در صورتی که دنباله داده‌های خاکستری متعلق به فضای اطلاعاتی متناهی هستند (ون هیو،۲۰۱۲: ٤٥۲). مدل GM(۱,۱) در نظریه خاکستری به شرح زیر تعریف می‌گردد (ون و همکاران، ۲۰۰۹).

$$\sum_{i=0}^{h} a_i \frac{d^{(i)}x_1^{(1)}}{dt^i} = \sum_{j=2}^{N} b_j x_j^{(1)} \qquad (٤)$$

و اگر h=1 و N=2 باشد،

$$\frac{dx_1{}^{(0)}}{dt} + a_1 x_1{}^{(1)} = b_2 \quad \Rightarrow \quad \frac{dx_1{}^{(0)}}{dt} + a_1 x_1{}^{(1)} = b \qquad (٥)$$

در نتیجه معادله دیفرانسیل خاکستری مدل GM (۱,۱) به دست می‌آید.

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b_2 \quad \Rightarrow \quad x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \qquad (٦)$$

a را ضریب توسعه (بهبود) و b را ضریب ورود خاکستری یا پارامتر کنترل خاکستری می‌نامند (وانگ جانژو،۲۰۱۱: ۸۱۵۱). معادله سفید شده دیفرانسیل خاکستری را می‌توان به وسیله این دو مقدار تولید گردد.

$$\frac{d\,x^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)} = b \qquad (۷)$$

رابطه بین معادله دیفرانسیل خاکستری و معادله سفید شده آن بصورت رابطه ۸ است (شانگ میو،۲۰۱۳: ۳۵۷).

$$\begin{aligned} x^{(0)}(k) &= x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) \approx \frac{d\,x^{(1)}(t)}{dt} \\ z^{(1)}(k) &= x^{(1)}(t) \end{aligned} \qquad (۸)$$

به منظور حل کردن و به دست آوردن مقادیر a و b باید دنباله داده‌های اصلی و مقدار $z^{(1)}(t)$ را در معادله دیفرانسیل خاکستری قرار داد و به این ترتیب و به این ترتیب $n\text{-}1$ معادله خطی به دست می‌آید (شانگ میو،۲۰۱۳: ۳۵۷).

$$\begin{aligned} &x^{(0)}(2) + az^{(1)}(2) = b \\ &x^{(0)}(3) + az^{(1)}(3) = b \\ &\qquad\vdots \\ &x^{(0)}(n) + az^{(1)}(n) = b \end{aligned} \qquad (۹)$$

تولید $az^{(1)}(n)$ از دنباله $x^{(1)}$ به شرح زیر بیان می‌گردد.

$$\begin{aligned} &z^{(1)} = \left(z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)\right) \\ &z^{(1)}(k) = \alpha x^{(1)}(k) + (1-\alpha)x^{(1)}(k-1) \\ &\mathrm{k} = 2, \dots, \mathrm{n}\ ,\ \alpha\epsilon(0,1) \end{aligned} \qquad (۱۰)$$

چن معمولاً مقدار α را برابر ۰/۵ در نظر می‌گیرند و بدین ترتیب دنباله $z^{(1)}$ را می‌توان دنباله میانگین سری $x^{(1)}$ دانست. البته تعیین و بکارگیری مقادیر متفاوتی برای α موضوع تحقیق بسیاری از محققان بوده است و هم‌چنین تعیین مدلی برای دنباله $z^{(1)}$ نیز منجر به ارایه مدل‌های بهبود یافته خاکستری نیز شده است. چن و چانگ در سال (۲۰۰۸) در مقاله خود ابراز داشتند که،

$$\begin{aligned} &\frac{d\,x_1^{(1)}}{dt} = lim_{\Delta t \to 0} \frac{x_1^{(1)}(t+\Delta t) - x_1^{(1)}(t)}{\Delta t} \\ &\frac{d\,x_1^{(1)}(t)}{dt} = x^{(1)}(t+1) - x^{(1)}(t) = x^{(0)}(t+1) \qquad when\ \ \Delta t \to 1 \end{aligned} \qquad (۱۱)$$

معادلات خطی می‌توانند به فرم ماتریسی زیر تبدیل شوند.

$$B\hat{\theta} = Y$$
$$Y = \begin{matrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{matrix} \; ; \; B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}. ; \quad \hat{\theta} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \tag{۱۲}$$

با استفاده از روش حداقل مربعات، به شرح زیر بیان می‌گردد،

$$\hat{\theta} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \tag{۱۳}$$

راه حل دوم برای محاسبه مقادیر a,b استفاده از معادلات چند جمله‌ای است،

$$a = \frac{CD-(n-1)E}{(n-1)F-C^2} \; ; \quad b = \frac{DF-CE}{(n-1)F-C^2}$$
$$C = \sum_{k=2}^{n} z^{(1)}(k) \, ; D = \sum_{k=2}^{n} x^{(0)}(k) \tag{۱٤}$$
$$; E = \sum_{k=2}^{n} z^{(1)}(k) x^{(0)}(k) \; ; \; F = \sum_{k=2}^{n} \left(z^{(1)}(k)\right)^2$$

