



Modeling Electrical Energy Consumption in the Residential Sector Based on the Universal Thermal Climate Index (UTCI) in Iran

Ali Zarei¹, Asadollah Khorani²✉

1. Master of Science Student in Climatology (climate change), Faculty of Humanities, Department of Geographical Sciences, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran. E-mail: a.zarei.stu@hormozgan.ac.ir
2. Corresponding Author, Associate Professor, Faculty of Humanities, Department of Geographical Sciences, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran. E-mail: khorani@hormozgan.ac.ir

Article Info

ABSTRACT

Article type:

Research Article

Article history:

Received: 10 March 2024

Revised: 24 July 2024

Accepted: 4 August 2024

Published: 22 August 2025

Keywords:

UTCI index, electrical energy consumption, correlation, modeling

Objective: One of the consequences of global warming is the increase in thermal stress and, consequently, the increase in electrical energy consumption in the residential sector. The present study aims to identify the most influential climate variable on residential electrical energy consumption and also to introduce the best model in estimating consumption, using electrical energy consumption modeling.

Method: Climatic data for the years 2003 to 2022 were received from the Center for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) and also annual residential electrical energy consumption data by province of Iran were received from Tavanir. In order to examine the trend, the nonparametric Mann-Kendall test was used and for modeling electrical energy consumption, multiple linear regression (MLR), artificial neural networks (ANN), support vector machine (SVM) and random forest (RF) models were used.

Results: The correlation between residential electric energy consumption and minimum and maximum temperatures is positive in all provinces of the country. So that in 22 provinces the correlation is positive and in 9 provinces the correlation is negative. The results of the study of the change trend showed that the minimum temperature, maximum temperature and electric energy have had an increasing trend in all provinces, but the UTCI index has also recorded a negative trend in a number of provinces, so that in 9 provinces the trend has been negative and in 22 provinces the trend has been positive. Also, the relationship obtained from the stepwise regression model showed that in 23 provinces, the only influential variable is the minimum temperature. In the provinces of Isfahan, South Khorasan and Kerman, the minimum temperature variables and the UTCI index were identified as influential variables. In the provinces of Ardabil, Gilan and Golestan, only the maximum temperature was entered into the equation. The modeling results showed that the ANN model had better performance than the other three models. So that it has recorded the highest correlation coefficient with 0.79 and the lowest error with 360. MLR, SVM and RF models are in the next ranks in order of optimal performance.

Conclusion: Considering the results of numerous studies that show an increasing trend in temperature, especially the minimum temperature, until the end of the 21st century, and also the results of the present study that showed that there is a strong correlation between temperature parameters, especially the minimum temperature, and electrical energy consumption, correct and accurate planning should be carried out in order to provide the electrical energy needed by residents in the future.

Cite this article: Zarei, A., Khorani, A., (2025). Modeling Electrical Energy Consumption in the Residential Sector Based on the Universal Thermal Climate Index (UTCI) in Iran. *Journal of Geography and Planning*, 30 (92), 111-133. <https://doi.org/10.22034/gp.2024.60487.3234>



© The Author(s).

DOI: <https://doi.org/10.22034/gp.2024.60487.3234>

Publisher: University of Tabriz.

Introduction

Recently, the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) has released the Universal Thermal Climate Index (UTCI) derived from the ERA5 reanalysis. This reanalysis combines model data with global observations, covering recent decades. A ramification of global warming is the escalation of thermal stress, leading to a subsequent rise in electricity consumption within the residential sector. The objective of the current study was to identify the most influential climatic variables—specifically minimum temperature, maximum temperature, and the Universal Thermal Climate Index (UTCI)—in relation to electrical energy consumption in the residential sector. Additionally, the study aimed to introduce the most effective model for estimating energy consumption through the modeling of residential electrical energy consumption. The Universal Thermal Climate Index (UTCI) integrates air temperature, relative humidity, solar radiation, and wind speed into a unified index, signifying the reference environmental temperature that induces thermal stress. Theoretically, UTCI serves as a comprehensive variable in the modeling of electricity consumption in the residential sector. Prior investigations indicate a notable gap in the research landscape, as no prior studies have specifically endeavored to model residential sector electrical energy consumption based on the Universal Thermal Climate Index (UTCI). While national and international studies have investigated the trajectory and forecasting of the Universal Thermal Climate Index (UTCI)—including works by Salmani and Firoz (2018), Roshan et al. (2022), Hu et al. (2023), Kyaw et al. (2023), Roffe et al. (2023), Jianwei et al. (2023), and Lukić & Djuric (2023)—their primary focus has been on overall UTCI trends. These studies collectively reveal a discernible and statistically significant upward trend in the UTCI index in recent years, with projections indicating a continued increase through the end of the century. Additionally, Farhood et al. (2023) highlight a parallel rise in temperature trends (mean, maximum, and minimum) across Iran, reflecting a broader climatic shift within the country.

Data and Method

In this study, the Universal Thermal Climate Index (UTCI), derived from ERA5 reanalysis climate data provided by ECMWF, was obtained for the period from 2003 to 2022. Additionally, annual electrical energy consumption data for the residential sector across Iranian provinces were collected.

The Pearson correlation coefficient was utilized to analyze the relationships between variables, while the Mann-Kendall non-parametric test was employed to examine trends in these variables. This method is widely recognized and used in the trend analysis of hydrological and meteorological series.

Additionally, four models—comprising both regression and artificial intelligence (AI) approaches—were used to model electrical energy consumption. These models include Multiple Linear Regression (MLR), Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machine (SVM), and Random Forest (RF). The performance of these models was evaluated using metrics such as Root Mean Squared Error (RMSE), Coefficient of Determination (R^2), and Standard Deviation (SD), with assessments conducted through a Taylor diagram.

Results and Discussion

The findings reveal a positive correlation between electrical energy consumption in the residential sector and both minimum and maximum temperatures across all provinces within the country. Moreover, the association between electrical energy consumption and the Universal Thermal Climate Index (UTCI) exhibits varying coefficients, encompassing both positive and negative values across different provinces. In 22 provinces, a positive correlation was observed, whereas in 9 provinces, a negative correlation was identified. Analysis of the temporal changes indicates a consistent increase in minimum and maximum temperatures as well as electrical energy consumption across all provinces. However, it is noteworthy that the Universal Thermal Climate Index (UTCI) displayed a negative trend in several provinces. The stepwise regression model revealed that in 23 provinces, the sole influential variable is the minimum temperature. Notably, in the provinces of Isfahan, South Khorasan, and Kerman, both minimum temperature and the Universal Thermal Climate Index (UTCI) were identified as influential variables. Conversely, in Ardabil, Gilan, and Golestan provinces, only the maximum temperature featured in the regression equation. Modeling outcomes underscored the superior performance of the Artificial Neural Network (ANN) model in comparison to the other three models. The ANN model exhibited the highest correlation coefficient at 0.79, coupled with the lowest Root Mean Square Error (RMSE) of 360. Following in ranking, the Multiple Linear Regression (MLR), Support Vector Machine (SVM), and Random Forest (RF) models demonstrated progressively lower levels of performance.

Conclusion

Based on documented data and IPCC reports, there is a significant positive trend in global temperatures, including mean, minimum, and maximum temperatures. The past three decades have been recorded as the warmest period to date. In light of the findings from the present study, which reveal a positive correlation—particularly between minimum temperatures and residential electricity consumption—it is crucial to develop detailed strategies to ensure the adequate provision of electrical energy for residents.



مدل سازی مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی در کشور ایران بر اساس شاخص UTCI

علی زارعی^۱، اسداله خورانی^۲

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد آب و هوا شناسی (تغییر اقلیم)، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران رایانامه: a.zarei.stu@hormozgan.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، دانشیار گروه جغرافیا دانشکده علوم انسانی دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران. رایانامه: khoorani@hormozgan.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

هدف: یکی از پیامدهای گرمایش جهانی، افزایش تنش‌های حرارتی و به تبع آن، افزایش مصرف انرژی الکتریکی در بخش مسکونی می‌باشد. مطالعه حاضر با هدف شناسایی تاثیرگذارترین متغیر اقلیمی بر مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی و همچنین معرفی بهترین مدل در برآورد مصرف، با استفاده از مدل سازی مصرف انرژی الکتریکی انجام شده است.

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

روش: داده‌های اقلیمی برای سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۲۲ از مرکز پیش‌بینی میان مدت هوا (ECMWF) و همچنین داده‌های مصرف سالیانه انرژی الکتریکی بخش مسکونی به تفکیک استان‌های ایران، از توابع دریافت شد. به منظور بررسی روند، از آزمون ناپارامتریک من-کندال استفاده گردید و برای مدل سازی مصرف انرژی الکتریکی، از مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR^۳)، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^۴)، ماشین بردار پشتیبانی (SVM^۵) و جنگل تصادفی (RF^۵) استفاده شد.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۲۰

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۵/۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۱۴

تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۵/۳۱

نتایج: همبستگی میان مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی و دمای کمینه و بیشینه، در تمام استان‌های کشور مثبت است. به طوری که در ۲۲ استان همبستگی مثبت و در ۹ استان همبستگی منفی می‌باشد. نتایج حاصل از بررسی روند تغییرات نشان داد که دمای کمینه، دمای بیشینه و انرژی الکتریکی، در همه استان‌ها روند افزایشی داشته است اما شاخص UTCI، روند منفی را هم در تعدادی از استان‌ها ثبت کرده است، به طوری که در ۹ استان روند منفی و در ۲۲ استان روند آن مثبت بوده است. همچنین رابطه‌ای که از مدل رگرسیونی گام به گام حاصل شد، نشان داد که در ۲۳ استان، تنها متغیر تاثیرگذار، دمای کمینه می‌باشد. در استان‌های اصفهان، خراسان جنوبی و کرمان، متغیرهای دمای کمینه و شاخص UTCI به عنوان متغیر تاثیرگذار شناخته شد. در استان‌های اردبیل، گیلان و گلستان، تنها دمای بیشینه وارد معادله گردید. نتایج حاصل از مدل سازی نشان داد، مدل ANN عملکرد بهتری را نسبت به سه مدل دیگر داشته است. به طوری که بیشترین ضریب همبستگی با ۰/۷۹ و حداقل خطا با ۳۶۰ را ثبت کرده است. مدل‌های MLR، SVM و RF به ترتیب عملکرد بهینه، در رتبه‌های بعدی قرار دارند.

کلیدواژه‌ها:

شاخص UTCI.

مصرف انرژی الکتریکی،

همبستگی، مدل سازی

نتیجه گیری: با توجه به نتایج مطالعات متعدد که نشان دهنده روند افزایشی دما به ویژه دمای کمینه تا انتهای قرن بیست و یکم می‌باشد و همچنین نتایج تحقیق حاضر که نشان داد، میان پارامترهای دمایی به ویژه دمای کمینه و مصرف انرژی الکتریکی همبستگی قوی وجود دارد، باید برنامه‌ریزی صحیح و دقیقی به منظور تامین انرژی الکتریکی مورد نیاز ساکنان در آینده صورت گیرد.

استناد: زارعی، علی؛ خورانی، اسداله؛ (۱۴۰۴). مدل سازی مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی در کشور ایران بر اساس شاخص UTCI. *جغرافیا و برنامه‌ریزی*،

۳۰ (۹۲)، ۱۱۱-۱۳۳.

<http://doi.org/10.22034/gp.2024.60487.3234>



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه تبریز.

