



Downscaling of Air Temperature Data of CMIP6 Climate Models through MODIS-Based Land Surface Temperature: A case study of Yazd Province

Elham Mahdavinezhad¹, Seyed Zeynalabedin Hosseini²✉, Hossein Malekinezhad³,
Mohammad Hassan Rahimian⁴, Mohammad Amin Asadi⁵

1. Watershed Science and Engineering, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran

Email: mahdavia30@gmail.com

2. (Corresponding Author) Rangeland and Watershed Management Department, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran.

Email: zhosseini@yazd.ac.ir

3. Rangeland and Watershed Management Department, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran.

Email: hmalekinezhad@yazd.ac.ir

4. National Salinity Research Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Yazd, Iran.

Email: mhrahimian@gmail.com

5. Rangeland and Watershed Management Department, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran.

Email: amin.asadi@yazd.ac.ir

Article Info

Article type:

Research Article

Article History:

Received:

28 April 2024

Received in revised form:

3 July 2025

Accepted:

11 August 2025

Available online:

16 September 2025

Keywords:

General Circulation
Models (GCMs); Land
Surface Temperature
(LST); MODIS;
Downscaling; SSP
Scenarios.

ABSTRACT

In climate change research, the downscaling of General Circulation Model (GCM) data from coarse grid scales to finer spatial resolutions or point-based units is crucial. This study presents a method for downscaling monthly air temperature data from CMIP6 the GCMs by exploiting the empirical relationship between the near-surface air temperature of Yazd Province and the Land Surface Temperature (LST) derived from the MODIS sensor. Temperature data from three GCMs, TaiESM1, ACCESS-CM2, and CanESM5, with spatial resolutions of $105 \times 118 \text{ km}^2$, $138 \times 175 \text{ km}^2$, and $310 \times 270 \text{ km}^2$, respectively, were downscaled to generate monthly temperature maps of Yazd Province at a spatial resolution of $1 \times 1 \text{ km}^2$. The results indicated that the proposed downscaling approach outperformed conventional techniques such as the delta method. Moreover, the CanESM5 model exhibited higher accuracy than the ACCESS-CM2 and TaiESM1 models when using this approach. Subsequently, the mean monthly and annual air temperatures of Yazd Province were simulated using the TaiESM1, ACCESS-CM2, and CanESM5 models under three Shared Socioeconomic Pathway (SSP) scenarios, SSP1-2.6, SSP2-4.5, and SSP5-8.5, for the period 2015–2100. The findings reveal an upward trend in the mean annual temperature of Yazd Province over the coming decades, with an estimated increase of 15–35% (average 22%) relative to the baseline period. Among the examined CMIP6 models and SSP scenarios, the greatest projected temperature rise occurred in the CanESM5 model under the SSP5-8.5 scenario.

Cite this article: Mahdavinezhad, E., Hosseini, S. Z., Malekinezhad, H., Rahimian, M. H., Asadi, M. A. (2025). Identification of Spatiotemporal Drought Patterns in Southeastern Iran Using a Graphical Trend Analysis Approach. *Physical Geography Research Quarterly*, 57 (2), 99-117.
<http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.389196.1007871>



Extended Abstract

Introduction

Climate change, driven by the increasing concentration of greenhouse gases, particularly carbon dioxide, in the atmosphere, alters key climatic variables such as air temperature, precipitation, wind speed, and the amount of solar radiation reaching the Earth's surface. Accordingly, growing attention has been directed toward climate change in recent years because of its profound economic and social repercussions associated with extreme climatic events.

In this context, projections from climate models, commonly referred to as General Circulation Models (GCMs) or Atmospheric–Oceanic General Circulation Models (AOGCMs), provide a basis for assessing the future impacts of climate change on variables such as air temperature and precipitation. One of the essential steps in applying GCM data for climate parameter projection (e.g., air temperature) is the downscaling process, which transforms coarse-resolution outputs into finer spatial grids or point-scale data.

Since most downscaling techniques depend on ground-based observations (e.g., air temperature records from meteorological stations), their main limitation lies in the sparse distribution and limited number of ground reference points. For instance, when downscaling air temperature, only data from meteorological stations within the study area can be used, which restricts the validity of the results to those specific locations. In contrast, the method proposed in this study incorporates ground data across the entire study area on a pixel-by-pixel basis, as described in the following section.