حال با تعیین مقادیر a,b می‌توان به حل معادله سفید شده زیر پرداخت،

$$\frac{d\, x^{(1)}(t)}{dt} + a\, x^{(1)}(t) = b \tag{۱۵}$$

و از حل آن نتایج زیر حاصل می‌شود،

$$\frac{d\, x^{(1)}(t)}{dt} = -a\left(x^{(1)}(t) - \frac{b}{a}\right) \qquad \frac{d\left(x^{(1)}(t) - \frac{b}{a}\right)}{dt} = -a\left(x^{(1)}(t) - \frac{b}{a}\right) \tag{۱٦}$$

حال اگر $\mathrm{x}^{(1)}(\mathrm{t}) - \frac{b}{a} = \omega$ و $x^{(1)}(t) = x^{(0)}(t)$ و t=۱، فرمول مدل به شرح زیر محاسبه می‌شود (شانگ میو،۲۰۱۳: ۳۵۷).

$$\hat{x}^{(1)}(n+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right) e^{-n} + \frac{b}{a} \tag{۱۷}$$

همان طور که در روند بالا برای فرمول‌بندی مدل مشاهده گردید، در این روند به جای استفاده از دنباله اصلی داده ها از دنباله تولید شده توسط اپراتور *AGO* استفاده شده است. بنابراین لازم و ضروری است که اپراتور جدیدی را معرفی نماییم. اپراتور معکوس جمع *IAGO*، این اپراتور برابر است با،

$$x^{(0)}(i) = x^{(1)}(i) - x^{(1)}(i-1) \qquad x^{(0)}(1) = x^{(1)}(1) \tag{۱۸}$$

حال فرمول پیش بینی مدل با استفاده از اپراتور معکوس جمع برابر است با،

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right) e^{-ak}.(1-e^{a})\,;\ k = 1,2,\dots \tag{۱۹}$$

برای پیش بینی در گام «p» با استفاده از دنباله داده‌های اولیه می‌توان فرمول زیر را بیان نمود،

$$\hat{x}^{(0)}(k+p) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)(1-e^{a}).e^{-a(n+p-1)} \tag{۲۰}$$

٦. ارایه مدل پیش‌بینی بهبود یافته خاکستری

پس از ارایه و کاربردی شدن مدل پیش بینی خاکستری، محققین بسیاری درصدد بهبود این مدل‌ها برآمدند. هرکدام از محققان باتوجه به بار اطلاعاتی در زمینه تخصصی خود به ارایه روش‌های متنوعی پرداختند. لازم به یادآوری است روش‌های ارایه شده توسط آنان نتایج بهتری در زمینه افزایش دقت پیش‌بینی‌ها به همراه داشت. برخی از محققان مدل‌های خاکستری را با مدل‌های متداول پیش‌بینی ترکیب کردند. مانند ترکیب مدل‌های خاکستری با مدل‌های شبکه عصبی و یا ترکیب این مدل‌ها با الگوریتم ژنتیک. برخی دیگر از محققان (هسو و ونگ،۲۰۰۷: ۸٤۳) به برآورد پارامترهای مدل با استفاده از متد بیزین پرداختند. گروهی دیگر بر روی سری باقیمانده‌ها متمرکز شدند. آنان عقیده داشتند کارایی سری باقی‌مانده‌های مدل GM(۱ ,۱) به یکسان بودن علامت باقی مانده‌های مدل وابسته است. در حالی که می‌دانیم این رویداد به صورت کلی بسیارکم اتفاق می‌افتد (هسو و چن،۲۰۰۳: ۲۲٤۱، هسو ۲۰۰۳: ٥٦۳). به منظور افزایش کارایی علامت باقی مانده‌های مدل GM(۱,۱) مطالعات زیادی صورت گرفت. برخی از مطالعات به برآورد علامت باقی‌مانده‌های مدل می‌پردازد. برای نمونه در سال ۲۰۰۳ مقاله‌ای با عنوان "مدل بهبود یافته پیش‌بینی خاکستری" منتشر شد (هسو و چن،۲۰۰۳: ۲۲٤۱). در این مقاله از شبکه‌های عصبی برای برآورد علامت باقی مانده‌های مدل استفاده شده بود و برای پیش‌بینی تقاضای انرژی از ترکیب باقی مانده‌های اصلاح شده و برآورد علامت باقی مانده‌های مدل استفاده نمودند. در همان سال در مقاله‌ای دیگر (هسو ۲۰۰۳: ٥٦۳) از زنجیره مارکوف جهت برآورد علامت باقی مانده استفاده گردید. در سال ۲۰۱۱ مقاله‌ای در تایوان منتشرشد (یا شاین لی،۲۰۱۱: ۱٤۷). محققان این مقاله جهت برآورد

