

پیش‌بینی مصرف انرژی در ایران؛ کاربرد مدل GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات

ابوالفضل جنتی مشکاتی*

عبدالرضا جهانگیری بلطاقی**

علیرضا قباشی***

چکیده

«انرژی» به‌عنوان نیروی محرکهٔ بیشتر فعالیت‌های تولیدی و خدماتی از جایگاه ویژه‌ای در جوامع برخوردار است و از آنجا که رشد تولید ناخالص داخلی محور اصلی فرآیند رشد اقتصادی است، نقش مؤثری در رشد و توسعه اقتصادی کشورها ایفا می‌کند. عامل مهم دیگری که علاوه بر نوسانات قیمت انرژی و همچنین کمیابی منابع آن، ضرورت بررسی رابطه بین تولید و مصرف انرژی را دوچندان می‌کند، مسائل زیست‌محیطی است که تمامی کشورها با آن مواجه هستند.

تحلیل چشم‌انداز پیش‌بینی مصرف انرژی، این امکان را برای مدیران فراهم می‌سازد تا تدابیر لازم را برای کنترل متغیرهای عرضه و تقاضای انرژی اتخاذ کنند؛ بنابراین پیش‌بینی تقاضای انرژی بر پایه الگوهای جدید و کارآمد ما را در یافتن مسیری روشن برای پی بردن به این تنگنا و ارائه توصیه‌های سیاستی برای حمایت از سرمایه‌گذاری‌ها کمک می‌کند. افزایش دقت بسیاری از مدل‌های پیش‌بینی مصرف انرژی، مستلزم شناسایی تمامی روندها، متغیرها و استراتژی‌های اثرگذار بر بازارهای انرژی است؛ به این ترتیب پژوهش حاضر بهره‌گیری از نظریه سیستم‌های خاکستری (GM) و مدل پیش‌بینی خاکستری برای بهبود عملکرد پیش‌بینی مصرف انرژی را مناسب دانسته و بر طبق آن، میزان مصرف انرژی را تا سال ۱۴۰۰ پیش‌بینی و برآورد کرده است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، مصرف انرژی، فیلتر هادریک-پرسکات، مدل خاکستری،

خودرگرسیو میانگین متحرک

طبقه‌بندی JEL: C13, q47, e27

gannaty@yahoo.com

* استادیار اقتصاد دانشکده اقتصاد دانشگاه اصفهانی

** دانش‌آموخته کارشناسی ارشد دانشکده اقتصاد دانشگاه اصفهانی، (نویسنده مسئول)

jahangiry1404@gmail.com

ghobashi.alireza@ut.ac.ir

*** دانش‌آموخته کارشناسی ارشد دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران

تاریخ پذیرش: ۹۷/۱۱/۲۸

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۳/۱۲

فصلنامه راهبرد اقتصادی، سال پنجم، شماره نوزدهم، زمستان ۱۳۹۵، صص ۱۳۷-۱۱۱

مقدمه

در اقتصادهای پیشرفته، دغدغه متصدیان بخش انرژی، یافتن روش‌هایی برای افزایش بهره‌وری بخش انرژی است که این امر زمینه‌ساز تحولاتی ملموس در بهبود بهره‌وری انرژی مرتبط با فرایندهای اقتصادی بوده است. سیاست‌های قیمتی و ابزارهای غیر قیمتی از جمله بهبود روش تولید و به‌کارگیری تجهیزات کارآمد در وسایل نقلیه، کارخانه‌ها و ساختمان‌ها به‌طور انکارناپذیری به افزایش بهره‌وری انرژی در سیستم‌های اقتصادی دامن زده است. این در حالی است که تلاش‌های انجام‌شده در بخش‌های جایگزینی انرژی‌های نو تاکنون به پیشرفت مورد انتظار نرسیده است. هزینه هنگفت سرمایه‌گذاری و دوره طولانی بازگشت سرمایه در صنایع تولید انرژی‌های نو، اشتیاق کشورهای صنعتی به استفاده از منابع فسیلی را بیشتر کرده و موجب شده است که این کشورها در استفاده از منابع ارزان و در عین حال کمیاب و پایان‌پذیر کشورهای جهان سوم روزه‌روز شیوه‌های جدیدتری را به کار گیرند.

تأمین امنیت عرضه انرژی از مسائل استراتژیک پیش روی دولت‌ها است و در کنار محور مدیریت سمت عرضه انرژی، «مدیریت سمت تقاضای انرژی» بخشی است که کمتر نامی از آن به میان می‌آید؛ به‌طوری‌که امروز در کشور، بیشتر تلاش‌ها صرف مدیریت سمت عرضه انرژی می‌شود و کمتر به مدیریت سمت تقاضای انرژی توجه شده است؛ درحالی‌که مدیریت تقاضای انرژی و تلاش در جهت استفاده بهینه از انرژی در کشورهای پیشرفته دنیا از مهم‌ترین عوامل پیشرفت صنعتی پایدار است (مبینی دهکردی و همکاران، ۱۳۸۸).

از آنجا که ایران کشوری رو به رشد و برخوردار از منابع انرژی غنی و گسترده، مخازن بزرگ نفتی، معادن عظیم زیرزمینی و پتانسیل بالقوه انرژی است و یکی از مصادیق الگوی رشد با فشار منابع طبیعی محسوب می‌شود، برنامه‌ریزی برای تولید و مصرف انرژی در آن اهمیت فراوان داشته و به‌کارگیری روش‌های کمی برای پیش‌بینی بازارهای انرژی، بهبود تصمیم‌گیری‌های سیاستمداران، پژوهشگران اقتصادی و صاحبان صنایع در دنیای امروز به ضرورتی انکارناپذیر تبدیل شده است.

مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف انرژی برای سیاست‌گذاران و سازمان‌های مرتبط نقش بسیار مهمی در توسعه و پیشرفت کشورها دارد و در مقابل، بی‌توجهی به مصرف انرژی، موجب قطع بالقوه انرژی، نابودی زندگی و اقتصاد می‌شود. تخمین اضافی انرژی نیز ممکن است به ایجاد ظرفیت بیهوده و غیرضروری، به معنای تلف شدن منابع مالی منجر گردد؛ بنابراین برای اجتناب از اشتباه‌های هزینه‌بر، بهتر است از مدل‌هایی استفاده شود که مصرف انرژی را با دقت بالاتری تخمین زند و در پیش‌بینی‌ها از داده‌های مصرف انرژی که ماهیت غیرخطی دارند، استفاده شود (Kavaklioglu, 2009).

پژوهش حاضر تلاشی برای پیش‌بینی مصرف انرژی در ایران بر اساس مدل GM-ARMA و فیلتر HP است؛ بنابراین در ادامه به بیان مبانی نظری، مطالعات تجربی و روش مورد استفاده پرداخته و در بخش پایانی تجزیه و تحلیل الگو و پیشنهادها ارائه می‌شود. نتایج این تحقیق مواد اصلی و مهم را در ارزیابی الگوهای مصرف انرژی و همچنین امکان انتخاب رویکرد دقیق‌تری را برای تخمین مصرف انرژی در آینده برای شرکت‌های نافع فراهم می‌کند.

۱. پیشینه تحقیق

۱-۱. مطالعات داخلی

- سلطانی و همکاران (۱۳۹۴)، در مقاله‌ای با عنوان پیش‌بینی تغییرات قیمت مسکن بافت فرسوده شهری پس از اجرای پروژه‌های نوسازی با استفاده از روش

خاکستری، به پیش‌بینی تغییرات قیمت مسکن در سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۲ پرداخته‌اند. نتایج حاصل از مدل خاکستری بیانگر آن بوده که روند افزایشی قیمت هر مترمربع مسکن در سال‌های آینده نیز ادامه خواهد یافت.

- جوانمرد و فقیدیان (۱۳۹۳) در مقاله خود به پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش پیش‌بینی خاکستری پرداخته‌اند. نتایج اجرای این مدل نشان می‌دهد که 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.

- محمدی و مرادی (۱۳۹۴) در پژوهشی کاربرد تئوری سیستم خاکستری در پیش‌بینی حوادث ترافیکی جاده‌ای را بررسی کرده‌اند. در این مقاله برای پیش‌بینی حوادث ترافیکی جاده‌ای استان فارس از مدل خاکستری (۱ و ۱) استفاده شده است که دقت زیادی برای پیش‌بینی دارد. این مقاله حوادث ترافیکی را تا سال ۱۳۹۱ به‌درستی پیش‌بینی کرده است.