In this study, air temperature data from CMIP6 climate models (TaiESM1, ACCESS-CM2, and CanESM5) were used to project air temperature maps for Yazd Province, located in the central Iranian Plateau and forming part of the Kavir Desert region. This region experiences hot summers and cold winters, where air temperature plays a critical role in environmental dynamics and the management of natural resources in arid lands.

Methodology

The study area is Yazd Province, which covers approximately 73,000 square kilometers. It is located between latitudes 29.5° and 33.5° N and longitudes 52.5° and 56.5° E. The datasets employed in this study comprise monthly air temperature records from 19 meteorological stations across Yazd Province, MODIS-derived Land Surface Temperature (LST) maps with a spatial resolution of 1 km, and air temperature outputs from several CMIP6 climate models featured in the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) Sixth Assessment Report (AR6), including TaiESM1, ACCESS-CM2, and CanESM5.

These models have spatial resolutions of $0.942^\circ \times 1.25^\circ$, $1.875^\circ \times 1.25^\circ$, and $2.813^\circ \times 2.791^\circ$, corresponding to grid cell dimensions of approximately 105×118 km², 175×138 km², and 270×310 km², respectively. Each grid cell of the TaiESM1, ACCESS-CM2, and CanESM5 models covers approximately 12,400 km², 23,600 km², and 83,700 km², respectively. Each model incorporates three carbon dioxide emission scenarios, SSP1-2.6, SSP2-4.5, and SSP5-8.5, which were used to simulate monthly air temperature under future climate conditions.

Accordingly, monthly air temperature data from CMIP6 climate models were extracted for the periods 1850–2014 (baseline) and 2015–2100 (future) under the aforementioned emission scenarios. A regression analysis was conducted to examine the relationship between monthly air temperature and LST data from the 19 meteorological stations, thereby establishing the air temperature–LST regression models for the study area. These relationships were subsequently applied to produce air temperature maps and corresponding dimensionless monthly temperature maps of the study area at a spatial resolution of 1×1 km². These maps represent the ratio of each pixel's monthly temperature to the mean air temperature of the entire region. The dimensionless maps were then used to downscale the coarse-resolution temperature outputs from CMIP6 models into monthly air temperature maps with a 1×1 km² pixel size.

Results and Discussion

The results of this study indicate that the proposed downscaling method for CMIP6 air temperature data performs with varying efficiency across the three climate models with different spatial resolutions. Specifically, the CanESM5 model achieved higher accuracy compared with the ACCESS-CM2 and TaiESM1 models. As noted earlier, each grid cell of the CanESM5, ACCESS-CM2, and TaiESM1 models covers approximately 12,400 km², 23,600 km², and 83,700 km², respectively, with spatial resolution decreasing in the same order. Therefore, it can be concluded that the proposed downscaling method tends to yield higher accuracy for climate models with coarser spatial resolution.

Among the CMIP6 climate models examined, BCC-CSM1.1, BNU-ESM, CanESM2, FIO-ESM, IPSL-CM5A-LR, IPSL-CM5A-MR, MIROC-ESM, MIROC-ESM-CHEM, and NorESM1-M exhibit relatively coarse grid sizes. Therefore, these models are recommended for applying the proposed method to downscale their air temperature data. The observed variations among model outputs can also be attributed to inherent uncertainties in climate modeling, arising from differences in the underlying assumptions, input data, and auxiliary variables used for simulation. Nevertheless, further research is recommended to quantify and reduce these model uncertainties.

According to the final results, the mean annual air temperature of Yazd Province is projected to exhibit an upward trend over the coming decades, with an increase of 15–35% (average 22%) relative to the baseline period. Among the three analyzed climate models, the greatest temperature increase was projected by the CanESM5 model, whereas the highest warming occurred under the SSP5-8.5 scenario.

Conclusion

This study introduced a method for downscaling large-scale air temperature data from CMIP6 climate models using region-specific monthly air temperature–LST regression relationships. The proposed approach was successfully applied to downscale data from three CMIP6 models: TaiESM1, ACCESS-CM2, and CanESM5. Each model's grid cell covers

approximately 12,400 km², 23,600 km², and 83,700 km², respectively. Using this method, the final monthly air temperature maps of the study area were produced at a spatial resolution of 1 × 1 km².

The results also indicated that the proposed approach performs more accurately for CMIP6 climate models with coarser spatial resolution compared to those with finer grids. This method is recommended for downscaling CMIP6 air temperature data in regions with similar climatic and topographic characteristics. However, additional investigations are required before applying this approach to regions with different climatic and surface conditions.