علامت باقی مانده‌های مدل GM (۱,۱) از الگوریتم ژنتیک استفاده نمودند. آنان بر این عقیده بودند که استفاده از این روش نسبت به سایر روش‌ها منجر به افزایش دقت پیش‌بینی‌ها می‌شود. در این مقاله جهت برآورد علامت باقی‌مانده‌ها از مدل ساده رگرسیون خطی استفاده شود. ابتدا بر اساس مدل GM (۱,۱) به پیش بینی $\hat{r}^{(0)}(k)$ می‌پردازیم و مدل زیر حاصل می‌شود.

$$\hat{r}_{GM}{}^{(0)}(k) = \left(r^{(0)}(2) - \frac{b_r}{a_r}\right)(1 - e^{a_r})e^{-a_r(k-1)}\,; K = 1,2,\ldots \qquad (۲۱)$$

همان طور که اشاره شد در این مدل برای برآورد علامت سری باقیمانده‌ها از رگرسیون خطی استفاده می‌کنیم. اگر r را خطای حاصل از پردازش مدل رگرسیون خطی و مدل نمایی بدانیم و آن را به صورت زیر تعریف کنیم (یا شاین لی،۲۰۱۱: ۱٤۷).

$r_k = \left(\text{مقدار اصلی داده kام}\right) - \left(\text{مقدار برآورد شده داده kام}\right)$

و بر اساس آن داشته باشیم،

$$\begin{cases} c(k) = 1 & if\ r_k > 0 \\ c(k) = 0 & if\ \ r_k \le 0 \end{cases} \qquad (۲۲)$$

به تابع دیگری مانند رابطه ۲۳ می‌رسیم،

$$i(k) = \begin{cases} 1 & if c(k) = 1 \\ -1 & if c(k) = 0 \end{cases}; k = 1,2,\ldots \qquad (۲۳)$$

حال براساس تطبیق مدل های ارایه شده در مقالات (یا شاین لی،۲۰۱۱: ۱٤۷، هسو و چن،۲۰۰۳: ۲۲٤۱) به مدل زیر دست پیدا می‌کنیم.

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}_{GM}{}^{(0)} + i(k)\hat{r}_{GM}{}^{(0)}(k) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)(1 - e^{a})\left(e^{-a(k-1)}\right) + i(t)\left(r^{(0)}(2) - \frac{b_r}{a_r}\right)(1 - e^{a_r})\left(e^{-a_r(k-1)}\right) \qquad (۲٤)$$

۷. معیارهای ارزیابی مدل

مارتین و وات[1] در سال ۱۹۸۹ به این نکته اشاره کردند که برای مقایسه مدل‌های پیش‌بینی نه تنها باید تکنیک‌های مورد استفاده در مدل را با یکدیگر مقایسه کرد، بلکه باید این مقایسه در سرتاسر

[1] Martin & Wath

داده‌های پیش بینی شده نیز صورت بگیرد (هسو،۲۰۰۱: ۱۳۸۷۹). برای مقایسه دقت مدل‌های ارایه شده از سه ابزار متداول *MSE,MAE,MAPE* استفاده می‌کنیم.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{k=2}^{n}\left|x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)\right|,\ MSE = \frac{1}{n}\sum_{k=2}^{n}\left(x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)\right)^2 \qquad (۲۵)$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{k=2}^{n}\left|\frac{x^{(0)}(k)-\hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}\right|100\%$$

لیوایز[1] در سال ۱۹۸۲ و دلیورجیو[2] در سال ۱۹۹۸ برای مقایسه قدرت پیش بینی مدل‌ها توسط ابزار *MAPE* و *RMSPE* چهار منطقه را تعیین کردند. اگر این مقادیر کمتر از ٪۱۰ باشند قدرت پیش بینی مدل را می توان دقت پیش بینی عالی دانست و اگر بین ٪۱۰ تا ٪۲۰ باشد پیش بینی خوبی است و اگر در محدوده ٪۲۰ تا ٪۵۰ باشد قدرت پیش بینی به صورت قابل قبول است و اگر بیشتر از ٪۵۰ باشد، پیش بینی نادقیقی است.

برآورد مدل و تجزیه و تحلیل مدل

۸ بررسی ایستایی داده‌ها

از آنجا که در داده‌های فصلی، ماهیانه و روزانه استفاده از آزمون ریشه واحد معمول مانند دیکی فولر و غیره کارآمد نیست، بنابراین باید از آزمون‌های ریشه واحد مانند آزمون HEGY استفاده نمود. در واقع آزمون هگی[3]، آزمونی است برای ریشه های واحد در هر فرکانس مجزا بدون حفظ این که ریشه‌های واحد در سایر تناوب ها حضور دارند. این آزمون برای شناسایی انواع ناایستایی که ممکن است مشکل‌های جدی برای استنباط های آماری ایجاد کنند، مفید است (پدرام و همکاران،۱۳۹۱).