¹ European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

² Multiple linear regression

³ Artificial Neural Networks

⁴ Support vector machines

⁵ Random Forest

مقدمه

انرژی الکتریکی از مهمترین انرژی‌هایی است که نقش پر رنگی را در نیازهای روزانه افراد ایفا می‌کند و تقاضای آن در حال افزایش است (حیدری و همکاران، ۱۳۹۰). در مواقعی که مصرف انرژی الکتریکی به ویژه در فصل گرم افزایش پیدا می‌کند، به منظور جلوگیری از آسیب به شبکه، ممکن است جریان برق برای مدتی قطع گردد که این عامل می‌تواند بحران‌های اقتصادی، امنیتی، اجتماعی و بهداشتی را به وجود بیاورد. تغییرات اقلیمی به ویژه پارامترهای دمایی که به طور مستقیم با آسایش حرارتی افراد در ارتباط هستند، تغییرات قابل توجهی را در الگو مصرف انرژی الکتریکی ایجاد می‌نمایند. آگاهی از میزان مصرف انرژی الکتریکی با استفاده از روش‌های علمی و دقیق، به ویژه در مواقع تنش حرارتی، که مصرف افزایش می‌یابد، می‌تواند به بهبود کارایی شبکه تولید و مصرف انرژی الکتریکی کمک شایانی نماید و از بروز مشکلات احتمالی جلوگیری کند. یکی از بهترین روش‌های برآورد، استفاده از مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی می‌باشد که نقش به‌سزایی را در مدل‌سازی، شناسایی و پیش‌بینی دارند (اصغری اسکویی، ۱۳۸۳).

با توجه به توضیحات مطرح شده، مدل‌سازی مصرف انرژی الکتریکی در بخش مسکونی بر اساس متغیرهای اقلیمی و شاخص‌های آسایش سنجش حرارتی، از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. شاخص UTCI یا شاخص جهانی آب و هوایی حرارتی، شاخص زیست اقلیمی است که آسایش فیزیولوژیکی بدن انسان را در شرایط هواشناسی مختلف توصیف می‌کند (برود و همکاران، ۲۰۱۱). مطالعات انجام شده نشان می‌دهد که تاکنون پژوهشی با هدف مدل‌سازی مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی، بر اساس شاخص UTCI انجام نشده است.

مطالعات داخلی و خارجی به منظور بررسی روند و پیش‌یابی شاخص UTCI انجام شده است که می‌توان به مطالعه (سلمانی و فیروز، ۱۳۹۸)، (هو و همکاران، ۲۰۲۳)، (کیا و همکاران، ۲۰۲۳)، (روف و همکاران، ۲۰۲۳)، (جیان وی و همکاران، ۲۰۲۳)، (لوکیچ و جوریک، ۲۰۲۳)، (محمدی و خورانی، ۲۰۲۴) اشاره کرد که نتایج نشان دهنده افزایش معنی‌دار شاخص UTCI در سال‌های اخیر بوده است و همچنین تا پایان سال ۲۰۲۰، این روند افزایشی خواهد بود.

(ولی زاده و خورانی، ۲۰۲۲) به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر وضعیت اقلیمی گردشگران خارجی در استان هرمزگان از طریق شاخص اقلیم گردشگری در فضای باز (OTCI)^۱ پرداخته‌اند که یافته‌ها نشان داد، بر اساس شاخص OTCI، ماه‌های دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس به عنوان ماه‌های بهینه برای فعالیت‌های گردشگری در فضای باز در نظر گرفته می‌شود.

مطالعاتی به منظور بررسی تاثیر متغیرهای اقلیمی بر مصرف انرژی الکتریکی انجام شده که نتایج نشان دهنده تاثیر پذیری مصرف انرژی الکتریکی از متغیرهای آب و هوایی به ویژه از دمای کمینه، می‌باشد (شکوری گنجوی و نظرزاده ۱۳۸۳)، (عسگری و جهانگیری ۲۰۲۲)، (علیچانی و همکاران ۱۳۹۶)، (شین و همکاران، ۲۰۱۹). در کشور ایران طی سی سال گذشته، سالیانه بطور متوسط بیش از ۵/۵ درصد مصرف انرژی الکتریکی رشد داشته است. مقایسه بین رشد مصرف انرژی الکتریکی و رشد جمعیت نشان می‌دهد که رشد مصرف برق، هم از لحاظ اوج مصرف و هم از لحاظ میزان انرژی الکتریکی مصرفی، بیش از هشت برابر افزایش جمعیت بوده است (وزارت نیرو، ۱۳۹۷). این موضوع نشان دهنده تاثیر عوامل مختلفی همچون تنش حرارتی در کشور می‌باشد که باعث افزایش تقاضا و مصرف انرژی الکتریکی می‌گردد. لذا بررسی میزان تاثیر متغیرهای اقلیمی بر مصرف انرژی الکتریکی ضرورت می‌یابد. هدف مطالعه حاضر مدل‌سازی مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی بر اساس شاخص UTCI و متغیرهای اقلیمی، و همچنین معرفی بهترین مدل در برآورد انرژی الکتریکی در ایران می‌باشد.

^۱ Outdoor Tourism Climate Index

روش پژوهش

منطقه مورد مطالعه

جغرافیا کشور ایران با وسعت ۱/۶۴۸/۱۹۵ کیلومتر مربع در جنوب غربی قاره آسیا واقع و جزو کشورهای خاورمیانه است. سرزمین ایران به طور کلی کوهستانی و نیمه خشک بوده و میانگین ارتفاع آن بیش از ۱۲۰۰ متر از سطح دریا می‌باشد. بیش از نیمی از مساحت کشور را کوه‌ها و ارتفاعات، یک چهارم آن را دشت‌ها و کمتر از یک چهارم دیگر آن را نیز زمین‌های در دست کشت تشکیل می‌دهد. (شکل ۱ الف). شرایط اقلیمی کشور ایران بر اثر تفاوت ارتفاعات و عرض جغرافیایی در مناطق مختلف، دارای تنوع زیادی می‌باشد (فرهود و همکاران، ۱۴۰۲).

داده‌های مورد استفاده

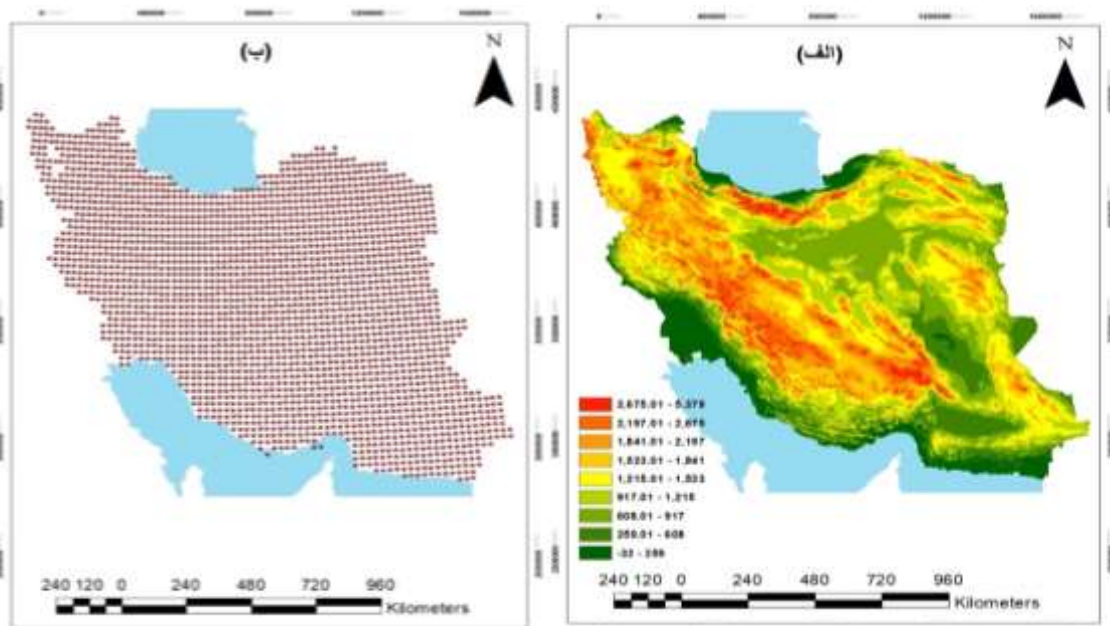
داده‌های کمینه و بیشینه دمای سالانه و شاخص UTCI

دمای سطح زمین یکی از مهمترین معیارها در برنامه‌ریزی شهری می‌باشد (زندى و شهریار ۱۴۰۳). مطالعات قبلی نشان دهنده ارتباط قوی میان مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی و دما می‌باشد (علیجانی و همکاران ۱۳۹۶) از این رو در این پژوهش با هدف مدل‌سازی مصرف انرژی الکتریکی، از این دو متغیر علاوه بر شاخص آسایش حرارتی استفاده شده است. داده‌های فوق با تفکیک افقی ۰/۲۵ درجه برای کشور ایران، از مدل بازکاوی جو ERA5^۱ برای سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۲۲ از مرکز پیش‌بینی میان مدت وضع هوا (ECMWF) اخذ شده است (شکل ۱ ب). این پایگاه داده‌های بازکاوی شاخص UCTI را با تفکیک افقی ۰/۲۵ درجه‌ای ارائه می‌کند. ERA5 پنجمین نسل تحلیل مجدد جوی آب و هوای جهانی است که از ژانویه ۱۹۴۰ تاکنون را پوشش می‌دهد و توسط سرویس تغییرات آب و هوایی کوپرنیک (C3S) در مرکز اروپایی پیش‌بینی میان مقیاس هوا ECMWF تولید می‌شود. ERA5 همچنین تخمین ساعتی تعداد زیادی از متغیرهای جوی، خشکی و اقیانوسی را ارائه می‌دهد.

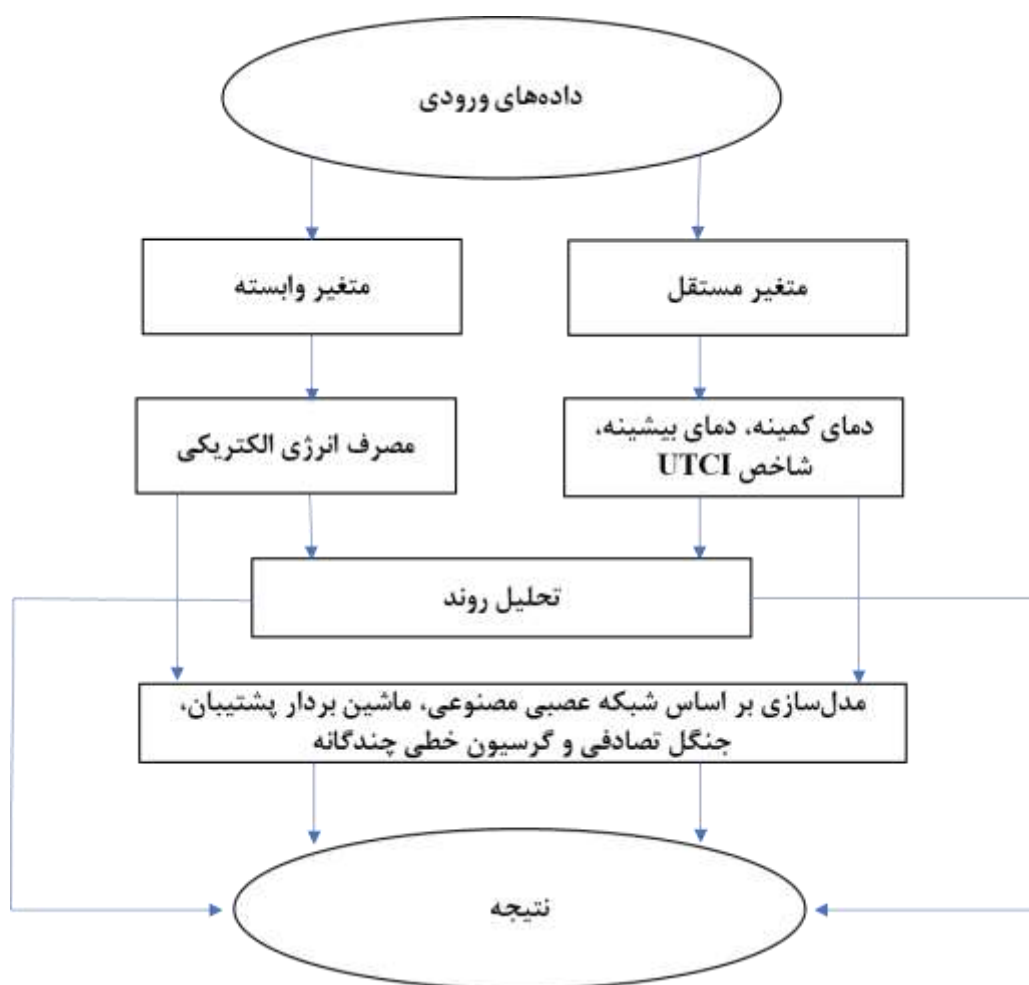
داده‌های مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی

داده‌های آمار سالانه مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی به تفکیک استان‌های ایران مربوط به سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۴۰۱ از شرکت توانیر دریافت شد (شکل ۲ روندنا تحقیق).