Moreover, the main limitations of the proposed method are its time-consuming nature and lack of user-friendly implementation. These challenges are expected to be addressed through the development of automated algorithms or software tools based on this approach, capable of connecting directly to satellite databases to retrieve LST values for the study area.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

مقیاس کاهی داده‌های دمایی مدل گردش کلی CMIP6 به کمک داده‌های دمای سطح زمین (LST) سنجنده MODIS مطالعه موردی: استان یزد

الهام مهدوی نژاد^۱، سیدزین‌العابدین حسینی^۲✉، حسین ملکی نژاد^۳، محمدحسن رحیمیان^۴، محمدامین اسدی^۵

۱- علوم و مهندسی آب‌خیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: mahdavia30@gmail.com

۲- گروه مرتع و آب‌خیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: zhosseini@yazd.ac.ir

۳- گروه مرتع و آب‌خیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: hmalekinezhad@yazd.ac.ir

۴- مرکز ملی تحقیقات شوری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، یزد، ایران. رایانامه: mhrahimian@gmail.com

۵- گروه مرتع و آب‌خیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: amin.asadi@yazd.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:

۱۴۰۴/۰۲/۰۸

تاریخ بازنگری:

۱۴۰۴/۰۴/۱۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۴/۰۵/۲۰

تاریخ چاپ:

۱۴۰۴/۰۶/۲۵

واژگان کلیدی:

تصاویر ماهواره‌ای،

دمای سطح زمین،

سناریوهای SSP

مدل گردش کلی

جو و اقیانوس.

در مطالعات تغییر اقلیم، مقیاس کاهی و تبدیل داده‌های مدل‌های گردش کلی (GCMs) از سلول‌های بزرگ مقیاس به واحدهای کوچک‌تر و یا نقطه‌ای بسیار حائز اهمیت است. در این پژوهش روشی برای مقیاس کاهی داده‌های بزرگ مقیاس دمای ماهانه مدل‌های گردش کلی CMIP6 ارائه گردیده است که در آن، از رابطه بین دمای هوای استان یزد با دمای سطح زمین (LST) به عنوان یکی از محصولات تصاویر سنجنده مودیس استفاده گردید تا داده‌های دمایی سه مدل گردش کلی ACCESS-CM2، TaiESM1 و CanESM5 با دقت‌های مکانی ۱۰۵*۱۱۸ کیلومترمربع، ۱۳۸*۱۷۵ کیلومترمربع و ۳۱۰*۲۷۰ کیلومترمربع را به نقشه‌های دمای ماهانه استان یزد با دقت مکانی ۱*۱ کیلومترمربع بهبود دهد. نتایج حاصله نشان داد که روش پیشنهادی برای مقیاس کاهی دما، کارایی مناسب‌تری نسبت به روش‌های پیشین نظیر روش دلتا داشته و در مدل‌های مختلف گردش کلی با دقت‌های مکانی مختلف دارای کارایی‌های متفاوتی بوده است؛ به طوری که دقت این روش در مدل Can-ESM5 نسبت به مدل‌های Access-CM2 و Tai-ESM2 بیشتر بود. در ادامه، اقدام به شبیه‌سازی میانگین دمای سالانه و سالانه استان یزد به کمک مدل‌های TaiESM1، ACCESS-CM2 و CanESM5 تحت سه سناریوی SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در دهه‌های آتی (۲۰۱۵-۲۱۰۰ میلادی) شد. بر اساس نتایج به دست آمده از محدوده مطالعاتی استان یزد، میانگین دمای سالانه دهه‌های آتی استان یزد دارای روند افزایشی بوده و این مدل‌ها افزایش دمای ۱۵ تا ۳۵ درصد (میانگین ۲۲ درصد) نسبت به دوره پایه را پیش‌نگری می‌کند. در بین سه مدل گردش کلی مذکور، بیشترین افزایش دما توسط CanESM5 پیش‌نگری شده و در بین سه سناریوی SSP بیشترین افزایش دما توسط سناریوی SSP5-8.5 پیش‌نگری شده است.

استناد: مهدوی نژاد، الهام؛ حسینی، سیدزین‌العابدین؛ ملکی نژاد، حسین؛ رحیمیان، محمدحسن و اسدی، محمدامین. (۱۴۰۳). مقیاس کاهی داده‌های دمایی مدل گردش کلی CMIP6 به کمک داده‌های دمای سطح زمین (LST) سنجنده MODIS مطالعه موردی: استان یزد. مجله پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۵۷ (۲)، ۹۹-۱۱۷.

