



The University of Tehran Press

Forecasting electricity demand in Tehran province for Consumer Sectors

Zahra Faraji Mahyari¹ | Shahin Rafiee^{2*} | Atefeh Behzadi Forough³ | Ali Jafari⁴

1. Ph.D. Student in Biosystems Mechanical Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: z_farajimahyari@ut.ac.ir

2. Corresponding Author, Professor, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: shahinrafiee@ut.ac.ir

3. Assistant Professor, Department of Physics and Energy Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran. Email: behzadif@aut.ac.ir

4. Professor, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: jafarya@ut.ac.ir

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article type: Research Paper Article History: Received 20 February 2025 Revised 19 March 2025 Accepted 20 April 2025 Published Online 23 August 2025 Keywords: Estimate, Long-Term, Linear Modeling, Time Series, Univariate.	To meet the needs of life, various types of energy carriers are needed, of which electricity is the most important. Planning to develop electricity generation capacity, requires foresight and long-term forecasting of electricity demand. The objective of this study is to forecast electricity consumption in Tehran province for the time horizon of 2033. Because the parameters affecting electricity demand in different consumer sectors are different, it is better to separate these sectors from each other; So, Tehran province's electricity consumption data is collected for consumer sectors (residential, commercial, agricultural, industrial and public) for a 20-year statistical period (2004-2023) and ARIMA model is used for their estimation and forecasting. In this study, all time series are stationary in first order of difference and according to the Box-Jenkins method, the best ARIMA model is selected for each of the time series. The results show that electricity consumption in Tehran province will increase from 42.1 TWh in 2023 to 71.2 TWh in 2033 and the share of the residential and commercial sectors is more than 50%. Also, it is predicted that the consumption of the commercial sector will be higher than the consumption of the public sector.

Cite this article: Faraji Mahyari, Z.; Rafiee, Sh.; Behzadi Forough, A. & Jafari, A. (2026). Forecasting electricity demand in Tehran province for Consumer Sectors. *Journal of Sustainable Energy Systems*, 5 (1), 1-18. DOI: <http://doi.org/10.22059/ses.2025.391517.1125>



© Zahra Faraji Mahyari, Shahin Rafiee, Atefeh Behzadi Forough, Ali Jafari

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ses.2025.391517.1125>

Introduction

In Iran, during the years 2010-2021, on average, 140×10^6 boe of electricity has been consumed annually (equivalent to 10.3% of total energy consumption). During these years, Tehran Province has ranked first in terms of electricity consumption (equivalent to 14% of the country's total electricity consumption). Therefore, the objective of this study is to forecast the electricity demand of Tehran province for the time horizon of 2033, separated into five important economic sectors including residential, commercial, agricultural, industrial and public. In this way, it is possible to have a general and key view of the future of electricity consumption in Iran.

Methodology

Electricity consumption data of Tehran province was collected during 2004-2023, separated into consumer sectors. The approach of the present research is to consider the electricity consumption data of the past years as a time series. ARIMA (p, d, q) is the most popular linear model in time series

modeling. ARIMA estimates and predicts based on past values of the variable and current and past values of the error. The augmented Dicky-Fuller test is used to check the stationarity of time series and determine the order of differentiation (d). The Box-Jenkins method is used to find the best ARIMA model among different combinations of p and q lags. Various criteria and statistics are used to validate models, such as: p-Value, SC, DW, R^2 , R^2 adjusted, R^2 forecasted, RMSE, MBE and MPE.

Results

The results show that time series become stationary in first order of difference. The first order difference correlogram of the time series was plotted for the first 5 lags (equivalent to one-quarter of the data); The first lag PACF is statistically significant, whereas partial autocorrelations for all other lags are not statistically significant; Also, the second lag ACF is statistically significant for time series of electricity consumption in the industrial sector and for the other time series it occurs at the third lag; In the current research, due to the small number of data, the previous lags are also examined, as possible options and potential models and 15% of the data is used in the testing phase. The results of the criterion/statistical analysis confirm the selection of ARIMA (1,1,2), ARIMA (1,1,2), ARIMA (1,1,3), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,3) and ARIMA (1,1,3) models as the best model in estimating electricity consumption time series in the residential, commercial, agricultural, industrial, public sectors and total province, respectively.

Conclusion

It was predicted that the electricity consumption of Tehran province will reach 71.2 TWh in 2033 (69.2% increase compared to the year 2023). Also, it was predicted that the consumption of the commercial sector will be higher than the consumption of the public sector. In addition, the results showed that one of the problems of the electricity industry in Tehran province is the high consumption of electricity in the residential and commercial sectors. Also, electricity consumption in different consumer sectors is affected by common parameters that are not covered in the separate modeling of these sectors; Because the forecast of electricity consumption for the total province does not match the cumulative sum of the forecasted amounts for the consumer sectors.



انتشارات دانشگاه تهران

فصلنامه سیستم‌های انرژی پایدار

شاپا الکترونیکی: ۸۶۹۳-۲۹۸۰

سایت نشریه: <https://ses.ut.ac.ir>

پیش‌بینی تقاضای برق استان تهران به تفکیک بخش‌های مصرف‌کننده

زهره فرجی مهیاری^۱ | شاهین رفیعی^{۲*} | عاطفه بهزادی فروغ^۳ | علی جعفری^۴

۱. دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک بیوسیستم، گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: z_farajimahyari@ut.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، استاد، گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: shahinrafiee@ut.ac.ir
۳. استادیار، دانشکده فیزیک و مهندسی انرژی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران. رایانامه: behzadif@aut.ac.ir
۴. استاد، گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: jafarya@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله:

پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۰۲

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۲/۲۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۳۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۶/۰۱

کلیدواژه:

برآورد،

بلندمدت،

مدل‌سازی خطی،

سری زمانی،

تک‌متغیره.

برای رفع نیازهای زندگی به انواع حامل‌های انرژی نیاز است که برق، مهم‌ترین آن‌ها است؛ برنامه‌ریزی توسعه ظرفیت‌های تولیدی برق، نیازمند آینده‌نگری و پیش‌بینی بلندمدت تقاضای برق است. هدف این پژوهش، پیش‌بینی مصرف برق استان تهران برای افق زمانی ۱۴۱۲ است. به دلیل متفاوت بودن پارامترهای تأثیرگذار بر میزان تقاضای برق در بخش‌های مصرف‌کننده مختلف، بهتر است که این بخش‌ها از یکدیگر تفکیک شوند؛ بنابراین، داده‌های مصرف برق استان تهران به تفکیک بخش‌های مصرف‌کننده (خانگی، تجاری، کشاورزی، صنعتی و عمومی) در دوره آماری ۲۰ ساله (۱۳۸۳ - ۱۴۰۲) جمع‌آوری و از الگوی ARIMA برای تخمین و پیش‌بینی آن‌ها استفاده می‌شود. در این پژوهش، همه سری‌های زمانی با یک‌بار تفاضل‌گیری، مانا می‌شوند و طبق الگوریتم باکس و جنکینز، بهترین مدل ARIMA برای هر یک از سری‌های زمانی انتخاب می‌شود. نتایج نشان می‌دهد مصرف برق در استان تهران از ۴۲/۱ TWh در سال ۱۴۰۲ به ۷۱/۲ TWh در سال ۱۴۱۲ افزایش یابد که بیش از ۵۰ درصد آن سهم بخش‌های خانگی و تجاری است؛ همچنین، پیش‌بینی می‌شود که از نظر رتبه‌بندی مصرف، بخش تجاری بر بخش عمومی سبقت بگیرد.

استناد: فرجی مهیاری، زهره؛ رفیعی، شاهین؛ بهزادی فروغ، عاطفه و جعفری، علی (۱۴۰۴). پیش‌بینی تقاضای برق استان تهران به تفکیک بخش‌های مصرف‌کننده. فصلنامه سیستم‌های انرژی پایدار، ۵ (۱) ۱۸-۱.