^۱ ECMWF Reanalysis v5



شکل ۱. (الف) مدل رقومی ارتفاعی منطقه مورد مطالعه از سنجنده ASTER (ب) نقاط شبکه ای ۲۵/۰ درجه داده‌های بازکای (پایگاه ECMWF)



شکل ۲. روندنمای تحقیق حاضر

روش کار

شاخص آسایش حرارتی جهانی (UTCI)

شاخص UTCI به دلیل در نظر گرفتن پارامترهای محیطی و فیزیولوژیکی بدن انسان، جهت برآورد آسایش و تنش حرارتی، مناسب تر از شاخص های آسایش سنجش دیگر می باشد (فلاح قاله‌ری و همکاران ۱۳۹۴). این شاخص نه تنها دمای محیط، بلکه متغیرهای دیگری مانند رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشید را نیز در نظر می گیرد که همه این عوامل تأثیر قابل توجهی بر واکنش فیزیولوژیک بدن انسان به محیط اطراف دارند. برای مثال، اگر دمای واقعی صفر درجه سلسیوس باشد، ممکن است که در زیر آفتاب شدید، دمای ۱۲ درجه سلسیوس احساس شود. در مقابل، اگر ناگهان یک ابر بزرگ، چگال و تاریک خورشید را بپوشاند و باد شدیدی شروع به وزیدن کند، با این که تغییری در دما صورت نگرفته اما احساس می شود که دما کاهش یافته است (فیلا و همکاران، ۲۰۱۲). این ارزیابی از واکنش فیزیولوژیک به شرایط خارجی چیزی است که شاخص UTCI اندازه گیری می کند و این شاخص با اندازه گیری استاندارد دمای هوا متفاوت است. شاخص UTCI با استفاده از رابطه (۱) بیان می گردد. آستانه های تنش حرارتی شاخص UTCI شامل ۱۰ طبقه است که طبقه پنجم آن یعنی محدوده ۹ تا ۲۶ درجه سلسیوس، در شرایط عدم تنش و استرس حرارتی قرار دارد (جدول ۱) (کدخدا و همکاران، ۱۴۰۲)

$$UTCI = T_a + Offset(T_a, T_{mrt}, u_{wind}, P_{vapour}) \quad \text{رابطه (۱)}$$

T_a : دمای هوای محیطی (درجه سلسیوس)

T_{mrt} : دمای تابشی محیط (درجه سلسیوس)

u_{wind} : سرعت باد ۱۰ متری (متر بر ثانیه)

P_{vapour} : فشار بخار آب

جدول (۱) آستانه های تنش حرارتی شاخص UTCI

شرایط تنش حرارتی (درجه سلسیوس)	شرایط تنش حرارتی
بالتر از ۴۶	تنش گرمایی شدید
۴۶ تا ۳۸	تنش گرمایی بسیار زیاد
۳۸ تا ۳۲	تنش گرمایی زیاد
۳۲ تا ۲۶	تنش گرمایی متوسط
۲۶ تا ۹	بدون تنش حرارتی
۹ تا ۰	تنش سرمایی اندک
۰ تا -۱۳	تنش سرمایی متوسط
-۱۳ تا -۲۷	تنش سرمایی زیاد
-۲۷ تا -۴۰	تنش سرمایی بسیار زیاد
پایینتر از -۴۰	تنش سرمایی شدید

ضریب همبستگی پیرسون

همبستگی پیرسون، یک همبستگی پارامتری است که ارتباط خطی بین دو متغیر که یکی متغیر مستقل و دیگری متغیر وابسته است را نشان می دهد. مقدار همبستگی این شاخص بین مثبت یک و منفی یک متغیر است (رابطه ۲).

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

r : ضریب همبستگی پیرسون

n : تعداد مشاهدات

$\sum xy$: مجموع حاصل ضرب مقادیر X و Y

$\sum x$: مجموع مقادیر X

$\sum y$: مجموع مقادیر Y

$\sum x^2$: مجموع مربع مقادیر X

$\sum y^2$: مجموع مربع مقادیر Y

آزمون من-کندال

آزمون آماری Mann-Kendall به منظور بررسی روند سری‌های زمانی استفاده می‌شود. فرض صفر آن بیانگر تصادفی بودن و عدم وجود روند در سری داده‌ها است. اگر فرض یک پذیرفته شود، یعنی روندی در داده‌ها وجود دارد. این آزمون از توزیع آماری خاصی پیروی نمی‌کند و میانگین و واریانس آن با استفاده از فرمول‌های خاصی محاسبه می‌شود. (وانگ و همکاران، ۲۰۲۰)

محاسبه اختلاف و استخراج پارامتر (رابطه ۳).

$$S = \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{i-1} \text{sign}(x_i - x_j) \quad (3) \text{ رابطه}$$

که n تعداد مشاهدات سری، x_i و x_j به ترتیب داده‌های i ام و j ام سری می‌باشند.

برای متغیرهای تصادفی مستقل و دارای توزیع یکنواخت و بدون گره دو یا چندین داده با مقادیر عددی مساوی که در سری مرتب شده به دنبال هم قرار می‌گیرند میانگین و واریانس S به صورت زیر است (رابطه ۴).

$$E(S) = 0$$

$$V(S) = 1.18 \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_p(t_p-1)(t_p+5) \right] n \leq 10 \quad (4) \text{ رابطه}$$

که در آن n تعداد داده‌های سری مشاهدات است. اگر در سری مشاهدات داده‌های تکراری وجود داشته باشد مقدار واریانس از رابطه زیر محاسبه می‌شود (رابطه ۵).

$$V(S) = 1.18 \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_p(t_p-1)(t_p+5) \right] n \geq 10 \quad (5) \text{ رابطه}$$

q تعداد گروه‌های جفت و t_p مشاهدات در p می‌باشد.

اگر تعداد داده‌های یک سری بیش از ده عدد باشد، S (محاسبه اختلاف بین تک تک مشاهدات با هم دیگر) از توزیع نرمال تبعیت خواهد کرد و مقدار معیار آماری استاندارد (Z) به صورت زیر خواهد بود (رابطه ۶).

$$z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(s)}} & \text{if } S > 0 \\ 0 & \text{if } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(s)}} & \text{if } S < 0 \end{cases} \quad \text{رابطه (۶)}$$

اگر Z محاسبه شده مثبت باشد، روند افزایشی، اگر منفی باشد روند کاهشی و اگر صفر باشد، نشان دهنده عدم وجود روند است. این آزمون دو طرفه است و در سطح اطمینان ۹۵ و ۹۹ درصد معنی دار می‌باشد.

رگرسیون خطی چندگانه (Multiple linear regression-MLR)

رگرسیون خطی چندگانه، خطی بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار می‌کند. به این ترتیب، یک تکنیک آماری است که از چندین متغیر توضیحی برای پیش بینی نتیجه یک متغیر پاسخ استفاده می‌کند. هدف رگرسیون خطی چندگانه مدل سازی رابطه خطی بین متغیرهای توضیحی (مستقل) و متغیرهای پاسخ (وابسته) است. در رگرسیون خطی به روش (stepwise)، ابتدا تمامی متغیرهای مستقل وارد مدل می‌شوند و سپس آن متغیر مستقلی که تاثیر چندانی بر متغیر وابسته نداشته باشد از مدل حذف می‌گردد (میزبان و همکاران ۱۳۹۴) (رابطه ۷).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_{n4} + \epsilon \quad \text{رابطه (۷)}$$

Y: متغیر وابسته

β_0 تا β_4 : ضرایب رگرسیون هستند که نشان می‌دهند چگونه هر متغیر مستقل، متغیر وابسته را تحت تاثیر قرار می‌دهد.

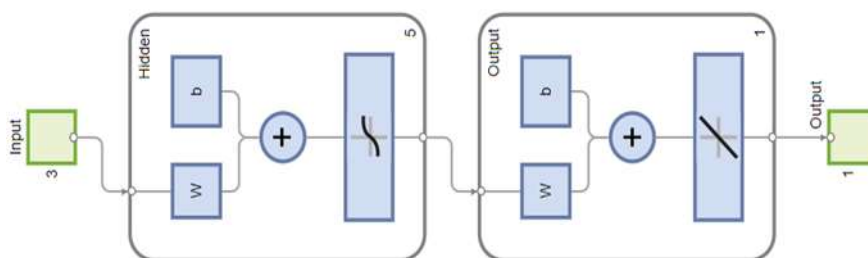
X: متغیرهای مستقل

ϵ : خطای مدل (همچنین به عنوان باقیمانده شناخته می‌شود)

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks - ANN)

سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده درجهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند. ایده اصلی این گونه شبکه‌ها تا حدودی الهام‌گرفته از شیوهی کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برنامه‌های رایانه‌ای با الهام از بیولوژیک هستند که برای شبیه‌سازی روشی که مغز انسان اطلاعات را پردازش می‌کند، طراحی شده‌اند که دانش خود را با شناسایی الگوها و روابط در داده‌ها جمع‌آوری می‌کنند و از طریق تجربه یاد می‌گیرند. رفتار یک شبکه عصبی توسط توابع انتقال نورون‌های قانون یادگیری و خود معماری تعیین می‌شود. وزن‌ها، پارامترهای قابل تنظیم هستند. در طول آموزش، اتصالات بین واحدهای تا زمانی که خطا در پیش‌بینی‌ها به حداقل برسد و شبکه به سطح دقت مشخص شده برسد، بهینه می‌شوند. هنگامی که شبکه آموزش داده آزمایش شد، می‌توان اطلاعات ورودی جدیدی برای پیش‌بینی به آن

داد (آگاتونویچ و برسفورد، ۲۰۰۰). در این مطالعه از شبکه عصبی با استفاده از سه ورودی (دمای بیشینه، دمای کمینه و شاخص UTCI) و ۵ نرون در لایه اول و ۱ نرون در لایه دوم استفاده گردید. این تعداد نرون، در مقایسه با شبکه‌های مختلف طراحی شده، با توجه به عملکرد و اعتبار بالاتر انتخاب شده‌اند. در این شبکه ورودی به صورت تابع سیگموئید و خروجی به صورت تابع خطی بوده است. (شکل ۳)



شکل ۳. شماتیک شبکه عصبی طراحی شده

ماشین بردار پشتیبانی (SVM) (Support vector machines)

ماشین بردار پشتیبانی، ابزار طبقه بندی و رگرسیون است که بر خلاف ANN که سعی می‌کند به تعریف پیچیدگی توابع از فضای ورودی پردازد، داده‌های غیرخطی را به فضایی با ابعاد بالاتر انتقال می‌دهد. سپس از توابع خطی ساده برای ایجاد مرزهای جدا کننده خطی در فضای جدید استفاده می‌کند. از ویژگی‌های جذاب ماشین بردار پشتیبانی این است که رگرسیون آن به جای کمینه کردن ریسک ساختاری، بر اساس کمینه کردن ریسک تجربی است (رخ رنگین و همکاران ۱۳۹۱). در این مطالعه از نرم افزار متلب و تابع fitrsvm برای آموزش مدل و از روش بهینه‌سازی پارامترها (OptimizeHyperparameters) استفاده می‌گردد. تابع fitrsvm در MATLAB برای آموزش یا اعتبارسنجی یک مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبانی (SVM) بر روی مجموعه داده‌های پیش‌بینی کننده با ابعاد کم تا متوسط استفاده می‌شود. این تابع امکان نگاشت داده‌های پیش‌بینی کننده با استفاده از توابع هسته را پشتیبانی می‌کند، و از روش‌های بهینه‌سازی متنوعی پشتیبانی می‌کند. این ویژگی، امکان آموزش و بهینه‌سازی مدل‌های SVM را با بهره‌وری بالا فراهم می‌کند (چنگ و همکاران، ۲۰۲۳).