در این آزمون ریشه واحد با تناوب صفر، ریشه واحد با تناوب ۲ و دو ریشه با تناوب یک بار مورد بررسی قرار می‌گیرد. در جدول (۱) نتایج خروجی نرم افزار STATA نشان داده شده است.

دراین مرحله وقفه بهینه قیمت نفت تعیین میگردد به این منظور از دو معیار اکائیکوشوارتز بیزین استفاده می‌شود که نتایج تایید کننده یک وقفه بهینه بود، از آنجا که داده‌ها به صورت روزانه است باید برای تعیین وجود نامانایی در داده‌های روزانه از آزمون HEGY استفاده می‌گردد،

[1] Lewis
[2] Delurgi
[3] Hylleberg

براساس آزمون هایلبرگ آماره با تناوب صفر برابر با ٤/۳۵- است و مقدار بحرانی ۵ درصد ۳/۷۱- است بنابراین ریشه واحد با تناوب صفر وجود ندارد، هم‌چنین آماره با تناوب ۲ بار، برابر با ۳/۷٤- است و مقدار بحرانی در سطح ۵ درصد ۳/۰۸- است بنابراین ریشه واحد با تناوب ۲ وجود ندارد. هم‌چنین ریشه واحد با تمامی اثرات برابر با ٦/۸۲ و مقدار بحرانی درسطح ۵ درصد برابر با ٦/۵۳ است بنابراین هیچ گونه ریشه واحدی وجود ندارد.

جدول ۱. نتایج آزمون HEGY

	Stat	سطح۵ %	سطح ۱۰%
T(Pi1)	-٤/۳۵۷	-۳/۷۱۰	-۳/۳۷۰
T(Pi1)	-۳/۷٤۵	-۳/۰۸۰	-۲/۷۳۰
T(Pi1)	-٤/۸۰۱	-۳/٦٦۰	-۳/۲۸۰
T(Pi1)	-۲/۲۵۱	-۱/۹۱۰	-۱/٤۸۰
F(3-4)	٦/٦۳۷	٦/۵۵۰	۵/۳۷۰
F(2-4)	۷/۰۱۱	٦/۰۹۰	۵/۱۳۰
F(1-4)	٦/۸۲۹	٦/۵۳۰	۵/۷۱۰

بر اساس آزمون هایلبرگ آماره با تناوب صفر برابر با ٤/۳۷- است و مقدار بحرانی ۵ درصد ۳/۷۱- است بنابراین ریشه واحد با تناوب صفر وجود ندارد، هم‌چنین آماره با تناوب ۲ بار، برابر با ۳/۱۲- است و مقدار بحرانی در سطح ۵ درصد ۳/۰۸- است. بنابراین ریشه واحد با تناوب ۲ وجود ندارد. هم‌چنین مقدار آماره با تناوب یکبار برابر با ٤/۵٦- و مقدار بحرانی در سطح ۵ درصد برابر با ۳/٦٦- است. بنابراین ریشه واحد با تناوب یک بار نیز وجود ندارد. هم‌چنین ریشه واحد با تمامی اثرات برابربا٦/۹۳ و مقدار بحرانی درسطح ۵ درصد برابر با ٦/۵۳ است بنابراین هیچ گونه ریشه واحدی وجود ندارد.

۹. اجرا و پیاده سازی مدل

داده‌های استفاده شده در این تحقیق، داده های روزانه قیمت سبد نفت خام اوپک می‌باشد که از

سایت رسمی اوپک (www.opec.org) استخراج شده است. پیاده سازی مدل نیز با استفاده از نرم‌افزار Excel می‌باشد. بمنظور پیاده سازی مدل ابتدا از داده های مربوط به سه هفته متوالی کاری استفاده می گردد. سری داده های مورد استفاده از تاریخ ۲۰/۰٦/۲۰۱٤ تا تاریخ ۱۰/۰۷/۲۰۱٤ (سه هفته متوالی کاری) به منظور مدل‌سازی و از تاریخ ۱۱/۰۷/۲۰۱٤ تا ۱۵/۰۷/۲۰۱٤ به منظور ارزیابی عملکرد مدل استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در سری زمانی روند مدل برابرند با:

$$A = \left\{ \begin{matrix} 110.48؛110.30؛109.62؛109.63؛109.38؛109.17؛108.59؛108.63 \\ ؛108.35؛107.17؛107.34؛106.89؛106.25؛105.49؛105.16 \end{matrix} \right\}$$

پارامترهای اجرای مدل با ۱۵ داده سری زمانی به شرح زیر می‌باشد،

a= 0.003530842327 , b= 111.0768538,$\hat{x}_{(k+1)}^{(0)} = 110.8824053 * e^{-ka}$