DOI: <http://doi.org/10.22059/ses.2025.391517.1125>

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

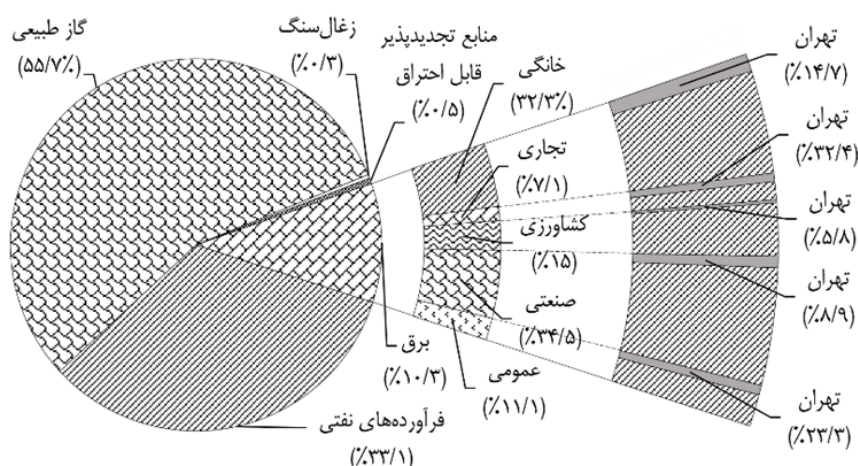
© زهره فرجی مهیاری، شاهین رفیعی، عاطفه بهزادی فروغ، علی جعفری

DOI: <http://doi.org/10.22059/ses.2025.391517.1125>



۱. مقدمه

مصرف انرژی در ایران از 1133×10^6 boe در سال ۱۳۸۹ به 1584×10^6 boe در سال ۱۴۰۰ افزایش یافته است؛ یعنی مصرف انرژی طی این سال‌ها به طور میانگین سالانه $3/4$ درصد و در مجموع $39/8$ درصد رشد داشته است. همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است طی این ۱۲ سال، به طور میانگین سالانه 140×10^6 boe (معادل $10/3$ درصد از کل)، برق مصرف شده که استان تهران با میانگین 32091 GWh (معادل 14 درصد از کل)، رتبه اول را داشته است؛ از نظر مصرف برق به تفکیک بخش‌های مصرف‌کننده نیز استان تهران رتبه دوم در بخش خانگی، رتبه اول در بخش تجاری، رتبه ششم در بخش کشاورزی، رتبه سوم در بخش صنعتی و رتبه اول در بخش عمومی را دارد؛ به این منظور، پژوهش حاضر، استان تهران را که بیشترین حجم مصرف برق کشور را به خود اختصاص داده، به عنوان شاخصی از الگوی مصرف برق ایران مورد بررسی قرار می‌دهد.



شکل ۱. میانگین ۱۲ ساله (۱۳۸۹ - ۱۴۰۰) مصرف انرژی در ایران

به دلیل متفاوت بودن پارامترهای تأثیرگذار بر میزان تقاضای برق در بخش‌های مصرف‌کننده مختلف، بهتر است که این بخش‌ها از یکدیگر تفکیک شوند تا با مقایسه میزان تقاضای هر یک از آن‌ها بتوان به یک دید کلی و کلیدی از آینده مصرف برق دست یافت. وجه تمایز پژوهش حاضر با تحقیق‌های پیشین، برآورد تقاضای برق استان تهران به تفکیک پنج بخش اقتصادی مهم شامل خانگی، تجاری، کشاورزی، صنعتی و عمومی است؛ بنابراین، یک مقاله پژوهشی محسوب می‌شود.

۱-۱. عناصر اصلی پیش‌بینی

۱- زمان: در هر مسئله پیش‌بینی باید دو عنصر مبتنی بر زمان تعیین شود:

- دوره پیش‌بینی: عبارت است از واحد زمان در پیش‌بینی؛ مثلاً پیش‌بینی ساعتی و ماهانه.
 - افق پیش‌بینی: عبارت است از تعداد دوره‌های پیش‌بینی؛ شامل افق زمانی کوتاه‌مدت^۱، میان‌مدت^۲ و بلندمدت^۳.
- پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت در بازه‌های زمانی ساعتی، روزانه، ماهانه و فصلی انجام می‌شوند و هدف این مطالعات، کمینه کردن هزینه‌های تولید و کاهش تلفات سیستم است؛ پیش‌بینی‌های میان‌مدت در بازه‌های زمانی تا چند سال انجام می‌شوند و هدف این مطالعات، زمان‌بندی تعمیرات واحدها، بودجه‌بندی و برنامه‌ریزی فروش و تولید است؛ پیش‌بینی‌های بلندمدت در بازه‌های زمانی تا چند دهه انجام می‌شوند و هدف این مطالعات، طراحی، گسترش ظرفیت تولید، تغییر منابع انرژی و فناوری، بررسی مسائل محیط زیستی و اتخاذ تصمیمات سرمایه‌گذاری است [۱].

1. Short Term (ST)
2. Medium Term (MT)
3. Long Term (LT)

۲- دقت: افزایش دقت پیش‌بینی باعث کاهش عدم قطعیت در مسئله تصمیم می‌شود که ممکن است همراه با افزایش هزینه (مالی و زمانی) باشد.

۳- در دسترس بودن اطلاعات مورد نظر: این عنصر بر انتخاب روش، دقت، دوره و افق پیش‌بینی مؤثر است.

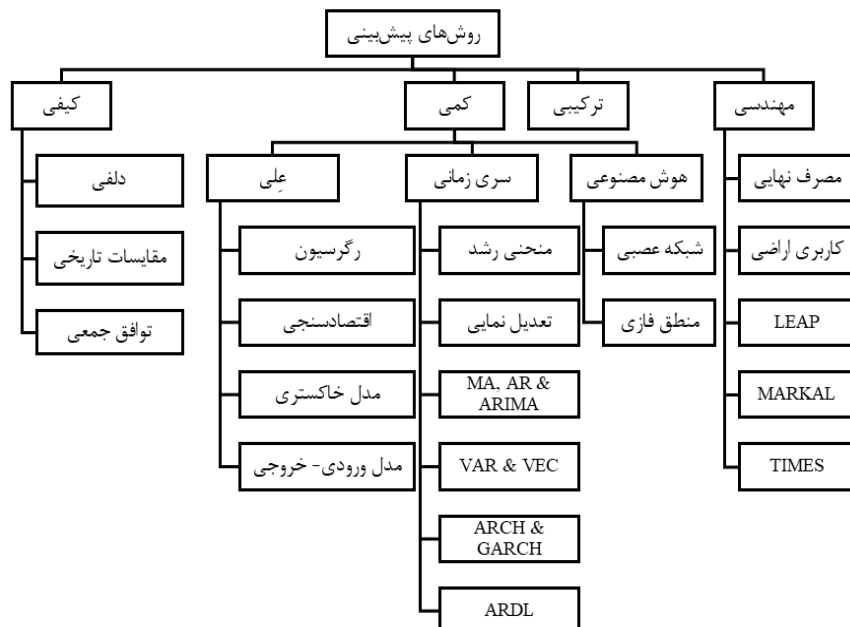
۲-۱. عوامل تعیین‌کننده در پیش‌بینی

برخی از عوامل تعیین‌کننده در پیش‌بینی تقاضای برق عبارت‌اند از: نرخ افزایش جمعیت، تعداد خانوار، تولید ناخالص داخلی^۱ و تولید ناخالص ملی^۲، GDP واقعی غیرنفتی، شدت انرژی، تقاضا و تقاضای بیشینه، قیمت و قیمت جایگزین، قیمت عمده‌فروشی، قیمت تولیدکننده، درآمد مصرف‌کننده، پیشرفت اقتصادی، صادرات و واردات، شرایط آب و هوایی، روز هفته و ... [۲]؛ مرسوم‌ترین متغیر مستقل در زمینه پیش‌بینی تقاضای انرژی، متغیر زمان است.

با توجه به افق پیش‌بینی، رفتار تقاضا و در نتیجه، عوامل مؤثر بر آن نیز متفاوت خواهد بود. در افق کوتاه‌مدت، پارامترهای محیطی مانند دما، رطوبت، پوشش ابر و سرعت باد و همچنین، عامل زمان مانند ساعت، روز هفته، مناسبت‌های خاص مانند لحظه تحویل سال و زمان پخش برنامه‌های پُر بیننده تلویزیونی و در افق بلندمدت، پارامترهای اقتصادی و جمعیتی تأثیر بیشتری بر روند مصرف برق می‌گذارند. از آنجا که تغییرات سالانه آب و هوا بسیار ناچیز است، لذا متغیرهای جوی از سالی به سال دیگر تغییر محسوسی نخواهند کرد؛ در نتیجه حضور این متغیرها در مدل‌های بلندمدت چندان مناسب نخواهد بود [۳]. همچنین، تنوع آب و هوایی کشور ایران نیز مزید بر علت عدم استفاده از متغیرهای جوی در مدل‌سازی‌های کلان و ملی در بلندمدت خواهد بود. از سوی دیگر، با توجه به ویژگی‌های خاص و کارایی اقتصادی بالای برق، امکان جانشینی آن با سایر فرآورده‌ها اندک بوده و سیاست قیمت‌گذاری نیز چندان بر مصرف آن تأثیرگذار نخواهد بود [۴].