جنگل تصادفی (Random Forest)

جنگل‌های تصادفی طرحی است که در سال ۲۰۰۰ برای ساختن یک پیش‌بینی کننده پیشنهاد شد که مجموعه از درختان تصمیم در زیرفضاهای انتخابی تصادفی داده، رشد می‌کنند (Biau, 2012). جنگل تصادفی یک روش آماری یا یادگیری ماشین برای پیش‌بینی می‌باشد. یک مدل مبتنی بر درخت شامل تقسیم بازگشتی مجموعه داده‌ها به دو گروه، بر اساس یک معیار خاص است و تا زمانی که یک شرط توقف از پیش تعیین شده برآورده شود، در انتهای درختان تصمیم به اصطلاح گره یا برگ وجود دارد (شونلاو و زو، ۲۰۲۰). در این مطالعه از Ensemble Learning Algorithm و با تکنیک Bagging استفاده گردید که یک زیر مجموعه آموزشی متفاوت از داده آموزشی نمونه با جایگزینی ایجاد می‌کند و خروجی نهایی بر پایه رای اکثریت می‌باشد. در روش Bagging درخت‌های تصمیم نسبت به داده‌هایی که روی آنها آموزش داده می‌شود بسیار حساس هستند تغییرات کوچک در مجموعه آموزش می‌تواند باعث ایجاد ساختارهای مختلف درختی شود (جورج و همکاران، ۲۰۲۰).

شاخص‌های ارزیابی مدل**میانگین مربع خطاها (Root Mean Square Error)**

RMSE که از آن به عنوان خطای RMSE یاد می‌شود، میزان خطای بین دو مجموعه داده را اندازه‌گیری می‌کند. این پارامتر معمولاً مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر اندازه‌گیری شده را با یکدیگر مقایسه می‌کند. همچنین این شاخص نشان‌دهنده فاصله مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر مشاهده شده است که مقادیر کمتر، نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل می‌باشد (رابطه ۸).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه (۸)}$$

n : تعداد مشاهدات یا داده‌ها.

y_i : مقدار واقعی در نقطه i .

\hat{y}_i : مقدار پیش‌بینی شده در نقطه i .

ضریب تعیین (R-Squared correlation)

ضریب تعیین به عنوان مجموع مربع‌های حاصل از رگرسیون تقسیم بر مجموع مجذورات تعریف می‌شود. معمولاً ضریب تعیین به عنوان نشان‌دهنده درصد تغییرات در متغیر وابسته تفسیر می‌گردد که با تغییر در متغیرهای مستقل توضیح داده می‌شود. مقداری بین صفر و یک به دست می‌آید که عدد صفر گویای این است که مدل هیچ ارتباطی با متغیرهای وابسته و مستقل را در اطراف میانگین آن نشان نمی‌دهد و عدد یک نشان می‌دهد که مدل، همه تغییرپذیری داده‌های پاسخ در اطراف میانگین را تبیین می‌نماید. ضریب تعیین (R^2) به عنوان معیاری برای تأثیر X بر Y به شدت مورد استفاده قرار می‌گیرد (فیگواپردو، ۲۰۱۱). (رابطه ۹)

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad \text{رابطه (۹)}$$

SSE : مجموع مربع خطا (Sum of Squared Errors)، مجموع مربع اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل و

مقادیر واقعی.

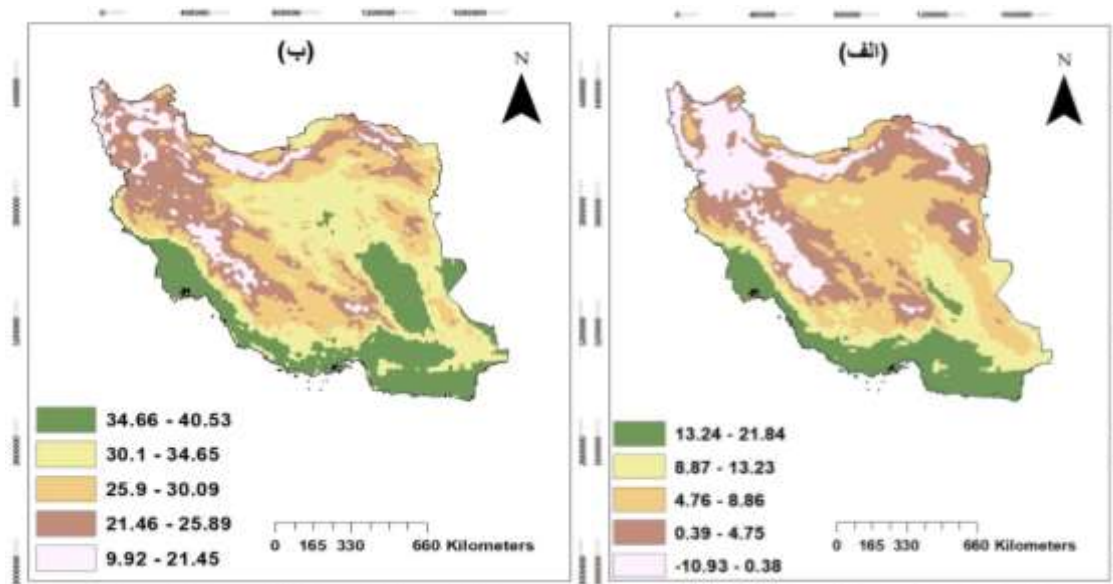
SST : مجموع مربع‌های انحراف از میانگین (Sum of Squared Total)، مجموع مربع اختلاف بین مقادیر واقعی و

میانگین واقعی

نتایج**میانگین دمای کمینه و بیشینه**

بیشترین مقدار دمای کمینه در نوار ساحلی استان‌های سیستان و بلوچستان، هرمزگان، بوشهر، خوزستان و قسمت‌های شرقی استان کرمان با دامنه دمایی ۱۳/۲ تا ۲۱/۸ درجه سلسیوس قرار دارد. کمترین مقدار دمای کمینه منطبق بر رشته کوه‌های البرز، زاگرس، ارتفاعات شمال غرب و شمال شرق با دامنه دمایی ۱۰/۹- تا ۰/۳۸ درجه سلسیوس می‌باشد. حداکثر دمای بیشینه، در نوار ساحلی و مرز شرقی استان سیستان و بلوچستان، نوار ساحلی استان‌های هرمزگان، بوشهر، خوزستان و استان کرمان با دامنه

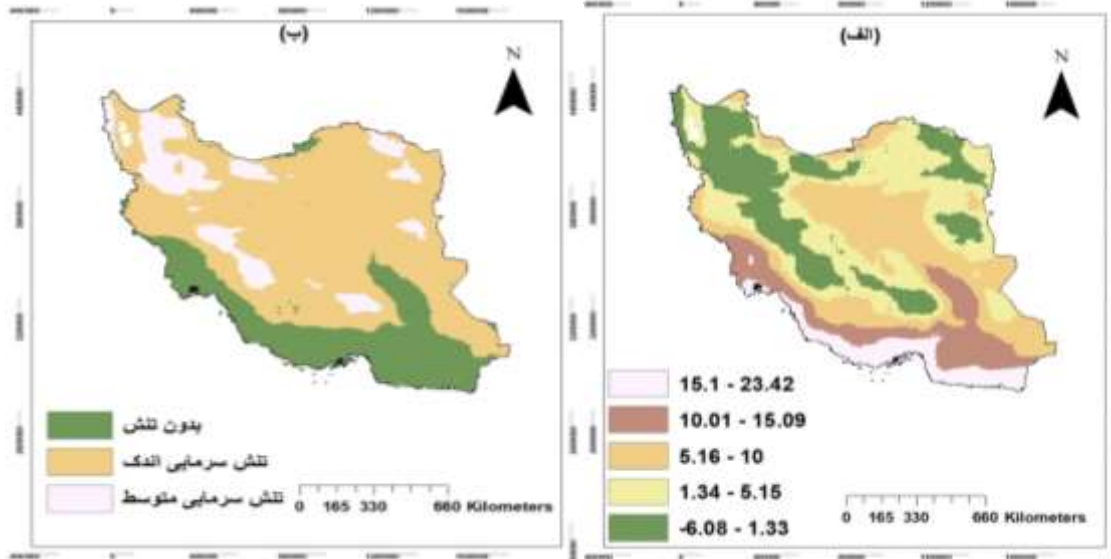
دمایی ۳۴/۶ تا ۴۰/۵ درجه سلسیوس مشاهده شده است. حداقل دمای بیشینه کشور منطبق بر کوه البرز، ارتفاعات غرب، شمال غرب و شمال شرق با دامنه دمایی ۹/۹ تا ۲۱/۴ می‌باشد. دمای کمینه مرکز کشور، مقادیر ۴/۷ تا ۸/۸ را به خود اختصاص داده که دمای حداکثر این منطقه در دامنه دمایی ۳۰ تا ۳۴ درجه سلسیوس می‌باشد (شکل ۴ الف و ب).



شکل ۴. الف) میانگین سالانه دمای کمینه (درجه سلسیوس) دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (ب) میانگین سالانه دمای بیشینه (درجه سلسیوس) دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (منبع: یافته‌های تحقیق)

میانگین شاخص UTCI

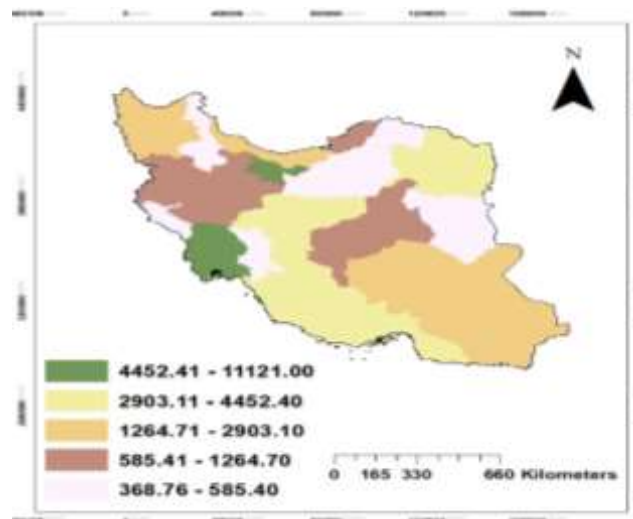
بیشترین مقادیر شاخص UTCI مربوط به نوار ساحلی جنوب شرق، جنوب و جنوب غرب و به عبارتی مناطق ساحلی استان‌های سیستان و بلوچستان، هرمزگان، بوشهر و خوزستان می‌باشد و مقدار ۲۳/۴ درجه سلسیوس را به خود اختصاص داده است که با توجه به آستانه‌های ذکر شده شاخص UTCI در قسمت روش تحقیق، این مناطق در شرایط بدون تنش به سر می‌برند. کمترین مقادیر میانگین سالانه این شاخص نیز، منطبق بر رشته کوه‌های البرز و زاگرس و همچنین ارتفاعات شمال شرق کشور همچون هزار مسجد و مقدار آن ۶/۸- سلسیوس است که با توجه نشان دهنده تنش سرمای متوسط می‌باشد (شکل ۵ الف و ب).



شکل ۵. الف) میانگین سالانه شاخص UTCI (درجه سلسیوس) دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ ب) طبقه بندی آستانه آسایش حرارتی شاخص UTCI دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (منبع: یافته‌های تحقیق)

میانگین مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی استان‌ها

برای این منظور، میانگین مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی به تفکیک استان‌های ایران، برای سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۴۰۱، از داده‌های دریافت شده از شرکت توانیر محاسبه گردید. بیشترین میزان مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی مربوط به استان‌های تهران و خوزستان با دامنه مصرف ۴۴۵۲/۴۱ تا ۱۱۱۲۱/۰۰ میلیون کیلووات ساعت و سپس هرمزگان، فارس، اصفهان و خراسان رضوی می‌باشد. کمترین میزان مصرف مربوط به خراسان جنوبی، خراسان شمالی، سمنان و چهارمحال و بختیاری، ایلام، اردبیل و زنجان با دامنه مصرف ۳۶۸/۷ تا ۵۸۵/۴ میلیون کیلووات ساعت می‌باشد (شکل ۶) (جدول ۲).