با توجه به ساختار مدل سری پیش بینی و سری باقیمانده‌ها از داده دوم شروع می‌گردد، از این رو، سری پیش بینی و سری باقیمانده‌ها به شرح زیر محاسبه شده است،

$$\hat{A} = \left\{ \begin{matrix} 110.4915874؛110.1021469؛109.7140791؛109.3273791؛ \\ 108.942042؛108.5580625؛108.1754376؛107.7941607؛ \\ 107.4142277؛107.0356338؛106.6583742؛ \\ 106.2824444؛105.9078396؛105.5345551؛ \end{matrix} \right\}$$

سری خطاهای روند پیش بینی مدل برابر است با:

$$E_A = \left\{ \begin{matrix} -0.19 ؛ -0.48؛ -0.08 ؛ 0.06 ؛ 0.23 ؛ 0/04 ؛ 0.46 ؛ 0/56؛ -0.24؛ \\ 0.31 ؛ 0.24 ؛ -0.03 ؛ -0/41؛ -0.37 \end{matrix} \right\}$$

همان طور که قبلاً نیز اشاره شد به منظور سنجش ارزیابی دقت مدل از سه معیار متداول و کارا در این زمینه استفاده می شود، در این تحقیق به منظور ارزیابی عملکرد مدل، سری روند و تست مدل به صورت جداگانه مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. مقادیر این سه معیار برای سری روند مدل عبارتند از،

MAS=0.2642857143, MSE=0.0981, MAPE=0.002451281783%

دنباله تست مدل به صورت زیر معرفی می‌گردد،

$$A_T = \{104.87؛ 104.12 ؛ 103.65\}$$

پس از اجرای مدل، دنباله پیش بینی و دنباله خطا به شرح زیر محاسبه شده است.

$$\hat{A}_T = \{105.1625863\ ;\ 104.7919285\ ;\ 104.4225772\}\ E_{A_T} = \{-0.29\ ;\ -0.67;\ -0.77\}$$

نتایج معیارهای ارزیابی داده‌های تست مدل عبارتند از،

MAE=0.5766666667 , MSE=0.3753 , MAPE=0.00554301947%

در این مرحله به منظور پیاده سازی مدل از داده‌های مربوط به دو هفته متوالی کاری استفاده نموده و در نهایت به مقایسه نتایج حاصل از پیاده سازی مدل با استفاده از سه هفته متوالی کاری می‌پردازیم. سری داده‌های مورد استفاده از تاریخ ۲۰۱٤/٦/۲۷ تا ۲۰۱٤/۷/۱۰ (دو هفته متوالی کاری) و به منظور مدل سازی از تاریخ ۲۰۱٤/۷/۱۱ تا ۲۰۱٤/۷/۱۵ به منظور ارزیابی عملکرد مدل استفاده شده است. داده‌های سری زمانی روند مدل برابرند با،

$$A = \left\{ \begin{matrix} 109.17 & 108.59 & 108.63 & 108.35 & 107.17 & 107.34 \\ 106.89 & 106.25 & 105.49 & 105.16 & & \end{matrix} \right\}$$

پارامترهای و داده‌های اجرای مدل با ده داده سری زمانی به شرح زیر محاسبه شده است،

a= 0/00424007013 , b= 109/6480535 ,$\hat{x}_{(k+1)}^{(0)} = 109/4140209 * e^{-ka}$

$$\hat{A} = \left\{ \begin{matrix} 108.945203\text{6};108.4783951;108.0135868;107.55077\ ; \\ 107.0899364;106.6310773;106.1741844;105.7192492; \\ 105.266263 \end{matrix} \right\}$$

سری خطاهای روند مدل برابر است با،

$$E_A = \{-0.35\ ;0.16;0.34\ ;\ -0.38\ ;\ 0.26\ ;\ 0.26\ ;\ 0.08\ ;\ -0.22;\ -0.1;\}$$

معیارهای ارزیابی روند مدل برابر است با،

MAE=0.238888888, MSE=0.06756666667, MAPE=0.002224862829%

چنانچه دنباله تست مدل به صورت زیر معرفی گردد، دنباله پیش بینی و خطای تست مدل به شرح زیر محاسبه می شود،

$$A_T = \{104.87;\ 104.12\ ;\ 103.65\} \quad \hat{A}_T = \{104.8152182\ ;\ 104.4177799\ ;\ 103.9189179\}$$

$$E_{A_T} = \{-0.06\ ;\ -0.29;\ -0.26\}$$

معیارهای ارزیابی داده‌های تست مدل عبارتند از،

MAE=0.2033333, MSE=0.0517666667, MAPE=0.002051754065%

همان طور که مشاهده گردید بمنظور پیش بینی قیمت سبد نفت خام اوپک بهتر است از داده‌های مربوط به دو هفته متوالی کاری استفاده گردد، زیرا معیارهای ارزیابی عملکرد مدل برای دو هفته متوالی کاری دارای مقادیر کمتری هستند که همین امر موجب پیش بینی با دقت بیشتر است. در دنیای واقعیت نیز سری داده‌های نزدیکتر به زمان پیش بینی بار اطلاعاتی بیشتر و بهتری در اختیار مدل پیش بینی قرار می‌دهد. از این رو، پیشنهاد می‌شود جهت استفاده از مدل پیش بینی خاکستری در کوتاه مدت، بمنظور پیش بینی قیمت سبد نفت خام اوپک از بازده زمانی مربوط به دو هفته متوالی کاری استفاده گردد.