۳-۱. روش‌های پیش‌بینی

روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی وجود دارد که، طبق شکل ۲، می‌توان آن‌ها را به ۴ دسته اصلی روش‌های کیفی، کمی، ترکیبی و مهندسی



شکل ۲. دسته‌بندی روش‌های پیش‌بینی

1. Gross Domestic Product (GDP)
2. Gross National Product (GNP)

- ۱- روش‌های کیفی: این روش‌ها، عمدتاً مبتنی بر داده‌های کیفی و ذهنی (شامل نظرات، تجربیات و حدس‌های شخصی) و برای تعداد داده‌های کم، مناسب هستند؛ مثل روش‌های مقایسه تاریخی، توافق جمعی و دلفی.
- ۲- روش‌های کمی: هدف اصلی در این روش‌ها، پیدا کردن یک مدل با مبنای ریاضی برای ترسیم رفتار آینده است که به ۳ دسته مدل‌های علی، سری زمانی و هوش مصنوعی تقسیم می‌شوند.
- مدل‌های علی برای سیاست‌گذاری استفاده می‌شوند و متغیر وابسته را بر اساس متغیرهای توضیحی (یا مستقل) پیش‌بینی می‌کنند؛ به بیان دیگر، در این مدل‌ها، پیش‌بینی بر اساس وجود رابطه علی یا همبستگی بین دو یا چند متغیر انجام می‌شود؛ بنابراین، نیاز به داده‌های کافی از متغیرهای توضیحی و پیش‌بینی دقیق آن‌ها است که ضعف مدل‌های علی در امر پیش‌بینی محسوب می‌شود؛ مثل مدل‌های رگرسیونی، اقتصادسنجی، خاکستری و ورودی - خروجی.
- در مدل‌های سری زمانی، با تجزیه و تحلیل دنباله‌ای از مشاهدات منظم شده برحسب زمان، مدلی برای پیش‌بینی آینده به وجود می‌آید که به ۳ دسته اصلی تقسیم می‌شوند: مدل‌های تک‌متغیره (مثل منحنی رشد، تعدیل نمایی و میانگین متحرک^۱، خودتوضیح^۲ و خودتوضیح میانگین متحرک انباشته^۳)، مدل‌های چندمتغیره (مثل خودتوضیح برداری^۴، خودتوضیح با وقفه توزیعی^۵ و تصحیح خطای برداری^۶) و مدل‌های غیرخطی (مثل خودتوضیح واریانس ناهمسانی شرطی^۷ و تعمیم یافته آن).
- استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (مثل الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگوریتم جست‌وجوی گرانشی) و ابزارهای استخراج ویژگی (مثل تبدیل فوری و تبدیل موجک) در آموزش مدل‌های هوش مصنوعی به بهبود عملکرد این مدل‌ها کمک کرده است. با این حال، ایجاد یک ساختار مناسب در چنین مدل‌هایی تا حد زیادی به سلیقه و تجربه محقق بستگی دارد.
- ۳- روش‌های ترکیبی: رویکرد اخیر، استفاده از روش‌های ترکیبی است که در آن از ترکیب روش/مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. اگرچه روش‌های ترکیبی، عملکرد به نسبت رضایت‌بخشی از خود نشان داده‌اند، اما با توجه به اینکه قابل تعمیم به عنوان یک روش کلی نیستند و همچنین، بار محاسباتی را افزایش می‌دهند و نیاز به سخت‌افزار اضافی در پیاده‌سازی عملی دارند نمی‌توان آن‌ها را به عنوان راهکار مطلوب برای پیش‌بینی در نظر گرفت.
- ۴- روش‌های مهندسی: روش/مدل‌هایی که تا کنون معرفی شدند گرچه در مطالعات تقاضای انرژی هم استفاده می‌شوند ولی مختص آن‌ها نیستند؛ در روش‌های مهندسی، فناوری‌ها و آثار آن‌ها بر تقاضای انرژی نیز در نظر گرفته می‌شود. هرچند اخیراً تلاش‌هایی در راستای بهره‌گیری از این روش‌ها برای تحلیل تاریخی و ارزیابی سیاست‌های صرفه‌جویی انرژی انجام شده، ولی هدف اولیه آن‌ها پیش‌بینی تقاضای انرژی به تفکیک زیربخش و برحسب نوع مصرف است. مدل‌های استقرایی (یا مدل‌های پایین به بالا مثل مصرف نهایی، کاربری اراضی، سیستم برنامه‌ریزی بلندمدت جایگزین‌های انرژی^۸، مارکال^۹ و تایمز^{۱۰}) از عمده‌ترین مدل‌های مختص تجزیه و تحلیل تقاضای انرژی هستند. نیاز به اطلاعات ریز و مفصل که اغلب دستیابی به آن‌ها مشکل است از مشکلات روش‌های مهندسی به شمار می‌رود.

۱-۴. اهمیت مدل‌های سری زمانی

اساس مدل‌های سری زمانی، وابسته بودن مشاهدات است و فرض می‌شود یک سری از عواملی که بر رفتار گذشته متغیر تأثیرگذارند بر رفتار آتی آن نیز مؤثرند؛ بنابراین، این قابلیت را دارند که متغیرهای غیرقابل مشاهده را به صورت تصادفی و در قالب مقادیر جاری و گذشته خطا وارد مدل‌سازی کنند و روند ضمنی را برای برآورد درست متغیر وابسته ارائه دهند. به این ترتیب،

1. Moving Average (MA)
2. Auto-Regressive (AR)
3. Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)
4. Vector Auto-Regressive (VAR)
5. Auto-Regressive Distributed Lag (ARDL)
6. Vector Error Correction (VEC)
7. Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH)
8. Long-Range Energy Alternatives Planning System (LEAP)
9. Market Allocation Model (MARKAL)
10. TIMES

اثرات تمامی عوامل مؤثر بر متغیر وابسته، در پیش‌بینی دخالت داده می‌شود و به خلاف سایر روش/مدل‌ها، برخی از عوامل پیدای و پنهان حذف نمی‌شوند. اگرچه قدرت سری‌های زمانی در پیش‌بینی، کمتر است ولی چون:

- شناسایی همه متغیرهای مستقل تأثیرگذار، کار بسیار سختی است؛
- زیاد بودن تعداد متغیرهای مستقل تأثیرگذار باعث کاهش درجه آزادی می‌شود؛
- به اطلاعات کمتری نیاز دارند و
- پویا هستند و فقط تأثیر آنی را در نظر نمی‌گیرند.

تمایل به استفاده از آن‌ها زیاد است [۸-۹]؛ بنابراین، رویکرد پژوهش حاضر به این صورت است که به داده‌های سال‌های گذشته مصرف برق فقط از دید یک سری زمانی، نگاه می‌کند و مقدار تقاضا را برای ۱۰ سال آینده پیش‌بینی می‌کند.

۱-۵. مرور تحقیقات انجام‌شده

در این قسمت سعی می‌شود با استخراج اطلاعات اصلی تحقیقات انجام‌شده، در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف برق، و ارائه آن‌ها در قالب یک دسته‌بندی جامع و مختصر، در جدول ۱، به شرح و مقایسه آن‌ها پرداخته شود.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱. داده‌ها

داده‌های مصرف برق استان تهران، به تفکیک بخش‌های مصرف‌کننده، طی سال‌های ۱۳۸۳ - ۱۴۰۲ از سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی استان تهران تهیه شد.

۲-۲. مدل‌سازی

فرایند خودتوضیح میانگین متحرک^۱، معروف‌ترین مدل خطی در مدل‌سازی سری‌های زمانی و ترکیبی از دو فرایند AR و MA است که به ترتیب براساس مقادیر گذشته متغیر و مقادیر جاری و گذشته خطا مدل‌سازی و پیش‌بینی را انجام می‌دهند.

$$AR(p): Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$MA(q): Y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

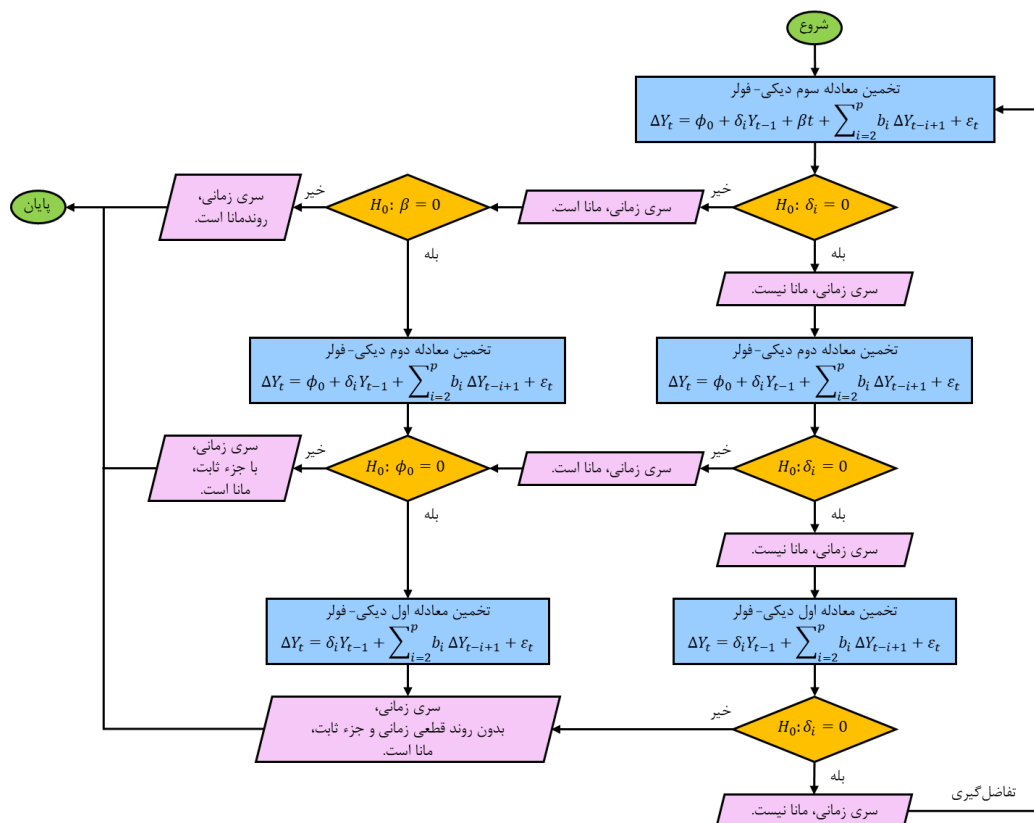
$$ARMA(p, q): Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