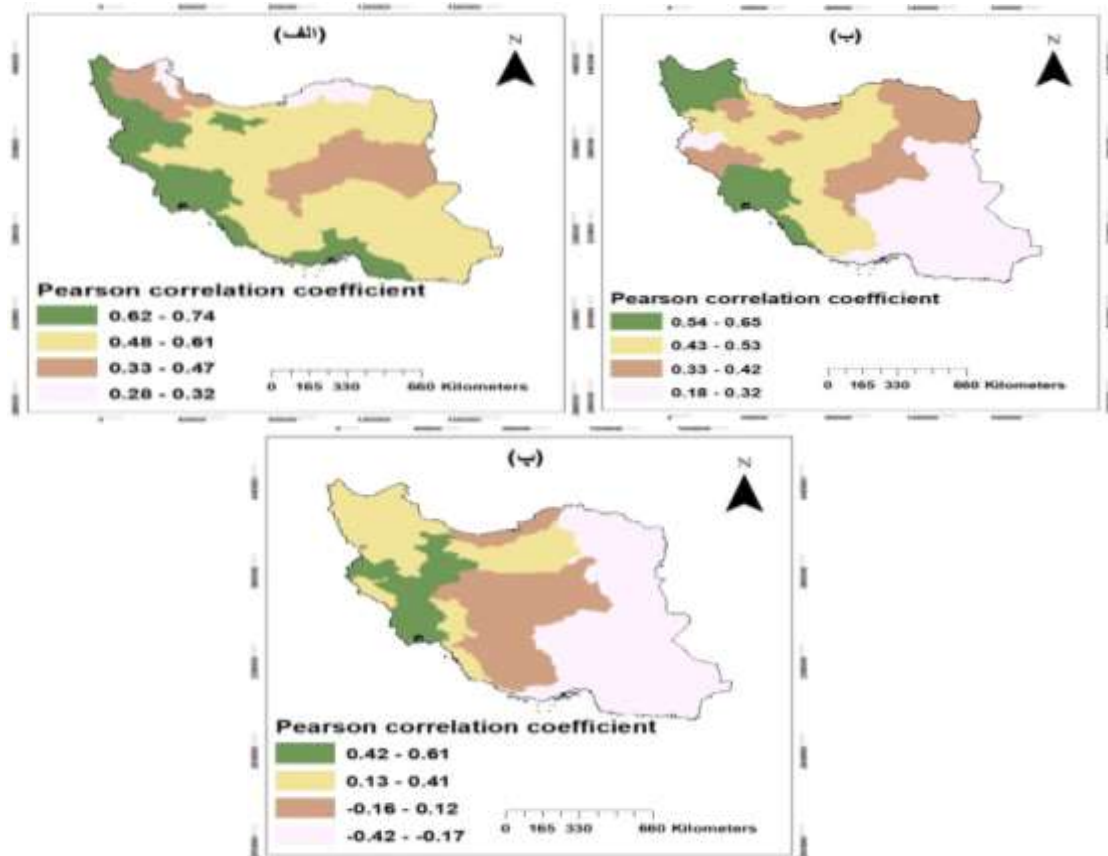
شکل ۶. میانگین سالانه مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی استان‌ها (میلیون کیلووات ساعت) دوره ۱۳۸۲-۱۴۰۱ (منبع: یافته‌های تحقیق)

جدول ۲. محاسبه میانگین سالانه مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی استان‌ها (میلیون کیلووات ساعت) دوره ۱۳۸۲-۱۴۰۱

نام استان	میانگین مصرف انرژی بخش مسکونی (میلیون کیلووات ساعت)
آذربایجان شرقی	۲۱۰/۰۵
آذربایجان غربی	۱۶۳۸/۵۵
اردبیل	۵۸۵/۴
اصفهان	۳۶۱۷/۹
چهارمحال و بختیاری	۴۲۲/۳
لرستان	۸۶۳/۹۵
مرکزی	۹۱۷/۵
همدان	۹۶۴/۸
البرز	۲۲۴۵/۳۳
تهران	۱۱۱۲۱
قم	۹۴۵/۳
خراسان شمالی	۷۸۱/۷۵
خراسان رضوی	۳۹۳۲/۷۶
خراسان جنوبی	۳۶۸/۷۶
خوزستان	۱۰۷۷۵/۹۵
کهگیلویه و بویر احمد	۵۵۴/۹۵
زنجان	۵۰۷/۷۵
قزوین	۷۳۶/۷
سمنان	۴۴۰/۱
سیستان و بلوچستان	۲۲۴۳/۳
ایلام	۴۸۳/۴
کردستان	۸۴۶/۴
کرمانشاه	۱۱۰۰
فارس	۳۶۸۹/۶۵
بوشهر	۳۱۰۸/۲۵
کرمان	۲۳۸۰/۹۵
گیلان	۱۹۶۴/۸
مازندران	۲۹۰۳/۱
گلستان	۱۲۶۴/۷
هرمزگان	۴۴۵۲/۴
یزد	۸۷۸/۵۵

ضریب همبستگی پیرسون

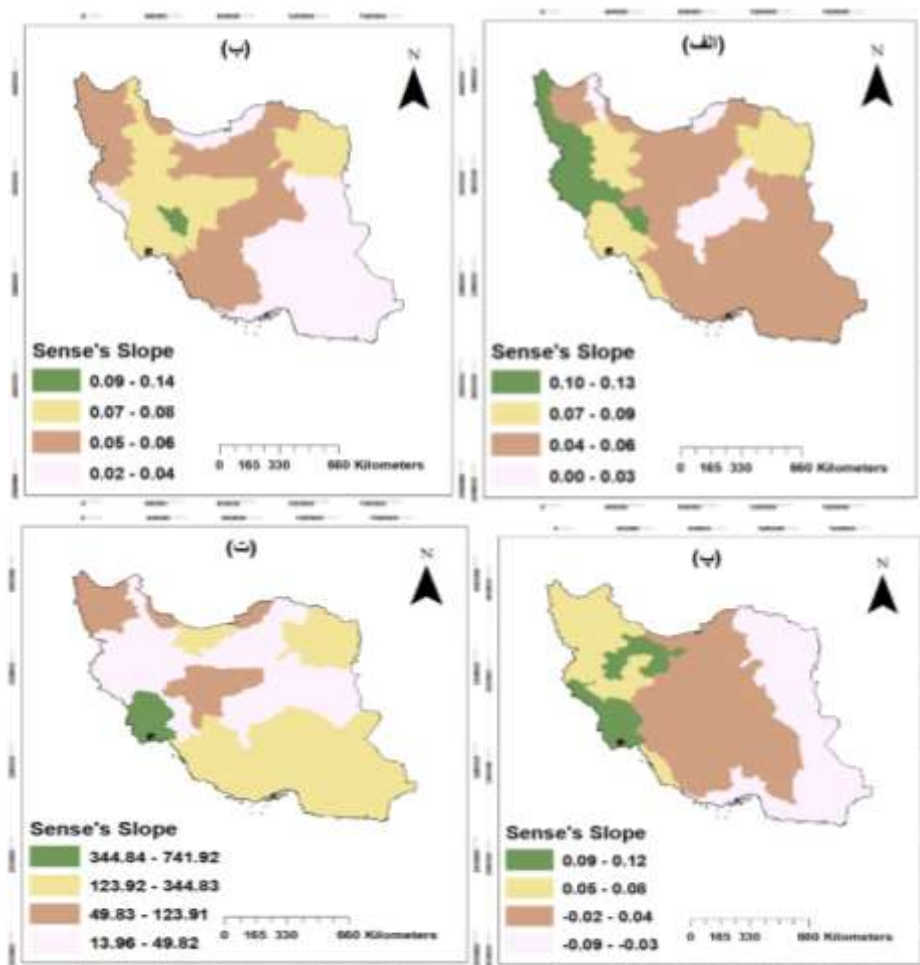
در همه استان‌های کشور همبستگی مثبت میان دمای کمینه و دمای بیشینه با مصرف انرژی الکتریکی وجود دارد که حداکثر همبستگی میان دمای کمینه و مصرف انرژی الکتریکی در استان‌های تهران با مقدار ۰/۷۴، خوزستان، ایلام با ۰/۷۳ و همچنین حداکثر مقدار ضریب همبستگی دمای بیشینه با مصرف انرژی الکتریکی در استان‌های چهارمحال و بختیاری با ۰/۶۵ و کهگیلویه و بویر احمد با ۰/۶۳ می‌باشد (شکل ۶، الف و ب). همبستگی میان شاخص UTCI و مصرف انرژی الکتریکی در استان‌های مختلف ضریب‌های مثبت و منفی را به خود اختصاص داده است به طوری که حداکثر همبستگی مثبت در استان‌های لرستان با ۰/۶۱، خوزستان با ۰/۵۲ و همچنین حداکثر همبستگی منفی در استان‌های سیستان و بلوچستان با ضریب همبستگی ۰/۴۲-، خراسان جنوبی با ۰/۳۱- محاسبه شده است (شکل ۷، پ).



شکل ۷. الف) ضریب همبستگی پیرسون میان دمای کمینه و مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (ب) ضریب همبستگی پیرسون میان دمای بیشینه و مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (پ) ضریب همبستگی پیرسون میان شاخص *UTCI* و مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (منبع: یافته‌های تحقیق)

تغییرات روند بر اساس آزمون من-کندال

روندهای موجود در متغیرهای فوق بر اساس آزمون من-کندال استخراج شده است. متغیر دمای کمینه و دمای بیشینه در همه استان‌ها روند افزایشی داشته است که دمای کمینه در ۱۹ استان و دمای بیشینه در ۵ استان کشور در سطح ۹۵ درصد معنی دار بوده است (شکل ۷، الف و ب). شاخص *UTCI* در ۲۲ استان، روند مثبت و در ۹ استان روند منفی را تجربه کرده است که حداکثر تغییرات مثبت مربوط به استان قزوین با ۰/۱۲ درجه سلسیوس و حداکثر تغییرات منفی در استان خراسان جنوبی با ۰/۰۹- درجه سلسیوس می‌باشد (شکل ۷، پ). مصرف انرژی الکتریکی در همه استان‌های کشور روند افزایشی شدیدی را تجربه کرده است به طوری که حداکثر آن مربوط به استان‌های خوزستان و تهران به ترتیب ۷۴۱/۹ و ۳۴۴/۸ میلیون کیلووات ساعت و حداقل آن مربوط به استان‌های اردبیل و خراسان جنوبی به ترتیب ۱۸ و ۱۳/۹ میلیون کیلووات ساعت می‌باشد که در همه استان‌ها در سطح ۹۵ درصد معنی دار بوده است (شکل ۸، ت).



شکل ۸. الف) تغییرات روند سالیانه دمای کمینه دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (ب) تغییرات روند سالیانه دمای بیشینه دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (پ) تغییرات روند سالیانه شاخص UTI دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲ (ت) تغییرات روند سالیانه مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی دوره ۲۰۰۳-۲۰۲۲. این روندها با استفاده از آزمون ناپارامتریک من-کندال استخراج شده‌اند (منبع: یافته‌های تحقیق).

مدل‌سازی انرژی الکتریکی بخش مسکونی

تجزیه و تحلیل رابطه متغیرهای مستقل و وابسته در مدل رگرسیون خطی چندگانه (گام به گام)

به منظور تعیین تاثیر گذارترین متغیر مستقل، مدل رگرسیون خطی چندگانه به روش Stepwise اجرا گردید. به دلیل همبستگی قوی تر دمای کمینه نسبت به دو متغیر دیگر با مصرف انرژی الکتریکی، در ۲۳ استان، تنها دمای کمینه، وارد معادله شد که حداکثر ضریب تعیین آن مربوط به استان‌های تهران با ۰/۵۹۶ و ایلام با ۰/۵۴۶ می‌باشد. در استان‌های اصفهان، خراسان جنوبی و کرمان، دمای کمینه و شاخص UTI به عنوان متغیرهای تاثیرگذار وارد معادله شد. به دلیل همبستگی بیشتر دمای بیشینه نسبت به دو متغیر دیگر با مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی، در استان‌های اردبیل، گیلان و گلستان، تنها دمای بیشینه وارد معادله شد که ضریب تعیین به ترتیب در استان‌های ذکر شده ۰/۳۵۰، ۰/۲۶۹ و ۰/۲۱۱ محاسبه شده است. در استان‌های خراسان شمالی و یزد، هیچکدام از متغیرهای مستقل وارد معادله نشد (جدول ۳).