<http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.389196.1007871>

مقدمه

تغییر اقلیم^۱ پدیده‌ای است که به طور معنی‌دار منجر به افزایش میانگین دمای زمین و اقیانوس‌ها شده است. باتوجه‌به شواهد و آثار منطقه‌ای و اندازه‌گیری دمای هوای کره زمین از سال ۱۸۸۰ میلادی تاکنون، سیاره زمین به شکل غیرطبیعی طی یک قرن گذشته، حدود یک درجه سلسیوس گرم‌تر شده است. برخی از دانشمندان معتقدند که دهه‌های پایانی قرن بیستم، گرم‌ترین سال‌ها طی ۲۰۰۰ سال اخیر بوده که فعالیت‌های صنعتی در ایجاد این مشکل بسیار مؤثر بوده‌اند. حتی گفته می‌شود که در صورت ادامه روند گرم شدن کره زمین، در سال ۲۱۰۰ میلادی زمین شاهد خشک‌سالی شدید، گرمای سوزان و توفان‌های وحشتناک خواهد بود. در مورد دلایل پدیده تغییر اقلیم، مجموعه‌ای از تئوری‌ها مطرح است که تأثیر فعالیت‌های انسانی بر گازهای گلخانه‌ای و تأثیر فرآیندهایی نظیر فعالیت‌های آتش‌فشانی، زمین‌گرایی و فعالیت‌های خورشیدی از جمله این تئوری‌ها می‌باشد. اما آنچه مسلم به نظر می‌رسد، این است که تغییر اقلیم در سال‌های اخیر به علت پیامدهای اقتصادی، اجتماعی و خسارت‌های مالی مربوط به رخدادهای جوی اهمیت خاصی پیدا کرده است. بر همین اساس نتایج و داده‌های شبیه‌سازی مدل‌های اقلیمی که تحت عنوان مدل‌های گردش کلی^۲ (GCMs) و یا مدل‌های گردش کلی جو و اقیانوسی^۳ (AOGCM) شناخته می‌شوند، می‌توانند در شناسایی، شبیه‌سازی و بررسی ابعاد و پیامدهای پدیده تغییر اقلیم و مدیریت مخاطرات محیطی مورد استفاده قرار گیرند.

این مدل‌ها تمامی روابط فیزیکی حاکم بر اجزاء سیستم اقلیمی کره زمین شامل جو کره، یخ کره، زیست کره و آب کره را در نظر گرفته و این روابط پیچیده را در یک فضای سه‌بعدی در سطح کره زمین حل می‌کنند. اما علی‌رغم اینکه خروجی مدل‌های گردش عمومی جو از معتبرترین روش‌ها برای مطالعات تغییر اقلیم هستند؛ اما نتایج این مدل‌ها از دقت مکانی چندان مناسبی جهت مطالعات اثر تغییر اقلیم در مقیاس‌های کوچک نظیر یک ایستگاه هواشناسی برخوردار نیستند. زیرا متغیرهای پیش‌بینی کننده مدل‌های گردش کلی جو مربوط به مساحت بزرگی بر روی زمین بوده و دارای تنوعی از توپوگرافی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی است که هر یک از این موارد می‌توانند بر توزیع مکانی متغیرهای اقلیمی در داخل این محدوده به‌طور اساسی تأثیرگذار باشند (مهدوی نژاد و همکاران، ۱۴۰۳). برخی از این مدل‌ها نظیر HadCM3 برای یک محدوده بزرگ نظیر یک استان تنها یک عدد ارائه می‌دهند. با توجه به اتکای عملیات مقیاس کاهی به داده‌های زمینی (به‌عنوان مثال دمای هوا)، مهم‌ترین چالش روش‌های فعلی مقیاس کاهی، محدودیت تعداد نقاط زمینی جهت استفاده از داده‌های این نقاط می‌باشد. به‌عنوان مثال اگر پارامتر دمای هوا مدنظر باشد، تنها امکان استفاده از داده‌های دمای هوای ایستگاه‌های هواشناسی مستقر در منطقه مطالعاتی وجود داشته و به همین دلیل، عملیات مقیاس کاهی نیز برای همان نقاط یعنی محل ایستگاه‌های هواشناسی معتبر خواهد بود. حال آنکه روش پیشنهادی از داده‌های زمینی تمام منطقه مطالعاتی (پیکسل به پیکسل تصاویر ماهواره‌ای) استفاده می‌شود و مقیاس کاهی را برای همه نقاط منطقه مطالعاتی انجام می‌دهد. در حال حاضر از روش‌های مختلفی برای مقیاس کاهی داده‌های مدل‌های گردش کلی از مقیاس سلول بزرگ به مقیاس‌های کوچک و نقطه‌ای استفاده می‌شود که عمدتاً بر پایه تحلیل آماری نقطه‌ای ایستگاه‌های هواشناسی زمینی و ارتباط این آمار با اعداد ارائه‌شده توسط نتایج GCM در مقیاس بزرگ می‌باشد. بر همین اساس، لزوم مقیاس کاهی داده‌های مدل‌های گردش کلی از مقیاس بزرگ به مقیاس کوچک و نقطه‌ای اهمیت خاصی