در معادله‌های یادشده Y_t ، متغیر سری زمانی، ε ، خطای تصادفی، ϕ و θ ، ضرایب ثابت و p و q به ترتیب مرتبه فرایند AR و MA است.

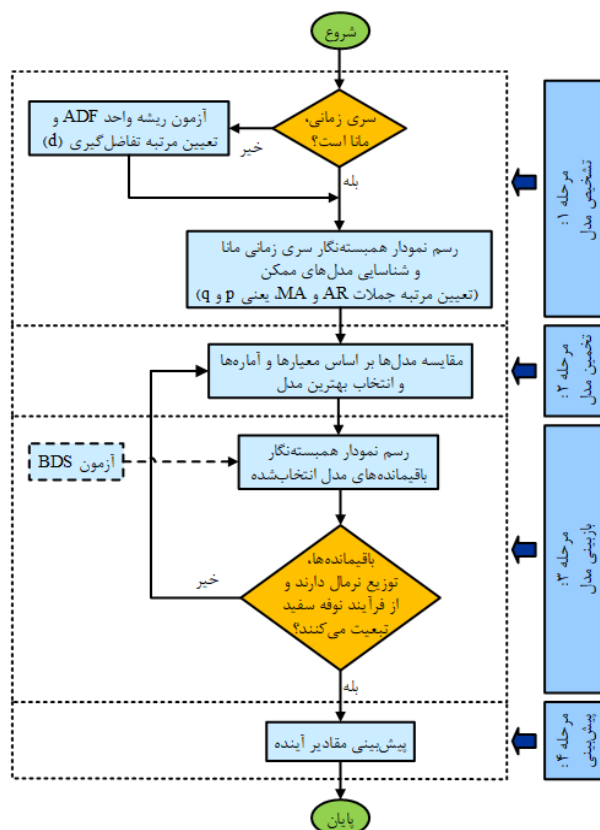
شرط مدل‌سازی یک سری زمانی، مانا بودن آن است؛ یعنی طی زمان دچار تغییر نشود. بررسی مانایی یک سری زمانی با آزمون دیکی - فولر تعمیم‌یافته^۲ انجام می‌شود که مراحل آن به تفصیل در شکل ۳ نشان داده شده است. اگر لازم باشد یک سری زمانی پس از d بار تفاضل‌گیری، مانا شود و سپس آن را در قالب مدل $ARMA(p, q)$ برآورد کرد به این فرایند، خودتوضیح میانگین متحرک انباشته می‌گویند و با $ARIMA(p, d, q)$ نمایش داده می‌شود [۱۹]. برای یافتن بهترین مدل $ARIMA$ از الگوریتم باکس و جنکینز^۳ استفاده می‌شود [۲۰] که مراحل آن در شکل ۴ نشان داده شده است.

جدول ۱. مروری بر مطالعات داخلی انجام شده در زمینه برآورد تقاضای برق

منبع	مکان	نوع مطالعه	افق زمانی	دوره	متغیر مستقل	نوع مصرف	روش	نرم افزار
[۱۰]	ایران	مدل سازی پیش بینی	ST	۱۳۸۷/۱۲/۵ تا ۱۳۸۷/۱۲/۱۴	دما، ساعت های روشنایی، روزهای هفته، خاص و تعطیلات	کل	ترکیب ARIMA، RBF، WDDN و WDDN	—
[۱۱]	۲۸ استان ایران	مدل سازی	LT	۱۳۸۸-۱۳۸۱	قیمت برق، گاز و نفت سفید، درآمد و بُد خانوار، HDD و CDD	خانگی	پنل پویا با برآورد کننده GMM و LSDV پنل ایستا با برآورد کننده LSDV	Eviewse
[۱۲]	ایران	مدل سازی پیش بینی	MT	۱۳۹۲-۱۳۹۰	جمعیت و GDP	کل	MLP(NN)، ARIMA و NARX(NN)	—
[۱۳]	ایران	مدل سازی پیش بینی	LT	۱۳۹۵-۱۳۹۰	قیمت برق و نفت گاز، ارزش افزوده	کشاورزی	مدل فضا- حالت با به کارگیری الگوریتم فیلتر کالمن	OxMetrics STAMP
[۱۴]	ایران	مدل سازی	LT	۱۳۹۲-۱۳۶۷	قیمت برق و گاز، ارزش افزوده و تعداد مشترکین	خدمات	برآورد تابع کاب- داگلاس با FA و CA	Matlab
[۱۵]	آذربایجان شرقی	مدل سازی	LT	۱۳۹۰-۱۳۶۰	قیمت برق و نفت، درآمد خانوار و رشد جمعیت	خانگی	ARDL	Microfit
[۱۶]	ایران	مدل سازی	LT	۱۳۹۲-۱۳۵۵	قیمت برق و انرژی جانشین، ارزش افزوده و تعداد مشترکین	صنعتی، خانگی و کشاورزی	توسعه مدل رگرسیون خطی بر اساس روش OLS	Eviewse
[۴]	ایران	مدل سازی پیش بینی	LT	۱۴۰۸-۱۳۹۴	قیمت برق و گاز، جمعیت و GDP	کل	ARIMA برای متغیرهای مستقل DPAM برای متغیر وابسته	Stata
[۱۷]	۵ استان غربی ایران	مدل سازی پیش بینی	LT	۲۰۸۰-۲۰۲۱ (دوره های ۵ ساله)	HDD و CDD، رطوبت نسبی	کل	MLR	—
[۱۸]	ایران	مدل سازی پیش بینی	LT	۱۴۰۴-۱۳۹۸	قیمت برق، جمعیت و GDP	کل	مدل سازی خطی و نمایی با الگوریتم ICA و GA.PSO ترکیب ANN با الگوریتم های ICA و GA.PSO	Matlab



شکل ۳. فرایند آزمون مانایی سری زمانی به روش دیکی - فولر



شکل ۴. فرایند مدل‌سازی ARIMA با استفاده از الگوریتم باکس و جنکینز

۲-۳. اعتبارسنجی

برای اعتبارسنجی مدل‌ها از معیارها و آماره‌های مختلفی استفاده می‌شود که در جدول ۲ معرفی شده‌اند.

جدول ۲. معیار/آماره‌های اعتبارسنجی مدل‌ها

معادله	شرح	معیار/آماره
—	p-Value میزان معناداری مدل را نشان می‌دهد؛ با فرض سطح معناداری ۱ درصد، به ازای $p\text{-Value} \leq 0.01$ فرضیه صفر (معنادار نبودن)، رد می‌شود.	p-Value
—	مرتبه بهینه AR و MA را مشخص می‌کند؛ وقتی استفاده می‌شود که $N < 100$ و مدلی که کمترین مقدار این معیار را داشته باشد مناسب‌تر است.	SC ^۱
—	خودهمبستگی مرتبه اول بین باقیمانده‌های مدل را نشان می‌دهد. به طور کلی $0 < DW < 4$ که $DW=2$ ، $DW=0$ و $DW=4$ به ترتیب به معنای عدم خودهمبستگی، خودهمبستگی کامل مثبت و خودهمبستگی کامل منفی است.	DW ^۲
$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N (Y_{j,r} - Y_{j,f})^2}{\sum_{j=1}^N (Y_{j,r} - Y_{r,avg})^2}$	میزان توضیح‌پذیری مدل را نشان می‌دهد. دامنه مقادیر آن، بین صفر و یک است و هرچه به ۱ نزدیک‌تر باشد یعنی مدل، دقیق‌تر است.	R ²
$R^2_{Adjusted} = 1 - \left(\frac{N-1}{N-k-1} \right) (1 - R^2)$	همان R ² است که نسبت به درجه آزادی مدل، تعدیل شده است.	R ² Adjusted
—	R ² پیش‌بینی داده‌های آزمون به ازای برازش مدل با داده‌های آموزش است؛ در پژوهش حاضر، ۱۵ درصد داده‌ها به مرحله آزمون اختصاص داده می‌شود.	R ² Forecasted
$RMSE = \sqrt{\sum_{j=1}^N (Y_{j,f} - Y_{j,r})^2 / N}$	یک شاخص خطاسنجی با دامنه مقادیر بین صفر و مثبت بی‌نهایت است و هرچه به صفر، نزدیک‌تر باشد یعنی مدل، دقیق‌تر است.	RMSE ^۳
$MBE = \sum_{j=1}^N (Y_{j,f} - Y_{j,r}) / N$	یک شاخص خطاسنجی با دامنه مقادیر بین منفی و مثبت بی‌نهایت است که مقادیر منفی و مثبت آن به ترتیب بیانگر بیش‌برآوردی و کم‌برآوردی است.	MBE ^۴
$MPE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{(Y_{j,f} - Y_{j,r})}{Y_{j,r}} \times 100$	درصد خطای مدل را نشان می‌دهد. دامنه مقادیر آن، بین صفر و ۱۰۰ است و هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد؛ یعنی مدل دقیق‌تر است.	MPE ^۵