- خواجه‌ای، نجفی و زین‌الدین‌زاده (۱۳۹۱) در مقاله خود با به‌کارگیری مدل‌های پیش‌بینی خاکستری و نمو هموار ساده در بورس اوراق بهادار تهران، به پیش‌بینی جریان نقد آزاد ۴۶ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۷۸-۱۳۸۸ پرداخته‌اند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد دقت پیش‌بینی مدل خاکستری از مدل نمو هموار ساده بیشتر است.

- صادقی و همکاران (۱۳۹۰) در مقاله خود با عنوان پیش‌بینی قیمت سبب نفت خام اوپک با استفاده از شبکه مصنوعی، به مدل‌سازی و پیش‌بینی روزانه قیمت سبب نفت خام اوپک پرداخته‌اند که نتایج آن را با مقادیر پیش‌بینی شده به‌وسیله مدل ARIMA بر اساس معیارهای اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی، مقایسه کرده‌اند. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که شبکه عصبی مورد استفاده نسبت به مدل ARIMA قدرت پیش‌بینی بهتری دارد.

- ابریشمی و همکاران (۱۳۸۹) در مقاله‌ای از شبکه عصبی GMDH برای پیش‌بینی قیمت گازوئیل مبتنی بر قواعد تحلیل فنی، شامل میانگین‌های متحرک

کوتاه‌مدت و بلندمدت به عنوان ورودی شبکه در دوره‌های مختلف بازار استفاده کرده‌اند. در این بررسی، پیش‌بینی‌های شبکه عصبی نسبت به روش سری زمانی از خطای کمتر و دقت بالاتری برخوردار است.

- ناصری و کوچک‌زاده (۱۳۸۷)، در مقاله‌ای با عنوان طراحی بهینه معماری شبکه عصبی با یادگیری تحت نظارت، به پیش‌بینی مصرف نفت گاز کشور پرداخته‌اند. به منظور مقایسه مدل پیشنهادی با استفاده از روش سعی و خطا به عنوان یکی از روش‌های مرسوم در طراحی معماری، یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی مصرف نفت گاز توسعه و در طی آن برتری مدل پیشنهادی نشان داده شده است. همچنین برای مقایسه عملکرد شبکه عصبی با روش‌های آماری، دو مدل با استفاده از رگرسیون و ARIMA طراحی گشته است. نتایج به دست آمده در پیش‌بینی مصرف نفت گاز نیز نشان می‌دهد که پیش‌بینی با شبکه عصبی طراحی شده جواب‌های بهتری را در بر دارد.

۲-۱. مطالعات خارجی

ویژون^۱ و همکاران (۲۰۱۵) در مقاله‌ای با عنوان پیش‌بینی مصرف انرژی با مدل GM-ARMA بر اساس فیلتر HP به پیش‌بینی مصرف انرژی در یکی از استان‌های چین پرداخته‌اند. این مقاله که به روش ذکر شده نگارش یافته است، مصرف انرژی را تا ۲۰۱۶ محاسبه کرده و میزان خطا را با استفاده از این روش (شبهه سازی خاکستری) بسیار کاهش داده است.

لیو و ژانگ^۲ (۲۰۱۴) در مقاله‌ای با عنوان پیش‌بینی فروش فضای تجاری شهر پانجین با مدل GM(1.1)، مدلی را برای تقاضای املاک و مستغلات تجاری این شهر، طراحی کرده و آن را مورد آزمون قرار داده‌اند. با استفاده از مدل GM(1.1) برای سال‌های ۲۰۱۲-۲۰۱۵ تقاضای فروش املاک تجاری به درستی و با کمترین خطا پیش‌بینی شده است.

1. Weijun

2. Liu and Xang

اوزتایسی^۱ و همکاران (۲۰۱۳) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی شاخص املاک با استفاده از مدل پیش‌بینی خاکستری در ترکیه، از داده‌های سری زمانی برای پیش‌بینی قیمت املاک در ترکیه بهره گرفته‌اند. مدل پیش‌بینی خاکستری با پارامترهای مختلف، برآورد و با مدل‌های میانگین متحرک و رگرسیون‌های چندگانه مقایسه شده است. صحت پیش‌بینی این مدل‌ها با استفاده از دو شاخص میانگین مطلق درصد خطا (MAPE) و خطای جذر میانگین مربعات نرمال شده (NRMSE)، سنجیده شده و بر اساس نتایج، مدل خاکستری از سایر مدل‌ها، پیش‌بینی بهتری ارائه کرده است.

جیانمینگو همکاران^۲ (۲۰۱۳) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی قیمت مسکن بر اساس مدل خاکستری مارکف، بر اساس روند موجود قیمت‌ها به پیش‌بینی قیمت واحدهای تجاری پرداخته‌اند. در این مطالعه، مدل خاکستری GM(1.1) به خوبی روند توسعه بلندمدت قیمت مسکن را شبیه‌سازی کرده است.

تونگ یوان و یو^۳ (۲۰۰۷) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی GM(1.1) برای پیش‌بینی حوادث ترافیکی شهری بر اساس مدل خاکستری (۱,۱)، داده‌های واقعی کمی را برای پیش‌بینی حوادث ترافیکی شهری به کار می‌گیرد. با صحت داده‌ها، خطای مدل خاکستری (۱,۱) بیشتر از ۱۰ درصد نیست و این مدل می‌تواند در پیش‌بینی حوادث ترافیکی جاده‌ای به کار رود.

چنانچه ذکر شد، پژوهش‌ها و تحقیقاتی که در کشور صورت گرفته است با تأکید بر پیش‌بینی مصرف انرژی در ایران به روش‌های مختلفی از جمله ARIMA، شبکه‌های مصنوعی و ... بوده است.

در پژوهش پیش‌رو به دنبال ارزیابی کارایی و دقت پیش‌بینی مدل GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات نسبت به دیگر مدل‌های پیش‌بینی مصرف انرژی هستیم که نوآوری این مطالعه نیز به همین موضوع بازمی‌گردد.

1. Oztaysi

2. Jianming & et al

3. Tongyuan & Yue

۲. مبانی نظری

۲-۱. مدل پیش‌بینی خاکستری^۱

در سال‌های اخیر، تئوری سیستم خاکستری به عنوان روشی مؤثر برای حل مسائل مختلف مطرح شده است. این تئوری شامل پنج بخش اصلی است: «پیش‌بینی خاکستری»، «رابطه خاکستری»، «تصمیم خاکستری»، «برنامه ریزی خاکستری» و «کنترل خاکستری». وظیفه اصلی نظریه دستگاه‌های خاکستری استخراج قانون حاکم بر سیستم با استفاده از دنباله سری داده‌های موجود است. این فرآیند به‌عنوان تولید دنباله خاکستری شناخته شده است (Kayacan, 2010 & Lin and Liu, 1998).

اکثر روش‌های پیش‌بینی نیازمند تعداد زیادی داده‌های تاریخی هستند؛ درحالی‌که مزیت اصلی نظریه سیستم‌های خاکستری این است که به داده‌های کم نیاز دارد. در واقع نظریه سیستم‌های خاکستری به‌عنوان یک روش بسیار مؤثر برای حل مسائل با داده‌های گسسته و اطلاعات ناقص مطرح است (Hang, 2004 & Vang, 2005)؛ علاوه بر این به دلیل آشفتگی ناشی از بیرون و روابط متقابل پیچیده بین سیستم یا بین سیستم و محیط، بررسی سیستم بسیار مشکل خواهد بود، مدل پیش‌بینی خاکستری به‌عنوان هسته تئوری سیستم خاکستری، مزایای ایجاد یک مدل با داده‌های کم و غیرقطعی را دارد و ابزاری مناسب برای پیش‌بینی سیستم‌های با ساختار پیچیده، نامطمئن و نامنظم است.

مزیت نظریه خاکستری بر نظریه فازی در آن است که نظریه خاکستری شرایط فازی بودن را در بر می‌گیرد؛ به عبارت دیگر نظریه خاکستری می‌تواند به‌خوبی در شرایط فازی عمل کند (Deng, 1989). به‌کارگیری نظریه فازی مستلزم تشخیص تابع عضویت مربوطه بر اساس تجربه خبرگان است؛ اما نظریه خاکستری بدون در نظر داشتن تابع عضویت و بر اساس محدوده اطلاعات در دسترس نیز به‌خوبی عمل می‌کند (Liusifeng, 2006).

در مقایسه با مدل‌های «باکس-جنکینز» و تکنیک‌های هوش مصنوعی که

1. Grey system

برای مشخص کردن پارامترها و مدل‌سازی مراحل مختلف، تلاش و وقت زیادی می‌طلبند، مدل‌های پیش‌بینی خاکستری بسیار کاربردی و ساده‌تر هستند. این مدل با استفاده از یک معادله دیفرانسیل برای توصیف یک سیستم نامشخص با داده‌های اندک استفاده می‌شود و بیشتر برای هموارسازی داده‌های ایستا مناسب است؛ نه داده‌هایی که تغییرات تصادفی زیادی دارند (کاظمی و همکاران، ۱۳۹۰).

در مدل‌های پیش‌بینی خاکستری، مقادیر آینده را برای سری‌های زمانی پیش‌بینی می‌کنند که در بازه‌های زمانی یکسان اندازه‌گیری شده‌اند. اساس پیش‌بینی این مدل‌ها بر پایه جدیدترین مجموعه داده‌ها شکل می‌گیرد و تمامی داده‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی، مقادیری مثبت دارد و این دنباله داده‌ها ثابت هستند (Kayacan, 2010).

در نظریه دستگاه‌های خاکستری، مدل $GM(n, m)$ به‌عنوان مدل پیش‌بینی خاکستری مشخص می‌شود که در آن n بیانگر درجه معادله دیفرانسیل استفاده‌شده و m تعداد متغیرهای موجود در مدل است. مدل $GM(1, 1)$ اساس مدل کلاسیک پیش‌بینی خاکستری، مدل نمایی است. در واقع مدل کلاسیک $GM(1, 1)$ اساساً یک مدل نمایی است (Shang-Lingou, 2012).

از مهم‌ترین دلایل استفاده از مدل $GM(1, 1)$ این است که برای پیش‌بینی مصرف انرژی می‌توان در سادگی مدل‌سازی، اجرای مدل و همچنین در استفاده از تعداد داده‌های زمانی کمتر دانست. همان‌گونه که مشاهده می‌شود به‌منظور مدل‌سازی $GM(1, 1)$ از سری زمانی استفاده شده است؛ از این رو، متغیر m که بیانگر تعداد متغیرهای موجود در مدل است، برابر 1 در نظر گرفته شده. محققان از پیش‌بینی خاکستری به‌منظور مدل‌سازی از معادله دیفرانسیل با درجه 1 بیشتر از سایر معادله‌ها استفاده می‌کنند؛ چراکه آنان مدل $GM(1, 1)$ را اصلی‌ترین مدل پیش‌بینی در نظریه خاکستری معرفی می‌نمایند. معادله دیفرانسیل خطی مدل به‌صورت رابطه زیر تعریف می‌شود (Liu, 1992 & 2004):

رابطه (۱)

$$\frac{d^n x_t^{(1)}}{dt^n} + a_1 \frac{d^{n-1} x_t^{(1)}}{dt^{n-1}} + \dots + a_{n-1} \frac{dx_t^{(1)}}{dt} + a_n x_t^{(1)} = b_1 x_1^{(1)}(t) + b_2 x_2^{(1)}(t) + \dots + b_m x_{m-1}^{(1)}(t)$$

حال اگر $m=1$ و $n=1$ باشد معادله دیفرانسیل در رابطه B حاصل می‌گردد:

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

به منظور هموارسازی خط سیر تصادفی داده‌های اولیه مدل به جهت استفاده در مدل GM(1,1)؛ این داده‌ها تحت عملکرد اپراتور AGO^۱ اپراتور جمع کننده قرار می‌گیرند (Deng, 2010). در واقع مهم‌ترین و عمومی‌ترین رویه در روند تولید دنباله خاکستری را می‌توان اپراتور AGO دانست (Shang-Lingou, 2012)؛ به عبارت دیگر این اپراتور الگوی نظم درونی داده‌ها یا روند سری داده‌ها را نمایان می‌کند (wang, 2009).

مدل پیش‌بینی خاکستری سه عملگر اصلی دارد:

۱- اپراتور جمع کننده؛ ۲- اپراتور معکوس جمع؛ ۳- مدل خاکستری.

مراحل اجرای یک مدل پیش‌بینی خاکستری به شرح زیر است:

۲-۱-۱. اپراتور جمع

اگر سری زمانی اولیه $x^{(0)}$ با n نمونه به صورت زیر در نظر گرفته شود:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad \text{رابطه (۳)}$$

با استفاده از اپراتور جمع، سری نامنظم $x^{(0)}$ به صورت یکنواخت افزایشی به

سری زمانی زیر تبدیل می‌شود:

$$x^{(0)}(j) = \sum_{i=1}^j x^{(0)}(i) \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$x^{(1)} = \{\sum_{i=1}^1 x^{(0)}(i), \sum_{i=1}^2 x^{(0)}(i), \dots, \sum_{i=1}^n x^{(0)}(i)\} \quad \text{رابطه (۵)}$$

۲-۱-۲. اپراتور معکوس جمع

با استفاده از اپراتور معکوس جمع، $x^{(0)}$ به راحتی قابل محاسبه است:

$$x^{(0)}(j) = x^{(1)}(j) - x^{(1)}(j-1) \quad \text{رابطه (۶)}$$

که در اینجا به این گونه است: $x^{(1)}(1) \in x^{(1)}$ و $x^{(0)}(1) = x^{(1)}(1)$

۲-۱-۳. مدل خاکستری

مدل خاکستری با استفاده از معادله دیفرانسیل خاکستری درجه ۱ زیر ساخته

می شود:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad \text{رابطه (۷)}$$

معادله سفید شده معادله (۵) به صورت زیر است:

$$x^{(0)}(i) + az^{(1)}(i) = b \quad \text{رابطه (۸)}$$

در اینجا داریم:

$$z^{(1)}(i) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(i) + x^{(1)}(i+1)) \quad \text{رابطه (۹)}$$

این روش هیچ اثبات ریاضی ندارد و آن را روش سفیدسازی می نامند. در اینجا «i» یک نقطه زمانی است.

«a» را ضریب بهبود و «b» را ضریب کنترل خاکستری گویند که با استفاده از روش حداقل مربعات به صورت زیر قابل محاسبه هستند:

بر طبق معادله (۸) چنانچه رابطه های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ وجود داشته باشند:

$$A = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(1) & 1 \\ -z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

$$X_n = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$B = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

در نتیجه:

$$X_n = AB \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

حال، با استفاده از روش حداقل مربعات را داریم:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = e'e = (X_n - AB)'(X_n - AB) = \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

$$X_n'X_n - X_n'AB - B'A'X_n + B'A'AB = X_n'X_n - 2'A'X_n + B'A'AB$$

$$\frac{\partial(e'e)}{\partial B} = -2'A'X_n + 2'A'AB = 0 \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

$$B = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (A'A)^{-1} A'X_n \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

پس از محاسبه ضرایب a و b معادله پیش بینی خاکستری به ترتیب زیر به دست می آید:

چنانچه از معادله (۵) تبدیل لاپلاس بگیریم، معادله زیر به دست خواهد آمد:

$$sX^{(1)}(s) - u(0) + ax^{(1)}(s) = \frac{b}{s} \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

با تقسیم طرفین بر S معادله زیر به دست می‌آید:

$$x^{(1)}(s) = \frac{x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}}{s+a} - \frac{b}{s} \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

چنانچه از معادله (۱۸) معکوس تبدیل لاپلاس بگیریم:

$$\hat{x}^{(1)}(i+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ai} + \frac{b}{s} \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

بنابراین مطابق با معادله (۴) خواهد بود:

$$\hat{x}^{(0)}(i+1) = \hat{x}^{(1)}(i+1) - \hat{x}^{(1)}(i) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ai}(1 - e^{-a}) \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

به این ترتیب سری داده‌های $\{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ هموار شده و سری داده‌های $\{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n+k)\}$ سری پیش‌بینی خواهند بود (امیدی و همکاران، ۱۳۹۵).

به منظور ارزیابی فرضیه‌های مبتنی بر پیش‌بینی مصرف انرژی، از الگوی اقتصادسنجی GM-ARMA با فیلتر هادریک-پرسکات استفاده خواهد شد.

۲-۱-۴. فیلتر هادریک-پرسکات^۱

روش هادریک-پرسکات (HP) برای جداسازی اجزای روند و چرخه‌ای متغیرهای اقتصادی، مبنای این پژوهش قرار گرفته است. این روش ابتدا در ادبیات ادوار تجاری واقعی استفاده شد؛ ولی به تدریج دامنه استفاده از آن به منظور مقایسه ادوار تجاری میان کشورها گسترش یافت؛ به طوری که از سال ۱۹۸۱ که برای نخستین بار هادریک و پرسکات این فیلتر را مطرح کرده‌اند تا به امروز که به یک روش استاندارد برای روندزدایی سری‌های زمانی تبدیل شده است؛ به ویژه اینکه، به منظور شناسایی حقایق آشکار شده ادوار تجاری، این فیلتر در سطح گسترده‌ای در مطالعات ادوار تجاری به کار رفته است.

منطق استفاده از فیلتر هادریک-پرسکات آن است که این روش می‌تواند به تفکیک یک شوک مشاهده شده در اجزای دائمی (عرضه) و موقتی (تقاضا) کمک کند. برای یک فیلتر یک متغیره، تنها تفاوت مشخص بین شوک عرضه و تقاضا آن است که شوک عرضه بر متغیر واقعی مورد نظر آثار دائمی دارد؛ در حالی که شوک

تقاضا صرفاً آثار موقتی دارد. با وجود این، اگر اجزای موقتی تداوم زیادی داشته باشند، بسیار مشکل می‌توان بین این دو -به‌ویژه در پایان دوره- تفاوت گذاشت. در واقع طبقه‌بندی شوک‌های دائمی به‌عنوان شوک‌های عرضه (و برعکس) و شوک‌های موقتی به‌منزله شوک تقاضا می‌تواند گمراه‌کننده باشد؛ زیرا هیچ دلیلی وجود ندارد که بتوان باور کرد شوک‌های عرضه نمی‌توانند موقتی باشند.

فیلتر هادریک - پرسکات با حداقل کردن مجموع مجذور انحراف متغیر «Y» از روند آن به دست می‌آید. در واقع مقادیر روند این فیلتر مقادیری هستند که رابطه زیر را حداقل کند:

$$\sum_{t=1}^T (y_t - y_t^*)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(y_{t+1}^* - y_t^*) - (y_t^* - y_{t-1}^*)]^2$$

درحالی که «T» تعداد مشاهدات و پارامتر «λ» عامل موزون است که میزان هموار بودن روند را تعیین می‌کند. مشکل اولیه استفاده از این فیلتر انتخاب مقدار پارامتر λ است. مقدار عددی پارامتر λ باید بر اساس اطلاعات گذشته و به‌وسیله متوسط طول یک دوره کامل تجاری انتخاب شود (Hodrick & Prescott, 1980).

این فیلتر، یک فیلتر دوطرفه قرینه است. دوطرفه بودن آن مشکل تغییر فاز دوره را از بین می‌برد؛ اما در پایان دوره مشکل ساز است؛ زیرا آمار آینده موجود نیست. این فیلتر نواقص و نارسایی‌هایی دارد؛ از جمله آن‌ها انتخاب داوطلبانه تواتر چرخه تجاری مفروض و پارامتر هموارسازی λ، چشم‌پوشی از شکست‌های ساختاری، تغییرهای نظام‌ها و در نظر گرفتن دینامیسم ناپای است. اگر فرض شود ساختار اقتصاد به اندازه کافی با ثبات و رشد محصول بالقوه نسبتاً یکنواخت باشد، آنگاه فیلتر هادریک-پرسکات برآورد قابل قبولی را از محصول بالقوه ارائه می‌کند.

۲-۲. مدل GM-ARMA بر اساس HP فیلتر

اگر یکسری زمانی پویا و بی‌نظم از مصرف نهایی انرژی باشد، با تکنولوژی HP فیلتر سری زمانی اصلی X را می‌توان به دو سری منظم تجزیه کرد. جزء روند و جزء دوره‌ای را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد:

$$X_t = X_t^T + X_t^C \quad (t = 1, 2, \dots, n) \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

بخش روند X_t^T فرض شده، برای نوعی از سیستم خاکستری منظم شده است و دارای سری‌های زمانی ناقص است که می‌تواند با GM(1.1) پیش‌بینی شود. علاوه بر این برای بخش دوره‌ای X_t^C نیز در مدل سری‌های زمانی استفاده می‌شود. از همین رو با توجه به مزیت این مدل، یک مدل ARMA-GM پیوندی برای پیش‌بینی دقیق‌تر مصرف انرژی پیشنهاد می‌شود.

گام‌هایی که مدل GM-ARMA بر اساس HP فیلتر که برای پیش‌بینی مصرف انرژی استفاده می‌کند، به شرح زیر است:

گام اول: با فیلتر HP، سری زمانی اصلی به دو بخش «روند» و «دوره‌ای» تقسیم می‌شود.

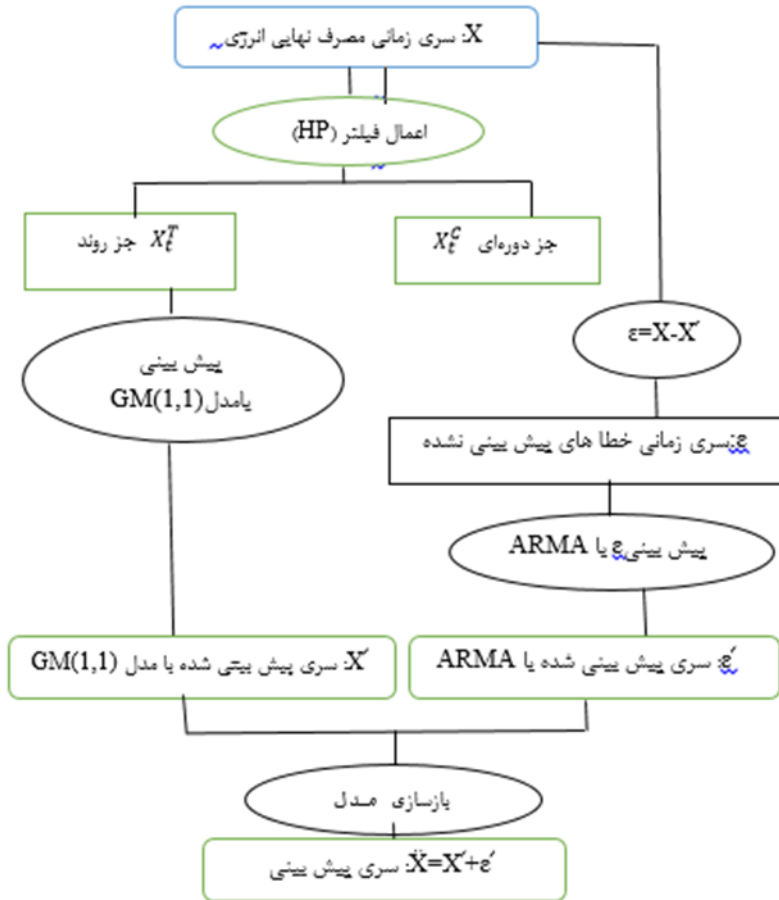
گام دوم: جزء روند سری زمانی اولیه با مدل GM(1.1) در فضای اکسل برای به دست آوردن سری پیش‌بینی خاکستری که در اینجا X' نامیده شده است، پیش‌بینی می‌شود؛ حال سری زمانی پیش‌بینی شده با مدل خاکستری را از سری زمانی اولیه تفاضل‌گیری می‌شود که در آن ε سری زمانی خطاهای باقی‌مانده پیش‌بینی نشده مدل خاکستری است. $\varepsilon = X' - X$

گام سوم: سری زمانی باقی‌مانده از خطاهای پیش‌بینی خاکستری را با مدل ARMA با پارامترهای p و q می‌توان پیش‌بینی کرد که ε' سری پیش‌بینی شده جدید به وسیله ARMA است (آزمون ریشه واحد برای ایستا کردن قبل از پیش‌بینی با ARMA انجام می‌شود).

گام چهارم: سری زمانی اصلی را می‌توان به وسیله سری پیش‌بینی خاکستری و سری پیش‌بینی ARMA به صورت $\hat{X} = \varepsilon' + X'$ بازسازی و پیش‌بینی کرد (Weijun, ۲۰۱۵).

مراحل بالا در نمودار شماره ۱ ترسیم شده است:

نمودار ۱. مراحل انجام کار مدل GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک- پرسکات.



این پژوهش برای پیش بینی مصرف انرژی از روش GM-ARMA از داده‌های سری زمانی استفاده شده است که به این منظور داده‌ها، از ترازنامه انرژی سال‌های مختلف مرکز آمار ایران به دست آمده است.

۲-۳. مدل پیش‌بینی خاکستری بهبود یافته با پیش‌بینی جزء خطا با ARMA

برخی محققان، مدل‌های خاکستری را با مدل‌های متداول پیش‌بینی ترکیب کرده‌اند؛ مانند ترکیب مدل‌های خاکستری با مدل‌های شبکه عصبی یا ترکیب این مدل‌ها با الگوریتم ژنتیک. گروهی دیگر بر سری باقی‌مانده‌ها تمرکز کرده‌اند. آنان معتقدند که کارایی سری باقی‌مانده‌های مدل GM(1,1) به یکسان بودن علامت

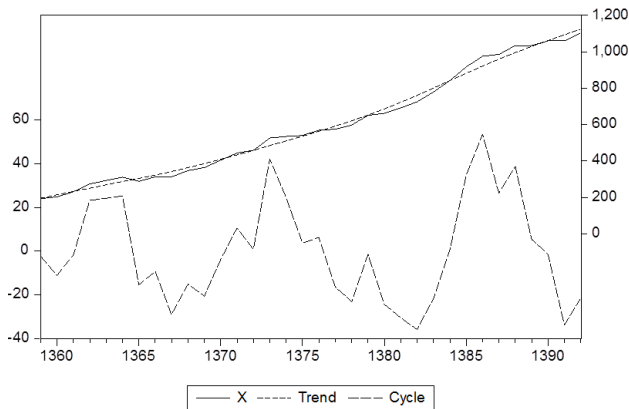
باقی مانده‌های مدل وابسته است؛ درحالی که می‌دانیم این رویداد به صورت کلی کم اتفاق می‌افتد (Hsu and Chen, 2003). به منظور افزایش کارایی علامت باقی مانده‌های مدل GM(1,1) مطالعات زیادی صورت گرفته است. برخی از مطالعات به برآورد علامت باقی مانده‌های مدل می‌پردازد؛ برای نمونه در سال ۲۰۰۳ مقاله‌ای با عنوان «مدل بهبودیافته پیش‌بینی خاکستری» منتشر شد (Hsu and Chen, 2003). 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 کردند. در همان سال در مقاله‌ای دیگر «هسو» از «زنجیره مارکف» برای برآورد علامت باقی مانده‌ها استفاده کرد. در سال ۲۰۱۱ «شاین لی»^۱ مقاله‌ای در تایوان منتشر کرد؛ اما در سال ۲۰۱۵ «ویژون و همکاران» باقی مانده‌های مدل پیش‌بینی GM را نسبت به داده‌های اصلی مصرف انرژی با مدل پیش‌بینی ARMA حساب و سپس مقادیر پیش‌بینی شده را به مقدار پیش‌بینی با GM اضافه کردند که در پژوهش پیش رو از این روش استفاده شده است.

۳. تجزیه و تحلیل الگو و نتیجه‌گیری

۳-۱. تجزیه نوسانات (فیلتر هادریک-پرسکات)

مصرف نهایی انرژی متأثر از عوامل مختلفی است که با عرضه و تقاضای انرژی اتفاق می‌افتد. در اغلب موارد شوک‌های عرضه را به عنوان تغییرات دائمی و شوک‌های طرف تقاضا را اثر موقتی در مصرف نهایی در نظر می‌گیرند؛ درحالی که تغییرات طرف تقاضای مصرف انرژی بسیار زیاد است؛ بنابراین نادیده گرفتن آن‌ها باعث برآورد اشتباه مدل می‌شود؛ بنابراین برای درک درست و کنترل این عوامل با به کار بردن فیلتر هادریک-پرسکات جزء روندی از جزء دوره‌ای جدا شده است. نمودار شماره ۲، داده‌های مصرف نهایی انرژی قبل و بعد از اعمال این فیلتر را نشان می‌دهد.

نمودار ۲. داده‌های مصرف نهایی انرژی قبل و پس از فیلتر HP
Hodrick-Prescott Filter (lambda=100)



منبع: یافته‌های پژوهش

۲-۳. پیش‌بینی سری زمانی مصرف نهایی انرژی با مدل خاکستری GM(1.1)
بررسی ارتباط‌های پیچیده بین متغیرها با محاسبات ریاضی آسان‌تر از طریق مدل GM انجام شده است.

برای پیش‌بینی نمونه‌ای از داده‌های مصرف نهایی انرژی بعد از فیلتر هادریک-پرسکات بین سال‌های ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۴ و در بازه سال‌های بین ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۲ از داده‌های اولیه مصرف نهایی انرژی، برای سنجش و آزمون برآورد داده‌های پیش‌بینی شده استفاده شده است.

با چند شبیه‌سازی مشخص شد که پیش‌بینی با طول وقفه ۱۵، نسبت به دیگر وقفه‌ها درصد خطای نسبی برون نمونه‌ای کمتری دارد؛ بنابراین با انتخاب طول وقفه ۱۵ تایی پیش‌بینی انجام شد. به این صورت که ابتدا با داده‌های سال ۱۳۵۹ تا ۱۳۷۳ مصرف نهایی انرژی از سال ۱۳۵۹ تا ۱۳۷۴ به دست آمده، سپس پیش‌بینی در سال ۱۳۷۵ با بازه ۱۵ ساله از داده‌های سال‌های ۱۳۶۰ تا ۱۳۷۴ برآورد و مصرف نهایی تا سال ۱۳۸۴ پیش‌بینی شده است. برای پیش‌بینی در خارج از نمونه انتخابی، ابتدا باید داده‌های پیش‌بینی جدید را به‌عنوان عضو ۱۵ تایی در نظر گرفته، سپس به پیش‌بینی سال آینده پرداخته شود؛ بر این اساس برای سال آینده خارج از نمونه به همین ترتیب از داده‌ای پیش‌بینی شده در بازه ۱۵ تایی استفاده شده است.

جدول ۱ مقادیر پیش‌بینی شده (\hat{X}) با مدل GM را نشان می‌دهد.

جدول ۱. پیش‌بینی سری مصرف نهایی انرژی (میلیون معادل نفت خام) بعد از فیلتر HP

سال	\hat{x}	سال	\hat{x}	سال	\hat{x}
1359	209.1848534	1371	432.6792646	1383	801.4755517
1360	222.245626	1372	459.6942487	1384	841.8555423
1361	236.1218677	1373	488.3959541	1385	884.4779036
1362	250.8644934	1374	518.8896939	1386	929.5739829
1363	266.5275974	1375	546.043267	1387	977.2107888
1364	283.1686509	1376	574.0362007	1388	1027.534694
1365	300.8487137	1377	602.7745661	1389	1080.616067
1366	319.632658	1378	632.296241	1390	1070.803582
1367	339.5894062	1379	662.8024896	1391	1136.489855
1368	360.7921842	1380	694.604282	1392	1213.358034
1369	383.3187897	1381	728.065551		
1370	407.2518779	1382	763.5811516		

منبع: یافته‌های پژوهش

پس از به دست آوردن سری GM بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات، اکنون میزان خطای باقی‌مانده را محاسبه می‌کنیم که از تفاضل سری اصلی و تخمین GM ($\varepsilon = x - \hat{x}$) به دست می‌آید:

جدول ۲. خطای به‌دست‌آمده از پیش‌بینی GM و داده‌های اصلی

سال	$\varepsilon = x - \hat{x}$	سال	$\varepsilon = x - \hat{x}$	سال	$\varepsilon = x - \hat{x}$
1359	-15.9848534	1368	-13.49218423	1377	-28.47456607
1360	-19.44562599	1369	-19.21878973	1378	-34.99624099
1361	-5.621867652	1370	-2.651877899	1379	-12.10248959
1362	22.83550655	1371	11.02073539	1380	-32.90428204
1363	25.97240263	1372	-0.394248655	1381	-36.465551
1364	28.13134913	1373	37.70404593	1382	-38.98115155
1365	-12.5487137	1374	15.51030614	1383	-22.77555171
1366	-6.832657991	1375	-6.443266977	1384	0.14445773
1367	-27.08940624	1376	-5.036200699		

۳-۳. پیش‌بینی جزء خطا با ARMA

در این بخش انحرافات را که با روش GM پیش‌بینی نشده است، با روش ARMA پیش‌بینی و سپس توسط مدل GM به مقدار پیش‌بینی شده اضافه می‌شود. قبل از تخمین مدل ARMA، برای جلوگیری از رگرسیون کاذب، باید مانایی داده‌ها بررسی گردد. سری‌های زمانی متغیرهایی را «مانا» می‌نامند که مشخصه‌های آن در قالب میانگین و واریانس در طی زمان ثابت باشد. روش‌های معمول اقتصادسنجی در کارهای تجربی مبتنی بر فروض مانایی متغیرهای مورد مطالعه است؛ زیرا که امکان ساختگی بودن برآورد با متغیرهای نامانا وجود دارد. در این پژوهش از آزمون ریشه واحد دیکی فولر (ADF) برای تشخیص

ایستایی فرآیندهای سری زمانی استفاده شده است. زمانی که متغیرها ناپایا یا دارای ریشه واحد هستند، فرآیند تکنیک اقتصادسنجی مرسوم ممکن است مناسب نباشد؛ زیرا تخمین رگرسیونی منجر به برآوردهای تورش دار و وقوع رگرسیون کاذب می شود (Engle & Granger, 1987). از این رو ایستایی متغیرهای مورد نظر آزمون می شود؛ سپس به برآورد الگو پرداخته خواهد شد.

برای آزمون ایستایی آزمون ریشه واحد و بسته نرم افزاری «Eviews9» استفاده شده است. فرض صفر در آزمون دیکی فولر وجود ریشه واحد (نا ایستایی) است.

جدول ۳. نتایج آزمون ریشه واحد سری زمانی خطاهای به دست آمده

نوع آماره	مقدار و احتمال آماره	نتیجه آزمون
ADF	-۳,۳۱ (۰,۰۲) ^(۱)	فرضیه صفر مبنی بر وجود ریشه واحد

منبع: محاسبات تحقیق

همان طور که در جدول ۳ ملاحظه می شود، متغیر مورد نظر در سطح ۵ درصد مانا است؛ بنابراین امکان استفاده از مدل ARMA وجود دارد. در این مرحله ابتدا باید طول وقفه بهینه را تعیین کرد. روش های متعددی برای تعیین طول وقفه بهینه وجود دارد که می توان به معیارهای «آکائیک»، «شوارتز» و «حنان کوئین» اشاره کرد. در این پژوهش از آماره آکائیک برای تعیین طول وقفه بهینه الگو استفاده شده و تعداد وقفه ها به صورت AR(1) و MA(1) مورد تأیید قرار گرفته است. حال که وقفه بهینه برای تخمین الگو مشخص گردید، می توان به تخمین الگو پرداخت. در جدول ۴، سری باقی مانده پیش بینی نشده با مدل GM با روش ARMA پیش بینی شده است.

جدول ۴. پیش بینی سری خطا

سال	پیش بینی ۴	سال	پیش بینی ۴
1385	7.273419932	1389	-10.95846291
1386	3.620985566	1390	-0.167579421
1387	-2.542253203	1391	-15.85677565
1388	5.382878509	1392	-0.681510609

منبع: یافته های پژوهش

۳-۴. پیش بینی سری زمانی اصلی

در این مرحله سری زمانی اصلی پیش بینی می شود، برای این کار سری پیش بینی

خاکستری با سری پیش‌بینی خطاها جمع شده است:
 $\hat{X} = \varepsilon' + X'$

جدول ۵. پیش‌بینی سری زمانی اصلی بر اساس GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات

سال	پیش‌بینی \hat{X}	سال	پیش‌بینی \hat{X}
1385	891.7513236	1389	1042.603483
1386	932.2988986	1390	1093.006083
1387	970.8818704	1391	1114.183494
1388	1022.916037	1392	1163.319792

منبع: یافته‌های پژوهش

۳-۵. مقایسه بین انواع پیش‌بینی‌های سری زمانی

در جدول ۶ داده‌های مربوط به چهار پیش‌بینی GM، ARMA، GM-ARMA و پیش‌بینی GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات آمده است.

جدول ۶. مقایسه پیش‌بینی‌های متفاوت پژوهش

سال	مصرف نهایی انرژی	پیش‌بینی بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات GM-ARMA	پیش‌بینی GM	پیش‌بینی ARMA	پیش‌بینی GM-ARMA
1385	916.9	888.9683722	847.5100955	922.3374169	874.5823147
1386	975.2	928.5715625	885.6270705	988.5354955	903.0253329
1387	986	969.2161016	924.0678688	1030.837078	935.2490554
1388	1033.8	1026.809862	971.4756645	1062.648032	978.6613782
1389	1034.3	1063.301446	1020.81992	1105.2966	1025.437899
1390	1060.1	1064.044776	1070.803582	1170.693816	1073.771378
1391	1059.5	1113.973801	1124.485325	1254.996413	1126.392611
1392	1103.3	1205.923742	1177.919644	1343.625076	1179.145383

منبع: یافته‌های پژوهش

۳-۶. تحلیل قدرتمندی نتایج

«مارتین» و «وات» 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 داده‌های پیش‌بینی شده صورت گیرد (Hsu, 2003). برای مقایسه دقت مدل‌های ارائه شده از سه ابزار متداول MAPE،

MAE، RMSE استفاده می‌شود:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{k=2}^n |x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)|$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{k=2}^n (x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k))^2$$

$$MARE_i = \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| * 100 \text{ درصد}$$

دیلیوریو^۱ در سال ۱۹۹۸ برای مقایسه قدرت پیش‌بینی مدل‌ها توسط ابزار MAPE و RMSPE چهار منطقه را تعیین کرد. اگر این مقادیر کمتر از ۱۰ درصد باشند، می‌توان قدرت پیش‌بینی مدل را دقیق دانست. مناسب است که پیش‌بینی بین ۱۰ تا ۲۰ درصد باشد. قدرت پیش‌بینی در محدوده ۲۰ تا ۵۰ درصد قابل قبول و در بیش از ۵۰ درصد نادقیق است.

در این پژوهش برای ارزیابی مدل‌ها از آزمون MAPE استفاده شده است. در این آزمون مدلی بهترین است که مقدار آماره آزمون کمتری داشته باشد. انتخاب این آماره آزمون به دلیل پیش‌بینی آن در سه مرحله است. درصد خطای نسبی (MAPE) پس از برآورد پیش‌بینی‌های مختلف به شرح جدول ۷ محاسبه شد.

جدول ۷. درصد خطای نسبی پیش‌بینی‌ها

سال	مصرف نهایی انرژی	ARE مدل GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات	ARE مدل GM	ARE مدل ARMA	ARE مدل GM-ARMA
1385	916.9	3.046311	7.567881395	0.593022	4.6153
1386	975.2	4.781423	9.185083008	1.367463	7.401012
1387	986	1.702221	6.28114921	4.547371	5.147155
1388	1033.8	0.67616	6.028664684	2.790485	5.333587
1389	1034.3	2.803969	1.303304603	6.864217	0.856821
1390	1060.1	0.372114	1.009676651	10.43239	1.289631
1391	1059.5	5.141463	6.133584219	18.45176	6.313602
1392	1103.3	9.301526	6.76331406	21.78239	6.874412
متوسط	—	3.478148	5.534082229	8.353637588	4.72894

منبع: یافته‌های پژوهش

۳-۶-۱. نتایج برآورد

با توجه به جدول شماره ۷ و برآورد خطای نسبی انواع پیش‌بینی‌ها نتایج زیر متصور است:

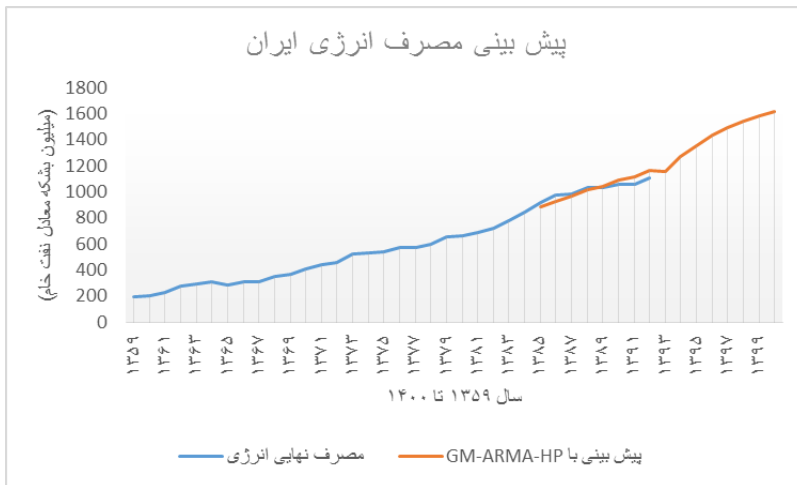
- پیش‌بینی مدل GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات، نسبت به دیگر مدل‌های پیش‌بینی، کمترین خطای نسبی را دارد؛ در حالی که بدون فیلتر هادریک-پرسکات صرفاً نسبت به پیش‌بینی مدل GM قوی‌تر و پیش‌بینی مدل GM نسبت به پیش‌بینی مدل ARMA، بهتر است.

- از آنجا که بین مدل‌های بیان‌شده، بهترین مدل، مدل پیش‌بینی GM-ARMA بر اساس فیلتر هادریک-پرسکات است، برای پیش‌بینی مصرف انرژی سال‌های آینده استفاده از این مدل مطلوب است.

۷-۳. پیش‌بینی سال‌های آتی

مصرف نهایی انرژی در ایران بر اساس پیش‌بینی با مدل GM-ARMA با فیلتر هادریک- پرسکات تا سال ۱۴۰۰ پیش‌بینی شده است. در نمودار شماره ۳ روند حرکتی مصرف انرژی مشاهده می‌شود.

نمودار ۳. پیش‌بینی مصرف نهایی انرژی در ایران تا سال ۱۴۰۰



منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۸. پیش‌بینی مصرف نهایی انرژی ایران با مدل GM-ARMA بر اساس HP فیلتر

سال	پیش‌بینی x^h	سال	پیش‌بینی x^h
1393	1153.274557	1397	1495.451203
1394	1271.408746	1398	1544.746134
1395	1355.014451	1399	1583.655828
1396	1432.267063	1400	1619.94009

منبع: یافته‌های پژوهش

۸-۳. تحلیل نتایج کلی پژوهش

آزمون فرضیه اول مدل GM-ARMA با فیلتر هادریک- پرسکات مصرف نهایی انرژی را با درصد خطای کمتری نسبت به مدل GM-ARMA بدون این فیلتر

پیش‌بینی می‌کند. همان‌طور که بیان شد، ماهیت داده‌های مصرف‌نهایی انرژی- حاصل‌شده از برخورد تابع عرضه و تقاضای انرژی- متأثر از شوک‌های عرضه و تقاضا است؛ به‌طوری‌که هنگام روندزدایی، شوک‌های طرف عرضه را به‌عنوان تغییرات بلندمدت و شوک‌های تقاضا را به‌عنوان آثار موقتی در نظر می‌گیرد که بر فراوان است، تفکیک بین شوک‌های عرضه و تقاضا و روندزدایی داده‌های مصرف‌نهایی انرژی گمراه‌کننده می‌شود؛ زیرا شوک‌های عرضه به صورت موقت و شوک‌های سمت تقاضا نیز می‌تواند اثر بلندمدت داشته باشد؛ بنابراین از فیلتر هادریک- پرسکات که همه شوک‌ها را در نظر می‌گیرد، برای جدا کردن جزء دوره‌ای و روند استفاده شده است. بنا بر نتایج این پژوهش روش GM-ARMA (با فیلتر هادریک- پرسکات) که با در نظر گرفتن همه تغییرات در عرضه و تقاضای انرژی و با استفاده از روندزدایی با فیلتر هادریک- پرسکات اتفاق افتاد، درصد خطای کمتری نسبت به روش GM-ARMR بدون فیلتر هادریک- پرسکات دارد.

طبق آزمون‌های فرضیه‌های دوم مدل GM-ARMA نسبت به مدل GM با درصد خطای کمتری مصرف‌نهایی انرژی را پیش‌بینی کرده است. همان‌طور که بیان شد، ماهیت داده‌های مصرف‌نهایی انرژی تابعی از شوک‌های است که تحلیل و مشاهده آن‌ها بسیار پیچیده است؛ بنابراین خطاهایی که با مدل GM پیش‌بینی نمی‌شود، همان شوک‌هایی هستند که حداقل با روش GM قابلیت شناسایی نداشته و به همین دلیل با روش ARMA برای پیش‌بینی آن‌ها سعی شده است.

بنابراین مدل GM-ARMA برای پیش‌بینی مصرف‌نهایی انرژی، درصد خطای کمتری نسبت به مدل GM داشته است.

طبق آزمون فرضیه‌های دوم، مدل GM نسبت به مدل ARMA با درصد خطای کمتری مصرف‌نهایی انرژی را پیش‌بینی کرده است. همان‌طور که در روش ARMA بیان شد، این روش وابستگی متغیر مورد نظر را به مقادیر قبل از خود و خطاهای پیش‌بینی‌نشده به صورت خطی فرض کرده، برآورد می‌کند. در صورتی که روش GM وابستگی‌های غیرخطی را هم در نظر می‌گیرد و پیش‌بینی می‌کند؛ به

این ترتیب پیش‌بینی مدل GM با درصد خطای کمتری اتفاق افتاده است.

۳-۹. پیشنهادهای مبتنی بر یافته‌های پژوهش

نزدیک به ۶۰ درصد مصرف نهایی انرژی در بخش‌های حمل‌ونقل و تجاری-خانگی مصرف شده است. مصارف انرژی در این بخش - به‌ویژه خانگی - عمدتاً جنبه رفاهی دارد و برای ایجاد ارزش افزوده استفاده نمی‌شود. از طرفی نزدیک به ۴۰ درصد تأمین انرژی در این بخش‌ها از طریق فرآورده‌های نفتی است که افزایش استفاده از آن معضلاتی از جمله آلودگی هوا و ... را در پی دارد.

این پژوهش متوسط مصرف نهایی انرژی برای سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۰ را ۴/۶۹ درصد برآورد کرده است. جدول ۹ متوسط نرخ رشد سالانه مصرف نهایی انرژی و تولید ناخالص داخلی ایران در چهار دهه قبل را نشان می‌دهد.

جدول ۹. مقایسه متوسط نرخ رشد سالانه مصرف نهایی انرژی با تولید ناخالص داخلی

دوره	متوسط نرخ رشد سالانه تولید ناخالص داخلی (درصد)	متوسط نرخ رشد سالانه مصرف نهایی انرژی (درصد)
۱۳۵۰-۶۰	-۱,۲	۱۰,۵۶
۱۳۶۱-۷۱	۲,۱	۶,۵۳
۱۳۷۲-۸۲	۳,۶	۴,۹۰
۱۳۸۳-۹۲	۲,۶	۴,۱۸
۱۳۹۳-۱۴۰۰	-	۴,۶۹

بنابراین اگر تحقق مصرف نهایی انرژی در هر کدام از بخش‌های اقتصاد مانند دوره قبل باشد و همان‌گونه که از نتایج پژوهش پیدا است، متوسط رشد سالانه مصرف نهایی انرژی در ۸ سال آینده ۴,۶۹ درصد باشد، نباید انتظار نرخ رشد اقتصادی بالایی داشت؛ همان‌طور که رشد مصرف نهایی انرژی معضلات دیگری مانند آلودگی زیست‌محیطی را نیز در پی دارد.

در بخش عرضه انرژی عواملی چون کم بودن قیمت و غنی بودن کشور از منابع انرژی موجب شده است، انرژی با فناوری‌هایی با بازدهی پایین در شکل‌هایی با آلاینده‌گی بالا تولید شود.

از این رو، در بخش تقاضای انرژی در شرایط رکود حاکم بر اقتصاد صنعتی و تولیدی ایران، ارزش مطلق مصرف نهایی انرژی، کاهش یافته است؛ به‌طوری‌که بیشتر شرکت‌های تولیدی با استراتژی کاهش هزینه‌ها، سرمایه پایین، مصرف

انرژی بالا و کسب درآمد بیشتر تمایل چندانی به استفاده از فناوری و تجهیزات کارآمد انرژی ندارند.