1. Climate Change

2. General Circulation Models (GCM's)

3. Atmospheric and Oceanic General Circulation Models (AOGCM's)

در مطالعات تغییر اقلیم پیداکرده است (Graham et al, 2007). یکی از متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده در این زمینه، روش آماری^۱ است که توسط نرم‌افزارهایی نظیر SDSM یا Lars-WG (Semenov et al, 1998) انجام می‌شود. لیما و همکاران (۲۰۲۱) نیز در نتایج تحقیقات خود اشاره کرده‌اند که مدل بیزی کریجینگ (BK) را می‌توان برای کوچک‌سازی مقیاس دما یا بارندگی و شبیه‌سازی در آینده استفاده کرد.

در این پژوهش از آخرین مدل اقلیمی ارائه‌شده توسط هیات بین‌الدول تغییر اقلیم^۲ یا IPCC استفاده شده که مدل CMIP₆ می‌باشد و با توجه به اینکه در سال ۲۰۱۶ میلادی در قالب گزارش ارزیابی ششم^۳ یا AR₆ به جهان معرفی شده، هریک از مدل‌های CMIP₆ دارای دقت مکانی متفاوتی هستند. این مدل در سال ۲۰۱۶ میلادی در قالب گزارش ارزیابی^۴ ششم یا AR₆ به جهان معرفی شده است. هر یک از مدل‌های CMIP₆ دارای دقت مکانی متفاوتی هستند؛ به‌طوری‌که هر سلول (زون) از این مدل‌ها دارای ابعاد مختلف نظیر ۱۰۵*۱۱۸ کیلومتر مربع، ۱۳۸*۱۷۵ کیلومتر مربع و ۳۱۰*۲۷۰ کیلومتر مربع می‌باشند. برای کارآمد شدن این مدل‌ها و استفاده کاربردی از داده‌های آن‌ها، روش مناسبی برای مقیاس کاهی لازم است که بتواند نتایج را به مقیاس‌های کوچک‌تر نظیر یک ایستگاه هواشناسی در سطح زمین تعمیم دهد.

در پژوهش حاضر برای مقیاس کاهی دمای ماهانه تعدادی از مدل‌های CMIP₆ (با دقت‌های مکانی متفاوت)، از تصاویر ماهواره‌ای به‌عنوان متغیر کمکی استفاده شده است؛ زیرا از مهم‌ترین کاربردهای تصاویر ماهواره‌ای، امکان محاسبه دمای سطح زمین (LST) توسط باندهای حرارتی آن‌ها بوده و از طرفی دیگر، توزیع مکانی LST در هر منطقه جغرافیایی ارتباط و شباهت بسیار زیادی با توزیع مکانی دمای هوای آن منطقه دارد. البته از مقادیر LST تصاویر ماهواره‌ای استفاده‌های وسیع دیگری من‌جمله مطالعات زمین فیزیک^۵ و زیست‌فیزیک^۶ (Quattrochi & Luvall, 2004; Kalma et al, 2008; Kustas & Anderson, 2009)، تخمین دمای هوا (T_{air})، تخمین دمای پوشش گیاهی (T_{canopy})، بررسی تأثیر تنش‌های محیطی و مدیریتی بر گیاهان در علوم مختلفی نظیر منابع طبیعی، کشاورزی و محیط‌زیست شده است (رحیمیان و همکاران، ۱۳۹۶).