۱۰. اجرای مدل بهبود یافته خاکستری

در این روش در ابتدا بوسیله روش رگرسیون خطی به تعیین علامت باقیمانده‌های مدل می‌پردازیم. خط برازش شده به داده‌ها برابر است با،

y= (-0.4478787) x + 109.767333

سپس دنباله باقیمانده‌های مدل را به عنوان دنباله اصلی در نظر گرفته و مدل GM(1,1) را بر روی آن اجرا می کنیم که نتایج به شرح زیر حاصل می شود،

$\hat{r}^{(0)}_{(k+1)} = 0.3243442245 * e^{-ka}$,$a$=0.08419739612, b=0.3403504327

سپس مطابق آنچه در قسمت قبل بیان شد، مقادیر جدید دنباله روند داده‌ها به شرح زیر برآورد می‌گردد.

$$\hat{A} = \left\{ \begin{array}{l} 108.6208594؛108.7765485؛108.2876642؛107.2988244؛ \\ 107.3215373؛106.8439764؛106.3698919؛105.5393452؛ \\ 105/10088265 \end{array} \right\}$$

$$E_A = \{-0.03 ؛ -0.14؛ -0.07 ؛ -0.12 ؛ 0.02 ؛ 0/05 ؛ -0.11 ؛ -0.04؛ 0.06؛\}$$

MAE=0.071111111111,MSE=0.00666666,MAPE=0.0006633275899%

سری پیش بینی تست مدل برابر است با،

$$\hat{A}_T = \{104.9672407 \; ; 104.2780332 \; ; 103.7904558\}$$

$$E_{A_T} = \{-0.09 \; ; -0.15 ; -0.14\}$$

MAE=0.126666667,MSE=0.01673333333,MAPE=0.001216516759%

۱۱. مقایسه عملکرد مدل پیش بینی خاکستری و پیش بینی فازی

به منظور انجام مقایسه عملکرد دو روش یاد شده از مقاله‌ای با عنوان «ترکیب مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون فازی جهت پیش بینی سری‌های زمانی» استفاده شده است (خاشعی، ۲۰۰۸). نویسنده مقاله از شش مدل جهت پیش بینی سری زمانی استفاده کرده است که به شرح جدول (۲) می‌باشد.

جدول ۲. مقایسه پارامترهای MSE و MAE در مدل‌های مختلف جهت پیش بینی سری زمانی

نام مدل	MSE	MAE
ARIMA	۰/۰۱۷	۰/۱۰۵
Chen's fuzzy time-series (first – order)	۰/۱۱۶	۰/۲۹۷
Chen's fuzzy time-series (second – order)	۰/۱۱۱	۰/۲۹۲
Yu's fuzzy time-series	۰/۱۱۶	۰/۲۹۷
ANNS	۰/۰۱۲	۰/۱۷۰
مدل پیشنهادی خاشعی (۲۰۰۸)	۰/۰۱۲	۰/۰۹۷

مدل‌های استفاده شده توسط نویسنده در این مقاله از جمله متداول‌ترین مدل‌های پیش بینی جهت مدل سازی سری‌های زمانی هستند.

اگر جهت مدل‌سازی از مدل پیش بینی خاکستری استفاده نماییم و به منظور مدل‌سازی و اجرای آن از تعداد ۱۰ داده استفاده نماییم. محاسبات مدل به شرح زیر بیان می‌شود،

$$A = \{10.51,10.51,10.50,10.47,10.47,10.74,10.83,10.81,10.85,10.86\}$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = 10.38306781 \times e^{-ka}$$

$$a = -0.0054524252 \qquad b = 10.35409499$$

$$\hat{A} = \begin{Bmatrix} 10.43983533,10.49691322,10.55430347,10.61200688,10.67002609, \\ 10.7283625,10.78701785,10.8459939,10.90529238 \end{Bmatrix}$$

$$€ = \{0.08,0.01,-0.08,-0.14,0.07,0.11,0.03,0.01,-0.04\}$$
MAE=0.063333333333, MSE=0.00578888889

در مورد سری پیش بینی تست مدل داریم،

$$\hat{r}^{(0)}_{(k+1)} = 0.3243442245 * \mathrm{e}^{-\mathrm{ka}}, \quad a=0.08419739612, \quad b=0.3403504327$$