در معادله‌های جدول ۲، N، تعداد مشاهدات، اندیس j، z آمین مقدار مشاهده، اندیس f و r، به ترتیب مقادیر پیش‌بینی و واقعی، $Y_{r,avg}$ ، مقدار میانگین کل مشاهدات واقعی و k، درجه آزادی مدل است.

۲-۴. نرم‌افزار

در پژوهش حاضر، تمامی مراحل تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی سری زمانی در نرم‌افزار EViews 10، که یک نرم‌افزار ترکیبی (فرمان محور و منو محور) است، انجام و از نرم‌افزار EXCEL نیز برای رسم نمودارها و تحلیل خروجی‌ها استفاده می‌شود.

۳. نتایج و بحث

۳-۱. بررسی وضعیت مانایی سری‌های زمانی

نتایج بررسی وضعیت مانایی سری‌های زمانی در جدول ۳ ارائه شده است؛ همان‌طور که مشخص است هیچ‌یک از سری‌های زمانی در سطح داده‌ها، مانا نیستند (با فرض سطح معناداری ۱ درصد) و حتی حذف روند قطعی زمانی و عرض از مبدأ هم به مانا شدن آن‌ها کمکی نمی‌کند؛ پس، باید تفاضل مرتبه اول آن‌ها نیز بررسی شود و نتایج نشان می‌دهد همه سری‌های زمانی با یک‌بار تفاضل‌گیری، مانا می‌شوند.

1. Schwarz Criterion
2. Durbin- Watson (DW) Statistic
3. Root Mean Square Error
4. Mean Bias Error
5. Mean Percent Error

تفاضل مرتبه اول سری‌های زمانی مصرف برق در بخش‌های خانگی و تجاری، به دلیل معنادار نبودن ضریب روند قطعی زمانی و عرض از مبدأ در معادله سوم دیکی - فولر، باید توسط معادله دوم دیکی - فولر برآورد شود که با انجام آن، هم مانایی سری زمانی با اطمینان بیشتری تأیید می‌شود و هم تمام ضرایب آن به لحاظ آماری، معنادار هستند.

تفاضل مرتبه اول سری زمانی مصرف برق در بخش کشاورزی باید توسط معادله اول دیکی - فولر برآورد شود چون فقط با انجام آن، مانایی سری زمانی با اطمینان ۹۹ درصد تأیید می‌شود.

تفاضل مرتبه اول سری‌های زمانی مصرف برق در بخش‌های صنعتی و عمومی، به دلیل معنادار نبودن ضریب روند قطعی زمانی و عرض از مبدأ در معادله سوم و دوم دیکی - فولر، باید توسط معادله اول دیکی - فولر برآورد شود که با انجام آن، مانایی سری زمانی با اطمینان بیشتری تأیید می‌شود.

تفاضل مرتبه اول سری زمانی مصرف برق در کل استان باید توسط معادله دوم دیکی - فولر برآورد شود که با انجام آن، هم مانایی سری زمانی با اطمینان ۹۹ درصد تأیید می‌شود و هم تمام ضرایب آن به لحاظ آماری، معنادار هستند.

جدول ۳. بررسی وضعیت مانایی سری‌های زمانی به روش ADF

متغیر	بدون تفاضل‌گیری (در سطح)		تفاضل‌گیری مرتبه اول	
	ADF معادله	p-Value	ADF معادله	p-Value
بخش مصرف برق خانگی	سوم	۰/۳۱۴۰	سوم	۰/۰۰۰۳
	دوم	۰/۹۷۱۰	دوم	۰/۰۰۰۰
	اول	۰/۹۹۹۵	اول	—
	—	—	—	—
بخش مصرف برق تجاری	سوم	۰/۳۲۴۲	سوم	۰/۰۰۰۳
	دوم	۰/۹۹۵۳	دوم	۰/۰۰۰۱
	اول	۰/۹۹۹۹	اول	—
	—	—	—	—
بخش مصرف برق کشاورزی	سوم	۰/۶۱۷۷	سوم	۰/۰۵۹۴
	دوم	۰/۸۸۰۳	دوم	۰/۰۱۳۱
	اول	۰/۹۸۸۰	اول	۰/۰۰۸۴
	—	—	—	—
بخش مصرف برق صنعتی	سوم	۰/۲۱۹۶	سوم	۰/۰۰۰۵
	دوم	۰/۹۵۴۵	دوم	۰/۰۰۰۱
	اول	۰/۹۹۷۸	اول	۰/۰۰۰۱
	—	—	—	—
بخش مصرف برق عمومی	سوم	۰/۱۳۰۲	سوم	۰/۰۰۱۳
	دوم	۰/۹۴۲۳	دوم	۰/۰۰۰۰
	اول	۰/۹۶۶۶	اول	۰/۰۰۰۰
	—	—	—	—
کل استان	سوم	۰/۱۵۸۷	سوم	۰/۰۲۵۴
	دوم	۰/۹۹۶۰	دوم	۰/۰۰۰۰
	اول	۰/۹۹۹۹	اول	—
	—	—	—	—

۳-۲. مدل‌سازی خطی سری‌های زمانی

برای یافتن بهترین مدل ARIMA، طبق الگوریتم باکس و جنکینز، ابتدا باید همه مدل‌هایی که مناسب هستند انتخاب شوند. برای این منظور، نمودار همبسته‌نگار^۱ تفاضل مرتبه اول سری‌های زمانی به ازای ۵ وقفه اول (معادل یک چهارم داده‌ها) رسم و نتایج آن

در جدول ۴ ارائه شده است؛ روند کاهشی (سینوسی یا نمایی) $PACF^1$ و ACF^2 گویای تبعیت تفاضل مرتبه اول سری‌های زمانی به ترتیب از MA و AR است؛ همچنین، همان‌طور که مشخص است PACF همه سری‌های زمانی از وقفه یک به بعد از لحاظ آماری به صفر نزدیک می‌شود و در فاصله اطمینان بارتلت^۳ قرار می‌گیرد؛ این موضوع برای ACF به جز در سری زمانی مصرف برق در بخش صنعتی که در وقفه ۲ اتفاق می‌افتد برای بقیه سری‌های زمانی در وقفه ۳ رخ می‌دهد؛ در پژوهش حاضر، به علت کم بودن داده‌ها، وقفه‌های قبلی هم به عنوان گزینه‌های احتمالی و تحت عنوان مدل‌های بالقوه بررسی می‌شوند.

نتایج برازش هر یک از سری‌های زمانی روی مدل‌های بالقوه در جدول‌های ۵ تا ۱۰ ارائه شده است؛ در این جدول‌ها علاوه بر گزارش مقدار معیار/آماره‌های مختلف برای هر مدل، نتیجه مقایسه آن‌ها در مدل‌های مختلف هم گزارش شده است.