سنجنده مودیس در هر یک یا دو روز، امکان تصویربرداری با پوشش جهانی را فراهم می‌کند. یکی از مهم‌ترین محصولات مودیس، تهیه نقشه‌های LST به‌صورت ماهانه است که برای پایش خشک‌سالی، وضعیت پوشش گیاهی، بیلان انرژی و غیره استفاده می‌شود. اصلی‌ترین تفاوت این سنجنده با برخی سنجنده‌های ماهواره‌ای دیگر، حضور دو باند حرارتی به نام‌های ۳۱ و ۳۲ است. همین موضوع سبب شده تا باب استفاده از الگوریتم‌های پنجره‌مجزا^۷ (SW) به‌جای الگوریتم‌های تک پنجره^۸ (MW) یا تک‌کاناله^۹ (SC) برای محاسبه LST باز شود. این الگوریتم‌ها هر یک به‌تناسب داده‌های موجود و شرایط اقلیمی، دارای مزایا و معایبی هستند. اما بر اساس تحقیقات انجام‌شده پیشین، الگوریتم پنجره‌مجزا (SW) از دقت بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌های تعیین LST برخوردار می‌باشد (رحیمیان و همکاران، ۱۳۹۶). لازم به ذکر است که الگوریتم‌های تک‌کاناله بر روی هر یک از باندهای حرارتی تصاویر ماهواره‌ای به‌تنهایی

1. Statistical Downscaling
2. Intergovernmental Panel of Climate Change (IPCC)
3. Assessment Report (AR)
4. Assessment Report (AR)
5. geophysics
6. biophysics
7. Split-Window (SW) algorithms
8. Mono Window (MW) algorithms
9. Single-Channel (SC) algorithms

قابل اجرا می‌باشند، اما از آنجایی که باند اول حرارتی (به عبارتی دیگر باند شماره ۳۱ مودیس) در ناحیه جذب کمتر اتمسفری به دلیل بیشتر بودن مقادیر عبور اتمسفری قرار دارد، این باند نسبت به باند دوم حرارتی (باند شماره ۳۲ مودیس) تا حدودی متفاوت بوده و در صورت استفاده هم‌زمان این دو باند در محاسبه LST، دقت برآورد دمای سطح زمین افزایش خواهد یافت. اساس الگوریتم پنجره مجزا (SW) بر این فرض استوار است که کاهش تشعشع به خاطر انجام جذب اتمسفری، تابعی از اختلاف تشعشی است که به صورت هم‌زمان در دو طول موج مجزا (که همان باندهای ۳۱ و ۳۲ می‌باشند) اندازه‌گیری می‌شود که هر یک از باندها مقادیر متفاوتی از جذب اتمسفری را ثبت خواهند نمود.

بابائیان و همکاران (۱۴۰۰) به پیش‌نگری بارش و دما با استفاده از مقیاس کاهی ترکیبی دینامیکی-آماري شامل مدل منطقه‌ای اقلیمی RegCM4.5.11 به عنوان مدل دینامیکی و عامل تغییر به عنوان مدل آماری و با به کارگیری داده‌های شرایط مرزی مدل گردش کلی CanESM از سری مدل‌های CMIP5 بر روی متغیرهای بارش و دما در منطقه شرق کشور پرداختند. طبق نتایج حاصله اگر در فرآیند مقیاس کاهی ترکیبی، سناریوی متوسط به عنوان میانگین پیش‌نگری‌ها در نظر گرفته شود، در آن صورت تغییرات بارش شرق کشور در آینده نزدیک بین ۱۱- تا ۱۵- درصد و در آینده دور بین ۸- تا ۱۴۹+ درصد نسبت به دوره دیدبانی خواهد بود. در تحقیقات گسترده انجام شده توسط جیمز مونوز و همکاران (۲۰۰۹)، کریستوبال و همکاران (۲۰۰۹) و جیمز مونوز و همکاران (۲۰۱۴)، از بانک‌های اطلاعاتی مختلف برای اخذ داده‌های نیمرخ جو کمک گرفته‌اند و ضرایب مذکور را برای الگوریتم SW به دست آورده‌اند. این بانک‌های اطلاعاتی در مقیاس جهانی تعریف شده‌اند و داده‌هایی نظیر ارتفاع ژئوپتانسیل، فشار جو، دمای هوا و رطوبت نسبی را برای نیمرخ جو ثبت کرده‌اند. در مطالعه جیمز مونوز و همکاران (۲۰۱۴)، از مدل جهانی GAPRI¹ استفاده شده و پس از استخراج ۴۷۱۴ داده از نیمرخ جو در نقاط مختلف کره زمین و با آب‌وهوای مختلف حاره‌ای، عرض میانی و شمالگان، ضرایب الگوریتم SW به صورت جداولی ارائه شده است (Jiménez-Muñoz et al, 2014). محصول سطح ۳ سنجنده مودیس از ماهواره ترا (L3) با شناسه MOD11C3 شامل پارامترهای دمای سطح زمین (LST) و گسیلمندی (E) می‌باشد و دارای قدرت تفکیک مکانی یا اندازه پیکسل ۰/۰۵ درجه جغرافیایی معادل با یک کیلومترمربع است. این محصول از میانگین‌گیری مقادیر روزانه برای هر ماه تهیه می‌شود و از الگوریتم پنجره مجزا (SW) و باندهای ۳۱ و ۳۲ حرارتی برای برآورد LST استفاده می‌نماید. مقادیر گسیلمندی باندهای ۳۱ و ۳۲ از طریق پارامترهایی نظیر نوع پوشش سطح زمین و بخار آب ستون اتمسفری به دست آمده و از باندهای ۲۰، ۲۲، ۲۳، ۲۹ نیز جهت کسب پارامترهای مورد نیاز الگوریتم SW استفاده می‌نماید.