جدول ۳) تجزیه و تحلیل رابطه دمای کمینه (X_1)، دمای بیشینه (X_2) و شاخص *UTCI* (X_3)، به عنوان متغیر مستقل با مصرف انرژی الکتریکی به عنوان متغیر وابسته در مدل رگرسیونی گام به گام

نام استان	معادله رگرسیونی	ضریب تعیین	P-value
آذربایجان شرقی	$(X_1) 260/966 + 3533/602798 -$	۰/۳۲۱	۰/۰۰۹
آذربایجان غربی	$(X_1) 328/220 + 1985/390$	۰/۴۴۹	<۰/۰۰۱
اردبیل	$(X_2) 62/185 + 979/562 -$	۰/۳۵۰	۰/۰۰۶
اصفهان	$(X_1) 981/869 + 1161/691 + 468/474 -$ (X_3)	۰/۴۱۰	۰/۰۱۲
چهارمحال و بختیاری	$(X_1) 51/384 + 502/436$	۰/۴۸۹	<۰/۰۰۱
لرستان	$(X_1) 179/260 + 508/409$	۰/۴۵۳	<۰/۰۰۱
مرکزی	$(X_1) 127/028 + 706/888$	۰/۳۶۸	۰/۰۰۵
همدان	$(X_1) 116/804 + 962/262$	۰/۳۴۳	۰/۰۰۷
البرز	$(X_1) 200/086 + 2229/318$	۰/۴۹۰	۰/۰۲۸
تهران	$(X_1) 1494/532 + 7925/779$	۰/۵۹۶	۰/۰۰۳
قم	$(X_1) 248/214 + 749/625 -$	۰/۳۳۵	۰/۰۰۷
خراسان شمالی	هیچ متغیری در معادله وارد نشد	-	-
خراسان رضوی	$(X_1) 454/157 + 2570/210$	۰/۲۷۲	۰/۰۳۲
خراسان جنوبی	$(X_3) 44/326 + 208/593 + 204/589 -$	۰/۴۵۰	۰/۰۰۱
خوزستان	$(X_1) 5134/079 + 54940/360$	۰/۵۳۵	<۰/۰۰۱
کهگیلویه و بویر احمد	$(X_1) 200/183 + 360/630 -$	۰/۴۵۶	<۰/۰۰۱
زنجان	$(X_1) 62/306 + 591/569$	۰/۲۲۸	۰/۰۳۳
قزوین	$(X_1) 98/234 + 728/431$	۰/۳۰۸	۰/۰۱۱
سمنان	$(X_1) 84/353 + 27/718 -$	۰/۳۰۷	۰/۰۱۱
سیستان و بلوچستان	$(X_1) 854/653 + 7347/464 -$	۰/۲۷۲	۰/۰۱۸
ایلام	$(X_1) 212/899 + 1413/204 -$	۰/۵۴۶	<۰/۰۰۱
کردستان	$(X_1) 132/553 + 1021/831$	۰/۴۷۶	<۰/۰۰۱
کرمانشاه	$(X_1) 188/117 + 497/424$	۰/۴۵۳	۰/۰۰۱
فارس	$(X_1) 1282/199 + 6747/581 -$	۰/۳۸۴	۰/۰۰۴
بوشهر	$(X_1) 1429/761 + 296 - 18366 -$	۰/۵۰۸	<۰/۰۰۱
کرمان	$(X_3) 523/246 + 1324/681 + 5482/008$	۰/۴۱۰	۰/۰۱۲
گیلان	$(X_2) 314/648 + 5475/551$	۰/۲۶۹	۰/۰۱۹
مازندران	$(X_1) 704/400 + 2265/283$	۰/۲۹۶	۰/۰۱۳
گلستان	$(X_2) 239/023 + 5825/542 -$	۰/۲۱۱	۰/۰۴۲
هرمزگان	$(X_1) 2347/129 + 32780/868 -$	۰/۵۲۱	<۰/۰۰۱
یزد	هیچ متغیری در معادله وارد نشد	-	-

مدل سازی انرژی الکتریکی بخش مسکونی

مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR)

بیشترین مقدار ضریب تعیین ثبت شده توسط مدل MLR، مربوط به استان های خوزستان با ۰/۹۲ و کرمانشاه با ۰/۸۸ می باشد. همچنین حداقل ضریب تعیین محاسبه شده به ترتیب در استان های آذربایجان شرقی و بوشهر با ۰/۵۲ و ۰/۵۵ می باشد. حداکثر و حداقل RMSE به ترتیب، مربوط به استان های تهران با ۱۹۵۱ و خراسان جنوبی با ۶۰ میلیون کیلووات ساعت است (جدول ۳).

مدل ANN

حداکثر ضریب تعیین مدل ANN به ترتیب در استان‌های ایلام، گیلان، لرستان، خوزستان، تهران و همچنین حداقل ضریب محاسبه شده به ترتیب در استان‌های البرز، کرمانشاه و سمنان می‌باشد. حداکثر و حداقل RMSE مدل ANN به ترتیب در استان‌های تهران با ۱۸۲۳ و خوزستان با ۱۷۶۴ میلیون کیلووات ساعت می‌باشد (جدول ۳).

مدل SVM

بیشترین مقادیر ضریب تعیین ثبت شده توسط مدل SVM مربوط به استان‌های لرستان، خوزستان و کرمانشاه به ترتیب با ۰/۹۲، ۰/۹۱ و ۰/۹۰ می‌باشد. کمترین ضریب تعیین مربوط به استان‌های همدان، قزوین، و بوشهر به ترتیب با ۰/۴۹، ۰/۵۱ و ۰/۵۳ است. حداکثر و حداقل RMSE به ترتیب در استان‌های تهران با ۲۱۱۸ و خوزستان با ۲۰۴۸ میلیون کیلووات ساعت می‌باشد (جدول ۳).

مدل RF

بیشترین مقادیر ضریب تعیین ثبت شده توسط مدل RF مربوط به استان‌های زنجان، بوشهر، لرستان به ترتیب با ۰/۸۹، ۰/۸۶ و ۰/۸۴ می‌باشد. کمترین ضریب تعیین مربوط به استان‌های گیلان، همدان و آذربایجان شرقی به ترتیب با ۰/۴۷، ۰/۴۵ و ۰/۵۰ است. حداکثر و حداقل RMSE به ترتیب در استان‌های تهران با ۲۰۷۲ و خوزستان با ۲۰۰۲ میلیون کیلووات ساعت می‌باشد (جدول ۴).

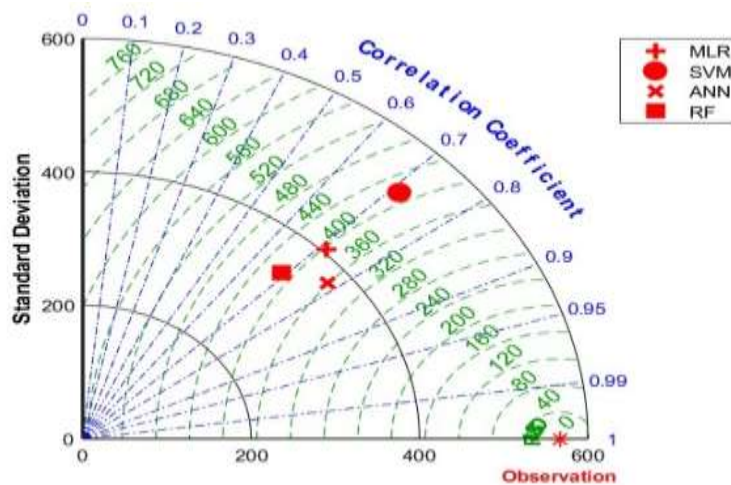
جدول ۴. R^2 و RMSE مدل‌های استفاده شده.

RF	SVM	ANN	MLR	مدل
R^2 RMSE	R^2 RMSE	RMSE	R^2 RMSE	نام استان
۳۹۱	-/۵۰	۴۰۰	-/۶۳	آذربایجان شرقی
۳۰۵	-/۷۴	۳۱۲	-/۷۵	آذربایجان غربی
۱۰۹	-/۶۷	۱۱۱	-/۹۲	اردبیل
۶۷۳	-/۷۸	۶۸۹	-/۶۸	اصفهان
۷۸	-/۵۵	۸۰	-/۸۲	چهارمحال و بختیاری
۱۶۰	-/۸۴	۱۶۴	-/۹۶	لرستان
۱۷۰	-/۶۹	۱۷۴	-/۸۷	مرکزی
۱۷۹	-/۴۷	۱۸۳	-/۷۲	همدان
۳۸۱	-/۷۴	۳۸۹	-/۵۸	البرز
۲۰۷۲	-/۶۰	۲۱۱۸	-/۹۳	تهران
۱۷۶	-/۷۹	۱۸۰	-/۸۱	قم
۱۴۵	-/۶۷	۱۴۸	-/۶۷	خراسان شمالی
۶۹۹	-/۸۱	۷۱۵	-/۷۴	خراسان رضوی
۶۳	-/۶۵	۶۵	-/۸۶	خراسان جنوبی
۲۰۰۲	-/۷۳	۲۰۴۸	-/۹۵	خوزستان
۱۰۳	-/۵۸	۱۰۵	-/۷۸	کهگیلویه و بویر احمد
۹۴	-/۸۹	۹۶	-/۸۹	زنجان
۱۳۷	-/۷۶	۱۴۰	-/۷۱	قزوین
۸۱	-/۷۲	۸۳	-/۶۱	سمنان
۴۱۷	-/۵۰	۴۲۷	-/۸۴	سیستان و بلوچستان
۹۰	-/۸۲	۹۲	-/۹۸	ایلام
۱۵۷	-/۶۳	۱۶۱	-/۷۳	کردستان
۲۰۴	-/۷۷	۲۰۹	-/۵۹	کرمانشاه
۶۸۷	-/۵۶	۷۰۲	-/۹۱	فارس

۵۷۱	-/۸۶	۵۹۲	-/۵۳	۵۰۹	-/۷۶	۵۵۰	-/۵۵	بوشهر
۴۴۳	-/۷۵	۴۵۳	-/۷۵	۳۹۰	-/۸۳	۴۱۷	-/۸۱	کرمان
۳۶۵	-/۴۵	۳۷۴	-/۷۳	۳۲۳	-/۹۷	۳۴۴	-/۶۶	گیلان
۵۴۰	-/۸۰	۵۵۲	-/۸۱	۴۷۵	-/۷۹	۵۱۰	-/۸۷	مازندران
۳۳۵	-/۵۹	۲۴۰	-/۶۵	۲۰۷	-/۶۵	۲۲۱	-/۵۹	گلستان
۸۲۹	-/۷۹	۸۴۸	-/۷۱	۷۳۹	-/۸۸	۷۸۱	-/۷۶	هرمزگان
۱۶۳	-/۶۸	۱۶۷	-/۷۱	۱۴۴	-/۷۱	۱۵۵	-/۶۹	یزد

مقایسه مدل‌ها با استفاده از دیاگرام تیلور

به منظور تعیین مدل بهینه، میانگین متغیرهای مستقل و وابسته کل استان‌های کشور را به صورت سالانه، برای سال‌های مورد مطالعه محاسبه و مدل سازی با استفاده از چهار مدل صورت گرفت. مدل ANN عملکرد بهتری را نسبت به سه مدل دیگر داشته است به طوری که حداکثر ضریب همبستگی با $0/79$ و حداقل خطا با 360 را ثبت کرده است. در رتبه دوم، مدل MLR قرار دارد که ضریب همبستگی آن $0/71$ و مقدار خطا آن 390 می‌باشد. در رتبه سوم، مدل SVM قرار دارد که دارای ضریب همبستگی $0/71$ و مقدار خطا 420 می‌باشد. با توجه به مساوی بودن مدل‌های MLR و SVM در مقدار ضریب تعیین، به دلیل مقدار خطای کمتر در مدل MLR، این مدل به عنوان مدل بهینه دوم معرفی شد. مدل RF ضریب تعیین $0/69$ و مقدار خطا 410 را ثبت کرده است که با توجه به دارا بودن حداقل ضریب تعیین به عنوان کم اعتبار ترین مدل ساخته شد (شکل ۹).