جدول ۴. شناسایی مرتبه جمله‌های AR و MA و مدل‌های ARIMA بالقوه

مدل‌های بالقوه	نمودار همبسته‌نگار		متغیر
	ACF	PACF	
ARIMA (1,1,1) ARIMA (1,1,2) ARIMA (1,1,3)			تفاضل مرتبه اول مصرف برق در بخش خانگی
ARIMA (1,1,1) ARIMA (1,1,2) ARIMA (1,1,3)			تفاضل مرتبه اول مصرف برق در بخش تجاری
ARIMA (1,1,1) ARIMA (1,1,2) ARIMA (1,1,3)			تفاضل مرتبه اول مصرف برق در بخش کشاورزی
ARIMA (1,1,1) ARIMA (1,1,2)			تفاضل مرتبه اول مصرف برق در بخش صنعتی
ARIMA (1,1,1) ARIMA (1,1,2) ARIMA (1,1,3)			تفاضل مرتبه اول مصرف برق در بخش عمومی
ARIMA (1,1,1) ARIMA (1,1,2) ARIMA (1,1,3)			تفاضل مرتبه اول مصرف برق در کل استان

جدول ۵. اعتبارسنجی مدل‌های ARIMA بالقوه مربوط به مصرف برق در بخش خانگی استان تهران

مدل به‌تر	مدل ۳: ARIMA (1,1,3)	مدل ۲: ARIMA (1,1,2)	مدل ۱: ARIMA (1,1,1)	معیار/آماره
—	۰/۰۰۰۰۹۲	۰/۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰	p-Value
مدل ۲	۳۰/۸۶۸۶۵	۲۹/۷۶۸۹۹	۲۹/۷۸۸۹۹	SC
مدل ۲	۰/۹۳۹۱۶۴	۱/۹۲۵۷۲۰	۱/۹۰۲۱۲۸	DW
مدل ۳	۰/۹۲۷۵۹۸	۰/۹۲۳۴۷۰	۰/۹۰۷۱۹۶	R ²
مدل ۲	۰/۹۰۱۷۴	۰/۹۰۳۰۶۲	۰/۸۸۹۷۹۵	R ² Adjusted
مدل ۲	۰/۷۴۰۵۹۵	۰/۸۹۶۰۳۷	۰/۸۸۹۷۲۹	R ² Forecasted
مدل ۲	۶۹۵۹۱۶/۷	۴۴۴۷۱۱/۳	۴۸۶۴۴۶/۰	RMSE (MWh)
مدل ۳	-۲۶۷۱۷/۷۳	-۱۶۸۳۸۰/۲۸	-۲۲۵۲۶۶/۸۱	MBE (MWh)
مدل ۲	۴/۹۵۸۱۰۳	۳/۲۹۶۱۲۴	۳/۶۲۸۴۳۵	MPE (%)

1. Partial Autocorrelation Function
2. Autocorrelation Function
3. Bartlett

جدول ۶. اعتبارسنجی مدل‌های ARIMA بالقوهٔ مربوط به مصرف برق در بخش تجاری استان تهران

مدل به‌تر	مدل ۳: ARIMA (1,1,3)	مدل ۲: ARIMA (1,1,2)	مدل ۱: ARIMA (1,1,1)	معیار/آماره
—	۰/۰۰۰۰۲۹	۰/۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰	p-Value
مدل ۲	۳۰/۵۱۳۴۷	۲۹/۰۷۵۰۰	۲۹/۱۸۸۰۵	SC
مدل ۲	۰/۸۲۳۶۹۵	۲/۰۰۵۷۷۶	۱/۷۶۶۹۵۵	DW
مدل ۳	۰/۹۵۶۳۸۸	۰/۹۵۶۲۴۱	۰/۹۴۰۴۱۳	R ²
مدل ۲	۰/۹۴۰۸۱۲	۰/۹۴۴۵۷۲	۰/۹۲۹۳۴۱	R ² Adjusted
مدل ۳	۰/۹۳۰۴۰۰	۰/۹۳۷۹۷۶	۰/۹۳۰۱۸۱	R ² Forecasted
مدل ۲	۵۷۱۴۰۶/۹	۳۰۶۳۰۶/۶	۳۵۵۰۱۹/۰	RMSE (MWh)
مدل ۳	-۲۴۰۵۵/۳۹	-۱۲۷۳۱۰/۸۴	-۱۹۳۰۳۶/۶۸	MBE (MWh)
مدل ۲	۹/۵۴۱۸۹۴	۴/۷۱۵۵۰۸	۵/۱۳۸۶۴۳	MPE (%)

جدول ۷. اعتبارسنجی مدل‌های ARIMA بالقوهٔ مربوط به مصرف برق در بخش کشاورزی استان تهران

مدل به‌تر	مدل ۳: ARIMA (1,1,3)	مدل ۲: ARIMA (1,1,2)	مدل ۱: ARIMA (1,1,1)	معیار/آماره
—	۰/۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰	p-Value
مدل ۱	۲۸/۶۳۸۳۰	۲۸/۵۸۴۷۷	۲۸/۴۳۵۵۳	SC
مدل ۲	۱/۸۹۵۷۷۸	۱/۹۰۲۷۱۴	۱/۸۹۴۵۵۰	DW
مدل ۳	۰/۹۴۸۶۲۹	۰/۹۴۲۳۷۴	۰/۹۴۲۳۸۱	R ²
مدل ۱	۰/۹۳۰۲۸۲	۰/۹۲۷۰۰۷	۰/۹۳۱۵۷۸	R ² Adjusted
مدل ۳	۰/۹۴۵۶۲۷	۰/۸۹۹۰۱۴	۰/۹۴۰۲۱۸	R ² Forecasted
مدل ۳	۲۳۱۰۸۸/۰	۲۴۴۴۹۹/۲	۲۴۴۵۱۴/۵	RMSE (MWh)
مدل ۳	-۶۶۱۷۲/۸۶	-۸۵۹۶۳/۰۵	-۸۷۲۸۲/۳۶	MBE (MWh)
مدل ۳	۹/۴۳۶۷۰۲	۱۰/۶۳۵۱۰	۱۰/۶۴۷۴۶	MPE (%)

جدول ۸. اعتبارسنجی مدل‌های ARIMA بالقوهٔ مربوط به مصرف برق در بخش صنعتی استان تهران

مدل به‌تر	مدل ۲: ARIMA (1,1,2)	مدل ۱: ARIMA (1,1,1)	معیار/آماره
مدل ۱	۰/۰۰۰۰۰۹	۰/۰۰۰۰۰۲	p-Value
مدل ۱	۲۹/۹۱۲۷۵	۲۹/۷۸۴۱۲	SC
مدل ۱	۱/۸۱۴۵۰۳	۱/۹۲۷۴۹۴	DW
مدل ۲	۰/۸۳۶۷۴۵	۰/۸۳۱۷۶۸	R ²
مدل ۱	۰/۷۹۳۳۱۰	۰/۸۰۰۲۲۵	R ² Adjusted
مدل ۲	۰/۸۲۴۶۱۵	۰/۸۱۹۱۹۸	R ² Forecasted
مدل ۲	۴۸۳۳۲۰/۸	۴۸۹۸۵۴/۵	RMSE (MWh)
مدل ۲	-۱۸۰۰۰۳/۵۸	-۱۸۷۰۳۶/۳۱	MBE (MWh)
مدل ۱	۵/۴۴۵۱۳۰	۵/۳۱۵۸۴۳	MPE (%)

جدول ۹. اعتبارسنجی مدل‌های ARIMA بالقوهٔ مربوط به مصرف برق در بخش عمومی استان تهران

مدل به‌تر	مدل ۳: ARIMA (1,1,3)	مدل ۲: ARIMA (1,1,2)	مدل ۱: ARIMA (1,1,1)	معیار/آماره
مدل ۳	۰/۰۰۰۵۵۸	۰/۰۰۰۷۷۹	۰/۰۰۰۶۴۵	p-Value
مدل ۱	۲۹/۹۰۶۹۶	۲۹/۸۴۰۵۳	۲۹/۷۹۹۱۳	SC
مدل ۱	۱/۹۴۶۳۸۵	۱/۶۹۰۸۱۴	۱/۹۸۲۸۸۸	DW
مدل ۳	۰/۷۶۱۰۳۳	۰/۶۹۸۳۰۷	۰/۶۴۸۴۶۴	R ²
مدل ۳	۰/۶۷۵۶۸۷	۰/۶۱۷۸۵۶	۰/۵۸۲۵۵۱	R ² Adjusted
مدل ۳	۰/۶۵۱۹۵۳	۰/۶۴۹۷۲۱	۰/۶۰۱۲۵۶	R ² Forecasted
مدل ۳	۴۷۳۹۳۸/۸	۴۹۱۰۹۵/۱	۵۱۸۵۰۹/۹	RMSE (MWh)
مدل ۳	-۲۲۱۵۹/۷۱	-۸۴۰۶۵/۵۸	-۹۹۲۰۱/۶۱	MBE (MWh)
مدل ۳	۵/۵۸۷۹۷۶	۶/۸۹۸۸۳۹	۶/۹۴۰۶۷۶	MPE (%)

جدول ۱۰. اعتبارسنجی مدل‌های ARIMA بالقوه مربوط به مصرف برق در کل استان تهران

مدل به‌تر	مدل ۳: ARIMA (1,1,3)	مدل ۲: ARIMA (1,1,2)	مدل ۱: ARIMA (1,1,1)	معیار/آماره
—	./.....	./.....	./.....	p-Value
مدل ۱	۳۲/۲۴۴۳۱	۳۲/۲۰۲۶۸	۳۲/۱۳۳۸۳	SC
مدل ۳	۱/۹۱۲۱۳۰	۱/۷۳۹۹۴۸	۱/۸۰۰۰۸۱	DW
مدل ۳	۰/۹۵۹۰۰۸	۰/۹۳۷۳۰۷	۰/۹۳۱۰۹۸	R ²
مدل ۳	۰/۹۴۴۳۶۸	۰/۹۲۰۵۸۹	۰/۹۱۸۱۷۹	R ² Adjusted
مدل ۳	۰/۹۴۳۸۷۵	۰/۹۲۰۵۹۸	۰/۹۲۵۳۳۸	R ² Forecasted
مدل ۳	۱۳۵۱۱۲۹	۱۴۹۸۱۵	۱۵۵۷۲۹۷	RMSE (MWh)
مدل ۳	-۴۷۰۱۲۱/۸۲	-۷۰۱۲۳۲/۱۰	-۷۸۱۳۳۸/۳۰	MBE (MWh)
مدل ۳	۳/۴۳۱۰۷۰	۴/۰۸۶۶۱۲	۴/۳۱۴۶۳۵	MPE (%)

نتایج نشان می‌دهد در همه مدل‌های بالقوه، $p\text{-Value} \leq 0.01$ ؛ بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که تعدادی از جملات موجود در مدل‌ها از لحاظ آماری، غیرصفر هستند؛ به بیان بهتر، با اطمینان ۹۹ درصد می‌توان گفت که متغیر سری زمانی حداقل با یکی از جملات موجود در مدل ارتباط دارد و مدل‌ها به‌خوبی قادر به بیان تغییرات سری‌های زمانی مربوطه هستند.

نتایج نشان می‌دهد R^2 تحت تأثیر درجه آزادی است و هر جمله جدیدی که به مدل اضافه می‌شود افزایش می‌یابد و این افزایش، کاذب است؛ علاوه بر این، داشتن R^2 بالا (نزدیک به یک) و آماره DW پایین (نزدیک به صفر) نیز از مشخصه‌های معمول رگرسیون کاذب است؛ این اتفاق برای مدل ARIMA (1,1,3) در تخمین مصرف برق بخش خانگی و تجاری افتاده و آن‌ها را فاقد اعتبار کرده است.

همچنین، نتایج نشان می‌دهد همه مدل‌های بالقوه، کم‌برآورد هستند چون مقدار MBE همگی، منفی است. برآیند تحلیل معیار/آماره‌ها، انتخاب مدل‌های ARIMA (1,1,2)، ARIMA (1,1,2)، ARIMA (1,1,3)، ARIMA (1,1,1)، ARIMA (1,1,3) و ARIMA (1,1,3) را به عنوان بهترین مدل در تخمین سری‌های زمانی مصرف برق به‌ترتیب در بخش‌های خانگی، تجاری، کشاورزی، صنعتی، عمومی و کل استان تأیید می‌کند؛ ضرایب این مدل‌ها در جدول ۱۱ گزارش شده است.

جدول ۱۱. ضرایب ثابت بهترین مدل‌ها

متغیر	Θ_3	Θ_2	Θ_1	Φ_1	Φ_0
مصرف برق در بخش خانگی	—	۰/۳۸۰۱۶۵	-۰/۱۴۱۱۱۱	۰/۹۶۸۵۹۱	۱۱۰۲۵۸۵۴
مصرف برق در بخش تجاری	—	۰/۵۱۵۲۰۷	۰/۱۸۳۲۲۷	۰/۹۷۳۸۴۷	۵۱۸۷۲۴۲
مصرف برق در بخش کشاورزی	۰/۳۱۸۷۳۷	۰/۲۲۱۳۰۴	۰/۳۵۶۰۰۸	۰/۹۳۹۹۴۵	۱۸۸۵۳۹۵
مصرف برق در بخش صنعتی	—	—	-۰/۰۷۴۴۳۰	۰/۹۶۸۳۰۴	۷۱۸۰۲۵۹
مصرف برق در بخش عمومی	۰/۶۵۷۵۳۳	۰/۴۵۳۵۱۸	-۰/۱۷۳۱۱۲	۰/۶۷۳۹۷۰	۶۴۲۷۴۲۱
مصرف برق در کل استان	۰/۹۹۹۹۷۶	-۰/۰۱۹۳۶۶	-۰/۰۱۹۳۴۴	۰/۹۷۰۰۰۱	۳۳۴۸۵۶۵۶

۳-۳. پیش‌بینی سری‌های زمانی

مصرف برق در استان تهران از ۲۳ TWh در سال ۱۳۸۳، با ۸۳ درصد رشد، به ۴۲/۱ TWh در سال ۱۴۰۲ رسیده است؛ به بیان دیگر، به طور میانگین، سالانه ۳/۳ درصد رشد داشته است؛ بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که این استان با آهنگ رشد سریعی به سوی برقی شدن حرکت می‌کند.

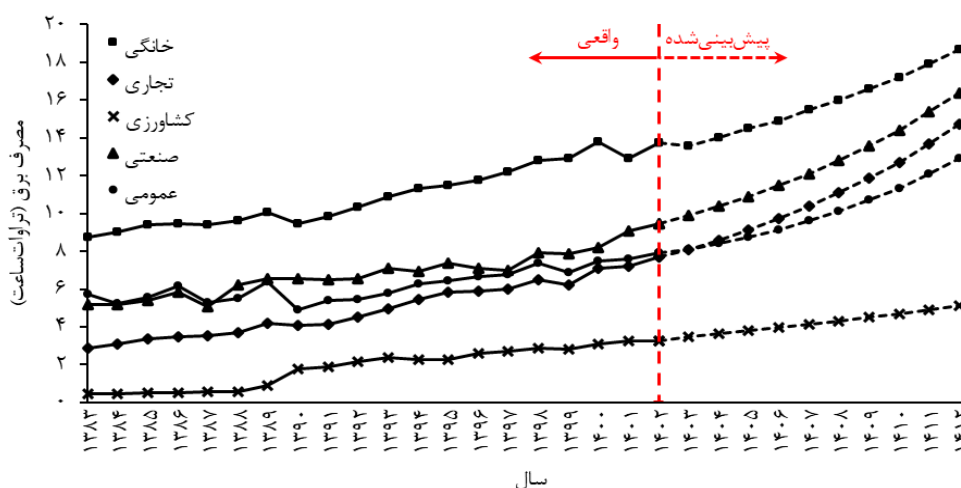
ساختار مصرف برق بیست‌ساله استان تهران گویای سهم ۵۱/۷ درصدی بخش‌های خانگی و تجاری است؛ در حالی که سهم بخش‌های کشاورزی و صنعتی، ۲۷/۸ درصد است؛ این یعنی گرایش به استفاده از برق به عنوان یک کالای مصرفی در بخش‌های غیرتولیدی و نه به عنوان یک نهاده تولیدی دارای ارزش افزوده که از نظر اقتصادی، مطلوب نیست.

علاوه بر این، در این سال‌ها، بخش‌های کشاورزی و تجاری، به‌ترتیب با ۱۲/۹ و ۵/۴ درصد رشد، بیشترین شدت افزایش مصرف برق را داشته‌اند که تقریباً معادل است با دو سوم رشد مصرف برق استان؛ دلیل این امر را می‌توان افزایش تقاضا برای

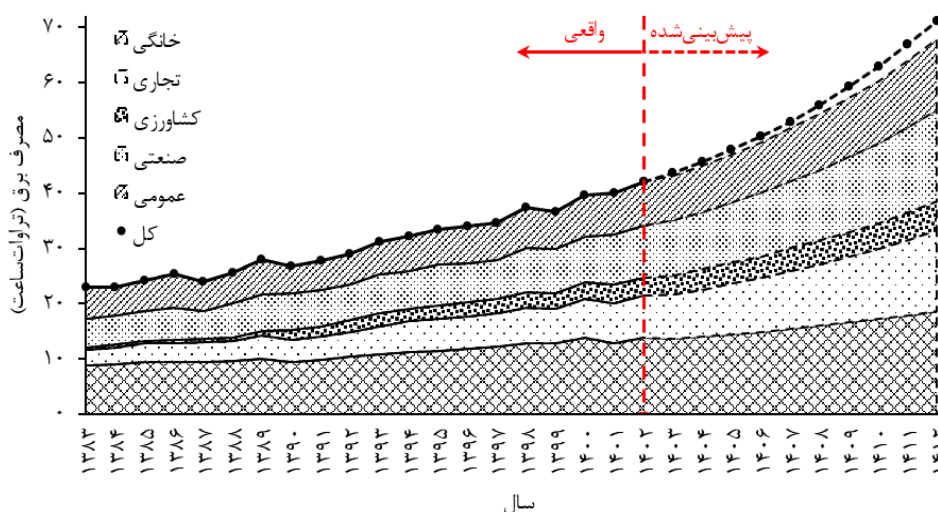
تجهیزات برقی در این بخش‌ها و بازده پایین آن‌ها دانست؛ همچنین، می‌توان نتیجه گرفت که در این بخش‌ها، بیشترین توجه به افزایش میزان تولید، و نه افزایش بازده، معطوف می‌شود.