تحقیقات دیگری در زمینه کاربرد الگوریتم‌های مختلف در برآورد LST از روی تصاویر سنجنده مودیس انجام شده است. به عنوان مثال، کاظمی قراچه و همکاران (۱۳۹۹) به ارزیابی انواع الگوریتم‌های موجود برای محاسبه دمای سطح زمین و تعیین بهترین الگوریتم برای تصاویر سنجنده مودیس پرداخته‌اند. آن‌ها اذعان داشته‌اند که طی دو دهه گذشته، ۱۸ الگوریتم برای محاسبه دمای سطح زمین توسعه داده شده که در چهار گروه مختلف شامل مدل‌های وابسته به گسیلمندی، مدل‌های دو فاکتوره، مدل‌های پیچیده و مدل‌های بر مبنای رادینانس قابل دسته‌بندی هستند. بررسی و مقایسه نتایج این الگوریتم‌ها نشان داده است که الگوریتم‌های مختلف عملکرد متفاوتی را در موقعیت‌های مختلف آب و هوایی و جغرافیایی دارند. آن‌ها از بین ۱۸ الگوریتم محاسبه دمای سطح زمین توسط تصاویر سنجنده MODIS به ترتیب الگوریتم سوبرینو با مقدار خطای مجذور میانگین مربعات (RMSE) برابر با ۱/۷۹ بیشترین دقت، الگوریتم کول کاسلیس

1. Global Atmospheric Profiles from Reanalysis Information

و پراتا با مقدار $2/58$ در جایگاه دوم و همچنین الگوریتم‌های سالیسبوری و سوبرینو با مقدار $2/79$ جایگاه سوم را در محاسبه LST دارا بوده‌اند. همچنین الگوریتم کیین با مقدار خطای $5/28$ کم‌ترین دقت را برای محاسبه LST به خود اختصاص داده است. الگوریتم‌های برتر همگی در زمره الگوریتم‌های پنجره‌مجزا قرار می‌گیرند. همچنین، بررسی اطلاعات به‌دست‌آمده از مقایسه الگوریتم‌های پنجره‌مجزا بیانگر تبعیت کلی دماهای محاسبه‌شده از شرایط توپوگرافی منطقه بوده است؛ به‌طوری‌که تقریباً کمترین مقادیر درجه حرارت در تمام الگوریتم‌ها مربوط به قسمت‌های با ارتفاع بیشتر (کوهستانی) و پوشش سبز منطقه بوده و مقادیر دما در نواحی دارای ارتفاع پایین و فاقد پوشش گیاهی افزایش‌یافته است (کازمی قراچه و همکاران، ۱۳۹۹).

نگاهی به تحقیقات مشابه دیگر نیز نشان می‌دهد که روش پنجره‌مجزا، از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌های تعیین LST برخوردار بوده و حتی قادر است که دمای هوا و دمای پوشش‌های گیاهی را به نحو مناسبی تخمین بزند (رحیمیان و همکاران، ۱۳۹۶). البته در شرایطی که اطلاعات کافی و دقیق از شرایط اتمسفر (ضرایب L_u و L_d) موجود باشد، الگوریتم تک‌کاناله تعیین LST که از وارونه‌سازی مستقیم معادله انتقال تشعشع حاصل می‌شود، به‌عنوان یک روش مناسب‌تر شناخته می‌شود. اما در شرایطی که مقدار بخار آب بالاست (بیشتر از 3 گرم بر سانتی‌متر مربع) و یا اطلاعات اتمسفری دقیق نیست، این الگوریتم دارای خطای بیشتری نسبت به الگوریتم پنجره‌مجزا خواهد بود (Jiménez-Muñoz et al, 2014).