چنانچه به منظور مدل‌سازی از ۱۵داده سری زمانی استفاده نماییم. پارامترهای مدل به شرح زیر محاسبه می‌شود،

$$a = -0.005172163576$$
$$b = 10.10837672$$
$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = 10.13536481 \times e^{-ka}$$
$$A = \begin{Bmatrix} 10.29,10.27,10.23,10.19,10.30,10.51,10.51,10.50,10.47,10.47,10.74, \\ 10.83,10.81,10.85,10.86 \end{Bmatrix}$$
$$\hat{A} = \begin{Bmatrix} 10.18792237,10.24075248,10.29385654,10.34723598,10.40089221, \\ 10.45482669,10.50904084,10.56353613,10.618314,10.67337593, \\ 10.72872339,10.78435785,10.84028081,10.89640376 \end{Bmatrix}$$
$$€ = \{0.09,-0.01,-0.11,-0.04,0.11,0.06,0,-0.09,-0.14,0.07,0.11,0.03,0.01,-0.03\}$$
MAE=0.06357142857, MSE=0.005864285714

پارامترهای مدل در مورد سری پیش بینی تست آن بصورت زیر محاسبه می‌گردد،

$$\hat{T} = \{10.95299821,11.0097567,11.06688765,11.12427568,11.18196131\}$$
MAE=0.068, MSE=0.00568

۱۲. جمع بندی و نتیجه گیری

رشد سریع تکنولوژی و جهانی شدن بازارهای مالی و اهمیت استراتژیک کالایی مانند نفت، نیاز به پیش‌بینی دقیق و کارای قیمت نفت را چندین برابر می‌کند. با توجه به تغییرات سریع محیط‌های اقتصادی سیاسی و اجتماعی در کشورهای تولیدکننده و مصرف کننده نفت پیش‌بینی کنندگان را از نظر تأمین داده‌های لازم به منظور حصول نتایج تحقیق و کارا دچار مشکل کرده است و از آنجا که با شرایط اجتماعی، اقتصادی و سیاسی امروزه تهیه داده‌های سری زمانی به منظور پیش‌بینی قیمت‌ها در بازارهای مالی کاری بسیار دشوار شده، ازاین‌رو، محققان برآن شده‌اند به دنبال مدل‌هایی به منظور پیش‌بینی باشند که نیاز به تعداد داده‌های کمتری داشته باشند. یکی از این

مدل‌ها که امروزه کاربرد گسترده‌تری در محیط‌های علمی بین رشته‌ای دارد، مدل‌های خاکستری است. این گروه از مدل‌های پیش‌بینی در مقایسه با سایر مدل‌های متداول پیش‌بینی نیاز به محاسبات پیچیده و دشوار ریاضی و یا برنامه‌نویسی‌های پیچیده کامپیوتری ندارد، ولی در مقابل نتایج قابل قبولی را ارایه می‌کند. همین مزیت مدل‌های خاکستری منجر به کاربردی شدن این مدل‌ها شده است. از نتایج پژوهش حاضر می‌توان به سازگاری و همسو بودن نتایج حاصل از این مطالعه با مطالعات و روش‌های متداول پیش‌بینی قیمت نفت مانند خود رگرسیون اشاره نمود. از مهم‌ترین ویژگی‌های مدل‌های خاکستری پیش‌بینی در محیط‌هایی با شرایط عدم قطعیت و عدم اطلاعات کافی از نحوه عملکرد سیستم مورد پیش‌بینی و اجرای مدل با تعداد داده‌های کم و محدود است. با توجه به شرایط ذکر شده، بازارهای نفتی از جمله برجسته‌ترین بازارهای مالی هستند که می‌توانند جز سیستم‌های خاکستری طبقه‌بندی شوند.

نتایج این تحقیق حاکی از آن است که به منظور پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت نفت استفاده از داده‌های زمانی مربوط به دو هفته متوالی کاری نسبت به سه هفته متوالی کاری نتایج بهتری به همراه دارد. همین امر نیز ادعای پژوهشگران پیش‌بینی خاکستری را ثابت می‌کند که به منظور پیش‌بینی قیمت نفت استفاده از مدل‌های پیش‌بینی خاکستری که نیاز به تعداد داده کمتری دارد، بهتراست. زیرا تعداد سری داده‌های کمتر، که به زمان پیش‌بینی مدل نزدیک‌تر است، می‌تواند حاوی اطلاعات مفیدتر و مؤثرتری به منظور مدل‌سازی باشد. با توجه به نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی مدل می‌توان ادعا کرد، همان گونه که پژوهشگران پیش‌بینی خاکستری مطرح نمودند، نتایج تحقیق حاضر نیز نشان دهنده این موضوع بود که استفاده از مدل بهبود یافته پیش‌بینی خاکستری منجر به حصول نتایجی با درجه دقت بیشتری می‌شود. همان گونه که اشاره گردید جهت مقایسه و ارزیابی مدل‌های خاکستری و مدل‌های ارایه شده توسط نویسنده مقاله یاد شده از معیارهای MSE و MAE استفاده می‌کنیم. از نتایج می‌توان پی برد که دقت و کارآمدی مدل‌های خاکستری می‌تواند در برخی از مدل‌ها بهتر و یا در حد مدل‌های ارایه شده توسط نویسنده مقاله باشد. اما باید توجه کرد که این نتیجه گیری را تنها در مورد این سری زمانی می‌توان بیان کرد و برای نتیجه‌گیری جامع‌تر نیاز به بررسی سایر سری‌های زمانی متفاوت است.