شکل‌های ۵ و ۶، پیش‌بینی مصرف برق استان تهران را برای ۱۰ سال آینده (۱۴۰۳ - ۱۴۱۲) بر اساس بهترین مدل‌های ARIMA نشان می‌دهند. طی ۲۰ سال گذشته، شدت مصرف برق استان به طور مرتب و با نوسان‌های محدود افزایش یافته است و همان‌طور که انتظار می‌رود این روند افزایشی برای ۱۰ سال آینده هم پیش‌بینی می‌شود. طی این ۲۰ سال، به طور میانگین سالانه تقریباً ۳۱ TWh، برق مصرف شده که بخش‌های مصرف‌کننده به ترتیب عبارت‌اند از: بخش خانگی (۳۵/۵ درصد)، بخش صنعتی (۲۲/۲ درصد)، بخش عمومی (۲۰/۲ درصد)، بخش تجاری (۱۶/۱ درصد) و بخش کشاورزی (۰/۶ درصد). پیش‌بینی می‌شود مصرف برق استان تهران به ۷۱/۲ TWh در سال ۱۴۱۲ برسد (۶۹/۲ درصد افزایش نسبت به سال ۱۴۰۲) و از نظر رتبه‌بندی مصرف، بخش تجاری بر بخش عمومی سبقت بگیرد.

علاوه بر این، شکل ۶ نشان می‌دهد پیش‌بینی مصرف برق استان با جمع تجمعی مقادیر پیش‌بینی‌شده برای بخش‌های مصرف‌کننده، انطباق ندارد و اختلاف بین آن‌ها نیز با گذشت زمان افزایش می‌یابد؛ این یعنی مصرف برق در بخش‌های مصرف‌کننده مختلف از پارامترهای مشترکی تأثیر می‌پذیرند که در مدل‌سازی جداگانه این بخش‌ها، پوشش داده نشده است.



شکل ۵. مصرف برق واقعی و پیش‌بینی‌شده به تفکیک بخش‌های مصرف‌کننده در استان تهران



شکل ۶. مصرف برق واقعی و پیش‌بینی‌شده در کل استان تهران

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش سعی شد با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۸۳ - ۱۴۰۲ و مدل ARIMA، تقاضای برق در بخش‌های اقتصادی پنج‌گانه (شامل خانگی، تجاری، کشاورزی، صنعتی و عمومی) استان تهران برای افق زمانی ۱۴۱۲ پیش‌بینی شود. در این راستا از روش دیکی - فولر تعمیم‌یافته برای بررسی مانایی سری‌های زمانی و از الگوریتم باکس و جنکینز برای یافتن مدل بهینه استفاده شد. نتایج نشان داد تقاضای برق استان، روند صعودی را طی می‌کند و پیش‌بینی شد که تا ۱۰ سال آینده، ۶۹/۲ درصد افزایش یابد. علاوه بر این، نتایج نشان داد یکی از مشکلاتی که صنعت برق استان تهران با آن مواجه است مصرف زیاد برق در بخش خانگی و تجاری است؛ این موضوع اهمیت اصلاح الگوی مصرف در این بخش‌ها را نشان می‌دهد که باید در سیاست‌گذاری‌ها و برنامه‌ریزی‌های خرد و کلان لحاظ شود. اولویت هم با فرهنگ‌سازی و اطلاع‌رسانی مناسب است تا با همکاری و مشارکت خود مشتریان، صرفه‌جویی و کاهش مصرف به‌ویژه در ساعت‌های اوج مصرف روزانه و یا در روزهای اوج مصرف سالیانه تحقق یابد.

منابع

- [1] Simaee M & Mirabadi A. Modeling short-term forecast of electricity consumption using artificial intelligence methods in Gilan province. *Journal of Sustainable Energy Systems*. 2022; 1(3):209-230. (Persian) DOI: <https://doi.org/10.22059/ses.2023.350868.1015>
- [2] Wei N, Li C, Peng X, Zeng F & Lu X. Conventional models and artificial intelligence-based models for energy consumption forecasting: A review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2019; 181:106187. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106187>
- [3] Zahaki Rahat M & Sadeghi saghdel H. Modeling and short-term prediction of national electricity consumption using recurrent neural network and TPE optimization algorithm. *Quarterly Energy Economics Review*. 2024; 20(83):159-182. (Persian)
- [4] Rostami M, Khademvatani A & Omidali M. Forecasting electricity demand in Iran: The application of a hybrid dynamic partial adjustment and ARIMA model. *Quarterly Journal of Applied Economics Studies Iran*. 2018; 7(25):177-199. (Persian)
- [5] Hammad M A, Jereb B, Rosi B & Dragan D. Methods and models for electric load forecasting: a comprehensive review. *Logistics & Sustainable Transport*. 2020; 11(1):51-76. DOI: <https://doi.org/10.2478/jlst-2020-0004>
- [6] Mir A A, Alghassab M, Ullah K, Khan Z A, Lu Y & Imran M. (2020). A review of electricity demand forecasting in low and middle income countries: The demand determinants and horizons. *Sustainability*. 2020; 12(15):5931. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12155931>
- [7] Zellner M, Abbas A E, Budescu D V & Galstyan A. A survey of human judgement and quantitative forecasting methods. *Royal Society Open Science*. 2021; 8(2):201187. DOI: <https://doi.org/10.1098/rsos.201187>
- [8] Abbaspour Ghadim Bonab A. A comparative study of demand forecasting based on machine learning methods with time series approach. *Journal of Applied Research on Industrial Engineering*. 2022; 9(3):331-353. DOI: <https://doi.org/10.22105/jarie.2021.246283.1192>
- [9] Jamil R. Hydroelectricity consumption forecast for Pakistan using ARIMA modeling and supply-demand analysis for the year 2030. *Renewable Energy*. 2020; 154:1-10. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.02.117>
- [10] Yavary K & Zolfaghari M. Modeling and forecasting the country's short-term electricity consumption using neural networks and wavelet transform (with emphasis on environmental and climatic effects). *Quarterly Energy Economics Review*. 2012; 9(33):1-29. (Persian)
- [11] Jalae S A, Jafari S & Ansari Lari S. The Estimation of electricity consumption in the residential sector in Iran: A provinces panel. *Journal of Iranian Energy Economics*. 2013; 2(8):69-92. (Persian)
- [12] Hamidizadeh M, Kargar M & Hamidian M. Presenting the prediction model of Iran's electricity annual consumption by means of narx neural network and studying effect of targeted subsidies on it. *Journal of Economics and Modelling*. 2014; 4(16):89-113. (Persian)
- [13] Amadeh H, mehregan N, haghani M & haddad M. Estimation of Electricity demand structural model in the agricultural sector using Underlying Trend concept and Kalman filter algorithm. *Quarterly Energy Economics Review* 2014; 10(42):109-134. (Persian)
- [14] Razavi S A & Ahmadi M T. Investigating the factors influencing the demand for electricity in service providing sector using Firefly and Cuckoo algorithms. *Journal of Economics and Modelling*. 2014; 5(17-18):111-134. (Persian)
- [15] Diba S & Gholizadeh H. Residential electricity demand in East Azerbaijan province. 1st International Conference on Economic Planning, Sustainable and Balanced Regional Development; Approaches and Applications. Department of Economics, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran. 03-04 May 2017. (Persian)
- [16] Qharabaghi S & Emami Meibod A. Estimation and study of Iran's electricity demand function in the three sectors of industry, household and agriculture. *Economic Journal*. 2013; 17(7):23-39. (Persian)
- [17] Salmani A & Mojarad F. Analysis of relationship between climatic variables and electricity consumption and estimated demand by general circulation models in western Iran. *Journal of Physical Geography Research*. 2019; 51(2):301-315. (Persian) DOI: [10.22059/jphgr.2019.271997.1007320](https://doi.org/10.22059/jphgr.2019.271997.1007320)

- [18] Kazemi A, Bashirzadeh R & Aryaee S. Iran's Electrical Energy Demand Forecasting Using Meta-Heuristic Algorithms. Iranian Journal of Energy. 2020; 22(4):27-44. (Persian)
- [19] Fattah J, Ezzine L, Aman Z, Moussami, H E & Lachhab A. Forecasting of demand using ARIMA model. International Journal of Engineering Business Management. 2018; 10. DOI: <https://doi.org/10.1177/1847979018808>
- [20] Do P, Chow C W, Rameezdeen R, & Gorjian N. Wastewater inflow time series forecasting at low temporal resolution using SARIMA model: a case study in South Australia. Environmental Science and Pollution Research. 2022; 29(47), 70984-70999. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11356-022-20777-y>