

Forecasting Annual Natural Gas Consumption Using an Optimized Grey Markov Model: A Case Study of Iran

Ghazale Azimi 

Ph.D. Candidate, Department of Industrial Engineering, NT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Vahid Baradaran* 

Associate Professor, Department of Industrial Engineering, NT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Abstract

Accurate prediction of energy consumption, particularly in the natural gas sector, plays a crucial role in strategic policymaking, resource allocation, and achieving sustainable development. This study aims to enhance the accuracy of annual natural gas consumption forecasting in Iran by developing a hybrid model based on the Grey Markov model combined with optimization techniques. In the proposed approach, the parameters of the Grey Markov model are optimally tuned using the Simulated Annealing algorithm to improve forecasting precision. The data utilized were extracted from Iran's energy balance sheets covering the period from 2002 to 2021, which were divided into training and testing sets. The performance of the proposed model was evaluated against traditional Grey and Grey Markov models for forecasting the country's natural gas consumption up to the year 2035. Results indicate that the proposed model significantly outperforms the baseline models, achieving a reduction in mean squared error by 28.64 units and a decrease in mean absolute percentage error by 1.52%. The model provides a more accurate and stable forecast, delivering a logical and conservative long-term consumption trend that avoids unrealistic growth projections. Key

* Corresponding Author: V_Baradaran@iau.ac.ir

How to Cite: xxxxxxxx

parameter reductions, such as the number of Markov states and optimized coefficient tuning, contributed to improved convergence and reduced fluctuations. Therefore, this model can serve as a reliable and practical framework for forecasting natural gas demand, aiding in addressing energy imbalances.

Keywords: Natural gas demand, Grey model Forecasting, Optimized Grey Markov model, Energy imbalance.

.



پیش‌بینی مصرف سالانه گاز طبیعی ایران با استفاده از مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده: مطالعه موردی ایران

دانشجوی دکتری، گروه مهندسی صنایع، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

غزاله عظیمی 

دانشیار، گروه مهندسی صنایع، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

وحید برادران 

چکیده

پیش‌بینی دقیق مصرف انرژی به‌ویژه در بخش گاز طبیعی، نقشی کلیدی در سیاست‌گذاری‌های راهبردی، تخصیص منابع و تحقق توسعه پایدار ایفا می‌کند. در این مطالعه، با هدف بهبود دقت پیش‌بینی مصرف سالانه گاز طبیعی در ایران، یک مدل ترکیبی مبتنی بر مدل مارکوف خاکستری و روش‌های بهینه‌سازی توسعه داده شده است. در روش پیشنهادی، پارامترهای مدل مارکوف خاکستری به کمک الگوریتم بازپخت شبیه‌سازی شده و با هدف بهبود دقت پیش‌بینی بهینه تنظیم شده‌اند. داده‌های مورد استفاده از ترازنامه انرژی ایران در بازه زمانی ۱۳۸۱ تا ۱۴۰۰ استخراج شده که به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شده‌اند. عملکرد مدل پیشنهادی با مدل‌های خاکستری و مارکوف خاکستری برای پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی کشور تا افق ۱۴۱۴ ارزیابی شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی این پژوهش با کاهش میانگین مربعات خطا به مقدار ۶۴/۲۸ واحد و کاهش میانگین درصد خطای مطلق به مقدار ۱/۵۲ درصد عملکردی به‌مراتب دقیق‌تر و باثبات‌تر نسبت به مدل‌های پایه و رایج برای پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی کشور دارد. مدل پیشنهادی برای پیش‌بینی بلندمدت مصرف گاز، روندی منطقی و محافظه‌کارانه ارائه می‌کند و از رشدهای غیرواقعی اجتناب می‌کند. کاهش پارامترهای کلیدی مانند تعداد حالات مارکوف و تنظیم بهینه ضرایب به بهبود همگرایی و کاهش نوسانات منجر شده است. لذا این مدل می‌تواند به‌عنوان چارچوبی مطمئن و کاربردی برای پیش‌بینی تقاضای گاز طبیعی برای رفع ناترازی‌های انرژی مورد استفاده قرار گیرد.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی، مدل خاکستری، مدل بهینه‌سازی مارکوف خاکستری، ناترازی انرژی.

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری رشته مهندسی صنایع دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال است.

* نویسنده مسئول: V_Baradaran@iaue.ac.ir

مقدمه

انرژی بنیان اصلی توسعه اقتصادی است و نقشی اساسی در تولید، خدمات و رفاه دارد (United Nations, 2021). در کشورهای در حال توسعه مانند ایران، پیش‌بینی دقیق مصرف انرژی، به‌ویژه گاز طبیعی برای سیاست‌گذاری مهم است (International Energy Agency, 2021). گاز طبیعی به عنوان سوختی پاک و کارآمد، سهم چشمگیری در تأمین انرژی ایران داشته و در تولید برق، گرمایش، حمل‌ونقل و صنایع نقش حیاتی ایفا می‌کند (وزارت نفت، ۱۴۰۱). ایران با ذخایر عظیم گاز طبیعی، جایگاه راهبردی برای توسعه پایدار دارد (BP Plc, 2023). بیش از ۶۰ درصد مصرف گاز به بخش تولید برق اختصاص یافته و صنایع بزرگی مانند پتروشیمی، فولاد و سیمان نیز سهم بالایی در مصرف دارند (شرکت بهینه‌سازی مصرف سوخت، ۱۴۰۰). بنابراین، پیش‌بینی دقیق مصرف گاز طبیعی به‌ویژه در افق میان‌مدت و بلندمدت، ابزاری کلیدی برای برنامه‌ریزی انرژی، توسعه زیرساخت‌ها و کاهش ریسک‌های اقتصادی و زیست‌محیطی است (Energy Institute, 2023).

روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی مصرف انرژی توسعه یافته‌اند که می‌توان آن‌ها را در سه دسته عمده طبقه‌بندی کرد: (۱) روش‌های آماری مانند مدل‌های سری‌زمانی همچون میانگین متحرک خودهمبسته^۱، (۲) روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ و (۳) مدل‌های خاکستری^۳ (Mystakidis et al., 2024). نظریه سیستم‌های خاکستری نخستین بار توسط دنگ در سال ۱۹۸۲ معرفی شد و به عنوان رویکردی مناسب برای محیط‌هایی با اطلاعات ناکامل و محدود استفاده شده است (Deng, 1982). مدل خاکستری مرتبه اول یا GM(1,1) به عنوان رایج‌ترین نوع مدل خاکستری است که برای پیش‌بینی به خصوص در حوزه انرژی توسعه یافته است. مدل‌های خاکستری به‌ویژه در شرایط کم‌داده و عدم قطعیت عملکرد مناسبی از خود نشان داده‌اند و از آن‌ها در مطالعات انرژی در کشورهای آسیایی از جمله چین، کره جنوبی و هند استفاده گسترده‌ای شده است (Mostafaei and Kordnoori, 2012). به‌ویژه در حوزه انرژی که اغلب با داده‌های ناقص

¹ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

² Artificial Neural Network (ANN)

³ Grey Models (GM)

و نوسانات زیاد مواجه است، مدل‌های خاکستری عملکرد مناسبی از خود نشان داده‌اند (Geng et al., 2015). علاوه بر مدل خاکستری مرتبه اول، توسعه‌های متعددی ارائه شده است. یکی از این توسعه‌ها، مدل خاکستری غیرخطی است که برای افزایش دقت پیش‌بینی در داده‌های با رفتار پیچیده به کار می‌رود (Ma et al., 2023). همچنین ترکیب مدل خاکستری با سایر روش‌ها موجب افزایش کارایی شده است؛ مثلاً ترکیب با مدل‌های سری زمانی دقت پیش‌بینی را بهبود داده است (رضائی فرد و نوراللهی، ۱۴۰۴). استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی نیز به دلیل توانایی یادگیری الگوهای پیچیده توجه بسیاری جلب کرده‌اند (Yucesan et al., 2021). یکی دیگر از توسعه‌ها، مدل مارکوف خاکستری است که ترکیب مدل پایه خاکستری با زنجیره‌های مارکوف است و توانایی بالایی در شناسایی الگوهای نوسانی در سری‌های زمانی مصرف انرژی دارد (کازمی و همکاران، ۱۳۹۰). این مدل با تحلیل و طبقه‌بندی باقیمانده‌ها می‌تواند اثرات ناگهانی یا تغییرات ساختاری را شناسایی و تعدیل کند (Ye et al., 2022). مدل مارکوف خاکستری به‌ویژه در سناریوهای ناپایدار مانند بازارهای نوظهور انرژی یا کشورهای با مصرف متغیر، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های پایه نشان داده است (D'Amico et al., 2024). با این حال، یکی از چالش‌های اساسی در به کارگیری این مدل‌ها، تنظیم بهینه پارامترهای داخلی آن‌هاست که تأثیر مستقیمی بر دقت پیش‌بینی دارد. این پارامترها شامل ضرایب مدل دیفرانسیلی، تعداد وضعیت‌های زنجیره مارکوف و سایر تنظیمات ساختاری است که انتخاب بهینه آن‌ها برای بیشینه‌سازی عملکرد مدل ضروری می‌باشد (Zhang et al., 2023). در رویکردهای سنتی، این تنظیمات عمدتاً از طریق روش‌های سعی و خطا یا بهینه‌سازی محلی انجام می‌شوند که ممکن است به نتایج زیربهبود منجر گردند. افزون بر این، اثر متقابل پارامترها نیز بر عملکرد نهایی مدل‌ها تأثیرگذار است. مطالعات اخیر نشان داده‌اند که به کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری جهت تنظیم هم‌زمان و یکپارچه پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی، می‌تواند بهبود چشمگیری در دقت مدل‌ها ایجاد نماید. الگوریتم‌هایی نظیر بهینه‌سازی ازدحام ذرات (Li et al., 2016)، الگوریتم ژنتیک (Sapnken et al., 2024) و کلونی زنبور عسل (Xiang et al., 2017) با بهره‌گیری از ماهیت جستجوی تصادفی و سراسری خود، توانایی بالایی در شناسایی نقاط بهینه پارامترها دارند. با وجود این پیشرفت‌ها، مرور ادبیات پژوهشی نشان می‌دهد که مطالعات بسیار اندکی به تنظیم هم‌زمان پارامترهای

مدل خاکستری و زنجیره مارکوف و در نظر گرفتن اثرات متقابل آن‌ها پرداخته‌اند. در راستای پر کردن این شکاف تحقیقاتی، پژوهش حاضر با هدف ارائه یک چارچوب نوین برای تنظیم یکپارچه پارامترهای مدل مارکوف خاکستری و پیاده‌سازی آن در پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی ایران انجام شده است. در این مطالعه، برای نخستین بار از الگوریتم فراابتکاری بازپخت^۱ جهت کمینه‌سازی خطای پیش‌بینی و تنظیم هم‌زمان پارامترهای مدل استفاده شده است.

سوال اصلی این تحقیق عبارت است از اینکه چگونه می‌توان با بهینه‌سازی یکپارچه پارامترهای مدل مارکوف خاکستری با استفاده از الگوریتم بازپخت و با در نظر گرفتن اثر متقابل آن‌ها، دقت پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی ایران را در شرایط عدم قطعیت و نوسانات شدید بهبود بخشید.

نوآوری‌های اصلی این پژوهش را می‌توان در دو بُعد مجزا اما مکمل دسته‌بندی نمود. در بُعد روش‌شناختی، نوآوری‌هایی ارائه شده‌اند که تماماً ایده‌های بکر و توسعه‌یافته توسط نویسندگان در این پژوهش هستند و پیش از این در هیچ نشریه‌ای منتشر نشده‌اند. از جمله این نوآوری‌ها می‌توان به طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم بازپخت برای تنظیم هم‌زمان و یکپارچه پارامترهای مدل مارکوف خاکستری با در نظر گرفتن اثر متقابل آن‌ها اشاره کرد. همچنین، توسعه ساختار بهینه‌سازی چندپارامتری که برای نخستین بار در چارچوب مدل‌های خاکستری-مارکوف پیشنهاد شده است، از دیگر دستاوردهای این پژوهش به شمار می‌رود. افزون بر این، ارزیابی تجربی و مقایسه جامع عملکرد مدل بهینه‌شده با روش‌های مرسوم و سایر الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند اعتبار و کارایی این رویکرد را به اثبات رساند. در بُعد کاربردی و جغرافیایی، پیاده‌سازی و بومی‌سازی مدل پیشنهادی برای پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی ایران تا افق ۱۴۱۴ انجام شده است که با توجه به ساختار خاص یارانه‌ای و نوسانات شدید مصرف گاز در ایران، برای نخستین بار صورت گرفته است.

نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند به سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان انرژی کشور در درک بهتر الگوهای مصرف گاز، مدیریت بهینه منابع، و طراحی سیاست‌های قیمت‌گذاری و یارانه‌ای کمک شایانی نماید. با این حال، باید توجه داشت که مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر سری زمانی، ماهیتاً گذشته‌نگر هستند و ممکن است تأثیرات آینده سیاست‌های جایگزینی سوخت، بهبود بهره‌وری انرژی، و تحولات فناورانه را به‌طور کامل منعکس نکنند. از این

¹ Simulated Annealing

رو، در بخش پیشنهادات پژوهش، مسیرهایی برای توسعه مدل با ادغام متغیرهای اقتصادی و فناورانه پیشنهاد خواهد شد.

پیشینه پژوهش

مدلسازی و پیش‌بینی متغیرهای انرژی محور و اقتصادی با استفاده از روش‌های نوین تحلیل داده، به‌ویژه در شرایط عدم قطعیت و محدودیت اطلاعاتی از دغدغه‌های اصلی پژوهشی بوده است. پیش از ظهور سیستم‌های خاکستری، مدل‌های کلاسیک سری ابزارهای اصلی پیش‌بینی بودند؛ اما ضعف آن‌ها در مواجهه با داده‌های محدود و پرنوسان، منجر به تغییر پارادایم شد و در این راستا، سیستم‌های خاکستری به‌عنوان چارچوبی ریاضی برای سیستم‌های با اطلاعات ناقص معرفی شدند و به ابزاری حیاتی در مهندسی انرژی و اقتصاد تبدیل شده‌اند (Wang and Yu, 2024). به منظور بررسی روند تغییرات و توسعه روش‌ها مدل‌ها به ترتیب تکامل پیچیدگی مطالعه شده‌اند و در قالب جدول ۱ این نمای کلی تبیین شده است.

-----پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران-----

دوره ؟، شماره ؟، نام فصل، سال، ص ص

.atu.ac.ir

DOI:

جدول ۱: بررسی روند تکاملی مدل‌های پیش‌بینی

ردیف	نویسندگان و سال	روش / مدل استفاده‌شده	حوزه کاربرد	دست‌آورد و نوآوری اصلی در سیر تکامل مدل‌ها
۱	Hsu et al. (2008)	مارکوف-فوریه خاکستری	بازار سهام	توسعه مدل خاکستری برای پیش‌بینی نقاط بازگشت غیرانرژی
۲	Kumar & Jain (2010)	ترکیب خاکستری و زنجیره مارکوف	مصرف انرژی (هند)	کاهش خطای پیش‌بینی در داده‌های پرنوسان انرژی
۳	Buran (2014)	مدل‌های خاکستری	گاز طبیعی (ترکیه)	اثبات برتری مدل‌های خاکستری نسبت به روش‌های کلاسیک در داده‌های پرنوسان
۴	Liu et al. (2021)	مدل کسری خاکستری با توان زمانی	گاز طبیعی (چین)	حرکت به سمت ساختارهای کسری و غیرخطی برای دقت بی‌سابقه
۵	Ujesan et al. (2021)	مدل‌های ترکیبی خاکستری	گاز طبیعی	اثبات برتری رقابتی مدل‌های ترکیبی خاکستری نسبت به یادگیری ماشین
۶	Ye et al. (2022)	خاکستری-مارکوف تطبیقی بهینه‌شده	حجم مسافر	تلفیق با روش‌های هوشمند و بهینه‌سازی پارامترها
۷	Zhang et al. (2023)	مدل‌های مبتنی بر نظرات برخظ	تقاضای کاربران	گسترش دامنه کاربرد به داده‌های کیفی و برخظ
۸	Wang & Yu (2024)	چارچوب سیستم‌های خاکستری	مهندسی انرژی و اقتصاد	تثبیت سیستم‌های خاکستری به عنوان ابزار حیاتی در شرایط عدم قطعیت
۹	Sapkenko et al. (2024)	ترکیب خاکستری با الگوریتم ژنتیک	تقاضای برق	بهبود چشمگیر از طریق تحلیل باقیمانده‌ها و فراابتکاری

۱۰	Ding et al. (2025)	مدل‌های تطبیقی چندبعدی	چالش‌های پیچیده	اشاره به نیاز توسعه مدل‌ها برای رفتارهای غیرخطی و چندبعدی
۱۱	Pour et al. (2025)	خاکستری + معادله فون برتالنفی	پیش‌بینی بلندمدت انرژی	افزایش انعطاف‌پذیری مدل در افق‌های زمانی بلندمدت
۱۲	Wang et al. (2025)	گسسته خاکستری کسری غیرخطی (کرل-مارکوف)	انرژی‌های پاک	ارائه چارچوبی نوین برای مدل‌سازی پویایی‌های بسیار پیچیده
۱۳	Khodabakhshi & Sib (2025)	مدل‌های سری زمانی خاکستری	نوسانات بیت‌کوین	اثبات کارایی مدل‌های خاکستری در رقابت با روش‌های مالی کلاسیک
۱۴	کاظمی و همکاران (۱۳۹۰)	خاکستری-مارکوف	انرژی حمل‌ونقل ایران	پیش‌بینی رشد سالانه ۷ درصدی تقاضا در سطح کلان ایران
۱۵	صادقی و همکاران (۱۳۹۲)	مدل‌های بهینه‌سازی فنی	نیروگاه‌های گازی ایران	شناسایی ۴ راهکار فنی کلیدی برای مدیریت مصرف
۱۶	رضوی و همکاران (۱۳۹۵)	تئوری مجموعه‌های خاکستری	ساختمان‌های اداری نفت	شناسایی نقاط بحرانی اتلاف انرژی در بخش تجاری
۱۷	داغبندان و ستایش (۱۳۹۵)	شبکه عصبی توسعه‌یافته	مصرف منطقه‌ای گاز (رشت)	تثبیت برتری روش‌های ترکیبی در داده‌های بومی ایران
۱۸	برادران و شفیعی (۱۳۹۸)	رگرسیون زنجیره مارکوف خاکستری	مصرف گاز ایران	کاهش ۲۳ درصدی خطا (با وجود عدم توجه به اثر متقابل پارامترها)
۱۹	ابراهیمی‌نزهی و همکاران (۱۴۰۳)	خاکستری و سری زمانی	مصرف برق ایران	طراحی چارچوبی برای بازتاب نوسانات ساختاری
۲۰	آماده و حسنی (۱۴۰۳)	مدل‌سازی سازوکار مبادله گواهی	تعدیل تقاضای گاز	ارائه رویکرد اقتصادی/مدیریتی برای مدیریت مصرف
۲۱	خوشکلام و مرادی (۱۴۰۳)	مطالعه تطبیقی منطقه‌ای	شدت انرژی	تأکید بر نوآوری فناورانه برای شکستن معادله مصرف بالا
۲۲	رضائی‌فرد و نوراللهی (۱۴۰۴)	مدل‌های خاکستری	گاز طبیعی ایران	تصویرسازی روند فزاینده مصرف تا افق ۱۴۲۰



توسعه این مدل‌ها در پیش‌بینی مصرف انرژی با مطالعه بوران (۲۰۱۴) پیرامون گاز طبیعی ترکیه آغاز شد که نشان داد مدل‌های خاکستری در مقایسه با روش‌های کلاسیک در داده‌های پرنوسان دقت بالاتری دارند. کومار و جین (۲۰۱۰) نیز با تلفیق مدل خاکستری و زنجیره مارکوف، مصرف انرژی هند را با خطای کاهش یافته پیش‌بینی کردند و بر اثربخشی این ترکیب تأکید کردند. در ادامه، تکامل مدل‌ها به سمت ساختارهای پیچیده‌تری مانند مدل‌های کسری و غیرخطی سوق یافت. لیو و همکاران (۲۰۲۱) با معرفی مدل کسری خاکستری همراه با جمله توان زمانی، پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی چین را با دقتی بی‌سابقه محقق ساختند. این روند با نوآوری ساپنکن و همکاران (۲۰۲۴) در ترکیب مدل خاکستری با الگوریتم ژنتیک و تحلیل باقیمانده‌ها، بهبود چشمگیری در پیش‌بینی تقاضای برق ایجاد کردند. وانگ و همکاران (۲۰۲۵) با طراحی مدل گسسته خاکستری کسری غیرخطی مبتنی بر تطبیق کرنل-مارکوف، چارچوبی نوین برای پیش‌بینی انرژی‌های پاک ارائه دادند که قابلیت مدل‌سازی پویایی‌های پیچیده را داراست. تلفیق با روش‌های هوشمند نیز گامی کلیدی در افزایش انعطاف‌پذیری این مدل‌ها است. یه و همکاران^۱ (۲۰۲۲) با توسعه مدل خاکستری-مارکوف تطبیقی همراه با بهینه‌سازی پارامترها، دقت پیش‌بینی حجم مسافر را ارتقا بخشیدند. پور و همکاران^۲ (۲۰۲۵) نیز با ادغام معادله فون برتالنفی در چارچوب خاکستری، انعطاف‌پذیری مدل در پیش‌بینی بلندمدت انرژی را بهبود دادند. کاربردهای فراتر از حوزه انرژی، همچون پیش‌بینی نقاط بازگشت بازار سهام با مدل مارکوف-فوریه خاکستری (Hsu et al., 2008)، پیش‌بینی تقاضای کاربران بر اساس نظرات برخط (Zhang et al., 2023) و تحلیل تقاضای انرژی حمل‌ونقل ایران (کاظمی و همکاران، ۱۳۹۰) گواهی بر گستره اثربخشی این روش‌هاست. مطالعات مقایسه‌ای نیز جایگاه رقابتی مدل‌های خاکستری را تثبیت کرده‌اند. یوجسان و همکاران^۳ (۲۰۲۱) با مقایسه دقت آن‌ها با روش‌های رگرسیونی و یادگیری ماشین در پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی، بر برتری مدل‌های ترکیبی خاکستری تأکید نمودند. خداآکوس و سیب^۴ (۲۰۲۵) نیز در تحلیل نوسانات ارزش بیت‌کوین، کارایی

¹ Ye et al.² Pour et al.³ Yucsan et al.⁴ Khodabaccus & Saib

مدل‌های خاکستری را در رقابت با روش‌های سری زمانی نشان دادند. بنابراین، بررسی پیشینه مقالات بین‌المللی بیانگر آن است که مدل‌های خاکستری به‌ویژه در فرم ترکیبی با روش‌هایی چون مارکوف، شبکه‌های عصبی (Yuan et al., 2008) و الگوریتم‌های تکاملی به‌عنوان پارادایمی قدرتمند در مواجهه با عدم قطعیت داده‌ها و پیچیدگی سیستم‌های انرژی عمل می‌کنند. با این وجود، توسعه مدل‌های تطبیقی برای پوشش رفتارهای غیرخطی و چندبعدی همچون چالش‌های مطرح‌شده در پژوهش دینگ و همکاران^۱ (۲۰۲۵) همچنان در کانون پژوهش‌های آتی قرار دارد.

در کنار پژوهش‌های بین‌المللی، پژوهش‌های حوزه انرژی در ایران نشان‌دهنده تکامل رویکردهای بومی است. ابراهیمی‌نژدهمی و همکاران (۱۴۰۳) با تلفیق سیستم‌های خاکستری و تحلیل سری زمانی، چارچوبی نوین برای پیش‌بینی بلندمدت مصرف برق طراحی کردند که نوسانات ساختاری در الگوی مصرف ایران را بازتاب می‌دهد. رضائی‌فرد و نوراللهی (۱۴۰۴) با به‌کارگیری مدل‌های خاکستری، روند فزاینده مصرف گاز طبیعی تا سال ۱۴۲۰ را تصویرسازی کرده‌اند. در افق روش‌شناسی ترکیبی، برادران و شفیع (۱۳۹۸) با توسعه مدل رگرسیون زنجیره مارکوف خاکستری خطای پیش‌بینی مصرف گاز را تا ۲۳ درصد نسبت به مدل‌های مرسوم کاهش دادند. آن‌ها پارامترهای مدل را تنظیم کردند اما اثر متقابل پارامترها را در نظر نگرفتند. در عرصه مدیریت مصرف، آماده و حسنی (۱۴۰۳) سازوکار مبادله گواهی‌های صرفه‌جویی را به‌مثابه ابزاری برای تعدیل تقاضای گاز معرفی کردند. این یافته‌ها مکمل پژوهش صادقی و همکاران (۱۳۹۲) در زمینه بهینه‌سازی نیروگاه‌های گازی است که چهار راهکار فنی کلیدی را شناسایی کردند. تحلیل‌های بخش‌محور نیز گواهی بر اثربخشی پارادایم‌های ترکیبی است. مطالعه کاظمی و همکاران (۱۳۹۰) با به‌کارگیری مدل خاکستری-مارکوف در بخش حمل‌ونقل، رشد سالانه ۷ درصدی تقاضای انرژی این بخش را پیش‌بینی کرد. درحالی‌که رضوی و همکاران (۱۳۹۵) با اعمال تئوری مجموعه‌های خاکستری بر ساختمان‌های اداری نفت، سه نقطه بحرانی اتلاف انرژی را شناسایی کردند. هم‌افزایی این یافته‌ها با مدل شبکه عصبی توسعه‌یافته توسط داغبندان و ستایش (۱۳۹۵) برای پیش‌بینی مصرف منطقه‌ای گاز در رشت، برتری روش‌های ترکیبی در مواجهه با پیچیدگی‌های داده‌های ایران را تثبیت می‌کند.

^۱ Ding et al.

مطالعات در سطح کلان، گزارش‌های رسمی سه واقعیت را آشکار می‌سازند (شرکت بهینه‌سازی مصرف سوخت، ۱۴۰۰؛ وزارت نفت، ۱۴۰۱): (۱) سلطه بخش‌های خانگی/تجاری بر ۶۵ درصد مصرف گاز طبیعی، (۲) سهم ۲۲ درصدی بخش حمل‌ونقل در کل مصرف انرژی و (۳) رشد سالانه ۴/۳ درصدی تقاضا. در نهایت خوشکلام و مرادی (۱۴۰۳) با تأیید این مشاهدات در مطالعه تطبیقی منطقه، بر نقش محوری نوآوری‌های فناورانه برای شکستن معادله شدت انرژی پایین/مصرف بالا تأکید کردند. این ترکیب‌ها و مطالعات نه تنها موجب کاهش خطاهای پیش‌بینی شده‌اند، بلکه باعث افزایش انعطاف‌پذیری مدل در مواجهه با داده‌های واقعی نیز شده‌اند. اما با وجود پیشرفت‌های قابل توجه، شکاف‌هایی همچنان وجود دارد که در این مقاله به آنها پرداخته شده است. اول آن که بسیاری از مطالعات متمرکز بر کشورهای شرق آسیا، اروپا یا آمریکای شمالی بوده‌اند و پژوهش‌های مبتنی بر داده‌های خاورمیانه و به‌ویژه ایران، اندک است. دوم آن که اغلب تحقیقات از مجموعه داده‌های سالانه یا کلی استفاده کرده‌اند؛ در حالی که تحلیل جزئی‌تر می‌تواند دقت مدل‌ها را افزایش دهد. سوم، اثر متقابل پارامترها در مدل‌های ترکیبی مانند مدل مارکوف خاکستری در یک ساختار یکپارچه کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

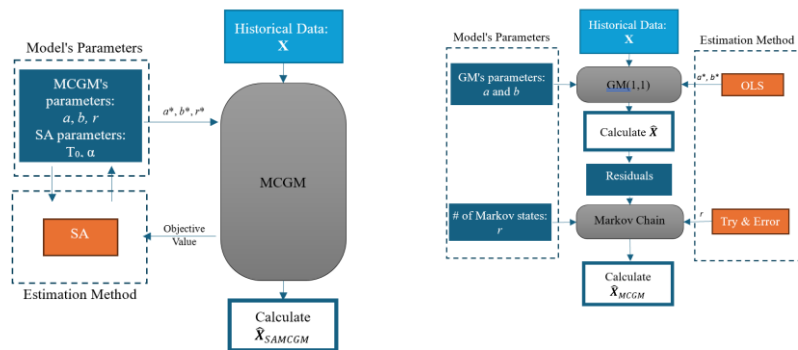
روش

پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی نقش اساسی در سیاست‌گذاری انرژی و برنامه‌ریزی زیرساختی دارد. در این پژوهش، با هدف ارائه مدلی دقیق‌تر و کارآمدتر برای پیش‌بینی بلندمدت مصرف گاز طبیعی در ایران از مدل تلفیقی مارکوف خاکستری و شبیه‌سازی بازپخت استفاده شده است. مدل پیشنهادی به نام مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده، با بهره‌گیری از ظرفیت مدل خاکستری، قدرت تحلیل رفتار تصادفی زنجیره مارکوف و قابلیت بهینه‌سازی الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت طراحی شده است. در مدل مارکوف خاکستری که ترکیبی از زنجیره‌های مارکوف برای تحلیل باقیمانده‌ها و مدل پایه خاکستری است، پارامترهایی وجود دارند که باید قبل از استفاده مقادارهایی برای آنها تعیین شوند. در تصویر الف از شکل ۱ ارتباط اجزا مدل مارکوف خاکستری نشان داده شده است. همانطور که در این تصویر نشان داده شده ابتدا مدل خاکستری پایه بر مجموعه داده‌های سری زمانی اولیه اجرا می‌شود. دو پارامتر a و b از جمله پارامترهای این مدل‌اند که به صورت محلی و با روش حداقل مربعات

خطا^۱ تخمین زده می‌شود. به طور مستقل، مقادیر خطاهای پیش‌بینی به روش اول توسط تئوری زنجیره‌های مارکوف تحلیل می‌شوند. پارامتر تعداد مراحل (پارامتر r) نیز به روش سعی و خطا توسط تحلیلگر تعیین می‌شود. تنظیم مستقل پارامترها، عدم توجه به اثر متقابل آنها و استفاده از روش سعی و خطا از نقدهای وارد به روش مرسوم مارکوف خاکستری است. در روش مارکوف خاکستری بهینه‌شده (تصویر ب از شکل ۱)، پارامترهای هر دو روش به صورت یکپارچه و به کمک روش بهینه‌سازی شبیه‌سازی بازپخت تعیین می‌شوند. استفاده از این روش، احتمال دستیابی به جواب‌های بهینه کلی نسبت به جواب‌های محلی روش مرسوم را افزایش می‌دهد.

¹ Ordinary Least Square (OLS)

شکل ۱. مقایسه فرایند روش MCGM و SA-MCGM



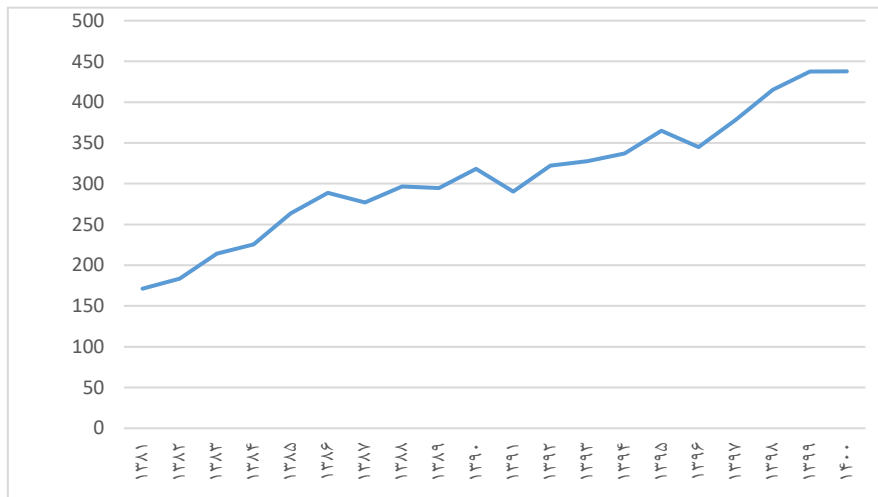
ب) مدل مارکوف خاکستری بهینه شده

الف) مدل مارکوف خاکستری

برای ارزیابی و پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی در این پژوهش از داده‌های ترازنامه انرژی سال ۱۴۰۲ استفاده شده است. این داده‌ها شامل مقادیر سالانه مصرف گاز طبیعی از سال ۱۳۸۱ تا ۱۴۰۰ (با مقیاس میلیون بشکه نفت خام) است. در فرآیند مدل‌سازی، داده‌های سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۵ به عنوان مجموعه آموزش و داده‌های سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۰ به عنوان مجموعه آزمون استفاده شده‌اند. پس از تایید دقت مدل، پیش‌بینی مصرف برای دوره ۱۴۰۱ تا ۱۴۱۴ انجام شده است. در شکل ۲ روند تغییرات مصرف سالانه گاز نشان داده شده است. برای ارزیابی دقت و اعتبار مدل پیشنهادی، خروجی آن با روش‌های رایج پیش‌بینی سری‌های زمانی مقایسه شده است. از معیارهای ارزیابی میانگین قدر مطلق خطا^۱، میانگین مربعات خطا^۲ و میانگین قدر مطلق درصد خطا^۳ برای مقایسه عملکرد روش‌ها استفاده شده است. مدل‌سازی و تحلیل داده‌ها در محیط برنامه‌نویسی پایتون پیاده‌سازی شده و برای تحلیل‌های آماری مکمل و آزمون‌های آماری از نرم‌افزار مینی‌تب استفاده شده است.

^۱ Mean Absolute Error (MAE)^۲ Mean Sum of Error (MSE)^۳ Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

شکل ۲. روند مصرف گاز طبیعی در ایران



مدل پیشنهادی که بر پایه روش مدل مارکوف خاکستری شکل گرفته مطابق تصویر الف از شکل ۱ شامل دو مرحله اصلی است: مدل خاکستری پایه یا $GM(1,1)$ و تحلیل زنجیره مارکوف باقیمانده‌ها. در ادامه این دو مرحله به طور مختصر تشریح می‌شود.

مدل خاکستری پایه برای پیش‌بینی سری‌های زمانی با داده‌های محدود و نامنظم طراحی شده و مبتنی بر تبدیل تجمعی داده‌ها و حل معادله دیفرانسیل است. این مدل که بر پایه تئوری اعداد خاکستری دنگ (۱۹۸۲) توسعه داده شده دارای سه مرحله اصلی است: عملگر تولید تجمعی^۱، تولید سری میانگین (تخمین پارامترها) و پیش‌بینی. فرض کنید که $x^{(0)}$ سری زمانی اولیه (داده‌های واقعی) با n نمونه باشد.

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

که در آن $x^{(0)}(i)$ مقدار سری زمانی در زمان i ام است. با استفاده از عملگر تولید تجمعی این سری زمانی ساده به یک سری زمانی رشدکننده تبدیل می‌شود.

$$x^{(1)} = \left(\sum_{i=1}^1 x^{(0)}(i), \sum_{i=1}^2 x^{(0)}(i), \dots, \sum_{i=1}^n x^{(0)}(i) \right) \quad (2)$$

در این مرحله $x^{(0)}(i)$ با عملگر معکوس که در رابطه‌های (۳) و (۴) مشخص شده، قابل محاسبه خواهد بود.

¹ Accumulated Generating Operation (AGO)

$$x^{(0)}(1) = x^{(1)}(1) \quad (3)$$

$$x^{(0)}(i) = x^{(1)}(i) - x^{(1)}(i-1) \quad \forall i = 2, \dots, n \quad (4)$$

مدل GM(1,1) بر اساس یک معادله دیفرانسل درجه اول مطابق روابط ذیل می شود.

$$\frac{d(x^{(1)})}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (5)$$

$$x^{(0)}(i) + az^{(1)}(i) = b \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$z^{(1)}(i) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(i) + x^{(1)}(i-1)) \quad \forall i = 2, \dots, n \quad (7)$$

این روش که سفیدسازی داده نامیده می شود و در آن a ، ضریب رشد و b مقدار عملگر خاکستری و به عنوان پارامتر هستند که باید تخمین زده شوند. داده های مدل خاکستری را با تعریف ماتریس های ۸ و ۹ می توان به صورت ماتریسی نمایش داد.

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{Y}_n = \begin{pmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{pmatrix} \quad (9)$$

روش مرسوم برای تخمین پارامترهای مدل خاکستری پایه روش حداقل مربعات خطاست. به کمک این روش، پارامترهای مدل (a و b) به کمک رابطه (۱۰) برآورد می شوند.

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}'\mathbf{Y}_n' \quad (10)$$

$$\hat{x}^{(0)}(i+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})(1 - e^{-ai}) + \frac{b}{a} \quad \forall i = 1, 2, \dots \quad (11)$$

در مدل خاکستری مقدار پیش بینی مشاهده در دوره های آتی پس از برآورد پارامترهای مدل با رابطه (۱۱) انجام می شود. بر این مبنا، سری $\hat{\mathbf{x}}^{(0)} = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)\}$ به عنوان داده های پیش بینی شده محاسبه می شوند.

در بخش دوم از مدل مارکوف خاکستری، تلاش می شود تا با تحلیل خطاهای حاصل از مدل خاکستری مقدار پیش بینی ها بهبود یابند. خطاها در این بخش به عنوان یک زنجیره

مارکوف در نظر گرفته می‌شوند که این امر به مدل اجازه می‌دهد تا با رفتار غیرایستا و تغییرپذیر الگوهای مصرف انرژی سازگار شود. این رویکرد در مقایسه با مدل‌های خاکستری سنتی، در کاربردهای مختلف حوزه انرژی عملکرد بهتری از خود نشان داده است. مقدار باقی‌مانده‌ها یا خطاها مطابق رابطه (۱۲) از اختلاف مقادیر پیش‌بینی از واقعی حاصل می‌شوند.

$$e(i) = x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i) \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

در این مرحله باقی‌مانده‌ها یا $e(i)$ ها به r حالت که با S_j (مطابق (۱۳)) نشان داده می‌شوند، تقسیم می‌شوند. هر حالت از دو حدود پایین L_j و بالا U_j به ترتیب مطابق روابط (۱۴) و (۱۵) تشکیل می‌شود. به طوریکه هر یک از خطاها در یکی از بازه‌ها یا حالت‌ها قرار می‌گیرند. این حدود بر اساس توزیع $e(i)$ تعیین می‌شوند تا اطمینان حاصل شود که حالت‌ها تغییرات معناداری را پوشش می‌دهند.

$$S_j \in [L_j, U_j] \quad \forall j = 1, 2, \dots, r \quad (13)$$

$$L_j = \text{Mine}_i(i) + \frac{j-1}{r}(\text{Max}_i e(i) - \text{Mine}_i(i)) \quad \forall j = 1, 2, \dots, r \quad (14)$$

$$U_j = \text{Mine}_i(i) + \frac{j}{r}(\text{Max}_i e(i) - \text{Mine}_i(i)) \quad \forall j = 1, 2, \dots, r \quad (15)$$

احتمال انتقال از یک حالت S_i به حالت دیگر S_j محاسبه و در ماتریس انتقال P نشان داده می‌شود. عناصر ماتریس انتقال با استفاده از رابطه (۱۶) محاسبه می‌شوند. در آن m نمایانگر احتمال انتقال از حالت i به حالت j پس از m گام است. در این ساختار، $M_{ij}^{(m)}$ تعداد نقاط داده‌ای است که با انتقال از حالت i به حالت j پس از m گام مرتبط هستند و M_i تعداد داده‌هایی است که به حالت i تعلق دارند.

$$p_{ij}^{(m)} = \frac{M_{ij}^{(m)}}{M_i} \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, r \quad (16)$$

با هدف بهبود دقت نتایج پیش‌بینی، مقدار اصلاحی باقیمانده‌ها که از رابطه (۱۷) حاصل می‌شود به مقادیر پیش‌بینی در مدل خاکستری (رابطه (۱۱)) اضافه می‌شود. $e_M(i)$ مقدار باقی‌مانده اصلاح‌شده توسط تئوری مارکوف در زمان i است. در رابطه (۱۷) عبارت $\text{count}(e(i) \in S_j)$ به تعداد $e(i)$ هایی اشاره دارد که به حالت S_j تعلق دارند. به عبارت دقیق‌تر این همان تعداد دفعاتی است که باقیمانده در داخل بازه S_j قرار می‌گیرند. در

مدل‌های مارکوف خاکستری به دلیل تعداد کم داده‌ها، تعداد گام عموماً یک در نظر گرفته می‌شود. اما تعداد مراحل پارامتری است که با سعی و خطا تنظیم می‌شود.

$$e_M(i) = \sum_{j=1}^r p_{ij}^{(m)} \cdot \frac{\sum_{e(i) \in S_j} e(i)}{\text{count}(e(i) \in S_j)} \quad (17)$$

$$\hat{x}_{MCGM}(i+1) = \hat{x}^{(0)} + e_M(i) \quad (18)$$

روش مارکوف خاکستری، همان‌طور که پیش‌تر بیان و در شکل ۱ (تصویر الف) نشان داده شده است؛ تحت تأثیر سه پارامتر کلیدی a ، b و r قرار دارد. پارامترهای a و b از مدل خاکستری استخراج شده و با استفاده از روش حداقل مربعات خطا به منظور کمینه کردن خطای پیش‌بینی $(X - \hat{X}_{GM})$ بهینه می‌شوند. پارامتر سوم، r ، مربوط به بخش مارکوف مدل مارکوف خاکستری است که معمولاً از طریق آزمون و خطا تعیین می‌شود. این سه پارامتر به طور مشترک عملکرد و دقت پیش‌بینی را تحت تأثیر قرار می‌دهند. با وجود کارآمدی، مارکوف خاکستری دارای سه محدودیت مهم است که موجب توسعه نسخه بهینه آن در این مطالعه شده‌اند: (۱) پارامترهای a و b در مدل پایه خاکستری به صورت محلی و بدون توجه به پارامتر r تنظیم می‌شوند و تابع هدف آن کمینه کردن خطا در مدل خاکستری نه کمینه کردن خطا در مدل مارکوف خاکستری است. (۲) پارامتر r که بخش مارکوف را کنترل می‌کند، معمولاً به صورت آزمون و خطا تعیین می‌شود که روشی وقت‌گیر و وابسته به تجربه تحلیل‌گر است. (۳) در روش مرسوم مارکوف خاکستری پارامترها به طور مستقل برآورد می‌شوند و تعاملات بین آن‌ها در نظر گرفته نمی‌شود که این موضوع توانایی مدل در مدیریت تعادل بین پارامترها را محدود می‌کند. برای غلبه بر این چالش‌ها، این مطالعه رویکردی نوین ارائه می‌دهد که هر سه پارامتر a ، b ، و r را در یک چارچوب بهینه‌سازی یکپارچه ترکیب می‌کند. با توجه به اثرات غیرخطی و متمایز این پارامترها بر عملکرد مدل، روش‌های بهینه‌سازی سنتی مانند حداقل مربعات مناسب نیستند. بنابراین، الگوریتم فراابتکاری شبیه‌سازی بازپخت برای بهینه‌سازی همزمان این سه پارامتر به کار گرفته شده است. این روش تأثیر جمعی پارامترها بر دقت پیش‌بینی را ارزیابی و مقادیر بهینه آن‌ها را به صورت یکپارچه تعیین می‌کند. خود الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت نیز نیازمند تنظیم پارامترهایی است که در ادامه بررسی شده است.

الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت یک الگوریتم بهینه‌سازی احتمالی است که از فرایند بازپخت در علم مواد الهام گرفته شده است (Kirkpatrick et al., 1983). این الگوریتم به‌ویژه در یافتن بهینه‌های سراسری در فضاهاى جستجوی بزرگ و پیچیده مؤثر است؛ زیرا فرایند سردشدن تدریجی آن باعث کاهش احتمال پذیرش جواب‌های نامطلوب در طول زمان می‌شود. این ویژگی به الگوریتم اجازه می‌دهد تا از بهینه‌های محلی فرار کند و فضای گسترده‌تری از راه‌حل‌ها را کاوش کند که آن را برای مسائلی که روش‌های بهینه‌سازی سنتی در آن‌ها ناکارآمد هستند، بسیار مناسب می‌سازد (Park & Kim, 1998).

استفاده از الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت در چارچوب مدل پیشنهادی به دلیل توانایی بهینه‌سازی مؤثر پارامترها در محیط‌های غیرخطی و نامطمئن، گزینه‌ای بسیار مناسب است. ماهیت تصادفی این الگوریتم امکان بررسی طیف وسیعی از ترکیبات پارامتری و کمینه‌سازی تابع هدف (دقت مدل) را فراهم می‌کند. علاوه بر این ادغام آن با اصول زنجیره مارکوف، امکان کاوش هدایت‌شده در فضای راه‌حل‌ها را بر اساس احتمال‌های تحت تأثیر وضعیت فعلی و پارامتر دما فراهم می‌کند. این ادغام توانایی پیمایش فضای پیچیده را تقویت کرده و آن را به ابزاری قدرتمند برای بهینه‌سازی مدل‌های پیش‌بینی مصرف انرژی تبدیل می‌کند. مراحل اصلی الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت عبارتند از:

- مقداردهی اولیه (تنظیم شمارنده‌ها و پارامترها)
- انتخاب پارامتر (تولید تصادفی مقادیر آزمایشی)
- ارزیابی تابع هدف (سنجش عملکرد مدل با پارامترهای جدید)
- معیار پذیرش (استفاده از معیار متروپلیس برای تصمیم‌گیری درباره پذیرش یا رد پارامترهای جدید)
- به‌روزرسانی شمارنده‌ها (پیگیری پیشرفت)
- تنظیم مجدد اندازه گام‌های آزمایشی (تنظیم اندازه گام‌ها برای نرخ پذیرش مطلوب)
- تکرار (ادامه فرآیند تا رسیدن به معیار توقف)

فرآیند بهینه‌سازی زمانی پایان می‌یابد که یا حداکثر تعداد تکرارها طی شود یا تغییرات تابع هدف کمتر از آستانه تعیین‌شده باشد. پس از اتمام، پارامترهای بهینه به دست آمده و

می‌توانند برای پیش‌بینی مصرف انرژی در بازه‌های زمانی مختلف مانند ماهانه یا فصلی به کار روند.

پارامترهای مدل مارکوف خاکستری شامل ضریب رشد (a)، عملگر خاکستری (b) و تعداد حالات مارکوف (r) به عنوان متغیرهای تصمیم‌الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت در نظر گرفته شده‌اند. هدف اصلی این مدل بهینه‌سازی، کمینه کردن خطای پیش‌بینی (اختلاف مقادیر واقعی از مقادیر پیش‌بینی توسط مدل مارکوف خاکستری) یا کمینه کردن میانگین درصد انحراف مطلق (رابطه (۱۹)) بر روی داده‌های آزمون تعریف شده است.

$$f(\theta) = MAPE = 100 \times \frac{1}{n'} \sum_i^{n'} \left| \frac{x^{(0)}(i) - \hat{x}_{OMCGM}(i)}{x^{(0)}(i)} \right| \quad (19)$$

$$\theta = \{a, b, r\}$$

الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت به صورت تکرارشونده پیش می‌رود و در هر تکرار، با ایجاد تغییرات تصادفی در یکی از پارامترها، راه‌حل‌های جدیدی تولید می‌کند. تغییر در تابع هدف در این مرحله مطابق رابطه (۲۰) محاسبه می‌شود.

$$\Delta f = f(x_{new}) - f(x_k) \quad (20)$$

اگر $\Delta f < 0$ باشد، راه‌حل جدید به طور قطع پذیرفته می‌شود. در غیر این صورت، راه‌حل جدید با احتمال P که بر اساس معیار متروپلیس در رابطه (۲۱) تعیین می‌شود، پذیرفته می‌شود. در این رابطه دمای الگوریتم در تکرار k است.

$$P = \exp\left(-\frac{\Delta f}{T_k}\right) \quad (21)$$

دمای الگوریتم در طول تکرارها طبق یک برنامه بازپخت هندسی مطابق رابطه (۲۲) کاهش می‌یابد. $T_{\max}$ دمای اولیه، $T_{\min}$ دمای نهایی و تعداد کل تکرارها ابرپارامترهای الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت هستند که از قبل مشخص شده‌اند.

$$T_k = T_{\max} \cdot \left(\frac{T_{\min}}{T_{\max}} \right)^{\frac{k}{steps}} \quad (22)$$

الگوریتم زمانی خاتمه می‌یابد که یا دما به مقدار مشخصی کاهش یابد یا حداکثر تعداد تکرارها به پایان برسد. برخلاف برخی روش‌ها که از جستجوی شبکه‌ای برای تنظیم ابرپارامترها استفاده می‌کنند، روش پیشنهادی پارامترهای a ، b و تعداد تکرارها^۱ را بر اساس

^۱ steps

آزمایش‌های مقدماتی انتخاب می‌کند. این فرآیند ساده‌شده، الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت را مستقیماً در چارچوب مدل مارکوف خاکستری ادغام می‌کند تا به صورت تکراری برآورد پارامترها را بهبود بخشد. پارامترهای نهایی و بهینه‌شده سپس در مدل مارکوف خاکستری جایگذاری می‌شوند.

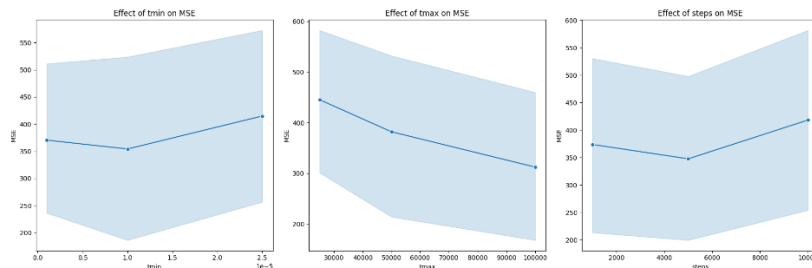
یافته‌ها

همانطور در شکل ۲ نیز مشهود است، مصرف گاز طبیعی در ایران روند صعودی دارد و از ۱۷۱/۲۴۶۶ در سال ۱۳۸۱ به ۴۳۷/۸۳۳۲ در سال ۱۴۰۰ رسیده که نمایانگر رشد تقریباً دو برابری است. روند افزایشی، علی‌رغم نوسانات جزئی مانند کاهش موقت در سال‌های ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ به دلیل پاندمی کووید-۱۹ ادامه داشته و اهمیت برنامه‌ریزی استراتژیک را دوچندان می‌کند. این افزایش مصرف، چالش‌های زیست‌محیطی و مسائل ژئوپلیتیکی مرتبط با امنیت انرژی را نیز برجسته می‌سازد. بنابراین، مدل‌سازی دقیق و پیش‌بینی روند مصرف گاز طبیعی، ابزاری حیاتی برای سیاست‌گذاران در جهت توسعه پایدار به شمار می‌آید. پس از پیاده‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی و مدل مارکوف خاکستری و اجرای آنها بر داده‌های آموزش، برای اعتبارسنجی روش بهینه‌سازی بازپخت و اطمینان از اینکه پارامترهای انتخاب‌شده بهترین عملکرد پیش‌بینی را ارائه می‌دهند، یک تحلیل حساسیت دقیق بر روی پارامترهای کلیدی روش شبیه‌سازی بازپخت شامل بیشینه و کمینه دما و تعداد تکرارها (گام‌ها) انجام شد. به ازای هر یک از ابرپارامترهای روش بهینه‌سازی، دامنه‌ای از تغییرات مطابق مقادیر زیر در نظر گرفته شد.

$$T_{\max} \in \{25000, 50000, 100000\}, T_{\min} \in \{2.5 \times 10^{-5}, 1 \times 10^{-5}, 1 \times 10^{-6}\}, steps \in \{2000, 5000, 10000\}$$

برای هر ترکیب، مدل پیشنهادی اجرا شده و معیار عملکرد میانگین مربعات خطا محاسبه شده است. در شکل ۳ تغییرات میانگین مربعات خطا به ازای تغییرات ابرپارامترها نمایش داده شده است.

شکل ۳. تاثیر پارامترهای شبیه‌سازی بازپخت بر میانگین مربعات خطا



تحلیل تجربی داده‌های شکل فوق نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت به تنظیم دقیق و هماهنگی سه پارامتر کلیدی شامل دمای ابتدایی (T_{max})، دمای نهایی (T_{min}) و تعداد گام‌های اجرای الگوریتم وابسته است. افزایش مقدار دمای ابتدایی (برای مثال در بازه‌هایی مانند ۱۰۰۰۰۰) موجب افزایش توان الگوریتم در جستجوی فضای مسئله و عبور مؤثر از بهینه‌های محلی می‌شود. این ویژگی باعث ارتقای خاصیت اکتشافی الگوریتم در مراحل اولیه جستجو خواهد شد. با این حال، بهره‌گیری مناسب از این ظرفیت تنها در صورتی میسر است که همزمان مقدار T_{min} در سطوح بسیار پایین (نظیر 10^{-6}) تنظیم شود تا در مراحل پایانی امکان تمرکز و همگرایی بهینه بر نواحی امیدوارکننده فراهم شود. از سوی دیگر، انتخاب تعداد مناسبی از گام‌ها در اجرای الگوریتم نقش بسزایی در توازن میان کیفیت نتایج و کارایی محاسباتی دارد. یافته‌ها نشان می‌دهند که تنظیم تعداد تکرار در بازه‌ای میانی، بین ۵۰۰۰ تا ۱۰۰۰۰ گام، عملکرد مناسبی ایجاد می‌کند. افزایش بیش از حد این مقدار ممکن است منجر به افزایش زمان اجرا بدون بهبود محسوس در دقت پیش‌بینی شود. در حالی که کاهش بیش از حد آن مانع از همگرایی دقیق الگوریتم خواهد شد.

نتایج اجرای مدل مارکوف خاکستری بهینه نسبت به مدل مارکوف خاکستری در جدول ۲ نشان داده شده است. در مدل پایه مارکوف خاکستری مقدار ضریب توسعه (a) برابر با ۰/۰۳۸۵- گزارش شده در حالی که این مقدار در مدل پیشنهادی به ۰/۱۶۶۵- کاهش یافته است. کاهش مقدار این پارامتر، نشان از تمایل بیشتر مدل پیشنهادی به همگرایی با روند بلندمدت داده‌ها دارد و به نوعی بیانگر پایداری بیشتر در تخمین‌های آینده‌نگر است. از سوی دیگر، پارامتر b به عنوان مقدار عملگر خاکستری در مدل پیشنهادی به اندازه ۹۷۴ درصد نسبت به مدل پایه افزایش یافته است. این افزایش نشان می‌دهد که مدل بهینه‌شده وزن بیشتری

به سطح اولیه داده‌ها اختصاص داده و در نتیجه حساسیت آن به تغییرات در ابتدای سری زمانی افزایش یافته است؛ مسئله‌ای که به‌ویژه در مدل‌سازی منابع انرژی که تحت تأثیر سیاست‌های کلان یا رویدادهای غیرمنتظره هستند، می‌تواند دقت پیش‌بینی را تقویت کند. در ساختار زنجیره مارکوف، تعداد حالات در مدل اولیه ۹ بود که در نسخه بهینه‌شده به ۳ حالت کاهش یافته است. این تغییر فرآیند مدل‌سازی احتمالات انتقال را ساده‌سازی کرده و احتمال بیش‌برازش را کاهش می‌دهد، در حالی که دقت پیش‌بینی حفظ می‌شود. مهم‌ترین اثر مدل پیشنهادی، کاهش حدود ۶۸ درصدی میانگین مربعات خطا نسبت به مدل مارکوف خاکستری پایه است. این کاهش، کارآمدی الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت در بهینه‌سازی پارامترها را تأیید می‌کند. تحلیل مقایسه‌ای جدول ۲ نشان می‌دهد که مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده با لحاظ کردن اثرات متقابل پارامترها، علاوه بر افزایش دقت پیش‌بینی، ساختاری ساده‌تر و باثبات‌تر ارائه می‌دهد.

جدول ۲. مقایسه پارامترهای مدل مارکوف خاکستری معمولی و بهبود یافته

پارامتر / تابع هدف	مدل مارکوف خاکستری	مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده	درصد تغییرات
ضریب توسعه (a)	-۰/۰۳۸۵	-۰/۱۶۶۵	۳۳۲/۴۷٪ کاهش
مقدار عملگر خاکستری (b)	۲۰۹/۴۳۸۷	۲۲۴۸/۵۲۷۹	۹۷۴/۵۷٪ افزایش
تعداد حالات مارکوف (r)	۹	۳	۶۶/۶۷٪ کاهش
میانگین مربعات خطا	۲۰۱/۶۱	۶۴/۲۸	۶۸/۱۲٪ کاهش

در جدول ۳، مقادیر واقعی مصرف سالانه گاز طبیعی به همراه پیش‌بینی‌های حاصل از چهار مدل مختلف شامل میانگین متحرک خودهمبسته، مدل پایه خاکستری، مدل مارکوف خاکستری و مدل پیشنهادی این مقاله در دو بازه‌ی زمانی آموزش (۱۳۸۱ تا ۱۳۹۵) و آزمون (۱۳۹۶ تا ۱۴۰۰) نشان داده شده است. شایان ذکر است که مقادیر پیش‌بینی‌شده در این جدول، دقیقاً بر اساس فرمول‌ها و روابط ریاضی تشریح‌شده در بخش «روش‌شناسی پژوهش» محاسبه گردیده‌اند. این تحلیل به‌منظور سنجش دقت، پایداری و تعمیم‌پذیری هر مدل در مواجهه با داده‌های واقعی و دینامیک مصرف انرژی در ایران صورت گرفته است. مدل میانگین متحرک خودهمبسته به‌عنوان یکی از روش‌های سنتی و مبتنی بر تحلیل سری‌های

زمانی، در بیشتر سال‌های بازه آموزش پیش‌بینی‌هایی نسبتاً منطقی و هم‌راستا با داده‌های واقعی ارائه داده است. اما ساختار خطی این مدل سبب شده تا در برخی سال‌ها، خصوصاً در دوره‌های نوسان‌دار یا با جهش‌های مصرف (مانند سال‌های انتهایی ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰)، از دقت کافی برخوردار نباشد. مدل پایه خاکستری با ساختار تجمعی خود تلاش می‌کند روندهای رشد را از طریق تبدیل‌های ریاضی و مدل دیفرانسیلی ساده استخراج کند. اگرچه این مدل در سال‌های میانی داده‌های آموزش (نظیر ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۲) دقت نسبی قابل قبولی داشته اما در سال‌های ابتدایی و نیز سال‌های نهایی به‌ویژه در آزمون، از لحاظ تطابق با مقادیر واقعی با چالش‌هایی مواجه بوده است. این اختلاف نسبی گرچه از نظر عددی بزرگ نیست، اما در مجموعه‌ای از سال‌ها باعث انباشت خطای پیش‌بینی می‌شود. با افزودن مؤلفه زنجیره مارکوف، مدل مارکوف خاکستری تلاش می‌کند ساختار رفتاری خطاها را به‌صورت گسسته تحلیل کرده و بر اساس ماتریس‌های احتمال انتقال، پیش‌بینی‌ها را تصحیح کند. بررسی جدول نشان می‌دهد که این مدل توانسته در برخی سال‌ها عملکرد بهتری نسبت به مدل پایه پیش‌بینی خاکستری داشته باشد. با این حال، این مدل نیز در برخی سال‌ها مانند ۱۳۹۸ و ۱۴۰۰ با خطاهایی در برآورد مواجه شده که ممکن است ناشی از انتخاب نهایی تعداد حالات مارکوف یا پویایی بیش از حد داده‌ها باشد. اما مدل مارکوف خاکستری بهینه با وجود آن‌که در داده‌های آموزش به‌ویژه در سال‌های اولیه دچار نوسانات شدید شده و حتی مقادیری نامعقولی ارائه کرده اما در دوره‌ی آزمون (۱۳۹۶ تا ۱۴۰۰) رفتار به‌مراتب باثبات‌تر، دقیق‌تر و واقع‌بینانه‌تری از خود نشان داده است. باید توجه داشت که الگوریتم بازپخت شبیه‌سازی شده به‌منظور یافتن بهینه‌ی جامع در فضای پارامترها، در مراحل ابتدایی اجرا ممکن است مقادیری بسیار دور از واقعیت را تولید کند. این مسئله به‌ویژه در صورت وجود نقاط تغییر ساختاری یا مقادیر آتی با روند متفاوت در داده‌های آموزشی شدت می‌یابد. با این حال، این افت اولیه معمولاً با تنظیم دمای نهایی، تعداد گام‌ها، و کاهش تدریجی دما در الگوریتم بهینه‌سازی جبران شده و مدل در مراحل نهایی به حالت پایدار می‌رسد. رفتار مدل پیشنهادی در دوره آزمون، مؤید همین پایداری است. به‌عنوان مثال، در سال ۱۳۹۹ مقدار واقعی مصرف ۴۳۷/۶ میلیون مترکعب ثبت شده و مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده عدد ۴۲۵/۹ را پیش‌بینی کرده که با فاصله‌ای اندک از واقعیت قرار دارد. در سال ۱۴۰۰ نیز مدل پیشنهادی مقدار ۴۴۴/۹ میلیون را گزارش کرده که در مقایسه با مقدار واقعی ۴۳۷/۸

میلیون، دقیق‌ترین پیش‌بینی در میان چهار مدل است. این دقت بالا در دوره آزمون، که از دیدگاه تحلیل پیش‌بینی اهمیت بیشتری دارد، نشان‌دهنده ظرفیت بالای مدل پیشنهادی در تطابق با رفتار آینده‌نگر داده‌ها و یادگیری مناسب از ساختار روندهای پیشین است. لذا اگرچه مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده در داده‌های آموزش و سال‌های ابتدایی با چالش‌هایی نظیر همگرایی ناپایدار و نوسانات زیاد مواجه بوده، اما در داده‌های آزمون که معیار اصلی برای ارزیابی قابلیت تعمیم مدل محسوب می‌شود، توانسته است عملکردی قابل‌اتکا، دقیق و منسجم ارائه دهد. این ویژگی آن را به گزینه‌ای مناسب برای پیش‌بینی بلندمدت مصرف گاز طبیعی در ایران تبدیل می‌سازد؛ به‌ویژه در شرایطی که روندهای مصرف تحت تأثیر عوامل محیطی، سیاست‌گذاری‌ها، و نوسانات فصلی دچار تغییر می‌شوند.

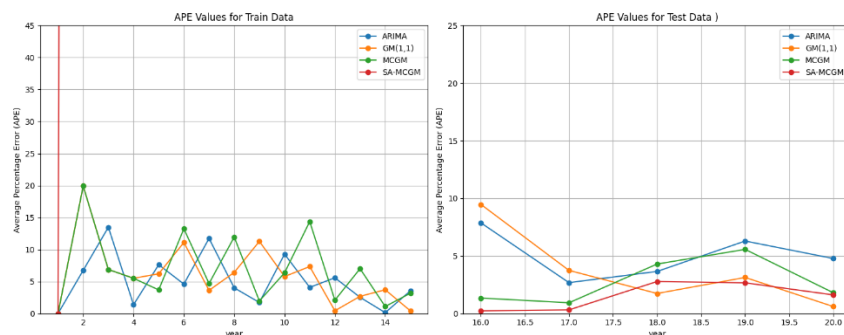
جدول ۳ مقادیر پیش‌بینی شده مدل‌های مورد بحث برای بازه‌های آموزش و آزمون

نوع داده	سال	مقدار واقعی	میانگین متحرک خودهمبسته	مدل خاکستری	مدل مارکوف خاکستری	مدل مارکوف خاکستری بهینه
داده آموزشی	۱۳۸۱	۱۷۱/۲۴۶۶	۱۷۱/۲۴۶۶	۱۷۱/۲۴۶۶	۱۷۱/۲۴۶۶	۱۷۱/۲۴۶۶
	۱۳۸۲	۱۸۳/۶۵۷۶	۱۷۱/۲۶	۲۲۰/۲۴۷۱	۲۲۰/۲۴۷۱	۲۰۹۷/۵۳۱۶
	۱۳۸۳	۲۱۴/۱۳۰۷	۱۸۵/۳۳	۲۲۸/۸۹۴۴	۲۲۸/۸۹۴۴	۱۷۷۵/۷۳۱۰
	۱۳۸۴	۲۲۵/۵۰۲۵	۲۲۲/۳۸	۲۳۷/۸۸۱۲	۲۳۷/۸۸۱۲	۱۵۰۳/۳۰۰۷
	۱۳۸۵	۲۶۳/۵۶۹۳	۲۴۳/۴۴	۲۴۷/۲۲۰۸	۲۴۷/۲۲۰۸	۶۲۸/۳۲۴۸
	۱۳۸۶	۲۸۸/۹۷۶۵	۲۷۵/۶۷	۲۵۶/۹۲۷۱	۲۵۶/۹۲۷۱	۸۲۳/۵۷۵۶
	۱۳۸۷	۲۷۷/۱۱۱۸	۳۰۹/۵۵	۲۶۷/۰۱۴۴	۲۶۷/۰۱۴۴	۵۳۱/۹۲۱۶
	۱۳۸۸	۲۹۶/۵۵۸۵	۳۰۸/۴۶	۲۷۷/۴۹۷۸	۲۷۷/۴۹۷۸	۳۶۸/۴۱۱۱
	۱۳۸۹	۲۹۴/۷۹۳۶	۲۹۹/۹۰	۲۸۸/۳۹۲۹	۲۸۸/۳۹۲۹	۴۸۶/۸۷۸۵
	۱۳۹۰	۳۱۸/۰۹۹۶	۲۸۸/۵۷	۲۹۹/۷۱۵۶	۲۹۹/۷۱۵۶	۵۸۷/۱۷۰۷
	۱۳۹۱	۲۹۰/۲۰۰۰	۳۰۲/۱۳	۳۱۱/۴۸۳۰	۳۱۱/۴۸۳۰	۶۷۲/۰۷۶۳
	۱۳۹۲	۳۲۲/۳۰۰	۳۰۴/۳۰	۳۲۳/۷۱۲۳	۳۲۳/۷۱۲۳	۱۵۰۴/۳۵۲۲
	۱۳۹۳	۳۲۷/۶۰۰۰	۳۱۹/۲۹	۳۳۶/۴۲۱۸	۳۳۶/۴۲۱۸	۴۴/۴۱۱۲
	۱۳۹۴	۳۳۷/۱۰۰۰	۳۳۷/۵۹	۳۴۹/۶۳۰۲	۳۴۹/۶۳۰۲	۹۵/۹۲۷۲
	۱۳۹۵	۳۶۴/۹۰۰۰	۳۵۱/۹۳	۳۶۳/۳۵۷۳	۳۶۳/۳۵۷۳	۱۳۹/۵۳۹۷
داده آزمون	۱۳۹۶	۳۴۵/۰۰۰۰	۳۷۲/۱۲۶۸	۳۷۷/۶۲۲۳	۳۴۰/۳۵۱۳	۳۴۵/۸۳۱۵
	۱۳۹۷	۳۷۸/۳۰۰۰	۳۸۸/۴۳۲۸	۳۹۲/۴۴۹۴	۳۸۱/۸۴۰۶	۳۷۷/۰۸۸۶
	۱۳۹۸	۴۱۵/۱۰۰۰	۴۰۰/۸۸۳۳	۴۰۷/۸۵۷۶	۳۹۷/۲۴۸۸	۴۰۳/۵۵۰۲

نوع داده	سال	مقدار واقعی	میانگین متحرک خودهمبسته	مدل خاکستری	مدل مارکوف خاکستری بهینه	مدل مارکوف
۱۳۹۹	۴۳۷/۶۰۰۰	۴۱۰/۱۱۵۷	۴۲۳/۸۷۰۷	۴۱۳/۲۶۲۰	۴۲۵/۹۵۲۲	
۱۴۰۰	۴۳۷/۸۳۳۲	۴۱۶/۹۵۲۸	۴۴۰/۵۱۲۶	۴۲۹/۹۰۳۸	۴۴۴/۹۱۷۲	

در شکل ۴ روند تغییرات میانگین درصد انحراف مطلق مدل‌های مختلف به ازای داده‌های آموزش و آزمون به طور جداگانه نشان داده شده است. همانطور که مشخص است عملکرد روش پیشنهادی برای پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی به ازای داده‌های آزمون، به‌طور قابل ملاحظه‌ای دقیق‌تر و باثبات‌تر از سایر روش‌ها بوده است. در حالی که برخی مدل‌های کلاسیک مانند میانگین متحرک خودهمبسته و مدل خاکستری در سال‌های مورد بررسی، نوساناتی در دقت پیش‌بینی از خود نشان داده‌اند، مدل پیشنهادی موفق شده است در اکثر سال‌های آزمون، مقادیر خطا را در سطح بسیار پایینی نگه دارد؛ به‌طوری که در مواردی خطا به کمتر از یک درصد رسیده است.

شکل ۴. مقایسه میانگین درصد خطای مطلق مدل‌های مورد بحث در بازه‌های آموزش و آزمون



در جدول ۴، خلاصه شاخص‌های عملکرد مدل‌های پیش‌بینی به ازای مدل‌های خاکستری، مارکوف خاکستری و مارکوف خاکستری بهینه شده برای پیش‌بینی مصرف سالانه گاز طبیعی بر اساس داده‌های آزمون (سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۰) ارائه شده است.

جدول ۴. مقایسه عملکرد مدل‌های مورد بحث با استفاده از شاخص‌های میانگین درصد خطای مطلق و میانگین مربعات خطا

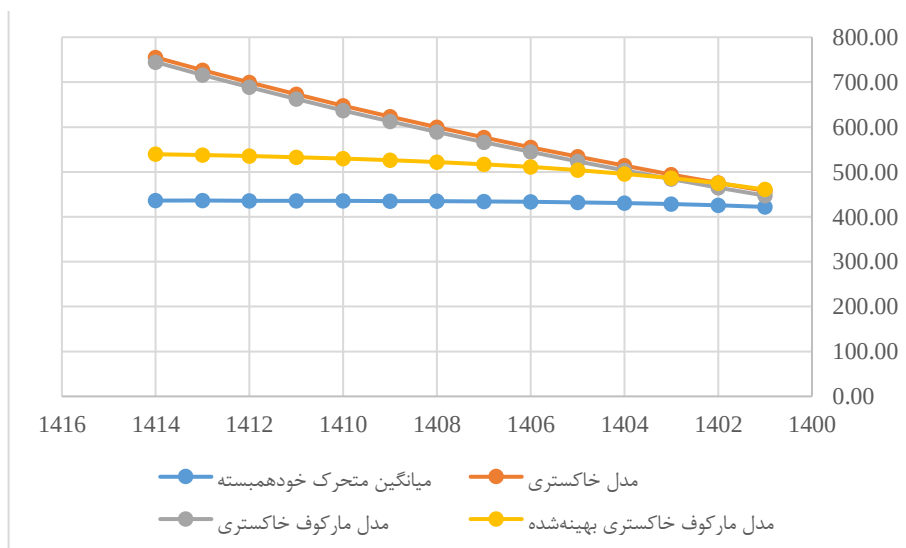
معیار	مدل	مقدار عملکرد
میانگین درصد انحراف مطلق	مدل مارکوف	۳/۷۴٪
	مدل مارکوف خاکستری	۲/۷۹٪
	مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده	۱/۵۲٪
میانگین انحراف مطلق	مدل مارکوف	۳۰۲/۵۲
	مدل مارکوف خاکستری	۲۰۱/۶۱
	مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده	۶۴/۲۸

همانطور که از نتایج جدول فوق نیز مشخص است، مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده در هر دو معیار ارزیابی، عملکرد برتری نسبت به مدل‌های دیگر داشته است. مدل خاکستری پایه با میانگین درصد خطای مطلق معادل ۳/۷۴ درصد بالاترین میزان خطای نسبی را دارد که نشان‌دهنده محدودیت این مدل در تطابق با رفتار واقعی مصرف در داده‌های آزمون است. افزودن سازوکار زنجیره مارکوف در مدل مارکوف خاکستری باعث بهبود دقت پیش‌بینی شده و میانگین درصد خطای مطلق را به ۲/۷۹ درصد کاهش داده است. با این حال، مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده با بهره‌گیری از الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت توانسته است با میانگین درصد خطای مطلق معادل ۱/۵۲ درصد کمترین میزان خطای نسبی را در پیش‌بینی ثبت کند. این تفاوت معنادار در دقت، بیانگر آن است که مدل پیشنهادی این مقاله نه تنها توانسته از نظر ساختار آماری خطای پیش‌بینی را کاهش دهد، بلکه از منظر پایداری رفتاری نیز عملکرد مطلوبی ارائه داده است. این نتایج مؤید کارایی بالای روش‌های بهینه‌سازی ترکیبی در مدل‌سازی‌های انرژی و ضرورت توجه به ساختارهای پیشرفته در حل مسائل پیش‌بینی می‌باشد.

در این بخش، پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی ایران تا سال ۱۴۱۴ با بهره‌گیری از سه روش مختلف (شکل ۵) ارائه شده است. این پیش‌بینی‌ها بر اساس داده‌های تاریخی و پارامترهای بهینه استخراج‌شده از مراحل پیشین صورت گرفته و هدف آن مقایسه الگوهای رفتاری مدل‌ها در بازه زمانی میان‌مدت تا بلندمدت است. همچنین نتایج مدل میانگین متحرک خودهمبسته به عنوان مبنای مقایسه‌ای درج شده‌اند. بررسی نتایج نشان می‌دهد که مدل پایه پیش‌بینی خاکستری روندی شتاب‌دار و نمایی در تخمین مصرف دارد. مطابق این مدل، مقدار

مصرف سالانه گاز طبیعی از حدود ۴۵۷ میلیون بشکه معادل نفت خام در سال ۱۴۰۱ آغاز شده و تا سال ۱۴۱۴ به سطحی فراتر از ۷۵۵ میلیون واحد می‌رسد. این مسیر افزایشی سریع، ویژگی ذاتی ساختار تجمعی و خطی مدل پایه پیش‌بینی خاکستری را بازتاب می‌دهد. مدل مارکوف خاکستری نیز الگوی صعودی مشابهی را دنبال می‌کند، اما به دلیل اصلاحات مارکوفی، شیب رشد آن تعدیل شده و مقدار نهایی مصرف را در حدود ۷۴۴ میلیون واحد پیش‌بینی می‌نماید. در مقابل، مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده با بهره‌گیری از سازوکارهای بهینه‌سازی هوشمند، چشم‌اندازی محتاطانه‌تر از روند آتی مصرف ترسیم می‌کند. این مدل مقدار مصرف را در آغاز دوره حدود ۴۶۱ میلیون برآورد کرده و با نرخ افزایشی ملایم، پیش‌بینی می‌کند که مصرف تا سال ۱۴۱۴ به سطحی نزدیک به ۵۳۹ میلیون واحد برسد. چنین الگوی رفتاری بیانگر پویایی کنترلی و توان تطبیق ساختار مدل پیشنهادی با داده‌های واقعی و شرایط عدم قطعیت است.

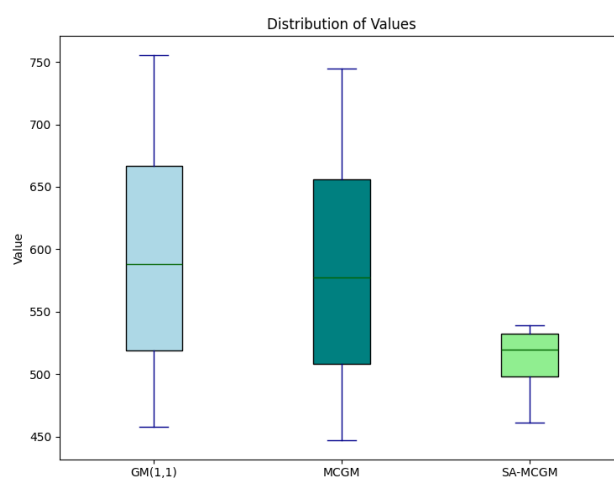
شکل ۵. پیش‌بینی روند مصرف گاز طبیعی در ایران تا سال ۱۴۱۴



تحلیل آماری پیش‌بینی‌ها از طریق نمودارهای جعبه‌ای (شکل ۶) نیز مؤید تفاوت رویکرد مدل‌هاست. مدل‌های خاکستری و مارکوف خاکستری دارای پراکندگی وسیع‌تری در مقادیر پیش‌بینی شده هستند و میانه آن‌ها نیز در سطوح بالاتری نسبت به مارکوف خاکستری

بهینه‌شده قرار دارد. این ویژگی نشان می‌دهد که دو مدل نخست نسبت به نوسانات حساس‌تر بوده و پیش‌بینی‌هایی با دامنه تغییرات بالا ارائه می‌دهند. در مقابل، مدل پیشنهادی از تمرکز آماری بیشتری برخوردار است و پراکندگی مقادیر آن در یک بازه باریک‌تر محصور شده که نشانه‌ای از ثبات ساختاری و کنترل دقیق الگوریتم بر فرآیند پیش‌بینی است.

شکل ۶: نمودار جعبه‌ای مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده



مقایسه کیفی و کمی این سه رویکرد مدل‌سازی آشکار می‌سازد که انتخاب مدل، تأثیر مستقیمی بر نتایج نهایی برنامه‌ریزی دارد. در شرایطی که افق تصمیم‌گیری بلندمدت است و پایداری و قابلیت اتکای پیش‌بینی‌ها اهمیت ویژه دارد، استفاده از مدلی مانند مارکوف خاکستری بهینه‌شده که نوسانات را کنترل کرده و از رشدهای غیرواقعی اجتناب می‌کند، توصیه می‌شود. این مدل، با فراهم‌سازی تعادلی میان دقت عددی و رفتار منطقی، می‌تواند ابزار قابل اعتمادی برای سیاست‌گذاری انرژی، مدیریت تقاضا و تدوین سناریوهای آینده‌نگر در صنعت گاز کشور محسوب شود.

بحث و نتیجه‌گیری

مطالعه حاضر یک چارچوب پیشرفته و بومی‌سازی‌شده برای پیش‌بینی مصرف گاز طبیعی در ایران ارائه می‌دهد که با تکیه بر مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده، گامی نوین در ارتقای دقت و پایداری مدل‌های پیش‌بینی انرژی در سطح منطقه‌ای و ملی برداشته است.

در این پژوهش، با تلفیق الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت با مدل مارکوف خاکستری، ساختاری ترکیبی ارائه شده که نسبت به مدل‌های سنتی همچون مدل خاکستری پایه و مدل مارکوف خاکستری، از نظر دقت عددی، همگرایی و تطبیق با رفتار واقعی مصرف، برتری معناداری دارد. رویکرد پیشنهادی بر مبنای تنظیم یکپارچه و بهینه پارامترهای مدل مارکوف خاکستری شکل گرفته است. عملکرد روش‌های پیش‌بینی مانند مارکوف خاکستری به پارامترهای آن‌ها وابسته است. استفاده از مدل بهینه‌سازی شبیه‌سازی بازپخت در تنظیم پارامترهای مدل مارکوف خاکستری، برخلاف روش‌های سنتی تنظیم پارامترها که به صورت محلی مقدار آن‌ها را تعیین می‌کند، امکان دستیابی به جواب بهینه کلی و تعیین مقدار پارامترهای مدل را فراهم می‌کند. با اجرای رویکرد پیشنهادی برای پیش‌بینی مصرف سالیانه کشور، نشان داده شده که فرضیه توجه به اثر متقابل پارامترها و دستیابی به جواب بهینه کلی، عملکرد مدل پیش‌بینی مارکوف خاکستری را بهبود می‌بخشد. به عنوان نمونه، انحراف حدود ۳۰۰ درصدی در یکی از پارامترهای مدل خاکستری که با روش حداقل مربعات خطا و به صورت بهینه محلی محاسبه شده، توسط سایر پارامترهای مدل بهینه جبران شده و مقدار بهینگی حدود ۶۸ درصد افزایش یافته است. به عبارت دیگر، اثر متقابل پارامترها بر هم که در روش‌های سنتی در نظر گرفته نمی‌شود، منجر به بهبود قابل توجهی بر معیار بهینگی (میانگین مربعات خطای پیش‌بینی) شده است. ارزیابی عملکرد روش‌های مختلف پیش‌بینی مصرف گاز به ازای داده‌های آزمون نشان می‌دهد که میانگین درصد انحراف مطلق به ازای روش مارکوف خاکستری بهینه‌شده (روش پیشنهادی این پژوهش) ۵۲/۱ درصد برآورد می‌شود. در مقابل، این معیار ارزیابی خطای پیش‌بینی به ازای روش مارکوف ۷۴/۳ درصد و مارکوف خاکستری ۷۹/۲ درصد تخمین زده می‌شود. این نتایج بیانگر برتری روش پیشنهادی است. همچنین عملکرد آن در دوره آزمون (۱۳۹۶-۱۴۰۰) نشان‌دهنده ثبات بسیار بالا و نوسانات بسیار اندک در مقایسه با سایر مدل‌ها بوده است.

نتایج حاصل از این پژوهش، فراتر از دستاوردهای فنی و روش‌شناختی، کاربردهای راهبردی متعددی در حوزه سیاست‌گذاری اقتصادی و برنامه‌ریزی کلان انرژی کشور دارد. پیش‌بینی دقیق مصرف گاز طبیعی تا افق ۱۴۱۴، مبنایی علمی و کمی برای تصمیم‌گیری در حوزه‌های زیر فراهم می‌آورد: نخست، در برنامه‌ریزی صادرات و تراز تجاری، با توجه به پیش‌بینی رشد مصرف داخلی، سیاست‌گذاران می‌توانند با محاسبه دقیق مازاد تولید نسبت به

مصرف، حجم بهینه صادرات گاز را تعیین نمایند؛ این امر در شرایطی که ایران به دنبال تثبیت سهم خود در بازارهای منطقه‌ای و مدیریت درآمدهای ارزی است، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. دوم، در طراحی سیاست‌های قیمت‌گذاری و فرمول‌های تعدیل تعرفه، پیش‌بینی دقیق تقاضا امکان مدل‌سازی سناریوهای مختلف قیمت‌گذاری را فراهم می‌آورد؛ با استفاده از کشش قیمتی تقاضا، می‌توان تعیین کرد که چه سطحی از قیمت‌گذاری و اصلاح فرمول‌های تعرفه‌ای می‌تواند منجر به مدیریت بهینه مصرف شود، بدون آنکه به رقابت‌پذیری صنایع انرژی‌بر یا رفاه خانوارها آسیب جدی وارد گردد. سوم، در مدیریت تراز انرژی و امنیت عرضه، پیش‌بینی‌های ارائه‌شده نشان می‌دهند که در صورت ادامه روند فعلی، مصرف گاز تا سال ۱۴۱۴ به سطحی نزدیک به ۵۳۹ میلیون بشکه معادل نفت خام خواهد رسید؛ این عدد، مبنایی برای برنامه‌ریزی جهت توسعه زیرساخت‌های تولید، انتقال و توزیع گاز، و همچنین تعیین اولویت‌های سرمایه‌گذاری در بخش انرژی است. بدین ترتیب، مدل پیشنهادی این پژوهش به عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری استراتژیک، می‌تواند در تدوین سیاست‌های کلان اقتصادی، مدیریت تقاضا و امنیت انرژی کشور مورد استفاده قرار گیرد. با وجود دستاوردهای علمی این مدل، محدودیت‌هایی نیز وجود دارد که باید مورد توجه قرار گیرند. نخست آنکه مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر سری زمانی، ماهیتاً گذشته‌نگر هستند و ممکن است تأثیرات آینده سیاست‌های جایگزینی سوخت و بهبود بهره‌وری انرژی را به طور کامل منعکس نکنند. دوم آنکه استفاده از داده‌های سالانه باعث شده است که نوسانات فصلی و کوتاه‌مدت مصرف گاز در مدل منعکس نشود. سوم آنکه در این پژوهش، متغیرهای اقتصادی (مانند قیمت گاز، رشد اقتصادی)، جمعیتی (مانند رشد جمعیت، شهرنشینی)، و سیاست‌گذاری (مانند یارانه‌های انرژی) به طور مستقیم در مدل لحاظ نشده‌اند. در راستای رفع این محدودیت‌ها و توسعه مدل با ادغام متغیرهای برون‌زای اقتصادی (مانند رشد اقتصادی و می‌شود: نخست، توسعه مدل با ادغام متغیرهای برون‌زای اقتصادی (مانند رشد اقتصادی و قیمت حامل‌های انرژی) و جمعیتی. دوم، پیاده‌سازی مدل با داده‌های با فرکانس بالاتر (فصلی یا ماهانه) برای لحاظ کردن نوسانات فصلی مصرف. سوم، تلفیق مدل با فناوری‌های نو ظهور مانند یادگیری ماشین و اینترنت اشیا (IoT)؛ اینترنت اشیا به شبکه‌ای از دستگاه‌های فیزیکی، وسایل نقلیه، ساختمان‌ها و سایر اقلام تعبیه‌شده با الکترونیک، نرم‌افزار، حسگرها و قابلیت اتصال به شبکه اطلاق می‌شود که امکان جمع‌آوری و تبادل داده‌ها را فراهم می‌کند.

در حوزه انرژی، اینترنت اشیاء می‌تواند با نصب حسگرهای هوشمند بر روی کنتورهای گاز، خطوط انتقال و تأسیسات، داده‌های بلادرنگ (Real-time) مصرف را جمع‌آوری کرده و به مدل پیش‌بینی ارسال کند؛ این امر باعث می‌شود مدل بتواند به جای تکیه صرف بر داده‌های تاریخی، از اطلاعات لحظه‌ای و به‌روز نیز بهره‌مند شود و در نتیجه دقت پیش‌بینی به‌ویژه در شرایط تغییرات ناگهانی مصرف، افزایش یابد. چهارم، اعتبارسنجی میان منطقه‌ای و پیاده‌سازی مدل در بسترهای مختلف جغرافیایی (مانند کشورهای نفت‌خیز منطقه و اقتصادهای نوظهور آسیایی). پنجم، استفاده از سایر روش‌های فراابتکاری برای تنظیم پارامترها و مقایسه نتایج با الگوریتم شبیه‌سازی بازپخت. ششم، به‌کارگیری روش پیشنهادی برای نسخه‌های پیشرفته‌تر مدل‌های مارکوف خاکستری، مانند مدل‌های غیرخطی و کسری. در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که مدل مارکوف خاکستری بهینه‌شده نه تنها از نظر فنی یک نوآوری در حوزه مدل‌سازی تقاضای انرژی محسوب می‌شود، بلکه به‌عنوان ابزاری قابل اتکا برای تدوین سیاست‌های انرژی پایدار، در پاسخ به اهداف کلانی چون کاهش کربن، بهره‌وری انرژی و امنیت عرضه انرژی، قابلیت تعمیم و توصیه دارد. این مدل با تبدیل داده‌های تاریخی به بینشی علمی و عملیاتی، الگویی از ترکیب دقت و انعطاف‌پذیری در سیستم‌های پیش‌بینی را به نمایش می‌گذارد و می‌تواند به‌عنوان مبنایی علمی برای تصمیم‌گیری‌های کلان و آینده‌نگر در حوزه انرژی کشور مورد استفاده قرار گیرد.

تعارض منافع

تعارض منافع نداریم.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از داوران محترم و ارائه‌دهندگان داده که با راهنمایی‌های علمی، همراهی صمیمانه و پشتیبانی معنوی نقش مؤثری در پیشبرد این مطالعه ایفا کردند، صمیمانه قدردانی می‌کنیم.

ORCID

Ghazaleh Azimi  <http://orcid.org/0009-0005-7826-9768>
Vahid Baradaran  <http://orcid.org/0000-0001-5385-629X>

منابع

- ابراهیمی نزهی، مهسا، میرباقری جم، محمد، و محرمی، حمید (۱۴۰۳). مدل سازی و پیش بینی روند مصرف انرژی برق در ایران. *فصلنامه سیستم های انرژی پایدار*، ۳(۳)، ۳۲۳-۳۳۹.
<https://doi.org/10.22059/ses.2024.377117.1081>
- آماده، حمید، و حسنی، محمد. (۱۴۰۳). مدیریت بهینه مصرف گاز طبیعی از طریق سازوکار مبادله گواهی های صرفه جویی. *پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران*. (آماده انتشار)
<https://doi.org/10.22054/jiee.2024.74213.2015>
- برادران، وحید، و شفیعی، شهران. (۱۳۹۸). توسعه مدل رگرسیون زنجیره مارکوف خاکستری و پیش بینی مصرف سالیانه گاز کشور. *فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی*، ۱۵(۶۳)، ۲۴۳-۲۶۷.
<http://iiesj.ir/article-1-1114-fa.html>
- خوشکلام، موسی، و مرادی، زهرا. (۱۴۰۳). عوامل مؤثر بر شدت انرژی کشورهای منتخب منطقه منا با تأکید بر نوآوری. *پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران*، ۱۳(۵۱)، ۶۳-۹۲.
<https://doi.org/10.22054/jiee.2024.77857.2062>
- داغبندان، الهیار، ستایش، نسا. (۱۳۹۵). مدل سازی و پیش بینی میزان مصرف گاز طبیعی به کمک شبکه های عصبی نوع GMDH چندهدفی: مطالعه موردی: شرکت گاز شهر رشت. *نشریه انرژی ایران*، ۱۹(۴).
<http://necjournals.ir/article-1-831-fa.html>
- رضائی فرد، مجتبی، و نوراللهی، یونس. (۱۴۰۴). پیش بینی مصرف گاز طبیعی در ایران تا سال ۱۴۲۰ با استفاده از مدل ARIMA. *فصلنامه سیستم های انرژی پایدار*، ۴(۲)، ۱۹۷-۲۱۱.
<https://doi.org/10.22059/ses.2025.389042.1116>
- رضوی، سید مصطفی، مهرگان، محمدرضا، شکوری گنجوی، حامد، کریمی، تورج. (۱۳۹۵). تحلیل مصرف انرژی در ساختمان های اداری نفت به کمک تئوری مجموعه های خاکستری. *مدیریت صنعتی*، ۸(۱)، ۴۳-۶۰.
<https://doi.org/10.22059/imj.2016.59595>
- شرکت بهینه سازی مصرف سوخت. (۱۴۰۰). *ترازنامه انرژی کشور ۱۳۹۹*. تهران: وزارت نفت، معاونت برنامه ریزی.

صادقی، حسین، ناصری، علیرضا، و شهریاری، لیلا. (۱۳۹۲). بررسی راه‌های افزایش بهره‌وری در نیروگاه‌های گازی در ایران. *پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران*، ۲(۸)، ۹۳-۱۰۷.
https://jeee.atu.ac.ir/article_702.html
 کاظمی، عالی، مدرس، محمد، و مهرگان، محمدرضا. (۱۳۹۰). پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل و نقل با استفاده از مدل زنجیره مارکوف خاکستری: مطالعه‌ی موردی در ایران. *مدیریت صنعتی*، ۳(۲)، ۱۱۷-۱۳۲. <https://doi.org/20.1001.1.20085885.1390.3.2.7.8>
 وزارت نفت. (۱۴۰۱). *گزارش عملکرد مصرف انرژی در بخش‌های مختلف*. تهران: معاونت برنامه‌ریزی و نظارت راهبردی.

References

- Amadeh, H. & Hasani, M. (2024). Optimal Management of Natural Gas Consumption using Saving Certificates Exchange Mechanism, *Iranian Energy Economics, Articles in Press*.
<https://doi.org/10.22054/jeee.2024.74213.2015>, [In Persian].
- Baradaran V, Shafiei S. Development of Markov Chain Grey Regression Model to Forecast the Annual Natural Gas Consumption. *QEER 2020*; 15 (63), 243-267. <http://iiesj.ir/article-1-1114-fa.html>. [In Persian].
- Boran, F. E. (2014). Forecasting natural gas consumption in Turkey using grey prediction. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 10(2), 208-213. <https://doi.org/10.1080/15567249.2014.893040>.
- BP Plc. (2023). *Statistical review of world energy*. <https://www.bp.com/statisticalreview>.
- D'Amico, G., Karagrigoriou, A., & Vigna, V. (2024). Forecasting the power generation mix in Italy based on grey Markov models. *Energies*, 17(9), 2184. <https://doi.org/10.3390/en17092184>.
- Daghbandan, A., & Setayesh, N. (2017). Modeling and prediction of natural gas consumption with help of multi objective GMDH-Type Neural Network. Case study: regional gas distribution company of Rasht city. *Iranian Journal of Energy*, 19(4). [In Persian].
- Deng, J. (1982). Control problems of grey systems. *Systems & Control Letters*, 5(1), 288-294.
- Ding, Q., Wang, Z., Xiao, X., & Geng, X. (2025). Multi-factorial complex effects analysis of energy consumption time series with the novel nonlinear grey interaction model. *Computational Economics*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10824-w>
- Ebrahimi Nezhomi, M., Mirbagherijam, M. and Moharrami, H. (2024). Modeling and Forecasting the Trend of Electricity Consumption in Iran. *Journal of Sustainable Energy Systems*, 3(3), 323-339. Doi: 10.22059/ses.2024.377117.1081. [In Persian].
- Energy Institute, (2023). *Statistical review of world energy 2023*. <https://www.energyinst.org/statistical-review>.

- Fuel Consumption Optimization Company. (2021). *National Energy Balance Sheet 1399*. Tehran: Ministry of Oil, Planning Deputy. [In Persian].
- Geng, N., Zhang, Y., Sun, Y., Jiang, Y., & Chen, D. (2015). Forecasting China's annual biofuel production using an improved grey model. *Energies*, 8(10), 12080–12099. <https://doi.org/10.3390/en81012080>.
- Hsu, Y., Liu, M., Yeh, J., & Hung, H. (2008). Forecasting the turning time of stock market based on Markov–Fourier grey model. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8597–8603. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.075>
- International Energy Agency, (2021). *World energy outlook 2021*. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2021>.
- Kazemi, A., Modarres, M. & Mehregan, M.R. (2010). Transport energy Demand Forecasting Using Markov Chain Grey Model: Case Study of Iran, *Industrial Management Journal*, 3(2), 117-132. Doi: [20.1001.1.20085885.1390.3.2.7.8](https://doi.org/10.1001.1.20085885.1390.3.2.7.8). [In Persian].
- Khodabaccus, N., & Saib, A. E. F. (2025). Modelling bitcoin volatility: A comparative analysis of alternatives to the GARCH approach. *SN Business & Economics*, 5(6). Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s43546-025-00838-3>
- Khoshkalam Khosroshahi, M. & Moradi, Z. (2024). Factors Affecting the Energy Intensity of Selected MENA Countries with an Emphasis on Innovation, *Iranian Energy Economics*, 13(51), 63-92. <https://doi.org/10.22054/jiee.2024.77857.2062>. [In Persian].
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671–680. <https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671>
- Kumar, U., & Jain, V. (2010). Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India. *Energy*, 35(4), 1709–1716. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.12.021>
- Li, K., Liu, L., Zhai, J., Khoshgoftaar, T. M., & Li, T. (2016). The improved grey model based on particle swarm optimization algorithm for time series prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 55, 285–291. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2016.07.005>.
- Liu, C., Wu, W., Xie, W., Zhang, T., & Zhang, J. (2021). Forecasting natural gas consumption of China by using a novel fractional grey model with time power term. *Energy Reports*, 7, 788–797. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.01.082>.
- Ma, X., Deng, Y., & Ma, M. (2023). A novel kernel ridge grey system model with generalized Morlet wavelet and its application in forecasting natural gas production and consumption. *Energy*, 287, 129630. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.129630>.
- Ministry of Oil. (2022). *Energy consumption performance report in different sectors*. Tehran: Deputy for Strategic Planning and Supervision [In Persian].

- Mostafaei, H., & Kordnoori, S. (2012). Hybrid grey forecasting model for Iran's energy consumption and supply. *International Energy Journal*, 2(3), 197–204. <https://www.econjournals.com/index.php/ijeep/article/view/167>.
- Mystakidis, A., Koukaras, P., Tsalikidis, N., Ioannidis, D., & Tjortjis, C. (2024). Energy forecasting: A comprehensive review of techniques and technologies. *Energies*, 17(7), 1662. <https://doi.org/10.3390/en17071662>.
- Park, M.-W., & Kim, Y.-D. (1998). A systematic procedure for setting parameters in simulated annealing algorithms. *Computers & Operations Research*, 25(3), 207–217. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(97\)00054-0](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(97)00054-0)
- Pour, S. H., Fard, O. S., & Zeng, B. (2025). A grey prediction model based on Von Bertalanffy equation and its application in energy prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 143, 110012. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110012>
- Razavi, S.M., Mehregan, M.R., Shakuri Ganjavi, H., & Karimi, T. (2016). Energy Consumption Analysis in Oil Office Buildings Using Grey Set Theory. *Industrial Management*, 8(1), 40-51. [In Persian].
- Rezaeifard, M., & Noorollahi, Y. (2025). A Forecast on Natural Gas Consumption in Iran until 2042 Utilizing the ARIMA Model, *Journal of Sustainable Energy Systems*, 4(2), 197-211. [In Persian].
- Sadeghi, H., Naseri, A. & Shahriari L. (2013). Examination of the Factors Affecting the Efficiency of Gas Power Plants, *Iranian Energy Economics*, 2(8), 93-107. [In Persian].
- Sapnken, F. E., Diboma, B. S., Tazehkandgheshlagh, A. K., Hamaidi, M., Noumo, P. G., Wang, Y., & Tamba, J. G. (2024). Improving electricity demand forecasting accuracy: A novel grey-genetic programming approach using GMC(1,N) and residual sign estimation. *Grey Systems: Theory and Application*, 14(4), 708–732. <https://doi.org/10.1108/GS-01-2024-0011>.
- United Nations, (2021). *The 2030 agenda for sustainable development: Goal 7*. <https://sdgs.un.org/goals/goal7>.
- Wang, P., & Yu, S. (2024). E-commerce growth prediction model based on grey Markov chain. *International Journal of Electronic Business*, 19(4), 362–379. <https://doi.org/10.1504/IJEB.2024.141858>.
- Wang, Y., Yang, Z., Fan, N., Wen, S., Kuang, W., Yang, M., Li, H., Narayanan, G., & Sapnken, F. E. (2025). A novel fractional nonlinear discrete grey model with kernel-Markov adaptation for clean energy forecasting. *Energy*, 135888. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.135888>
- Xiang, W., Li, Y., Meng, X., Zhang, C., & An, M. (2017). A grey artificial bee colony algorithm. *Applied Soft Computing*, 60(60), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.06.015>.
- Ye, J., Xu, Z., & Gou, X. (2022). An adaptive Grey-Markov model based on parameters self-optimization with application to passenger flow volume prediction. *Expert Systems with Applications*, 202, 117302. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117302>.

- Yuan, J., Zhong, L., Li, X., & Li, J. (2008). Modeling of grey neural network and its applications. In *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 297–305). https://doi.org/10.1007/978-3-540-92137-0_33
- Yucesan, M., Pekel, E., Celik, E., Gul, M., & Serin, F. (2021). Forecasting daily natural gas consumption with regression, time series and machine learning based methods. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 47:1, 4605-4620. <https://doi.org/10.1080/15567036.2021.1875082>.
- Zhang, N., Qin, L., Yu, P., Gao, W., & Li, Y. (2023). Grey-Markov model of user demands prediction based on online reviews. *Journal of Engineering Design*, 34(7), 487–521. <https://doi.org/10.1080/09544828.2023.2233058>.