منابع

- امیری، حسین، رحمانی، تیمور، رافعی، میثم (۱۳۹۱). استخراج منحنی فیلیپس کینزین جدید و تحلیل مدل‌های قیمت گذاری. *فصلنامه مدلسازی اقتصادی*، ٦ (۱۹): ۲۰-۱.
- پدرام، مهدی، شیرین بخش، شمس الله، رضایی ابیانه، بهاره (۱۳۹۱). بررسی اثرات نامتقارن نوسانات نرخ ارز بر قیمت کالاهای صادراتی. *فصلنامه تحقیقات مدلسازی اقتصادی*. (١٦٥): ۹-١٤٣.
- شهبازی، کیومرث، اصغرپور، حسین، محرم زاده، کریم (۱۳۹۱). تاثیر فرآورده‌های نفتی بر رشد اقتصادی در استان‌های کشور. *فصلنامه مدلسازی اقتصادی*، ٦ (۱۷): ٤٤-۲۵.
- مکیان، سیدنظام الدین، موسوی، سید فاطمه السادات (۱۳۹۱). پیش بینی قیمت سهام شرکت فراورده‌های نفتی پارس با استفاده ازشبکه عصبی و روش رگرسیونی. *فصلنامه مدلسازی اقتصادی*، ٦ (۱۸): ۱۲۱-۱۰۵.
- Behradmehr, N. (1387). Oil price forecasting with using ANNs and wavelet smoothing. *Journal of studies energy economic*, 18: 81-98.
- Bidabadi, B. &Peykarjou, K. (1386). Simulation and forecasting for universal oil price, *Journal of economical*: 83-117.
- Deng, J.L. (1989). Introduction to grey system theory. *Journal of Grey system*, 1(1): 1-24.
- Hsu, C ,Wangch. Forecasting the output of integrated circuit industry using a grey model improved by the Bayesian analysis. (2007). Technol forecast socchange . 6, (74): 843-53.
- Hui-Wentt, V. Tang. & Mu-Shang, Y., Forecasting performance of grey prediction for education expenditure and school enrollment,(2012). Economic of Education Review, 31: 452-462.
- Hsu., Li-Chang,.Using improved grey forecasting models to forecast the output to opto-electronics industry, (2011).*Expert systems with applications*, 38: 13879-13885.
- Hsu, C., Chen, C. Applications of improved grey prediction model for power demand forecasting. (2003). *Energy convers manage*, 14, (44): 2241-9.
- Hsu, C. Applying the grey prediction model to the global integration circuit industry.(2003). *Technol forecast sochange*, 6, (70): 563-74.
- Khashei,M. Bijari, M. Application hybrid ANNs and fuzzy regressive for gold price forecasting.1389,*Journal of industrial engineering*, 44, (1): 39-47.
- Kayacan, E,.Ulutas, B. ,.&Kaynak,O., Grey system theory-based model in time series prediction .(2010). Expert systems with applications, 37: 1784-1789.
- 11.Liu ,S.F., Buffer operator its application,(1992).Theor.Pract.Grey system. 2: 45-50.

- Liu, S.F., Dang, Y.G., & Fang, Z.G. Fang. (2004). Grey system Theory and its application. Third ed. Science press, Beijing.
- Lin. ,Yong - Huang ,P. Chan, & Lee , chang,T., Adaptive and high-precision grey forecasting model,(2009). Expert systems with applications, 36: 9658-9662.
- Mu-Shang, Y., Hui-wen, Tang,V., On the fit and forecasting performance of grey prediction models for china labor formation,(2013). Mathematical and computer modeling, 57: 357-365.
- Ruey,.Chyn.Tsaur,T. The development of an interval grey regression model for limited time series forecasting. (2010). Expert systems with applications, 37: 1200-1206.
- Shang-Lingou,. Forecasting agricultural output with an improved grey forecasting model based on the genetic algorithm. (2012). *Computers and Electronics in agriculture*, 85: 33-39.
- SifengLin,Lin, Y., Grey Information Theory and Practical Applications, (2006). Springrer-Verlag London Limited.
- Wang.,Chao,.& Hung, Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory. (2004). Tourism Management: 367-374.
- Wang, Z.L., Liu, S.F., Extension of grey superiority analysis. (2005). IEE Trans. Syst ,Man Cybern.Conf.1: 616-621.
- Wen, .K.L,et al., Grey system theory and applications .(2009).Wunan Publisher, Taipei.
- Wang, J .,.Zhu, S. , Zhao, W.,&Wen,J. Optimal parameters estimation and input subset for grey model based on chaotic particle swarm optimization algorithm, (2011).Expert system with Applications, 38: 8151-8158.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی