



Forecasting Residential Electricity Demand under Climate Change Scenarios: A Python-based Model Incorporating Cooling and Heating Degree Days

Mona Mirrazavi¹ | Younes Noorollahi^{2*} | Saba Amouzadeh³ | Mohanna Baba Hoseinpour⁴ | Hosein Yousefi⁵

1. M.Sc. Student of Energy Systems Engineering, Faculty of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: mona.mirrazavi@ut.ac.ir
2. Corresponding Author, Full Professor of Energy Systems Engineering, Faculty of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: noorollahi@ut.ac.ir
3. M.Sc. Student of Energy Systems Engineering, Faculty of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: saba.amouzadeh@ut.ac.ir
4. M.Sc. Student of Energy Systems Engineering, Faculty of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: M.hoseinpour1@ut.ac.ir
5. Full Professor of Energy Systems Engineering, Faculty of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: hosseinyousefi@ut.ac.ir

ARTICLE INFO

Article type:
Research Paper

Article History:

Received 28 January 2026
Revised 27 February 2026
Accepted 22 May 2026
Published Online 23 September 2026

Keywords:

Climate change,
Cooling and heating degree days,
Load management,
Power system planning,
Residential electricity demand forecasting.

ABSTRACT

This research aims to forecast the long-term household electricity demand under various climate change scenarios, including temperature increases of 1°C and 0.5°C per year, as well as decreases of 1°C and 0.5°C per year, utilizing CMIP6 climate projection models. With the rise in average temperatures and the intensification of heatwaves, cooling requirements in the residential sector have increased, leading to higher summer peak loads. To analyze this trend, a data-driven framework is proposed that employs a multivariate annual regression model incorporating Cooling Degree Days (CDD), Heating Degree Days (HDD), the number of subscribers, and temporal trends. Furthermore, daily temperature data are used to disaggregate annual consumption into daily and hourly scales, enabling the examination of peak load variations. Model evaluation indicates highly accurate performance, with coefficients of determination (R^2) of 0.995 for the training set and 0.979 for the test set. The Root Mean Square Error (RMSE) is approximately 547.82 kWh, corresponding to less than one percent of annual consumption. Climate scenario analysis reveals that the CDD index is the primary driver of rising electricity use in Tehran expanding from roughly 780 units in the baseline year to 3,000 in the mild warming scenario and over 7,200 units in the severe one, representing growth of 285% to 820%. Conversely, the HDD index declines under warmer scenarios, contributing little to overall demand. Forecasts suggest that household electricity consumption will increase by 75–132% by 2050, with the difference between the warmest and coldest scenarios exceeding 77,000 kWh. Hourly analysis shows an evening peak load of approximately 21.5 kWh and an early-morning minimum of about 7 kWh. The proposed framework can serve as an effective tool for power system planning and load management under global warming conditions.

Cite this article: Mirrazavi, M.; Noorollahi, Y.; Amouzadeh, S.; Baba Hoseinpour, M. & Yousefi, H. (2026). Forecasting Residential Electricity Demand under Climate Change Scenarios: A Python-based Model Incorporating Cooling and Heating Degree Days. *Urban Development Policy Making*, 3 (3), 433-453. DOI: <http://doi.org/10.22034/judpm.2026.579252.1097>



© Authors retain the copyright and full publishing rights.
DOI: <http://doi.org/10.22034/judpm.2026.579252.1097>

Introduction

Climate change has become a major driver of change in residential electricity consumption, especially in regions with hot summers and increasing cooling needs. Rising temperatures intensify the use of cooling equipment, shift peak demand toward summer months, and create new challenges for long-term power system planning. In Tehran, where household electricity demand is highly sensitive to temperature fluctuations, understanding the climate-energy relationship is particularly important. This study aims to develop a climate-responsive forecasting framework for residential electricity demand by directly incorporating thermal indicators into the prediction process. Unlike conventional forecasting approaches that rely mainly on historical trends or macroeconomic variables, this research explicitly links future electricity demand to climate change through temperature-based indicators.

Materials and methods

A Python-based data-driven framework was developed to estimate future household electricity demand under different climate scenarios. The annual model uses multivariate linear regression in which residential electricity consumption is explained by CDD, HDD, number of subscribers, and a time trend. Historical annual electricity consumption and subscriber data for Tehran were combined with daily temperature observations to calculate annual thermal indices. Future temperature scenarios included no change, annual increases and decreases of 0.5°C and 1°C, and climate projections derived from CMIP6 datasets up to 2050. After estimating annual demand, the predicted energy was distributed into daily and hourly scales using temperature-based weighting factors and seasonal hourly load profiles. Model performance was evaluated using R^2 and RMSE.

Result

The proposed model showed very strong predictive performance. The coefficient of determination reached 0.995 for the training period and 0.979 for the testing period, while the RMSE in the test set was about 547.82 kWh, representing less than one percent of annual consumption. Scenario analysis showed that rising temperature strongly increases cooling demand. By 2050, annual household electricity consumption is projected to rise by about 75% under the CMIP6 scenario and by up to 132% under the severe warming scenario. CDD increases sharply under warmer scenarios, reaching more than 7,200 units in the most extreme case, whereas HDD declines substantially. Hourly analysis also revealed a clear evening peak, with maximum load around 21.5 kWh and minimum load near 7 kWh during early morning hours.

Discussion and Conclusion

The findings indicate that cooling demand is the dominant factor shaping future residential electricity consumption in Tehran. While warmer winters reduce heating requirements, this reduction does not offset the rapid growth of summer cooling demand. The developed framework successfully captures the impact of climate change on annual, daily, and hourly electricity use, offering a practical tool for long-term energy planning. The results highlight the need for adaptive strategies such as demand-side management, cooling efficiency improvements, and expansion of generation capacity to maintain power system reliability under future warming conditions.



پیش بینی تقاضای برق خانگی تحت سناریوهای تغییرات اقلیمی: یک مدل مبتنی بر پایتون با بهره گیری از روز درجه های سرمایش و گرمایش

مونا میررضوی^۱ | یونس نوراللهی^۲ | صبا عموزاده^۳ | مهنا بابا حسین پور^۴ | حسین یوسفی^۵

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی سیستم های انرژی، دانشکده مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکده علوم و فناوری های میان رشته ای دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: mona.mirrazavi@ut.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، استاد تمام مهندسی سیستم های انرژی، دانشکده مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکده علوم و فناوری های میان رشته ای دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: noorollahi@ut.ac.ir
۳. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی سیستم های انرژی، دانشکده مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکده علوم و فناوری های میان رشته ای دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: saba.amouzade@ut.ac.ir
۴. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی سیستم های انرژی، دانشکده مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکده علوم و فناوری های میان رشته ای دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: M.hoseinpour1@ut.ac.ir
۵. استاد تمام مهندسی سیستم های انرژی، دانشکده مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکده علوم و فناوری های میان رشته ای دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: hosseinyousefi@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخ های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۰۸
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۲/۰۸
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۰۱
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۷/۰۱

کلیدواژه:

برنامه ریزی شبکه،
تغییرات اقلیمی،
درجه روز سرمایش و گرمایش،
پیش بینی تقاضای برق خانگی و مدیریت بار.

این پژوهش با هدف پیش بینی بلندمدت تقاضای برق خانگی تحت سناریوهای مختلف تغییرات اقلیمی از جمله افزایش و کاهش دما به ازای هر سال ۱ و ۵/۰ درجه و مدل های اقلیم سنجی CMIP6 انجام شده است. با افزایش دمای متوسط و تشدید امواج گرما، نیاز به سرمایش در بخش خانگی رشد می کند و اوج بار در تابستان افزایش می یابد. برای تحلیل این روند، یک چهارچوب داده محور ارائه شده که در آن شاخص های درجه روز سرمایش^۱ و گرمایش^۲، به همراه تعداد مشترکان و روند زمانی، در قالب یک مدل رگرسیون چندمتغیره سالانه به کار گرفته شده اند. همچنین، از داده های دمای روزانه برای توزیع مصرف سالانه به مقیاس های روزانه و ساعتی استفاده شده تا تغییرات پیک بار قابل بررسی باشد. ارزیابی مدل نشان می دهد عملکرد بسیار دقیقی دارد؛ ضریب تعیین در داده های آموزش ۰/۹۹۵ و در آزمون ۰/۹۷۹ بوده و مقدار خطای مربعات میانگین جذر^۳ حدود ۵۴۷/۸۲ کیلووات ساعت، یعنی کمتر از یک درصد مصرف سالانه است. نتایج سناریوهای اقلیمی نشان می دهد شاخص درجه روز سرمایشی محرک اصلی افزایش مصرف برق در تهران است و از حدود ۷۸۰ واحد در سال پایه به ۳ هزار واحد در سناریوی افزایش ملایم و بیش از ۷۲۰۰ واحد در سناریوی شدید می رسد؛ یعنی رشدی بین ۲۸۵ تا ۸۲۰ درصد. در مقابل، شاخص درجه روز گرمایشی در سناریوهای گرم تر کاهش می یابد و اثر قابل توجهی بر مصرف ندارد. بر اساس پیش بینی ها، مصرف برق خانگی تا سال ۲۰۵۰ بین ۷۵ تا ۱۳۲ درصد افزایش می یابد و تفاوت میان گرم ترین و سردترین سناریوها بیش از ۷۷ هزار کیلووات ساعت خواهد بود. تحلیل ساعتی نیز نشان می دهد پیک بار عصرگاهی حدود ۲۱/۵ و کمینه بامدادی حدود ۷ کیلووات ساعت است. این چهارچوب می تواند ابزاری مؤثر برای برنامه ریزی شبکه و مدیریت بار تحت شرایط گرمایش جهانی باشد.

استناد: میررضوی، مونا؛ نوراللهی، یونس؛ عموزاده، صبا؛ بابا حسین پور، مهنا و یوسفی، حسین (۱۴۰۵). پیش بینی تقاضای برق خانگی تحت سناریوهای تغییرات اقلیمی: یک مدل مبتنی بر پایتون با بهره گیری از روز درجه های سرمایش و گرمایش. *سیاست گذاری پیشرفت شهری*، ۳ (۳۳-۴۵۳).

DOI: <http://doi.org/10.22034/judpm.2026.579252.1097>

© نویسندگان

DOI: <http://doi.org/10.22034/judpm.2026.579252.1097>



1. Cooling Degree Day-CDD
2. Heating Degree Day-HDD
3. Root Mean Square Error-RMSE

۱. مقدمه

در عصر حاضر، مدیریت پایدار و امن سیستم‌های انرژی در برابر شوک‌های خارجی به اولویتی جهانی تبدیل شده است [۱ و ۲]. تغییرات اقلیمی، ناشی از انتشار گازهای گلخانه‌ای، مستقیم بر الگوهای مصرف انرژی، به‌ویژه در بخش خانگی، تأثیر گذاشته و نیازهای سرمایشی را افزایش داده است [۳]. افزایش دمای متوسط جهانی به تشدید تقاضا برای سرمایش در ماه‌های گرم منجر شده و با وجود کاهش احتمالی نیازهای گرمایشی در زمستان، اثر خالص این روندها خطی نیست؛ زیرا سامانه‌های سرمایشی به نوسانات دمایی واکنش سریع‌تری نشان می‌دهند [۴]. دما، به عنوان مؤثرترین عامل بر نوسانات مصرف برق، نقش اصلی را در شکل‌دهی به الگوی تقاضا ایفا می‌کند [۵]. برای ارزیابی این اثر از شاخص‌های درجه‌روز سرمایش و گرمایش استفاده می‌شود [۶].

روش‌های رایج پیش‌بینی تقاضای برق مسکونی مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی^۱ و شبکه‌های عصبی عمیق^۲ هستند [۷]. با این حال، استفاده از شاخص‌های دمایی مرسوم مانند شاخص درجه‌روز سرمایش با محدودیت‌هایی همچون اتکا به میانگین‌های روزانه و آستانه دمایی ثابت همراه است که دقت تخمین را کاهش می‌دهد [۵]. همچنین، مدل‌های یادگیری عمیق علی‌رغم قدرت بالا، به دلیل زمان محاسباتی طولانی، کارایی کمتری در تحلیل‌های گسترده دارند، در حالی که مدل‌هایی مانند جنگل تصادفی سرعت پردازش بالاتری دارند [۸]. پژوهش حاضر با هدف ارتقای دقت پیش‌بینی تقاضای برق در بخش مسکونی تحت سناریوهای تغییر اقلیم، یک مدل محاسباتی مبتنی بر پایتون با جایگزینی شاخص‌های سنتی با شاخص‌های پیشرفته مانند «روز درجه‌های سرمایش و گرمایش» در الگوریتم‌های یادگیری ماشین توسعه می‌دهد. این رویکرد امکان تحلیل دقیق حساسیت تقاضای برق نسبت به نوسانات دمایی روزانه را فراهم می‌کند و چهارچوبی قابل اعتماد برای سنجش آسیب‌پذیری شبکه‌های برق در برابر گرمایش جهانی ارائه می‌دهد که به برنامه‌ریزان انرژی در اتخاذ تصمیمات مدیریتی کم‌ریسک‌تر یاری می‌رساند [۹].

این پژوهش بر پیش‌بینی تقاضای برق خانگی با تمرکز بر اثرات تغییرات اقلیمی تمرکز دارد. مدل توسعه‌یافته در محیط پایتون، از درجه‌روزهای سرمایش به عنوان شاخصی کلیدی برای سنجش نیازهای سرمایشی بهره می‌گیرد [۱۰]. در این چهارچوب، از روش‌های مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده مبتنی بر یادگیری ماشین برای تحلیل دقیق‌تر استفاده می‌شود؛ که خروجی این مدل‌ها می‌تواند نقش مهمی در برنامه‌ریزی بلندمدت زیرساخت‌های انرژی و تعیین راهبردهای سازگاری با روند فزاینده گرمایش جهانی داشته باشد [۷].

با مروری بر مطالعات قبلی به این موضوع می‌رسیم که پژوهش‌های مرتبط با تقاضای برق خانگی تحت شرایط تغییرات اقلیمی در چند بخش دسته‌بندی می‌شوند. در دسته اول بخش قابل توجهی از پژوهش‌ها به رابطه بین دما و مصرف برق پرداخته‌اند و حساسیت مقدار بار الکتریکی نسبت به تغییرات حرارتی را بررسی کرده‌اند. دسته دوم شامل پژوهش‌هایی هستند که از شاخص درجه‌روز سرمایشی و درجه‌روز گرمایشی برای پیش‌بینی و تعیین تقاضای انرژی استفاده کردند. دسته سوم مطالعات به پژوهش‌هایی اختصاص دارد که سناریوهای تغییر اقلیم را در طولانی‌مدت شبیه‌سازی کردند و تأثیر آن بر تقاضای برق خانگی را ارائه دادند. دسته چهارم به طور اختصاصی به روش‌های مدل‌سازی مبتنی بر پایتون تمرکز دارند که هر بخش در ادامه به تفکیک بررسی می‌شود.

مطالعات اخیر نشان داده‌اند الگوی مصرف برق خانگی تحت تأثیر دما به صورت غیرخطی و نامتقارن در محدوده‌های دمایی سرد و گرم تغییر می‌کند. کیونگ‌شیک نام و وون کی سئو [۱۱] دریافتند که با هر درجه سانتی‌گراد تغییر میانگین دما، مصرف در سرما ۷/۳۱ درصد و در گرما ۳/۹۳ درصد افزایش می‌یابد. رابرتز و همکاران [۱۲] با تحلیل داده‌های ساعتی در ایالات متحده، متوسط ۱۹ درصد مصرف برق را دما - حساس دانستند که در ساعت‌های اوج این سهم بیشتر می‌شود و پیشنهاد کردند با جابه‌جایی بار دما - حساس، پیک مصرف روزانه تا ۱۳ درصد کاهش یابد. کومار و همکاران [۱۳] نیز در کالیفرنیا، پاسخ نامتقارن بار به دما و افزایش شدید مصرف برق هنگام عبور دما از آستانه موج گرما و همچنین، افزایش بیشتر بار با ترکیب گرما و رطوبت

1. Random Forest-RF

2. Deep Neural Networks-DNN

را گزارش کردند و پیش‌بینی کردند تحت سناریوی RCP8.5^۱، پیک برق آینده بیش از مدل‌های متوسط رشد خواهد کرد. فاجه و بات [۱۴] در فلوریدا، افزایش ۵/۵ درصد مصرف بار مسکونی را با ۱۰۰ واحد تغییر شاخص درجه‌روز سرمایشی گزارش کردند و پیش‌بینی کردند تا سال ۲۰۵۰ مصرف تا ۵۰ درصد افزایش یابد، آن‌ها پیشنهاد دادند که اجرای استاندارد سید انرژی‌های تجدیدپذیر^۲ و بازنگری در قانون خرید تضمینی برق مازاد بر مصرف صورت گیرد.

مطالعات نشان می‌دهند شاخص‌های گرمایش و سرمایش معیارهای مؤثری برای سنجش نیازهای گرمایشی و سرمایشی بخش خانگی هستند. دایی و همکاران [۱۵] دریافتند که کابل پنج برابر بیشتر به گرمایش نیاز دارد تا سرمایش و تقاضای انرژی به شدت وابسته به زمستان است. گومز و همکاران [۱۶] مدلی تطبیقی را با کمترین خطا (۰/۰۲ درصد) برای محاسبه روزهای درجه سرمایش در مناطق گرم و خشک معرفی کردند. آندرو [۱۷] در پژوهشی در آمریکا و اروپا، درآمد را مهم‌ترین عامل تغییر الگوی مصرف سالانه و دمای روزانه را محرک اصلی مصرف در تابستان دانست، در حالی که در اروپا، خرید سیستم تهویه مطبوع عامل اصلی رشد مصرف سرمایشی است؛ او همچنین اشاره کرد که تغییر اقلیم نقش مهمی دارد اما عامل اصلی نیست. مصلح [۱۸] نیز با بررسی داده‌های شهرهای عراق، کاهش شدید شاخص درجه‌روزهای گرمایش و افزایش شدید شاخص درجه روزهای سرمایش را مشاهده کرد که نشان‌دهنده افزایش نیاز به انرژی سرمایشی است، به‌ویژه در بصره که بیشترین رشد شاخص درجه‌روزهای سرمایش را دارد.

با توجه به شتاب تغییرات اقلیمی، تحقیقات بسیاری به بررسی اثر سناریوهای آینده دمایی بر تقاضای برق خانگی پرداخته‌اند. گوون و همکاران [۱۹] در ترکیه پیش‌بینی کردند که با افزایش سالانه شاخص درجه‌روزهای سرمایش، مصرف برق خانگی تا سال ۲۰۳۱ بین ۸۰ تا ۱۵۱ تراوات - ساعت افزایش یابد و بیشترین اثر بر بخش‌های مسکونی و تجاری باشد. لی و همکاران [۲۰] در شانگهای با استفاده از توابع اسپالین، رابطه U شکلی بین مصرف و دما یافتند؛ به طوری که هر یک درجه افزایش دما بالای ۲۵ درجه سانتی‌گراد، مصرف را ۱۴/۵ درصد افزایش و هر یک درجه کاهش دما زیر ۷ درجه سانتی‌گراد، مصرف را ۲/۸ درصد کاهش می‌دهد. دائو [۲۱] در نیوبرانزویک دریافت که اثر سرمایشی دو برابر اثر گرمایشی است و در سناریوی RCP8.5، رشد شدید شاخص درجه‌روزهای سرمایش به افزایش و سپس کاهش مصرف بار منجر می‌شود. سولان و سردا [۲۲] در اسپانیا پیش‌بینی کردند که با توجه به اقلیم عمدتاً سرد، گرمایش بیشتر باعث کاهش تقاضای گرمایش خواهد شد و حساسیت مصرف به دما بیشتر در روزهای سرد است که در نهایت به کاهش ۲ تا ۴ درصدی مصرف و صرفه‌جویی اقتصادی سالانه ۲۰ میلیون یورویی منجر می‌شود.

با افزایش دسترسی به داده‌ها و توان پردازشی، استفاده از پایتون و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تقاضای برق رواج یافته است. پانیگراهی [۲۳] با مقایسه مدل‌های SARIMAX^۳، ARIMAX^۴، Prophet^۵ و LSTM^۶ در لندن، دریافت که LSTM بهترین عملکرد را برای داده‌های مصرف خانگی دارد. شایک [۲۴] نیز در تحقیقی دیگر در لندن، مدل MLP^۷ را با دقت بیشتری نسبت به SARIMAX برای پیش‌بینی مصرف برق با در نظر گرفتن دما، رطوبت، باد و تابش فرابنفش خورشید معرفی کرد. هرجونا و همکاران [۲۵] در اندونزی مدل ANN^۸ را با دقت بالا و توانایی خوب در پیش‌بینی پیک بار ارائه دادند، هرچند در برخی ساعت‌های پیک خطا مشاهده شد. اسلیم و سید [۲۶] در اردن، مدل GPR^۹ و مدل ترکیبی Ridge^{۱۰} را به عنوان بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی تقاضای برق با در نظر گرفتن دمای صبح و عصر، تعطیلات، جمعیت و رشد بار معرفی کردند، در حالی که مدل STL^{۱۰} ضعیف‌ترین عملکرد را داشت.

1. Representative Concentration Pathway 8.5 scenario

2. Renewable Portfolio Standard-RPS

3. Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables

4. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables

5. Long Short-Term Memory

6. Multilayer Perceptron

7. Artificial Neural Network

8. Gaussian Process Regression

9. Ridge Regression

10. Seasonal and Trend decomposition using Loess

این پژوهش با هدف پر کردن یک شکاف مهم در ادغام مدل‌های انرژی با سناریوهای تغییر اقلیم انجام شده است؛ شکافی که در بسیاری از مطالعات پیشین دیده می‌شود، زیرا معمولاً پیش‌بینی تقاضای انرژی به‌خصوص در افق‌های بلندمدت، بیش از حد بر روندهای تاریخی یا متغیرهای کلان اقتصادی متکی بوده و در نتیجه، اثر مستقیم تغییرات اقلیمی بر بارهای حرارتی و الگوی مصرف واقعی را با دقت کافی وارد نکرده است. در شرایطی که افزایش دما و تغییر الگوهای اقلیمی می‌تواند مستقیم رفتار مصرف خانگی را تحت تأثیر قرار دهد، ضرورت توسعه مدلی که این اثر را از مسیر علمی قابل استناد لحاظ کند، بیش از پیش احساس می‌شود. بر این اساس، این تحقیق با رویکردی کاربردی، توسعه یک مدل آماری مبتنی بر شاخص‌های درجه‌روز سرمایشی و گرمایشی را دنبال می‌کند. مدل پیشنهادی با استفاده از پایتون ساخته می‌شود و تلاش دارد به جای اتکای صرف به گذشته، تغییر اقلیم را به صورت مستقیم وارد فرایند پیش‌بینی کند. به بیان دقیق‌تر، مدل با پیوند دادن داده‌های واقعی مصرف برق خانگی به سناریوهای افزایش دمای آینده (برآمده از تغییر اقلیم)، امکان تخمین واقع‌بینانه‌تر نیازهای انرژی خانگی تهران را در افق‌های زمانی بلندمدت فراهم می‌سازد. اهمیت این رویکرد در آن است که خروجی پژوهش تنها یک پیش‌بینی عددی نیست، بلکه یک چهارچوب تصمیم‌ساز برای برنامه‌ریزی انرژی کشور است؛ چهارچوبی که می‌تواند به سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان کمک کند تا حساسیت تقاضای برق خانگی به تغییرات دما را بهتر بشناسند، پیامدهای ناشی از سناریوهای اقلیمی را در زمان‌بندی تولید و مدیریت شبکه برق لحاظ کنند و برنامه‌ریزی‌های سرمایه‌گذاری و مدیریت تقاضا را با واقعیت‌های آینده هم‌راستا کنند. در نتیجه، مدل پیشنهادی با ایجاد پیوند معنادار بین داده‌های مصرف واقعی و سناریوهای اقلیمی، تصویری دقیق‌تر و عملی‌تر از تقاضای آتی برق خانگی در تهران ارائه می‌دهد و می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد برای تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی بخش انرژی مورد استفاده قرار گیرد.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱. چهارچوب کلی و هدف پژوهش

این پژوهش با هدف پر کردن شکاف مدل‌های پیش‌بینی تقاضای برق در ایران، یک مدل داده‌محور مبتنی بر رابطه میان متغیرهای حرارتی و مصرف انرژی خانگی تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم توسعه داده است. نوآوری این مطالعه شامل وارد کردن مستقیم تغییر اقلیم در پیش‌بینی بار با استفاده از داده‌های دمای روزانه به جای میانگین‌های ماهانه، توسعه سناریوهای اقلیمی متنوع از جمله CMIP6^۱، تبدیل مصرف سالانه به الگوهای بار روزانه و ساعتی بر پایه رفتار حرارتی، و به‌کارگیری روش‌های نوین داده‌محور به جای رویکردهای صرفاً آماری است. این رویکرد دقت پیش‌بینی را ارتقا می‌بخشد و ابزاری ارزشمند برای تحلیل اثرات تغییر اقلیم و برنامه‌ریزی بلندمدت توسعه شبکه، به‌ویژه در شرایط رشد سریع تقاضای سرمایش، فراهم می‌آورد.

۲-۲. مدل ریاضی و تئوری حاکم

مدل این پژوهش از چهار مرحله اصلی تشکیل می‌شود که عبارت‌اند از: مدل سالانه، مدل ماهانه، مدل روزانه و مدل ساعتی.

۲-۲-۱. مدل رگرسیون سالانه مصرف برق

این پژوهش مصرف سالانه برق خانگی را با استفاده از یک مدل رگرسیون خطی چندمتغیره بر اساس شاخص‌های حرارتی (HDD و CDD)، تعداد مشترکان خانگی (Cust) و روند زمانی (Trend) مدل‌سازی می‌کند (معادله ۱) [۲۷ و ۲۸].

$$E_y = \beta_0 + \beta_1 CDD_y + \beta_2 HDD_y + \beta_3 Cust_y + \beta_4 Trend_y + \varepsilon_y \quad (1)$$

در این مدل، E_y انرژی سالانه مصرف برق خانگی، β ضرایب رگرسیون که با روش حداقل مربعات معمولی^۲ برآورد می‌شوند و ε جمله خطا است. در تحلیل سرانه، متغیر وابسته انرژی سرانه $E_y^{(pc)}$ تعریف می‌شود و مدل به شکل معادله ۲ درمی‌آید [۲۷ و ۲۸].

$$E_y^{(pc)} = \beta_0 + \beta_1 CDD_y + \beta_2 HDD_y + \beta_3 Trend_y + \varepsilon_y \quad (2)$$

سپس با ضرب انرژی سرانه در تعداد مشترکان، انرژی کل E_y طبق معادله ۳ به دست می‌آید. ضرایب β با کمینه‌سازی تابع هدف در معادله ۴ برآورد می‌شوند که $\hat{E}_y(\beta)$ مقدار پیش‌بینی‌شده مصرف برق در سال y است. این رویکرد امکان تحلیل و پیش‌بینی مصرف برق را با در نظر گرفتن عوامل حرارتی و جمعیتی فراهم می‌کند [۲۷ و ۲۸].

$$E_y = E_y^{(pc)} \times Cust_y \quad (3)$$

$$\min_{\beta} \sum_y (E_y - \hat{E}_y(\beta))^2 \quad (4)$$

۲-۲-۲. محاسبه شاخص‌های درجه‌روز سرمایش و گرمایش

این بخش از پژوهش به تعریف شاخص‌های درجه‌روزهای سرمایش و درجه‌روزهای گرمایش برای هر روز و سپس محاسبه مقادیر سالانه آنها می‌پردازد. برای هر روز d در سال y ، با داشتن دمای میانگین روزانه $T(y, d)$ و دمای مبنا $T_{base} = 24^\circ C$ ، شاخص‌های CDD و HDD به صورت معادله ۵ و معادله ۶ تعریف شده و سپس مقادیر سالانه از جمع روی همه روزهای سال با معادله ۷ به دست می‌آید [۲۹ و ۳۰].

$$CDD(y, d) = \max(0, T(y, d) - T_{base}) \quad (5)$$

$$HDD(y, d) = \max(0, T_{base} - T(y, d)) \quad (6)$$

$$CDD_y = \sum_{d \in year\ y} CDD(y, d), HDD_y = \sum_{d \in year\ y} HDD(y, d) \quad (7)$$

این مقادیر سالانه، ورودی مدل رگرسیون مصرف برق هستند. برای پیش‌بینی در سناریوهای تغییر اقلیم، دو رویکرد اتخاذ شده است. ۱) سناریوهای دمایی مصنوعی که دمای روزانه برای سال‌های آینده با افزودن تغییر دمای سالانه (ΔT) به دمای سال پایه محاسبه می‌شود (معادله ۸). این شامل سناریوهای بدون تغییر، افزایش و کاهش 0.5 درجه سانتی‌گراد و 1 درجه سانتی‌گراد در سال است. ۲) سناریوهای مبتنی بر CMIP6 که دمای ماهانه مدل‌های اقلیمی به دمای روزانه تبدیل شده و مستقیم استفاده می‌شود. در صورت نیاز به پیش‌بینی فراتر از دوره داده CMIP6، روند خطی ماهانه برای تعمیم به سال افق به کار می‌رود. در نهایت، شاخص‌های CDD و HDD محاسبه‌شده برای هر سناریو در مدل رگرسیون سالانه مصرف قرار گرفته تا اثرات تغییر اقلیم بر تقاضای برق پیش‌بینی شود [۳۱ و ۳۲].

$$T_{scen}(y, d) = T_{baseYear}(d) + (y - y_{base}) \Delta T \quad (8)$$

۲-۲-۳. توزیع انرژی سالانه به مقیاس روزانه و ساخت پروفایل بار ساعتی

این بخش به تشریح فرایند تبدیل پیش‌بینی‌های انرژی سالانه و ماهانه به مقیاس‌های روزانه و ساعتی با در نظر گرفتن سناریوهای مختلف تغییر اقلیم می‌پردازد.

تبدیل به مقیاس روزانه:

۱. وزن خام (معادله ۹): برای هر روز، وزنی خام بر اساس شاخص‌های حرارتی CDD و HDD روزانه در آن سناریو محاسبه می‌شود. ضرایب $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$ مقادیر ثابتی هستند که در این پژوهش مقادیر نمونه‌ای برای آنها در نظر گرفته شده است. ضرایب ثابت $\alpha_0 = 1.0, \alpha_1 = 0.1, \alpha_2 = 0.05$ بر اساس کالیبراسیون اولیه مدل و آزمون و خطا انتخاب شده‌اند تا توزیع روزانه‌ای واقع‌بینانه از مصرف سالانه برق برای شرایط دمایی تاریخی استان تهران حاصل شود [۳۳].

$$w_{raw}^{(s)}(y, d) = \alpha_0 + \alpha_1 CDD^{(s)}(y, d) + \alpha_2 HDD^{(s)}(y, d) \quad (9)$$

۲. نرمال‌سازی وزن‌ها (معادله ۱۰): وزن خام هر روز نسبت به مجموع وزن‌های خام کل روزهای سال نرمال‌سازی می‌شود تا مجموع وزن‌های روزانه برابر با ۱ شود [۳۴].

$$W^{(s)}(y, d) = \frac{w_{\text{raw}}^{(s)}(y, d)}{\sum_{d' \in \text{year} \square y} w_{\text{raw}}^{(s)}(y, d')} \quad (10)$$

۳. محاسبه انرژی روزانه (معادله ۱۱): انرژی سالانه پیش‌بینی شده در وزن نرمال شده روزانه ضرب می‌شود تا انرژی روزانه

$$E^{(s)}(y, d) \text{ به دست آید. این تضمین می‌کند که مجموع انرژی روزانه طی سال با انرژی سالانه پیش‌بینی شده برابر است [۳۴].} \\ E^{(s)}(y, d) = W^{(s)}(y, d) \times \hat{E}_y^{(s)} \quad (11)$$

۴. محاسبه انرژی ماهانه (معادله ۱۲): انرژی روزانه در هر ماه جمع زده می‌شود تا انرژی ماهانه $E_{\text{month}}(y, m)$ محاسبه شود [۳۴].

$$E_{\text{month}}(y, m) = \sum_{d \in m} E_{\text{day}}(y, d) \quad (12)$$

ساخت پروفایل بار ساعتی:

۱. پروفایل‌های پایه (تابستانی و زمستانی): دو پروفایل بار ساعتی پایه تعریف می‌شود. پروفایل تابستانی $H_{\text{sum}}(h)$ که اوج مصرف را در عصر و شب نشان می‌دهد و پروفایل زمستانی $H_{\text{win}}(h)$ که اوج مصرف را در صبح و شب دارد. هر دو پروفایل طوری نرمال‌سازی می‌شوند که مجموع وزنی آن‌ها در ۲۴ ساعت برابر با ۱ باشد (معادله ۱۳).

$$\sum_{h=0}^{23} H_{\text{sum}}(h) = \sum_{h=0}^{23} H_{\text{win}}(h) = 1 \quad (13)$$

۲. تعیین وزن‌های تابستانی و زمستانی (معادلات ۱۴ - ۱۶): شاخص D (مجموع CDD و HDD) برای هر روز محاسبه می‌شود. سپس، نسبت CDD و HDD به D برای تعیین وزن‌های تابستانی λ_{sum} و زمستانی λ_{win} استفاده می‌شود. اگر D صفر باشد، وزن‌ها به طور مساوی بین تابستان و زمستان تقسیم می‌شوند (۰/۵) [۳۵].

$$D^{(s)}(y, d) = CDD^{(s)}(y, d) + HDD^{(s)}(y, d) \quad (14)$$

$$\lambda_{\text{sum}}^{(s)}(y, d) = \begin{cases} \frac{CDD^{(s)}(y, d)}{D^{(s)}(y, d)}, & D^{(s)}(y, d) > 0 \\ 0.5, & D^{(s)}(y, d) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

$$\lambda_{\text{win}}^{(s)}(y, d) = \begin{cases} \frac{HDD^{(s)}(y, d)}{D^{(s)}(y, d)}, & D^{(s)}(y, d) > 0 \\ 0.5, & D^{(s)}(y, d) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

۳. ساخت پروفایل ساعتی ترکیبی (معادله ۱۷): پروفایل ساعتی هر روز با ترکیب وزن‌دار پروفایل‌های پایه تابستانی و زمستانی، بر اساس وزن‌های محاسبه شده λ_{sum} و λ_{win} به دست می‌آید [۳۶].

$$H^{(s)}(y, d, h) = \lambda_{\text{sum}}^{(s)}(y, d) H_{\text{sum}}(h) + \lambda_{\text{win}}^{(s)}(y, d) H_{\text{win}}(h) \quad (17)$$

۴. محاسبه انرژی ساعتی (معادله ۱۸): انرژی روزانه $E^{(s)}(y, d)$ در پروفایل ساعتی آن روز ضرب می‌شود تا انرژی ساعتی $E^{(s)}(y, d, h)$ برای هر سناریو، سال، روز و ساعت محاسبه شود [۳۶].

$$E^{(s)}(y, d, h) = H^{(s)}(y, d, h) \times E^{(s)}(y, d) \quad (18)$$

این روش تضمین می‌کند که مجموع انرژی ساعتی طی روز برابر با انرژی روزانه و مجموع انرژی ساعتی طی سال برابر با انرژی سالانه پیش‌بینی شده $E^{(s)}(y, d)$ باقی بماند (معادلات ۱۹ و ۲۰) [۳۶].

$$\sum_{h=0}^{23} E^{(s)}(y, d, h) = E^{(s)}(y, d) \quad (19)$$

$$\sum_d \sum_h E^{(s)}(y, d, h) = \hat{E}_y^{(s)} \quad (20)$$

۲-۳. داده‌ها و اعتبارسنجی

این پژوهش از سه دسته داده اصلی برای تحلیل و مدل‌سازی مصرف برق خانگی در سناریوهای تغییر اقلیم استفاده کرده است. نخست داده‌های مصرف برق خانگی و تعداد مشترکان که این داده‌ها به صورت سالانه از وزارت نیرو (ترازنامه انرژی) استخراج شده و پس از پاک‌سازی و استانداردسازی، سری زمانی منظم مصرف برق و تعداد مشترکان خانگی را برای استان تهران فراهم کرده‌اند. دوم داده‌های دمای روزانه تاریخی که میانگین دمای روزانه از سامانه NASA POWER دریافت شده و برای محاسبه شاخص‌های HDD و CDD در دوره تاریخی مورد نیاز، پاک‌سازی و ساختاربندی شده است. سوم داده‌های سناریوهای تغییر اقلیم (CMIP6) که دمای سطحی هوا به صورت ماهانه از مجموعه مدل‌های CMIP6 تحت سناریوی انتشار SSP2-4.5 از طریق پایگاه CDS کپرنیکوس بازیابی شده و سپس به دمای روزانه تبدیل شده است تا بتواند تا افق ۲۰۵۰ برای شبیه‌سازی اثرات تغییر اقلیم بر مصرف برق مورد استفاده قرار گیرد. مدل تقاضای برق خانگی بر اساس شاخص‌های حرارتی سالانه CDD و HDD، تعداد مشترکان و روند زمانی بنا شده است. این مدل از طریق رگرسیون خطی چندمتغیره، مصرف برق را پیش‌بینی می‌کند. فرایند مدل‌سازی شامل آماده‌سازی داده‌ها، برازش مدل با استفاده از روش حداقل مربعات معمولی، و اعتبارسنجی نتایج با معیارهایی مانند R^2 و RMSE است. شاخص‌های HDD و CDD که بر اساس دمای روزانه و دمای مبنا (۲۴ درجه سانتی‌گراد) محاسبه می‌شوند، نقش کلیدی در توضیح نوسانات مصرف برق ناشی از سرمایش و گرمایش دارند [۳۷]. تمام مراحل تحلیل و پیش‌بینی تقاضای برق (شامل سناریوهای آینده و پروفایل‌های مصرف ساعتی/روزانه) با استفاده از زبان Python و کتابخانه‌های علمی مانند NumPy، Pandas، Scikit-Learn و Matplotlib انجام شده است. این رویکرد، مدلی قابل تکرار، شفاف و توسعه‌پذیر را ایجاد کرده است.

۲-۴. مطالعه موردی: استان تهران

استان تهران به دلیل جمعیت بالا، مصرف قابل توجه برق خانگی، و اقلیم تابستانی گرم و خشک، به عنوان مطالعه موردی برای تحلیل اثر تغییر اقلیم بر مصرف برق انتخاب شده است. رشد مصرف برق در تابستان‌ها و همبستگی آن با دما، نشان‌دهنده اهمیت شاخص درجه‌روز سرمایش در این منطقه است. نتایج این تحلیل برای برنامه‌ریزی ظرفیت نیروگاهی، مدیریت بار، و سیاستگذاری‌های کلان انرژی در ایران کاربرد خواهد داشت.

۳. نتایج

برای پیش‌بینی مصرف برق در آینده با توجه به تغییر اقلیم، از چندین سناریوی دمایی استفاده می‌شود. این سناریوها شامل موارد ساده‌سازی شده با شیب افزایش دمای ثابت و همچنین، سناریوهای پیچیده‌تر مبتنی بر مدل‌های جهانی اقلیم هستند. هدف این است که واکنش مصرف برق (سالانه، ماهانه، روزانه و پیک‌بار) به طیف وسیعی از احتمالات گرمایش، از کمترین تا شدیدترین حالت، ارزیابی شود.

برای پیش‌بینی مصرف برق در تهران تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم، شش حالت در نظر گرفته شده است. سناریوی پایه که دما را ثابت فرض می‌کند و تغییرات مصرف را به رشد مشترکان نسبت می‌دهد؛ سناریوی افزایش ملایم دما (۰/۵+ درجه در سال) که به رشد تدریجی تقاضای سرمایشی و پیک‌بار تابستانی منجر می‌شود؛ سناریوی افزایش شدید دما (۱+ درجه در سال) که باعث جهش مصرف سرمایشی و افزایش قابل توجه پیک‌بار می‌شود؛ سناریوی کاهش ملایم دما (۰/۵- درجه در سال) که کاهش مصرف تابستانی و پیک‌بار را به همراه دارد؛ سناریوی کاهش شدید دما (۱- درجه در سال) که کاهش چشمگیر مصرف تابستانی، جابه‌جایی پیک بار به زمستان و هموار شدن منحنی بار سالانه را نتیجه می‌دهد و سناریوی مبتنی بر مدل‌های اقلیم‌سنجی CMIP6 و سناریوهای انتشار SSP تا افق ۲۰۵۰ اضافه شده است. این سناریو با استفاده از دمای ماهانه جهانی و تبدیل آن به دمای روزانه، الگوی واقعی گرمایش اقلیم را با در نظر گرفتن شدت امواج گرما و تغییرات فصلی منعکس می‌کند.

پیش‌بینی می‌شود این سناریو به CDD بالاتر و افزایش مصرف برق قابل توجه‌تری نسبت به سناریوهای خطی منجر شود و با تحلیل دقیق‌تر داده‌ها، تصویر جامعی از تأثیر تغییر اقلیم بر مصرف برق تهران ارائه دهد. خلاصه این شش سناریو در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱. خلاصه شش سناریوی پیش‌بینی مصرف برق تهران تحت تغییر اقلیم

شماره سناریو	عنوان سناریو	توضیح دمایی	اثر بر مصرف برق	نکات کلیدی
۱	سناریوی پایه	دما ثابت فرض می‌شود	تغییر مصرف فقط به دلیل رشد مشترکان	مبنای مقایسه با سایر سناریوها
۲	افزایش ملایم دما	هر سال ۵+ درجه سانتی‌گراد	افزایش تدریجی مصرف سرمایشی و رشد آرام پیک تابستان	نشان‌دهنده گرمایش خفیف و پایدار
۳	افزایش شدید دما	هر سال ۱۱+ درجه سانتی‌گراد	جهش قابل توجه در مصرف کولرها و افزایش شدید پیک تابستان	مناسب تحلیل شرایط تنش حرارتی بالا
۴	کاهش ملایم دما	هر سال ۰.۵- درجه سانتی‌گراد	کاهش مصرف سرمایشی و کاهش نسبی پیک تابستان	سناریوی خنک‌تر با اثر متعادل‌کننده
۵	کاهش شدید دما	هر سال ۱- درجه سانتی‌گراد	کاهش چشمگیر مصرف تابستانی، جابه‌جایی پیک به زمستان، هموار شدن منحنی سالانه	بررسی شرایط سرمایش شدید اقلیمی
۶	سناریوی مبتنی بر مدل‌های اقلیم‌سنجی CMIP6/SSP	مبتنی بر خروجی مدل‌های جهانی تا سال ۲۰۵۰، شامل تبدیل دمایی ماهانه به روزانه	افزایش CDD، مصرف سرمایشی بالاتر از سناریوهای خطی	واقع‌گرایانه‌ترین سناریو با بازتاب موج گرما، تغییرات فصلی و نوسانات اقلیمی

۳-۱. معادله نهایی پیش‌بینی مصرف سالانه برق

با استفاده از یک مدل رگرسیون چندمتغیره، مصرف سالانه برق خانگی تهران ($E_{year}(y)$) بر اساس مجموع درجه‌روزهای سرمایشی (CDD_y)، گرمایشی (HDD_y)، تعداد مشترکان (N_y) و روند زمانی (T_y) با دقت بالا پیش‌بینی می‌شود. معادله نهایی استخراج‌شده از محیط پایتون به صورت رابطه ۲۱ است [۲۷ و ۲۸].

$$E_{year}(y) = -28758.8842 + 10.2139CDD_y + 2.4894HDD_y + 0.0032N_y + 1238.0854T_y \quad (21)$$

شاخص‌های آماری مانند R^2 (۰/۹۹۵ در آموزش و ۰/۹۷۹ در آزمون) نشان‌دهنده توانایی بالای مدل در توضیح تغییرات مصرف هستند.

تبدیل به مصرف ماهانه: مصرف سالانه به‌دست‌آمده، سپس با استفاده از وزن‌های حرارتی روزانه ($w_{norm}(y, d)$) به مصرف روزانه ($E_{day}(y, d)$) و در نهایت به مصرف ماهانه ($E_{month}(y, m)$) تبدیل می‌شود. معادله مصرف روزانه به صورت رابطه ۲۲ است [۳۴].

$$E_{day}(y, d) = w_{norm}(y, d) E_{year}(y) \quad (22)$$

مصرف ماهانه از جمع مصرف روزانه در روزهای هر ماه محاسبه می‌شود (معادله ۲۳). این مرحله امکان لحاظ کردن نوسانات حرارتی و توزیع مصرف طی ماه را فراهم می‌کند. $w_{norm}(y, d)$ وزن نهایی روز d در سال y (که در ادامه تعریف می‌شود) است [۳۴].

$$E_{month}(y, m) = \sum_{d \in m} E_{day}(y, d) = \left(\sum_{d \in m} w_{norm}(y, d) \right) E_{year}(y) \quad (23)$$

محاسبه وزن‌های حرارتی روزانه

وزن خام روز ($w_{raw}(y, d)$): با استفاده از معادله ۲۴، وزن خام هر روز بر اساس مجموع درجه‌روزهای سرمایشی ($CDD(y, d)$) و گرمایشی ($HDD(y, d)$) محاسبه می‌شود [۳۳].

$$w_{raw}(y, d) = 1.000 + 0.100CDD(y, d) + 0.050HDD(y, d) \quad (24)$$

وزن نهایی / نرمال‌شده روز $w_{norm}(y, d)$: با تقسیم وزن خام هر روز بر مجموع وزن خام تمام روزهای سال، وزن نهایی به دست می‌آید (معادله ۲۵). این کار تضمین می‌کند که مجموع وزن‌های نرمال‌شده برابر با ۱ باشد و تعادل انرژی سالانه حفظ شود [۳۴].

$$w_{norm}(y, d) = \frac{w_{raw}(y, d)}{\sum_{d'=1}^{365} w_{raw}(y, d')} \quad (25)$$

محاسبه مصرف روزانه $(E_{day}(y, d))$: مصرف روزانه از ضرب وزن نرمال‌شده هر روز در مصرف سالانه به دست می‌آید (معادله ۲۶). این روش نشان می‌دهد روزهای با شرایط حرارتی شدیدتر (CDD یا HDD بالاتر)، سهم بیشتری از مصرف سالانه را به خود اختصاص می‌دهند [۳۴].

$$E_{day}(y, d) = w_{norm}(y, d) \times E_{year}(y) \quad (26)$$

مدل نهایی مصرف ساعتی $(E(y, d, h))$:

این بخش به پیش‌بینی الگوی ساعتی بار می‌پردازد.

تعیین وزن پروفایل تابستانی / زمستانی روز: برای هر روز، سهم پروفایل تابستانی (w_{summer}) و زمستانی (w_{winter}) بر اساس نسبت CDD و HDD تعیین می‌شود. در روزهای معتدل ($CDD + HDD = 0$)، هر دو وزن ۰/۵ هستند (معادله ۲۷). در غیر این صورت، از معادلات ۲۸ و ۲۹ استفاده می‌شود [۳۵].

$$w_{summer} = w_{winter} = 0.5 \quad (27)$$

$$w_{summer}(y, d) = \frac{CDD(y, d)}{CDD(y, d) + HDD(y, d)} \quad (28)$$

$$w_{winter}(y, d) = \frac{HDD(y, d)}{CDD(y, d) + HDD(y, d)} \quad (29)$$

ساخت پروفایل ساعتی ترکیبی روز $H(y, d, h)$: با استفاده از دو پروفایل پایه ساعتی تابستانی ($H_{summer}(h)$) و زمستانی ($H_{winter}(h)$)، که مجموع آن‌ها در هر شبانه‌روز برابر ۱ است (معادله ۳۰)، پروفایل ترکیبی برای هر روز ساخته می‌شود (معادله ۳۱) [۳۶].

$$\sum_{h=0}^{23} H(h) = 1 \quad (30)$$

$$H(y, d, h) = w_{summer}(y, d) H_{summer}(h) + w_{winter}(y, d) H_{winter}(h) \quad (31)$$

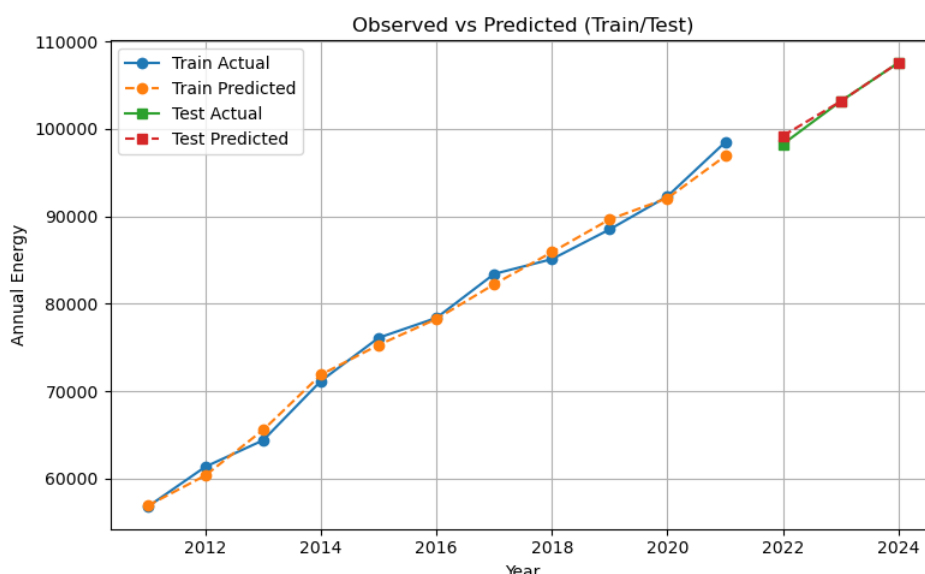
معادله نهایی مصرف ساعتی $E(y, d, h)$: مصرف نهایی در هر ساعت با ضرب پروفایل ترکیبی ساعتی در مصرف روزانه به دست می‌آید (معادله ۳۲) [۳۶].

$$E(y, d, h) = H(y, d, h) \times E_{day}(y, d) \quad (32)$$

در نهایت، این مدل سه سطحی (سالانه، ماهانه/روزانه، ساعتی) امکان پیش‌بینی دقیق مصرف برق خانگی را با در نظر گرفتن شرایط اقلیمی و رفتار فصلی/ساعتی فراهم می‌کند.

۳-۲. عملکرد مدل در داده‌های آموزش و آزمون

نمودار مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده در شکل ۱ نشان می‌دهد مدل رگرسیون توسعه‌یافته توانایی بسیار بالایی در بازتولید الگوی تاریخی مصرف برق خانگی استان تهران دارد. خطوط پیش‌بینی در داده‌های آموزش تقریباً منطبق بر داده‌های واقعی هستند و در دوره آزمون نیز خطای مدل اندک و روند آن کاملاً مطابق روند واقعی مشاهده می‌شود.



شکل ۱. نمودار آموزش و آزمون

مدل توانسته است تغییرات تدریجی مصرف را در بازه سال‌های ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۴ به خوبی بازسازی کند و در داده‌های آزمون (از سال ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۴)، پیش‌بینی‌ها اختلاف بسیار کمی با مقادیر واقعی دارند. این انطباق بالا نشان می‌دهد متغیرهایی مانند درجه‌روهای سرمایش، درجه‌روهای گرمایش، تعداد مشترکان و روند زمانی، توانسته‌اند رفتار مصرف را به طور پایدار توضیح دهند. شاخص دقت مدل در داده‌های آموزش^۱ برابر با ۰/۹۹۵ (۹۹/۵ درصد) و در داده‌های آزمون^۲ برابر با ۰/۹۷۹ (۹۷/۹ درصد) بوده است که نشان‌دهنده قدرت تعمیم بالای مدل است. خطای میانگین مربعات ریشه‌ای مدل در داده‌های آموزش ۹۲۶ کیلووات‌ساعت و در داده‌های آزمون ۵۴۷/۸۲ کیلووات‌ساعت بوده است. با در نظر گرفتن مصرف سالانه که حدود ۱۰۰ هزار کیلووات‌ساعت تخمین زده می‌شود، خطای مدل کمتر از ۱ درصد مقدار واقعی است. تنها سال‌های دارای انحراف نسبی بالا به شرح جدول ۲ است.

جدول ۲. سال‌های با انحراف نسبی بالا

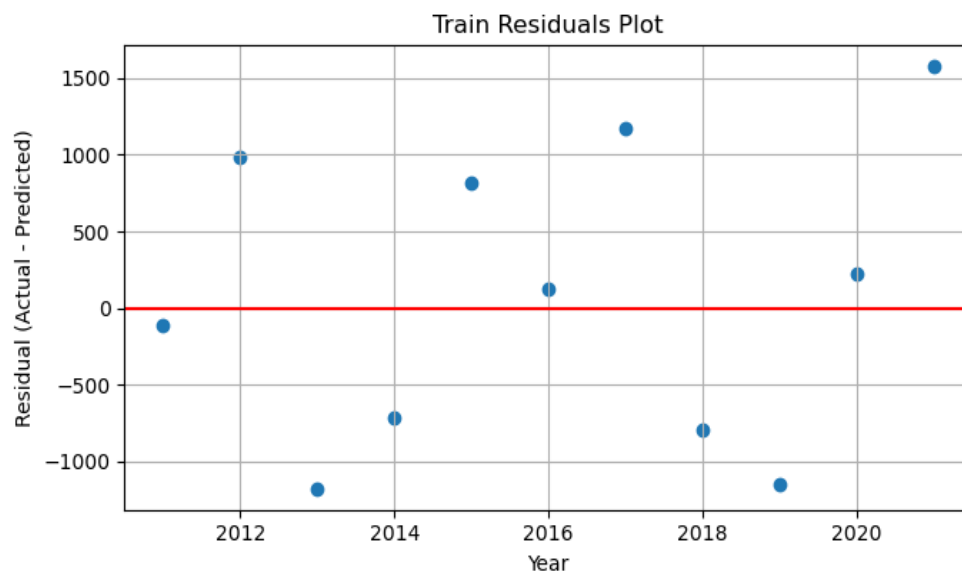
سال	مقدار واقعی	مقدار پیش‌بینی	اختلاف	%
۲۰۱۲	۶۰۲۰۰~	۵۹۹۰۰~	-۳۰۰~	۰.۵~%
۲۰۱۴	۷۲۰۰۰~	۷۱۴۰۰~	-۶۰۰~	۰.۸~%
۲۰۱۹	۹۸۷۰۰~	۹۷۴۰۰~	-۱۳۰۰~	۱.۳~%

نمودار باقی‌مانده‌ها که در شکل ۲ نشان داده شده است، خطای مدل در داده‌های آموزش فاقد الگوی سیستماتیک است. باقی‌مانده‌ها به صورت تصادفی بالا و پایین محور صفر توزیع شده‌اند و این به معنای آن است که مدل دچار بایاس سیستماتیک نیست، اثر متغیرهای اقلیمی و جمعیتی به درستی در مدل لحاظ شده است و خطاها عمدتاً ناشی از نوسانات کوتاه‌مدت غیرقابل توضیح هستند. بیشترین باقی‌مانده مثبت حدود ۱۵۰۰ واحد و بیشترین مقدار منفی حدود ۱۲۰۰ واحد است که نسبت به مقدار کل مصرف سالانه، ناچیز محسوب می‌شود.

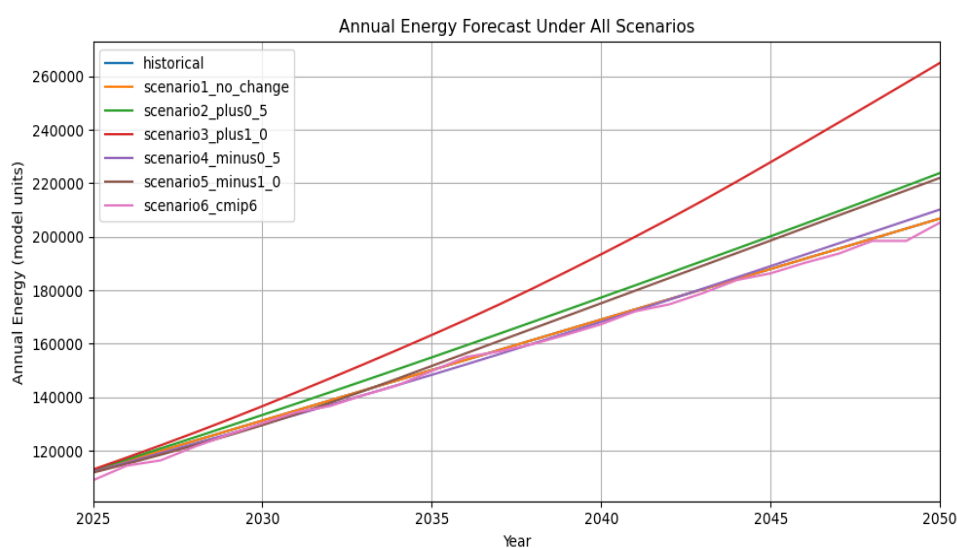
نمودار پیش‌بینی مصرف سالانه (شکل ۳) تا افق ۲۰۵۰ نشان می‌دهد مصرف برق در تمام سناریوها روند صعودی دارد. از دلایل آن می‌توان به رشد تعداد مشترکان، روند تاریخی افزایش مصرف و تشدید اثرات اقلیمی در سناریوهای گرم‌تر اشاره کرد. سناریوی افزایش شدید دما (۱ C/year) بیشترین رشد مصرف را دارد. در این سناریو، مصرف برق تا ۲۰۵۰ جهش بسیار قابل

1. Train R²
2. Test R²

توجهی پیدا می‌کند. این تفاوت شدید به دلیل رشد نمایی شاخص CDD در سناریوی گرم است. سناریوهای کاهش دما کمترین رشد مصرف را نشان می‌دهند. سناریوی CMIP6 بین سناریوهای بدون تغییر و $+0.5$ درجه قرار دارد. این نشان می‌دهد مدل‌های اقلیمی جهانی گرمایش ملایم اما پیوسته‌ای را برای تهران پیش‌بینی می‌کنند.



شکل ۲. نمودار توزیع خطا در داده‌های آموزش



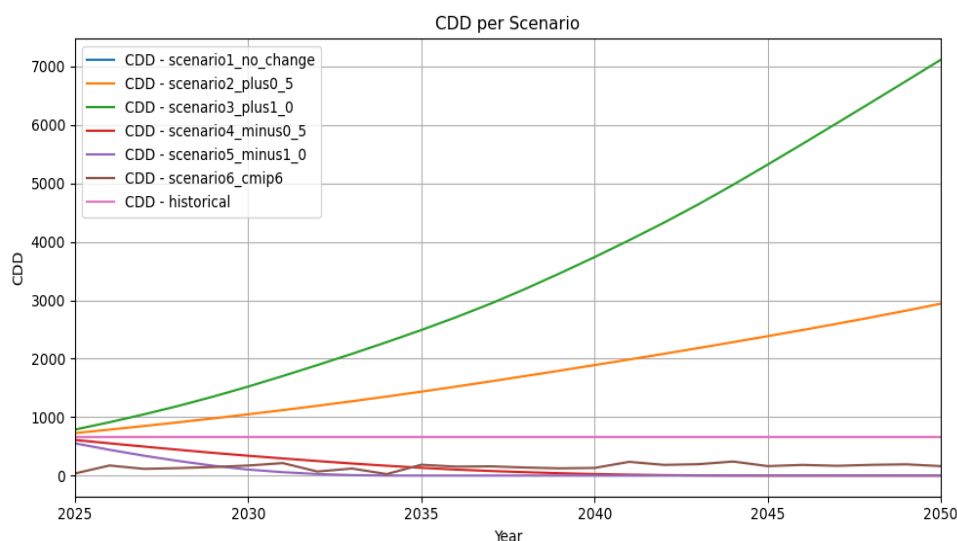
شکل ۳. نمودار پیش‌بینی سالانه انرژی تحت تمامی سناریوها

مصرف برق در سال ۲۰۲۵ (پایه پیش‌بینی) حدود ۱۱۴ هزار کیلووات ساعت است. در جدول ۳ مصرف برق در سال ۲۰۵۰ تحت هر سناریو آمده است. شدیدترین افزایش مصرف مربوط به سناریوی $1\text{ }^{\circ}\text{C/year} +$ است. کاهش دما، رشد مصرف را بین ۶۵ - ۷۰ درصد محدود می‌کند. سناریوی CMIP6 مقدار میانی و نزدیک به سناریوی بدون تغییر دما دارد. تفاوت مصرف ۲۰۵۰ در گرم‌ترین و سردترین سناریو تقریباً برابر با ۷۷ هزار کیلووات ساعت است (بیش از ۶۷ درصد اختلاف). محاسبه شاخص درجه‌روز سرمایش برای دوره ۲۰۲۵ تا ۲۰۵۰ (شکل ۴) نشان می‌دهد رفتار این شاخص در سناریوهای مختلف تغییر اقلیم تفاوت چشمگیری با یکدیگر دارد. در سناریوی افزایش شدید دما ($+1$ درجه سانتی‌گراد در سال) شیب رشد

CDD بسیار تند است؛ به گونه‌ای که مقدار آن تا افق ۲۰۵۰ از ۷۰۰۰ واحد فراتر می‌رود. چنین افزایشی بیانگر تابستان‌هایی به‌مراتب طولانی‌تر، گرم‌تر و نیاز فزاینده به سرمایش برقی است و می‌تواند به افزایش قابل توجه بار سرمایشی در شبکه برق منجر شود. در مقابل، سناریوی افزایش ملایم دما ($+0.5$ درجه) روندی افزایشی اما با شیبی ملایم‌تر نشان می‌دهد؛ بنابراین گرچه شدت گرمایش در این سناریو کمتر است، اما افزایش پایدار CDD همچنان تأثیر محسوس بر الگوی مصرف برق و پیک‌بار تابستانی خواهد داشت. بررسی سناریوهای کاهشی (-0.5 و -1 درجه در سال) حاکی از آن است که CDD در این حالات با کاهش چشمگیر همراه است. در سناریوی -1 درجه مقدار CDD تا حدود صفر کاهش می‌یابد؛ این وضعیت نشان‌دهنده کاهش یا حتی حذف نیاز سرمایشی و غلبه شرایط خنک بر دوره تابستان است، به طوری که گرمایش اقلیمی در عمل محو می‌شود. در سوی دیگر، سناریوی مبتنی بر مدل‌های اقلیم‌سنجی CMIP6 تقریباً مقادیر نزدیک به گذشته تاریخی را حفظ می‌کند و روندی نسبتاً ثابت دارد. این موضوع نشان می‌دهد با وجود نگرانی‌های جهانی درباره گرمایش، مدل‌های اقلیمی جهانی برای تهران افزایش شدید و خطی دما را مشابه سناریوی $+1$ درجه پیش‌بینی نمی‌کنند و الگوی گرمایش در این سناریو متعادل‌تر و واقع‌بینانه‌تر است.

جدول ۳. مصرف برق در سال ۲۰۵۰ تحت هر سناریو

سناریو	مصرف ۲۰۵۰ (kWh)	تغییر نسبت به ۲۰۲۵	درصد رشد
بدون تغییر دما	۲۰۵۰۰۰	+۹۱۰۰۰	+۷۹٪
افزایش 5.0°C/year	۲۱۵۰۰۰	+۱۰۱۰۰۰	+۸۸٪
افزایش 1°C/year	۲۶۵۰۰۰	+۱۵۱۰۰۰	+۱۳۲٪
کاهش 5.0°C/year	۱۹۵۰۰۰	+۸۱۰۰۰	+۷۱٪
کاهش 1°C/year	۱۸۸۰۰۰	+۷۴۰۰۰	+۶۵٪
CMIP6	۲۰۰۰۰۰	+۸۶۰۰۰	+۷۵٪



شکل ۴. نمودار درجه‌روزهای سرمایش به ازای هر سناریو

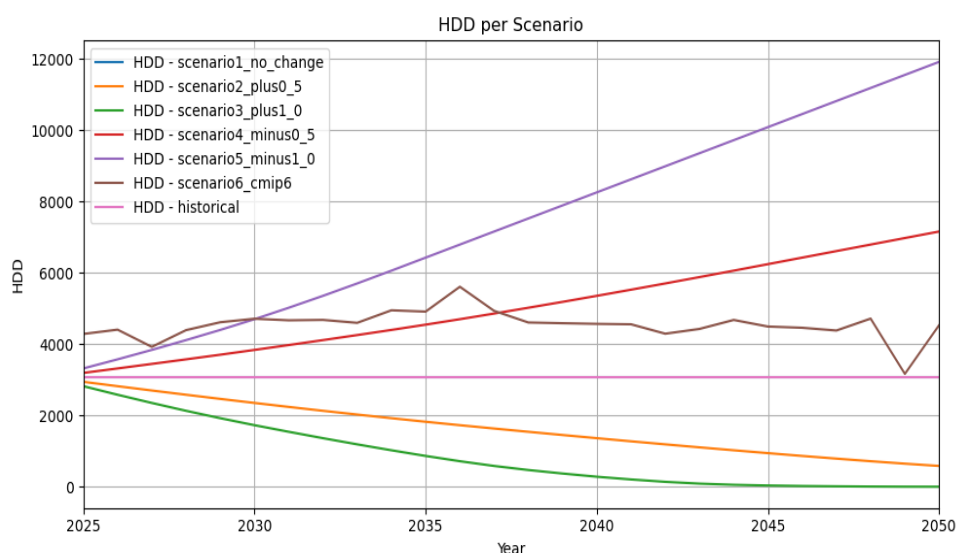
در جدول ۴ مقادیر کمی CDD برای افق ۲۰۵۰ ارائه شده که این اختلافات را به صورت عددی و قابل مقایسه میان سناریوها نشان می‌دهد و به تحلیل دقیق‌تر آثار تغییر اقلیم بر مصرف برق تهران کمک می‌کند. در سناریوی افزایش شدید دما ($+1$ درجه سانتی‌گراد)، شاخص درجه‌روز سرمایش افزایش چشمگیری می‌یابد و مقدار آن به بیش از ۹ برابر مقدار پایه می‌رسد. این جهش به‌روشنی بیانگر افزایش قابل توجه تعداد روزهای گرم و طولانی‌تر شدن فصل گرما است. در چنین شرایطی، نیاز به سرمایش مکانیکی و استفاده گسترده از وسایل سرمایشی به طور محسوسی افزایش خواهد یافت و به عنوان مهم‌ترین عامل رشد

مصرف برق در سال‌های آینده شناخته می‌شود. در مقابل، در سناریوهای سردتر (مانند ۱- درجه سانتی‌گراد) مقدار CDD عملاً به صفر میل می‌کند؛ به این معنا که شرایط حرارتی آن قدر سرد است که نیازی به سرمایش احساس نمی‌شود و مصرف برق مرتبط با تجهیزات سرمایشی حذف می‌شود.

شاخص درجه‌روز گرمایش مطابق انتظار رفتاری معکوس با CDD دارد. همان‌طور که در شکل ۵ نشان داده شده است، در سناریوهای افزایش دما مقدار HDD کاهش می‌یابد. در سناریوی افزایش شدید دما (۱+ درجه در سال) این شاخص تقریباً به صفر نزدیک می‌شود؛ به این معنا که تعداد روزهای سرد سال به شدت کاهش می‌یابد و نیاز به گرمایش تقریباً از میان می‌رود. در مقابل، در سناریوی کاهش شدید دما (۱- درجه در سال) بالاترین مقادیر HDD ثبت می‌شود. با این حال، با توجه به اینکه گرمایش برقی در تهران سهم اندکی در مصرف کل برق دارد، افزایش HDD اثر قابل توجهی بر بار شبکه و الگوی مصرف برق نخواهد داشت. در سناریوی مبتنی بر مدل‌های اقلیمی CMIP6 مقدار HDD روندی تقریباً پایدار و نزدیک به مقادیر تاریخی دارد. این رفتار تأیید می‌کند که براساس مدل‌های جهانی، برای تهران نه گرمایش افراطی و نه سرمایش شدید پیش‌بینی نمی‌شود و تغییرات حرارتی آینده بیشتر در محدوده نوسانات طبیعی و کنترل شده قرار دارد.

جدول ۴. نتایج کمی CDD در سناریوهای آینده

سناریو	CDD در سال ۲۰۲۵	CDD در سال ۲۰۵۰	رشد CDD
بدون تغییر دما	۷۸۰~	۷۸۰~	%۰
۵۰ C/year	۷۸۰~	۳۰۰~	٪۲۸۵+
۱ C/year	۷۸۰~	۷۲۰~	٪۸۲۰+
۵۰ C/year-	۷۸۰~	۲۵۰~	٪۶۸-
۱ C/year-	۷۸۰~	۰~	٪۱۰۰-
CMIP6	۷۸۰~	۸۲۰~	٪۵+



شکل ۵. نمودار درجه‌روزهای گرمایش به ازای هر سناریو

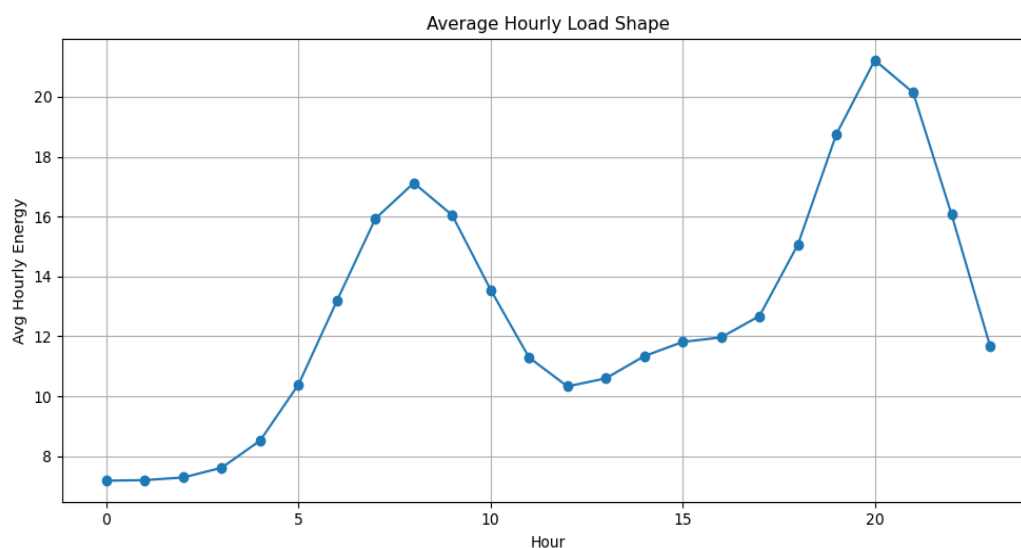
نتایج کمی HDD در سناریوهای آینده (۲۰۵۰) در جدول ۵ آمده است. در سناریوی افزایش شدید دما (۱+ درجه سانتی‌گراد در سال)، نیاز به گرمایش تقریباً به طور کامل از میان می‌رود؛ به طوری که شاخص HDD به مقادیر نزدیک صفر می‌رسد و نشان‌دهنده حذف مؤثر دوره‌های سرمای سالانه است. در مقابل، در سردترین سناریوی تغییر اقلیم (۱- درجه در سال) مقدار HDD تقریباً چهار برابر مقدار پایه می‌شود. این افزایش بیانگر زمستان‌های طولانی‌تر و سردتر است که اگرچه می‌تواند نیاز

گرمایشی را به شکل چشمگیری افزایش دهد، اما به دلیل سهم اندک گرمایش برقی در تهران تأثیر آن بر کل مصرف برق همچنان محدود باقی می‌ماند.

جدول ۵. نتایج کمی HDD در سناریوهای آینده

سناریو	HDD ۲۰۲۵	HDD ۲۰۵۰	تغییر
بدون تغییر	۳۳۰۰~	۳۳۰۰~	۰٪
+۵.۰C/year	۳۳۰۰~	۱۲۰۰~	-۶۴٪
+۱C/year	۳۳۰۰~	۰~	-۱۰۰٪
-۵.۰C/year	۳۳۰۰~	۷۲۰۰~	+۱۱۸٪
-۱C/year	۳۳۰۰~	۱۲۰۰~	+۲۶۴٪
CMIP6	۳۳۰۰~	۳۴۰۰~	+۳٪

داده‌های استخراج‌شده از مدل اقلیمی (نمایش داده‌شده در شکل ۶) بیانگر وجود دو الگوی مشخص و تکرارشونده در مصرف روزانه برق است. (۱) پیک عصرگاهی - شبانه: این پیک در بازه زمانی ساعت ۲۰ تا ۲۱ رخ می‌دهد. این زمان مصادف با اوج فعالیت‌های خانگی پس از بازگشت افراد از محل کار و آغاز استفاده هم‌زمان از وسایل روشنایی، سرمایشی/گرمایشی و سایر لوازم برقی است. (۲) پیک ظهرگاهی - بعدازظهر: پیک دوم در بازه زمانی ساعت ۱۴ تا ۱۵ مشاهده می‌شود. این زمان معمولاً با استفاده از وسایل سرمایشی در اوج گرمای روز و همچنین، فعالیت‌های خانگی مرتبط با ناهار و سایر امور روزمره هم‌زمان است. این الگوی دو پیکی مصرف، همخوانی کاملی با واقعیت‌های مصرف برق بخش خانگی در شهر تهران دارد و نشان‌دهنده تطابق مدل با شرایط واقعی است. کمترین میزان مصرف برق طی شبانه‌روز، بین ساعت‌های ۲ تا ۵ صبح به ثبت رسیده است. این دوره که مصادف با ساعت‌های پایانی شب و اوایل بامداد است، به طور طبیعی با کاهش چشمگیر فعالیت‌های انسانی و خاموشی بخش وسیعی از لوازم برقی همراه بوده و لذا کمترین بار را بر شبکه تحمیل می‌کند.



شکل ۶. میانگین بار ساعتی

نتایج حاصل از تحلیل کمی بار ساعتی میانگین، که در جدول ۶ ارائه شده است، جزئیات دقیقی از الگوی مصرف را آشکار می‌سازد. بر اساس این داده‌ها، اختلاف قابل توجهی بین پیک مصرف روزانه و کمینه مصرف مشاهده می‌شود. به طور مشخص، این اختلاف به حدود ۱۴/۵ کیلووات ساعت می‌رسد که نشان‌دهنده افزایش مصرف بیش از ۲۰۰ درصدی در ساعت‌های اوج نسبت به ساعت‌های کم مصرف است. پیک اصلی و بیشترین میزان مصرف برق طی شبانه‌روز، بین ساعت‌های ۲۰ تا ۲۱ (عصرگاهی - شبانه)

رخ می‌دهد. این بازه زمانی، همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، با اوج فعالیت‌های خانگی و استفاده هم‌زمان از طیف گسترده‌ای از لوازم برقی (روشنایی، سرمایش/گرمایش، صوتی-تصویری و غیره) منطبق است. این تحلیل کمی، شدت و گستردگی نوسانات مصرف طی شبانه‌روز را به طور دقیق مشخص می‌کند و اهمیت مدیریت بار در ساعت‌های اوج را برجسته می‌سازد.

جدول ۶. نتایج کمی بار ساعتی میانگین

ساعت	مقدار متوسط (kWh)
پایین‌ترین مصرف (۲-۴ صبح)	۷~
افزایش تدریجی تا ساعت ۱۰	۱۳~
پیک بعدازظهر (۱۴-۱۶)	۱۷~
بالا‌ترین پیک روز (۲۰-۲۱)	۲۱.۵~
کاهش بعد از ۲۲-۲۳ شب	۱۳~

نمودار ارائه‌شده در شکل ۷ به مقایسه دو پروفایل مصرف ساعتی برق در شرایط اقلیمی متفاوت می‌پردازد:

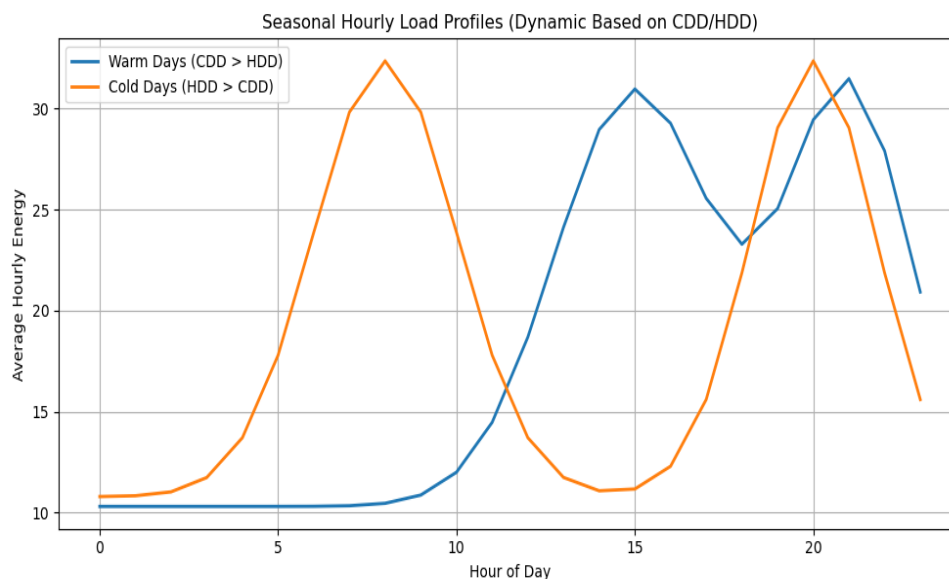
(الف) روزهای گرم ($HDD < CDD$): در روزهای گرم که شاخص درجه‌روز سرمایش بر شاخص درجه‌روز گرمایش غلبه دارد، الگوی مصرف برق به شرح زیر است:

- پیک اصلی مصرف: در بازه زمانی ۲۰ تا ۲۱ (عصرگاهی - شبانه) با مقدار تقریبی ۳۲ کیلووات ساعت رخ می‌دهد. این پیک نشان‌دهنده اوج فعالیت‌های خانگی و استفاده گسترده از وسایل سرمایشی در پایان روز است.
- پیک دوم مصرف: در بازه زمانی ۱۵ تا ۱۶ (ظهرگاهی - بعدازظهر) با مقدار تقریبی ۳۰ کیلووات ساعت مشاهده می‌شود. این پیک نیز عمدتاً ناشی از عملکرد وسایل سرمایشی (کولرهای گازی و آبی) در گرم‌ترین ساعت‌های روز است.
- کمترین مصرف: در ساعت‌های پایانی شب و اوایل بامداد (حدود ۲ تا ۵ صبح) با مقدار تقریبی ۱۰/۵ کیلووات ساعت به ثبت رسیده است.

منحنی بار کلی در این روزها، روندی صعودی طی روز را نشان می‌دهد که بیانگر افزایش مداوم نیاز به سرمایش و فعالیت وسایل مرتبط با آن است.

(ب) روزهای سرد ($CDD < HDD$): در روزهای سرد که شاخص درجه‌روز گرمایش بر شاخص درجه‌روز سرمایش برتری دارد، الگوی مصرف برق به شکل متفاوتی نمایان می‌شود:

- پیک اصلی مصرف: در بازه زمانی ۸ تا ۹ (صبحگاهی) با مقدار تقریبی ۳۳ کیلووات ساعت رخ می‌دهد. این پیک عمدتاً به دلیل روشن کردن وسایل گرمایشی (مانند بخاری‌های برقی، هرچند استفاده از آن‌ها ممکن است محدود باشد) و همچنین، تأمین روشنایی در اوایل روز است.
 - پیک دوم مصرف: در بازه زمانی ۲۰ تا ۲۱ (عصرگاهی - شبانه) با مقدار تقریبی ۳۱ کیلووات ساعت مشاهده می‌شود. این پیک همچنان نشان‌دهنده فعالیت‌های خانگی در عصر است، اما شدت آن نسبت به روزهای گرم کمتر است.
 - کمترین مصرف: در ساعت‌های بعدازظهر (حدود ۱۴ تا ۱۷) با مقدار تقریبی ۱۱ کیلووات ساعت ثبت شده است.
- مصرف در میانه روز در این سناریو پایین‌تر است که بازتاب‌دهنده کاهش نیاز به سرمایش و تمرکز بیشتر بر روشنایی و گرمایش محدود است. این مقایسه به‌وضوح نشان می‌دهد نوع و شدت نیازهای حرارتی (سرمایش یا گرمایش) نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌دهی به پروفایل مصرف ساعتی برق ایفا می‌کند.



شکل ۷. نمودار الگوی بار فصلی

الگوی بار فصلی مدل دقیقاً منطبق با رفتار واقعی مصرف در تهران است و نشان می‌دهد مدل ساعتی توسعه‌یافته توانایی بازنمایی صحیح تغییرات فصلی و ساعتی مصرف را دارد. پایداری رفتار دو پیک (صبح/ شب) در زمستان و (عصر/ ظهر) در تابستان کاملاً حفظ شده است.

۴. بحث و نتیجه‌گیری

مصرف برق خانگی به‌شدت تحت تأثیر بار سرمایشی و رشد دما در دهه‌های اخیر قرار دارد، به همین دلیل مدل‌های سستی مبتنی بر داده‌های تاریخی و پارامترهای اقتصادی به‌تنهایی قادر به پیش‌بینی دقیق تقاضا نیستند. این مطالعه با استفاده از شاخص‌های درجه‌روز سرمایشی و گرمایشی به عنوان متغیرهای اصلی و با به‌کارگیری یک چارچوب داده‌محور، حساسیت تقاضای برق به تغییرات اقلیمی را به صورت کمی برآورد کرده است. مدل توسعه‌یافته با ترکیب رگرسیون چندمتغیره سالانه، داده‌های دمای روزانه و توزیع حرارتی مصرف، دقت پیش‌بینی بالایی را در داده‌های آموزش (۰/۹۹۵) و آزمون (۰/۹۷۹) به دست آورده است، به طوری که آزمون خطای میانگین مربعات ریشه‌ای (۵۴۷/۸۲ کیلووات‌ساعت) کمتر از ۱ درصد مصرف سالانه است. این نتایج نشان می‌دهند CDD، HDD، تعداد مشترکان و روند زمانی قادر به تبیین بخش عمده‌ای از نوسانات مصرف برق خانگی هستند و مدل از توان تعمیم‌پذیری خوبی برخوردار است. تحلیل سناریوهای اقلیمی بیانگر آن است که CDD مهم‌ترین عامل افزایش مصرف برق در تهران است؛ به طوری که پیش‌بینی می‌شود مقدار آن از حدود ۷۸۰ واحد در سال پایه، در سناریوی افزایش ملایم دما به حدود ۳ هزار واحد و در سناریوی افزایش شدید به بیش از ۷۲۰۰ واحد برسد (رشد ۲۸۵ و ۸۲۰ درصد). در مقابل، HDD در سناریوهای گرم‌تر به شدت کاهش می‌یابد. این تغییرات منجر به رشد قابل ملاحظه مصرف سالانه تا ۷۵ تا ۱۳۲ درصد تا سال ۲۰۵۰ خواهد شد. در مقیاس ساعتی نیز، تمرکز بار در دوره‌های گرم سال بیشتر بوده و پیک مصرف در ساعات عصرگاهی به حدود ۲۱/۵ کیلووات‌ساعت و کمینه آن در بامداد به حدود ۷ کیلووات‌ساعت می‌رسد. در روزهای گرم، پیک‌های مصرف در بعدازظهر و شب تقویت می‌شوند، در حالی که روزهای سرد الگوی متفاوتی دارند. در مجموع، این چهارچوب ابزاری کاربردی برای پیش‌بینی اقلیم‌محور تقاضای برق و پشتیبانی از برنامه‌ریزی شبکه است و بر ضرورت توسعه ظرفیت تولید، مدیریت سمت تقاضا، بهینه‌سازی تجهیزات سرمایشی و گسترش انرژی‌های تجدیدپذیر تأکید می‌کند.

۵. پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده

بر اساس نتایج این مطالعه، پژوهش‌های آتی توصیه می‌شود که با استفاده از روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین مانند LSTM، جنگل تصادفی یا XGBoost^۱، دقت پیش‌بینی و مدل‌سازی رفتارهای پیچیده مصرف انرژی را افزایش دهند. همچنین، افزودن متغیرهای اقتصادی - اجتماعی مانند قیمت برق، درآمد خانوار، ساخت‌وساز شهری و میزان نفوذ تجهیزات سرمایشی/گرمایشی، مدل‌سازی مکانی با تفکیک استان تهران به نواحی مختلف برای تحلیل تفاوت‌های اقلیمی و جمعیتی، و بررسی سناریوهای سیاست‌های مدیریت مصرف (مانند تعرفه‌های زمان‌مند، بهینه‌سازی انرژی و توسعه سامانه‌های خورشیدی خانگی) پیشنهاد شده است. علاوه بر این، گسترش مدل به سایر بخش‌های مصرف‌کننده (تجاری، صنعتی، اداری) و توسعه یک مدل یکپارچه بار برای کل استان تهران و تحلیل عدم قطعیت سناریوهای اقلیمی با استفاده از روش‌هایی مانند مونت کارلو یا تحلیل بیزی، از دیگر حوزه‌های پیشنهادی برای پژوهش‌های آینده هستند. این مطالعه با وجود ارائه یک چهارچوب دقیق برای پیش‌بینی تقاضای برق خانگی تحت سناریوهای تغییر اقلیم، دارای برخی محدودیت‌ها است. نخست، مدل توسعه‌یافته مبتنی بر رگرسیون خطی چندمتغیره است و قادر به شناسایی روابط غیرخطی پیچیده میان متغیرهای اقلیمی و مصرف برق نیست. دوم، تحلیل‌ها عمدتاً بر داده‌های استان تهران متمرکز بوده و ممکن است قابلیت تعمیم مستقیم به سایر مناطق با اقلیم متفاوت محدود باشد. سوم، استفاده از سناریوهای اقلیمی CMIP6 و تبدیل آن‌ها به داده‌های روزانه ممکن است همراه با عدم قطعیت‌های ذاتی در مدل‌های اقلیمی باشد. در نهایت، برخی ضرایب مورد استفاده در فرایند توزیع زمانی مصرف، به صورت کالیبره‌شده تجربی تعیین شده‌اند که می‌تواند بر دقت نتایج اثرگذار باشد.

منابع

1. Sharmina M, Broad O, Barrett J, Brand C, Garvey A, Kennard H, et al. Policymaker-led scenarios and public dialogue facilitate energy demand analysis for net-zero futures. *Nature Energy*. 2025;1-11.
2. El-Araby R. Biofuel production: exploring renewable energy solutions for a greener future. *Biotechnology for Biofuels and Bioproducts*. 2024;17(1):129.
3. Zhang C, Liao H, Mi Z. Climate impacts: temperature and electricity consumption. *Natural Hazards*. 2019;99(3):1259-75.
4. Rezaei EE, Webber H, Asseng S, Boote K, Durand JL, Ewert F, et al. Climate change impacts on crop yields. *nature reviews earth & environment*. 2023;4(12):831-46.
5. Silva S, Soares I, Pinho C. Climate change impacts on electricity demand: The case of a Southern European country. *Utilities Policy*. 2020;67:101115.
6. Fan J-L, Tang B-J, Yu H, Hou Y-B, Wei Y-M. Impact of climatic factors on monthly electricity consumption of China's sectors. *Natural Hazards*. 2015;75(2):2027-37.
7. Gulaydin O, Mourshed M. Machine learning for subnational residential electricity demand forecasting to 2050 under shared socioeconomic pathways: Comparing tree-based, neural and kernel methods. *Energy*. 2025:138195.
8. Yeşilyurt H, Dokuz Y, Dokuz AS. Building Energy Consumption Prediction Based on Meteorological, Temporal and Meta Features Using Machine Learning Algorithms. *Temporal and Meta Features Using Machine Learning Algorithms*.
9. Kheiri F, Haberl JS, Baltazar J-C. Split-degree day method: A novel degree day method for improving building energy performance estimation. *Energy and Buildings*. 2023;289:113034.
10. Zhang S, Guo Q, Smyth R, Yao Y. Extreme temperatures and residential electricity consumption: Evidence from Chinese households. *Energy Economics*. 2022;107:105890.
11. Nam K, Seo W-K. Nonlinear temperature sensitivity of residential electricity demand: Evidence from a distributional regression approach. *Energy Economics*. 2025:109076.
12. Roberts MJ, Zhang S, Yuan E, Jones J, Fripp M. Using temperature sensitivity to estimate shiftable electricity demand. *Iscience*. 2022;25(9).
13. Kumar R, Rachunok B, Maia-Silva D, Nateghi R. Asymmetrical response of California electricity demand to summer-time temperature variation. *Scientific reports*. 2020;10(1):10904.
14. Fache A, Bhat MG. Temperature sensitive electricity demand and policy implications for energy transition: a case study of Florida, USA. *Frontiers in Sustainable Energy Policy*. 2024;2:1271035.
15. Daie B, Arian H, Sharifi H. Assessment of Residential Electrical Energy Demands Using Heating and Cooling Degree Days in Kabul City. Available at SSRN 4835583.
16. Gómez G, Soto S, Suástegui JA, Acuña A, Magaña HD. A New Proposal for the Use of Cooling Degree Hours for the Energy Simulation of Residential Buildings in Mexico. *Energies*. 2025;18(17):4554.
17. Andreou A. Improving projections of residential space cooling electricity demand: University of Leeds; 2020.
18. Muslih KD. Annual and Monthly Trends of Cooling and Heating Degree-Days in Four Different Cities in Iraq as an Index of Energy Consumption: Annual and Monthly Trends of Cooling and Heating Degree-Days in Four Different Cities in Iraq as an Index of Energy Consumption. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*. 2022;58(1):33-43.
19. Guven D, Kayalica MO, Kayakutlu G, Isikli E. Impact of climate change on sectoral electricity demand in Turkey. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*. 2021;16(3):235-57.
20. Li Y, Pizer WA, Wu L. Climate change and residential electricity consumption in the Yangtze River Delta, China. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2019;116(2):472-7.
21. Dao CD. Impacts of climate change on residential demand for electricity in New Brunswick. 2021.
22. Solaun K, Cerda E. THE INFLUENCE OF CLIMATE CHANGE ON ELECTRICITY DEMAND. CASE STUDY IN THE BASQUE COUNTRY. *DYNA-Ingeniería e Industria*. 2020;95(2).
23. Panigrahi A. Forecasting Residential Electricity Load Demand using Machine Learning: Dublin, National College of Ireland; 2020.
24. Shaik SA. Forecasting the electricity demand using machine learning algorithms: Dublin Business School; 2020.

25. Herjuna SAS, Budisusila EN, Haddin M. Electricity demand forecasting in Ambon using machine learning techniques. *International Journal of Mechanical Computational and Manufacturing Research*. 2024;13(2):57-67.
26. Sleem AA, Syed MN. Novel Predictive Factors to Boost Short-Term Electricity Demand Forecasting Using Machine Learning Models. *IEEE Access*. 2025.
27. Aroonruengsawat A, Auffhammer M. Impacts of climate change on residential electricity consumption: evidence from billing data. *The Economics of climate change: Adaptations past and present*: University of Chicago Press; 2011. p. 311-42.
28. Salari M, Javid RJ. Residential energy demand in the United States: Analysis using static and dynamic approaches. *Energy Policy*. 2016;98:637-49.
29. Petri Y, Caldeira K. Impacts of global warming on residential heating and cooling degree-days in the United States. *Scientific reports*. 2015;5(1):12427.
30. Omidvar K, Ebrahimi R, Mazidi A, Alizadeh T. Comparative Analysis of Iran's Average Monthly Heating and Cooling Degree Days during the Past and Future Periods. *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*. 2018;26(104):197-209.
31. Zabihi O, Ahmadi A. Multi-criteria evaluation of CMIP6 precipitation and temperature simulations over Iran. *Journal of Hydrology: Regional Studies*. 2024;52:101707.
32. Zarrin A, Dadashi-Roudbari A. Projected changes in temperature over Iran by 2040 based on CMIP6 multi-model ensemble. *Physical Geography Research*. 2021;53(1):75-90.
33. Brown RE, Koomey JG. Electricity use in California: past trends and present usage patterns. *Energy policy*. 2003;31(9):849-64.
34. Atallah T, Lanza A, Gualdi S, editors. Normalizing residential and commercial energy demand for climatic conditions. *Sustainable Energy Policy and Strategies for Europe*, 14th IAEE European Conference, October 28-31, 2014; 2014: International Association for Energy Economics.
35. Wilson E, Parker A, Fontanini A, Present E, Reyna J, Adhikari R, et al. End-use load profiles for the us building stock. *DOE Open Energy Data Initiative (OEDI)*; National Renewable Energy Laboratory ...; 2021.
36. Eshraghi H, Ansari M, Moshari S, Gholami J. Climatic zoning and per capita demand forecast of Iran using degree-day method. *Advances in Building Energy Research*. 2021;15(6):683-708.
37. Emenekwe CC, Emodi NV. Temperature and residential electricity demand for heating and cooling in G7 economies: A method of moments panel quantile regression approach. *Climate*. 2022;10(10):142.