شکل ۹. مقایسه مدل‌های استفاده شده با استفاده از دیاگرام تیلور

بحث و نتیجه گیری

پژوهش انجام شده به بررسی همبستگی، روند تغییرات و مدل سازی متغیرهای اقلیمی و شاخص UTCI با مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی، پرداخته است. هدف مطالعه حاضر، شناسایی تاثیر گذارترین متغیر مستقل و همچنین معرفی بهترین مدل در برآورد مصرف انرژی الکتریکی می‌باشد. مقادیر میانگین سالانه دمای کمینه، دمای بیشینه و شاخص UTCI، نشان دهنده مقدار حداکثر آن در سواحل جنوب شرق، جنوب و جنوب غرب و مقادیر حداقل آن، در مناطق منطبق با کوهستان‌های شمال، شمال غرب، غرب و شمال شرق می‌باشد که این نتیجه با تحقیق کدخدا و همکاران (۱۴۰۲) همخوانی دارد. دلایل حاکمیت حداکثر مقادیر متغیرها در مناطق ذکر شده، عرض‌های پایین‌تر، رطوبت زیاد و ارتفاع کمتر نسبت به سطح دریا می‌باشد که همین عوامل در جهت معکوس، باعث میزان حداقلی متغیرها شده است. به طور کلی نوار ساحلی استان‌های سیستان و

بلوچستان، هرمزگان، بوشهر و خوزستان در شرایط حداکثر و مناطق کوهستانی شمال غرب، غرب و شمال شرق، در شرایط حداقل دمایی قرار دارند.

بررسی روند تغییرات نشان داد که متغیرهای دمای کمینه و دمای بیشینه در همه استان‌ها روند افزایشی، شاخص UTCI در ۲۲ استان روند مثبت و در ۹ استان روند منفی را ثبت کرده است. این نتایج با تحقیق (کدخدا و همکاران، ۱۴۰۲)، (هو و همکاران، ۲۰۲۳)، (فرهود و همکاران، ۱۴۰۲) که نشان دادند مقادیر دما و شاخص UTCI دارای روند افزایشی بوده است مطابقت دارد. مصرف انرژی الکتریکی در همه استان‌های کشور، دارای روند افزایشی بوده است. به طوری که حداکثر آن مربوط به استان‌های خوزستان و تهران به ترتیب ۷۴۱/۹ و ۳۴۴/۸ میلیون کیلووات ساعت و حداقل آن مربوط به استان‌های اردبیل و خراسان جنوبی به ترتیب ۱۸ و ۱۳/۹ میلیون کیلووات ساعت می‌باشد. روند افزایشی دمای کمینه و بیشینه، در گزارش‌های هیات بین الدول تغییر اقلیم و در کارهای انجام شده قبلی تایید شده است (مولودی و همکاران، ۱۳۹۵؛ خورانی و همکاران، ۱۳۹۳؛ خورانی و همکاران، ۱۴۰۲). از طرف دیگر شاخص UTCI علاوه بر دمای محیطی از متغیرهای رطوبت نسبی و سرعت باد هم تاثیر می‌پذیرد که این موضوع باعث شده است تا روند تغییرات آن با دمای کمینه و بیشینه تا اندازه متفاوت باشد.

نتایج حاصل از محاسبه ضریب همبستگی میان متغیرهای مستقل و وابسته نشان داد، همه استان‌های کشور همبستگی مثبت میان دمای کمینه و دمای بیشینه با مصرف انرژی الکتریکی وجود دارد که این نتایج با تحقیق (باباییان و همکاران ۱۳۹۵) که نشان داد، ارتباط معناداری بین مصرف انرژی الکتریکی و درجه حرارت در مقیاس زمانی ۱۰ ساله وجود دارد و (شکوری گنجوی و نظر زاده، ۱۳۸۳) که نشان داد بین ۵۰ تا ۶۳ درصد از تغییرات در تقاضا و مصرف انرژی الکتریکی، به تغییرات آب و هوایی وابسته است، همسو می‌باشد. دمای کمینه با مصرف انرژی الکتریکی، همبستگی مثبت قوی‌تری را نشان داد و نتایج مطالعه (علیچانی و همکاران، ۱۳۹۶) نیز این نتیجه را تایید می‌نماید. همبستگی میان شاخص UTCI و مصرف انرژی الکتریکی در استان‌های مختلف ضریب‌های مثبت و منفی را به خود اختصاص داده است. به طوری که ۲۲ استان دارای همبستگی مثبت و ۹ استان دارای همبستگی منفی می‌باشد. با توجه به روند تغییرات شاخص UTCI، استان‌هایی که روند تغییرات شاخص UTCI در آن منفی بوده است، میزان همبستگی هم مقادیر منفی را ثبت کرده است. به عبارتی، روند افزایشی مصرف انرژی الکتریکی با روند کاهش مقادیر شاخص UTCI همراه بوده است.

طبق گزارش سازمان بین المللی تغییرات آب و هوایی (IPCC) دمای زمین تا پایان قرن بیست و یکم، بین ۰/۳ تا ۴/۸ نسبت به سال‌های ۱۹۸۶ تا ۲۰۰۵ افزایش خواهد یافت که می‌تواند باعث افزایش مصرف انرژی الکتریکی به ویژه توسط بخش مسکونی گردد.

گرچه افزایش مصرف انرژی الکتریکی می‌تواند ناشی از نرخ افزایش جمعیت و عوامل مختلف باشد اما مقایسه بین رشد مصرف انرژی الکتریکی و رشد جمعیت نشان می‌دهد که رشد مصرف برق هم از لحاظ اوج مصرف و هم از لحاظ میزان انرژی الکتریکی مصرفی، بیش از هشت برابر افزایش جمعیت بوده است (وزارت نیرو، ۱۳۹۷). این موضوع نشان دهنده تاثیر عوامل مختلفی همچون افزایش تنش حرارتی در کشور می‌باشد که باعث افزایش مصرف انرژی الکتریکی بخش مسکونی می‌گردد.

نتایج شاخص‌های ارزیابی، مشخص نمود که مدل ANN عملکرد بهتری نسبت به سه مدل دیگر دارد که نشان دهنده عملکرد بهتر این مدل در توضیح تغییرات متغیر وابسته می‌باشد و این نتیجه با نتایج پژوهش (Kim et al., 2020) که نشان داد مدل ANN نسبت به مدل رگرسیونی عملکرد بهتری دارد، همسو می‌باشد. سایر مدل‌های استفاده شده به ترتیب میزان عملکرد پهنه، MLR، SVM و RF می‌باشند.

با توجه به نتایج تحقیق حاضر و نتایج مطالعه (علیچانی و همکاران، ۱۳۹۶) که نشان دهنده همبستگی قوی میان مصرف انرژی الکتریکی و دمای کمینه است و همچنین نتایج مطالعات (خورشید دوست و همکاران، ۱۴۰۲) و (مهدویان و همکاران، ۱۴۰۲) که نشان داد مقادیر دما در آینده افزایش خواهد یافت، نیاز است که برنامه‌ریزی صحیح و دقیقی به منظور تامین انرژی الکتریکی مورد نیاز ساکنان صورت گیرد. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی، روند فصلی دمای کمینه، دمای بیشینه، شاخص

UTCI و مصرف انرژی الکتریکی بررسی و ارتباط فصلی آن‌ها با یکدیگر مشخص گردد تا با تلفیق مطالعه حاضر، برنامه‌ریزی دقیقی در رابطه با تامین انرژی الکتریکی مورد نیاز بخش مسکونی در اثر افزایش دما صورت گیرد.

منابع

- از ماشین بردار پشتیبان. کنگره اتوماسیون صنعت برق، ۴ (۱)، <https://civilica.com/doc/194153/>
- اصغری اسکویی، محمدرضا (۱۳۸۱). کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی. *پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۴ (۱۲)، ۶۹-۹۶
- باباییان، ایمان؛ عرفانی، عاطفه؛ انتظاری، علیرضا و با عقیده، محمد (۱۳۹۵). چشم‌انداز مصرف برق کشور در دوره ۲۰۱۱-۲۱۰۰ تحت شرایط تغییر اقلیم با استفاده از ریزمقیاس‌نمایی برون‌داد مدل‌های گردش عمومی جو. *جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی*، ۲۷ (۴)، ۱۳۱-۱۴۴
- جهانبخش، سعید؛ تدینی، معصومه؛ سلمان پور، رقیه و جهانبخش، الهه (۱۳۸۸). رابطه درجه حرارت هوا با سکنه قلبی در شهرستان اهر. *جغرافیای طبیعی*، ۲ (۵)، ۲۹-۳۷
- حیدری، حسن؛ نجارفیروزجایی، محمد و سعیدپور، لسیان (۱۳۹۰). بررسی رابطه بین مصرف برق، قیمت برق و رشد اقتصادی در ایران. *پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی*، ۱۹ (۵۹)، ۱۷۵-۱۹۹
- خورانی، اسدالله؛ مرادی، علی و مرادی، عباس (۱۴۰۲). پیش‌بینی تغییرات آسایش حرارتی گردشگران ساحلی در استان هرمزگان. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۵ (۲)، ۷۱-۸۷. doi: 10.22059/jphgr.2023.359547.1007773
- خورانی، اسدالله؛ منجذب مرودشتی، شهربانو (۱۳۹۳). بررسی آثار تغییر اقلیم بر میزان بازدید از جزیره هنگام. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۴۶ (۱)، ۱۰۹-۱۲۲. doi: 10.22059/jphgr.2014.50622
- خورشید دوست، علی محمد؛ جهانبخش اصل، سعید؛ عباسی قصریک، زهرا و عباسی قصریک، فاطمه (۱۴۰۲). تحلیل و پیش‌بینی دماهای حداقل در استان کردستان با استفاده از سناریوهای اقلیمی. *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۷ (۸۶)، ۱۴۹-۱۶۶. doi: 10.22034/gp.2021.44023.2762
- رنگین رخ، محسن؛ حاتمی، علیرضا و رشیدی کنعان، حمیدرضا (۱۳۹۱). پیش‌بینی بار الکتریکی کوتاه مدت با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین. *مطالعه موردی: شهر یزد*. *جغرافیا و برنامه‌ریزی* - doi: 10.22034/gp.2024.60544.3237
- سلمان، افسانه و مجرد، فیروز (۱۳۹۸). رابطه متغیرهای آب و هوایی با مصرف برق و پیش‌بینی تقاضای برق با مدل‌های گردش عمومی جو در غرب ایران. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۱ (۲)، ۳۱۵-۳۰۱
- شکوری گنجوی، حامد و نظر زاده، جلال (۱۳۸۳). مطالعه اثر تغییرات دمای هوا بر میانگین زمان مصرف روزانه انرژی الکتریکی در کشور، *انرژی ایران*، ۹ (۲۰)
- عسگری، حشمت‌الله و جهانگیری، صفورا (۱۴۰۰). بررسی علیت متقابل تغییر اقلیم و مصرف انرژی در بخش‌های اصلی اقتصاد ایران با روش تودا-یاماماتو. *آمایش جغرافیایی فضا*، ۱۱ (۴۲)، ۹۱-۱۰۵
- علیجانی، بهلول و شمسی پور، علی اکبر؛ مطمئن آرانی، عطیه (۱۳۹۶). تحلیل آماری بحران‌های دمایی شهر قم در رابطه با مصارف انرژی. *جغرافیا و مخاطرات محیطی*، ۱۶ (۱)، ۱-۱۷
- فرج زاده اصل، منوچهر؛ و احمدآبادی، علی (۱۳۸۹). ارزیابی و پهنه بندی اقلیم گردشگری ایران با استفاده از شاخص اقلیم گردشگری (TCI). *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۴۲ (۷۱)، ۳۱-۴۲
- فرهود، صدیقه؛ خورانی، اسداله و افتخاریان، عباس (۱۳۹۴). آشکارسازی تغییرات رخدادهای حدی دما و بارش با دوره‌های بازگشت مختلف در ایران. *تحلیل فضایی مخاطرات محیطی*، ۱۰ (۲)، ۱۴۹-۱۶۶
- فلاح قاهری، غلامعباس؛ میوانه، فاطمه و شاکری، فهیمه (۱۳۹۴). ارزیابی آسایش حرارتی انسان با استفاده از شاخص جهانی اقلیم حرارتی در استان کردستان. *سلامت و محیط زیست*، ۱ (۳)، ۳۶۷-۳۷۸
- کدخدای، الهام؛ امیدوار، کمال؛ زرین، آذر؛ مزیدی، احمد و داداشی رودباری، عباسعلی (۱۴۰۲). پیش‌نگری تنش گرمایی در ایران بر اساس برون‌داد چند مدلی همادی CMIP6. *ژئوفیزیک ایران*، ۱۷ (۲)، ۱۷۳-۱۵۷
- مولودی، گلاره؛ خورانی، اسداله و مرادی، عباس (۱۳۹۵). اثر تغییر اقلیم بر امواج گرمایی سواحل شمالی خلیج فارس. *تحلیل فضایی مخاطرات محیطی*، ۳ (۱)، ۱-۱۴

مهدویان، شیرین؛ زینالی، بتول و صلاحی، برومند (۱۴۰۲). ارزیابی تغییرات کاربری اراضی حوضه کیوی چای و تحلیل روند تغییرات بارش و دمای آن در دوره‌های آتی با مدل‌های CMIP5. جغرافیا و برنامه‌ریزی، ۲۷(۸۵)، ۱۳۳-۱۴۳. doi: 10.22034/gp.2022.50623.2977

میزبان، هاتف؛ فرامرزی، علی؛ محبعلی پور، ناصر و خیاوی، مجید(۱۳۹۴). تجزیه و تحلیل رگرسیون گام به گام متغیرهای مستقل در آزمایش بررسی برخی صفات زراعی هشت رقم ولاین جدید گلرنگ دیم در استان زنجان. اولین همایش ملی یافته‌های نوین در پژوهش‌های کشاورزی و منابع طبیعی

وزارت نیرو، (۱۳۹۷). گفت‌وگو با پایگاه اطلاع رسانی وزارت نیرو(پاون). برگرفته از <https://news.moe.gov.ir/News-List/40791>

References

- Agatonovic-Kustrin, S., & Beresford, R. (2000). Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 22(5), 717-727. [https://doi.org/10.1016/S0731-7085\(99\)00272-1](https://doi.org/10.1016/S0731-7085(99)00272-1)
- Alijani, B., Shamsipour, A., Motmaen Arani, A. (2017). Statistical Analysis of Thermal Crisis of Qom in Relation to Energy Consumption. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 6(1), 1-17. (in persian)
- Asgari oskoei, m. r. (2002). time series prediction by neural nets. *iranian journal of economic research*, 4(12), 69-96. (in persian)
- Asgari, H. A., jahangiri, S. (2022). Investigating the Causality of Climate Change and Energy Consumption in the Main Sectors of the Iranian Economy by Toda-Yamamoto Method. *Geographical Planning of Space*, 11(42) (in persian)
- babaeian, I. erfani, A. Entezari, A. baaghdeh, M. (2017). Future Perspective of Electricity Consumption in Iran during the Period 2011-2100 under Climate Change Scenarios using Downscaling of General Circulation Models. *Geography and Environmental Planning*, 27(4), 131-144. (in persian)
- Biau, G. (2012). Analysis of a random forests model. *The Journal of Machine Learning Research*, 13, 1063-1095 .
- Bröde, P., Fiala, D., Blazejczyk, K., Holmér, I., Jendritzky, G., Kampmann, B., Tinz, B., & Havenith, G. (2011). Deriving the operational procedure for the Universal Thermal Climate Index (UTCI). *International journal of biometeorology*, 56, 481-494. <https://doi.org/10.1007/s00484-011-0454-1>
- Cheng, Y. Ekici, E. Yildiz, G. Yang, Y. Coward, B. Wang, Jiawei. (2023). Applied machine learning for prediction of waste plastic pyrolysis towards valuable fuel and chemicals production. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*. 169. 105857. [10.1016/j.jaap.2023.105857](https://doi.org/10.1016/j.jaap.2023.105857) .
- Fallah Ghalhari G, Mayvaneh F, Shakeri F. (2015). Evaluation of thermal comfort and human health using Universal Thermal Climate Index (UTCI) Case Study: Kurdistan province. *ijhe*, 8 (3), 367-378 (in persian)
- farajzadeh, M, & ahmad abadi, A. (2010). assessment and zoning of tourism climate of iran using tourism climate index (tci). *physical geography research quarterly*, 42(71), 31-42. (in persian)
- Farhood S, Khorani A, Eftekharian A. (2023). Detecting Trends in Extreme Temperature and Precipitation events with Different Return Periods in Iran. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 10 (2), 149-166 (in persian)
- Fiala, D., Havenith, G., Bröde, P., Kampmann, B., & Jendritzky, G. (2012). UTCI-Fiala multi-node model of human heat transfer and temperature regulation. *Int J Biometeorol*, 56(3), 429-441. <https://doi.org/10.1007/s00484-011-0424-7>
- Figueiredo, D., Júnior, S., & Rocha, E. (2011). What is R2 all about?. *Leviathan-Cadernos de Pesquisa Política*, 3, 60-68. <https://doi.org/10.11606/issn.2237-4485.lev.2011.132282>
- George, S. tavropoulos, Robert van, V. Frederik-Jan van, S. Agnieszka, S.(2020). *Random Forest and Ensemble Methods*. Elsevier
- Heidari, H. Najjar firoozjaee, M. Saeidpour, I. (2011). investigating the relationship between electricity consumption, electricity price and economic growth in iran. *journal of economic research and policies*, 19(59), 175-199. (in persian)
- Hu, Q., Tang, J., Gao, X., Wang, S., Zhang, D., Qin, Y., Wang, Q., Zhou, Y., Huang, N., Penuelas, J., Sardans, J., Canadell, J. G., Ciais, P., Pan, Z., An, P., Xu, L., & Lun, F.. Future hotter summer greatly increases residential electricity consumption in. (2023)
- Jahanbakhsh, S. Tadayyoni, M. Salmanpur, R. Jahanbakhsh, E. (2009). the relationship between temperature and heart attack in ahar township. *journal of physical geography*, 2(5), 29-37. (in persian)

- Jianwei, Q., Yang, Z., Han, F., Baoshi, H., & Xuankai, M. (2023). Spatial–Temporal Characteristics of Human Thermal Comfort in Xinjiang: Based on the Universal Thermal Climate Index from 1981 to 2019. *Land*, 12, 1864. <https://doi.org/10.3390/land12101864>
- Kadkhoda, E. Omidvar, K. Zarrin, A. Mazidi, A. Dadashi-Roudbari, A. (2023). Projected heat stress in Iran based on CMIP6 multi-model ensemble. *Iranian Journal of Geophysics*, 17(2), 157-173. (in persian)
- Khoorani, A., & Monjazebe Marvdashti, S. (2014). Investigating the Effects of Climate Change on the Number of Visitors in Hengam Island. *Physical Geography Research*, 46(1), 109-122. doi: 10.22059/jphgr.2014.50622 (in persian)
- Khoorani, A., Moradi, A., & Moradi, A. (2023). Projecting changes in the thermal comfort of coastal tourists in Hormozgan province. *Physical Geography Research*, 55(2), 71-87. doi: 10.22059/jphgr.2023.359547.1007773 (in persian)
- Khorshiddoust, A. M., jahanbakhshasl, S., abbasighasrik, Z., & abbasighasrik, F. (2023). Analysis and Prediction of Minimum Temperatures in Kurdistan Province Using Climatic Scenarios. *Journal of Geography and Planning*, 27(86), 149-166. doi: 10.22034/gp.2021.44023.2762(in persian)
- Kim, M. K., Kim, Y.-S., & Srebric, J. (2020). Predictions of electricity consumption in a campus building using occupant rates and weather elements with sensitivity analysis: Artificial neural network vs. linear regression. *Sustainable Cities and Society*, 62, 102385.
- Kyaw, A. K., Hamed, M. M., & Shahid, S. (2023). Spatiotemporal changes in Universal Thermal Climate Index over South Asia. *Atmospheric Research*, 292, 106838. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.106838>
- lukić, m., & djuric, d. (2023). thermal comfort in belgrade, serbia: utci-based seasonal and annual analysis for the period 1991-2020. 28, 77-88. <https://doi.org/10.59456/afts.2023.1528.0771>
- Mahdavian, S., Zeynali, B., & Salahi, B. (2023). Evaluation of land use changes in Kiwi Chay Basin and analysis of precipitation and temperature changes in future periods with CMIP5 models. *Journal of Geography and Planning*, 27(85), 133-143. doi: 10.22034/gp.2022.50623.2977
- Ministry of Energy, (2019). Dialogue with the ministry of energy information base. Retrieved from <https://news.moe.gov.ir/News-List/40791>. (in persian)
- Mizban, H. Faramarzi, A. Mohebalipour, N. Khayavi, M. (2016). Stepwise regression analysis of independent variables in the experiment of investigating some agronomic traits of eight new varieties of rainfed safflower in zanzan province. *The First National Conference on New Achievements in Agricultural and Natural Resource Research*. (in persian)
- Mohammadi, M., Khoorani, A. 2024. Spatiotemporal changes and hot spots of UTCI index over Iran. *Urban Climate*, 56, 102031. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2024.102031>.
- Molodi, G. khorani, A. moradi, A. (2016) Impacts of climate change on heat waves in northern coast of Persian Gulf. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 3 (1), 1-14. (in persian)
- Roffe, S., Van der Walt, A., & Fitchett, J. (2023). Spatiotemporal characteristics of human thermal comfort across southern Africa: an analysis of the Universal Thermal Climate Index (UTCI) for 1971–2021. *International Journal of Climatology*, 43. <https://doi.org/10.1002/joc.8009>
- Salmani, A., Mojarad, F.(2019). Analysis of Relationship between Climatic Variables and Electricity Consumption and Estimated Demand by General Circulation Models in Western Iran. *Physical Geography Research*, 51(2), (in persian)
- Schonlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal*, 20(1), 3-29 .
- Shin, J., Yang, H., & Kim, C. (2019). The relationship between climate and energy consumption: The case of South Korea. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 45, 1-16. <https://doi.org/10.1080/15567036.2019.1673853>
- Shokri Ganjavi, H. & Nazarzadeh, J. (2005). Study of the Effect of air temperature changes on the average daily electricity consumption in the country. *Energy of Iran*, 9(20). (in persian)
- Valizadeh, M., & Khoorani, A. (2022). The impact of climate change on the outdoor tourism with a focus on the outdoor tourism climate index (OTCI) in Hormozgan province, Iran. *Theoretical and Applied Climatology*, 150, 1-8. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-04248-5>
- Wang, F., Shao, W., Yu, H., Kan, G., He, X., Zhang, D., Ren, M., & Wang, G. (2020). Re-evaluation of the Mann-Kendall test power for detecting monotonic trends in hydro-meteorological time series. *Frontiers in Earth Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/feart.2020.00014>
- Zandi, R., & Shahriyar, F. (2024). Evaluation of time series relationship between land use changes and land surface temperature in desert cities (case study: Yazd city). *Journal of Geography and Planning*, (), -. doi: 10.22034/gp.2024.60544.3237. (in persian)

Zhang, C., Liao, H., & Mi, Z. (2019). Climate impacts: temperature and electricity consumption. *Natural Hazards*, 99(3), 1259-1275. <https://doi.org/DOI:101007/s11069-019-03653-w>