بنابراین برای جهت‌گیری بخش تقاضا که مصرف نهایی انرژی در بخش‌های مختلف اقتصادی است، موارد زیر پیشنهاد می‌شود:

- اخذ مالیات از شرکت‌هایی که مصرف انرژی بالا و بازدهی پایینی دارند؛
- ارائه یارانه به شرکت‌هایی که مصرف انرژی پایین و بازدهی بالایی دارند؛
- مدیریت مستمر و مدام کنترل مصرف نهایی انرژی با ایجاد یک سیستم مسئولیت عمومی برای تشویق شرکت‌ها به افزایش بهره‌وری انرژی در هر واحد از محصول و ارائه نوآوری و فناوری خاص و تعیین بودجه برای به‌روزرسانی فناوری‌های انرژی در شرکت‌های بزرگ دولتی؛
- بهینه‌سازی ساختار شبکه تولید و انتقال انرژی در شکل‌های مختلف برق، آب، گاز و بنزین؛
- کار فعالانه در توسعه و تولید امن و کارآمد صنعت هسته‌ای، برقی - آبی و غیره با نسبت تجدیدپذیری بالای انرژی.

پی‌نوشت

۱. اعداد داخل پرانتز نشان‌دهنده سطح احتمال است.

منابع

- ابریشمی، حمید. غنیمی فرد، حجت‌اله. احراری، مهدی. رضایی، منیژه (۱۳۸۹). پیش‌بینی قیمت گازوئیل خلیج فارس، مبتنی بر تحلیل تکنیکی و شبکه‌های عصبی. *فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی*، شماره ۲۴، صفحات ۱۷۱-۱۹۲.
- جوانمرد، حبیب‌اله؛ فقیدیان، سیده فاطمه (۱۳۹۳). پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک با بکارگیری مدل پیش‌بینی خاکستری. *فصلنامه مدل‌سازی اقتصادی*. دوره ۸، شماره ۲۷، صفحات ۹۱-۱۱۴.
- خواجوی، شکرالله. نجفی، زهرا. زین‌الدین زاده، سارا (۱۳۹۱). به‌کارگیری مدل‌های پیش‌بینی خاکستری و نمو هموار ساده جهت پیش‌بینی جریان نقد آزاد شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، دوره ۳، شماره ۱۳، صفحات ۲۱-۳۴.
- سلطانی، سحر. حسن نژاد، مریم و مرتضی بستام (۱۳۹۴). پیش‌بینی تغییرات قیمت مسکن بافت فرسوده شهری پس از اجرای پروژه‌های نوسازی با استفاده از روش خاکستری. *مجله اقتصاد و مدیریت شهری*، دوره ۳، شماره ۱۲، صفحات ۵۹-۷۵.
- صادقی، حسین. ذوالفقاری، مهدی. الهامی نژاد، مجتبی (۱۳۹۰). مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی و مدل ARMA در مدل‌سازی و پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سبد نفت خام اوپک (با تأکید بر انتظارات تطبیقی). *فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی*. دوره ۲، شماره ۵، صفحات ۱۰۷-۲۰۷.
- کاظمی، عالییه؛ محمد مدرس؛ محمدرضا مهرگان و امیر فروفی اصل، ۱۳۸۹، پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل با استفاده از مدل زنجیره مارکوف خاکستری، کنفرانس بهینه‌سازی مصرف انرژی، تهران، موسسه همایش صنعت،
- https://www.civilica.com/Paper-EMX2010-EMX2010_013.html
- مبینی دهکردی، علی. حوری جعفری، حامد. حمیدی نژاد، عطیه (۱۳۸۸). بررسی وضعیت شاخص‌های مدیریت انرژی در ایران و جهان. *فصلنامه راهبرد*.

دوره ۱۸، شماره ۵۱، صفحات ۲۷۱-۲۹۱.

محمدی، علی. مرادی، لیلا (۱۳۹۱)، کاربرد تئوری سیستم خاکستری در پیش بینی حوادث ترافیکی جاده‌ای در استان فارس؛ نشریه دانش انتظامی فارس. شماره ۷، صفحات ۱۷-۳۶.

مرکز آمار (۱۳۹۱)، ترازنامه انرژی.

ناصری، محمدرضا. کوچک‌زاده، احمد (۱۳۸۷)، مدل طراحی بهینه معماری برای شبکه‌های عصبی مصنوعی و به‌کارگیری آن در پیش‌بینی مصرف ماهانه نفت گاز کل کشور؛ مجله مدرس علوم انسانی، دوره ۱۲، شماره ۴، صفحات ۶۹-۹۵.

DeLurgio, S.A. *Forecasting Principles and Applications* / S.A. DeLurgio, Boston: McGraw-Hill, 1998.

Deng, J.L. (۱۹۸۹). Introduction to grey system theory. *Journal of Grey system*, ۱(۱): ۲۴-۱.

Ediger, VS. Tatlidil, H. (2002), forecasts the primary-energy demand in Turkey and analysis of cyclic patterns. *Energy convers manage*, Vol, 43.

Ekonomou, L. (۲۰۱۰), Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural network. *Energy convers manage*, Vol, ۳۵ .

Engle, R. F. & C. W. J. Granger (1987), "Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing", *Econometrica*, No. 55, PP. 251-276.

Geen, ZW. Rper, WE. (۲۰۰۹), Energy demand estimation of South Korea using artificial neural network. *energy policy*, Vol, ۳۷.

Hodrick, R.J. Prescott, E.C. (۱۹۹۷), Postwar US business cycles: an empirical investigation. *J.Money Credit Bank*. ۲۹(1).

Hsu, C. Applying the grey prediction model to the global integration circuit industry.(2003). *Technol forecast sochange*, 6, (70): 563-74.

Hsu, C., Chen, C. Applications of improved grey prediction model for power demand forecasting. (2003). *Energy convers manage*, 14, (44): 2241-9.

Jianming, Huang, Xiaojun, Wang. Zushan, Wang. (۲۰۱۳). Research on House Price Prediction Based on Gray Markov Model. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications (JDCTA)*, ۷((۴.

Kavaklog˘lu K, Ceylan H, Öztürk HK, Canyurt OE.(2009) Modeling and prediction of Turkey's electricity consumption using artificial neural networks. *Energy Convers Manage*;50:2719-27.

Kayacan, E. Ulutas, B. and O. Kayanak (۲۰۱۰), Grey system theory-based models in time series prediction. *Expert Systems with Applications*,

vol, ۳۶. PP, ۱۷۸۴-۱۷۸۹

- Lu, M. (۲۰۰۷), Analysis and Forecast of Road Traffic Safety Improvement in Netherlands. ARS Traffic & Transport Technology, ۱۴-۱.
- Liu, S. and Lin, Y. (۲۰۰۶), Grey information, London, springer
- Liu, S.F. Dang, Y.G. Fang, Z. and Fang, G. (۲۰۰۴), Grey system Theory and its application. Third ed. Science press, Beijing..
- Öztayşi B, Uğurlu S, Kahraman C. Assessment of Green Energy Alternatives Using Fuzzy ANP. In Assessment and Simulation Tools for Sustainable Energy Systems. London: Springer; 2013. p. 55-77.
- Pao, HT. (۲۰۰۶), Comparing liner and nonlinear forecasts for Taiwans electricity consumption. Energy, Vol, ۳۱.
- Tongyuan, Huang. and Wang, Yue. (۲۰۰۷), Forecasting Model Of Urban Traffic Accidents Based on Grey Model-GM (1.1) Institute of Computer, Chongqing Institute of Technology, ۴۴۱-۴۳۸
- Weijun, Xu. and Ren, Gu. (۲۰۱۵), Forecasting energy consumption using a new GM-ARMA model based on HP filter: The case of Guangdong Province of China. Economic Modelling ۱۲۷ ۴۵-۱۳۵.
- Wang. Chao and Hung (۲۰۰۴), Predicting tourism demand using fuzzy time series and hybrid grey theory. Tourism Management, ۳۷۴-۳۶۷.
- Wang, Z.L. and Liu, S.F. (۲۰۰۵), Extension of grey superiority analysis. IEE Trans. Syst Man Cybern. Conf. ۱, ۶۲۱-۶۱۶.
- Sozen, A. and Arcaklioglu, E. (۲۰۰۷), prospects for future projections of the basic energy sources in Turkey, Energy sources. B: Econ, plan, policy, vol, ۲.
- Shang-Lingou. (۲۰۱۲), Forecasting agricultural output with an improved grey forecasting model based on the genetic algorithm. Computers and Electronics in agriculture, ۸۵: ۳۹-۳۳.