روش پژوهش

داده‌های مورد استفاده برای انجام این پژوهش شامل دماهای ماهانه ایستگاه‌های مختلف هواشناسی استان یزد (۱۹ ایستگاه) از سال ۱۳۸۱ تا سال ۱۴۰۱، محصول سطح ۳ سنجنده مودیس از ماهواره ترا (L3) با شناسه MOD11C3 مشتمل بر نقشه‌های ماهانه دمای سطح زمین (LST) با دقت تفکیک مکانی 1×1 کیلومتر مربع، داده‌های دمای ماهانه مربوط به تعدادی از مدل‌های گردش کلی شامل مدل‌های $TaiESM_1$ ، $ACCESS-CM_2$ و $CanESM_5$ بودند. مدل‌های مذکور به ترتیب دارای دقت مکانی $0/942$ در $1/25$ درجه، $1/875$ در $1/25$ درجه، $2/813$ در $2/791$ درجه جغرافیایی هستند که هر سلول (زون) این مدل‌ها به ترتیب دارای ابعاد تقریبی 105×118 کیلومتر مربع، 138×175 کیلومتر مربع و 310×270 کیلومتر مربع می‌باشند. بدین ترتیب، محدوده استان یزد بر اساس هر یک از مدل‌های مذکور در چندین سلول (زون) قرار می‌گیرد که تعداد آن‌ها برای مدل‌های $TaiESM_1$ ، $ACCESS-CM_2$ و $CanESM_5$ به ترتیب ۱۴، ۹ و ۳ عدد می‌باشد.

مدل‌های استفاده‌شده در این پژوهش ($TaiESM_1$ ، $ACCESS-CM_2$ و $CanESM_5$) هر یک مشتمل بر سه سناریوی مسیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک ($SSPs^1$) به نام‌های $SSP1-2.6$ ، $SSP2-4.5$ و $SSP5-8.5$ بوده که برای شبیه‌سازی دمای ماهانه و سالانه در دوره آتی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این سناریوها بر اساس مفاهیم و پیش‌فرض‌های اقتصادی و اجتماعی مختلفی تعریف شده‌اند که به ترتیب شامل توسعه پایدار، انرژی پایدار و توسعه سوخت فسیلی می‌باشند. برای مقایسه نتایج شبیه‌سازی‌شده تحت هر یک از سناریوهای مذکور با مقادیر مشاهداتی دمای هوا در دوره پایه، ابتدا داده‌های دمای ماهانه هر یک از مدل‌های اقلیمی مربوط به دوره آماری $2014-1850$ میلادی (به‌عنوان دوره پایه) و $2100-2015$ میلادی (به‌عنوان دوره آینده) تحت سه سناریوی فوق‌الذکر استخراج شدند. این بخش از پژوهش با کد نویسی در نرم‌افزار R و استفاده از پکیج NCDF4 نسخه ۱.۱۷.۱ انجام شد. سپس اقدام به

محاسبه میانگین وزنی دماهای ماهانه کل محدوده مطالعاتی (P_{a_CMIP6}) از طریق وزن دهی دماهای ماهانه دوره آماری پایه و آتی بر اساس درصد مساحت تحت پوشش هر سلول شد. معادله شماره (۱) نحوه محاسبه میانگین دمای پیش‌نگری شده توسط مدل‌های $CMPI_6$ برای کل محدوده مطالعاتی را نشان می‌دهد.

$$[T_{a_CMIP6}]_i = \left[\sum_{n=1}^n X_{c_CMIP6} * T_{c_CMIP6} \right]_i \quad \text{معادله (۱)}$$

که در آن T_{c_CMIP6} مقدار دمای پیش‌نگری شده توسط هر یک از مدل‌های $CMPI_6$ در هر سلول، X_{c_CMIP6} وزن سلول مربوطه در مدل مذکور، i شماره هر یک از ماه‌های سال (۱ تا ۱۲) و n تعداد سلول‌های مربوط به هر یک از مدل‌های $CMPI_6$ می‌باشد که برای $TaiESM_1$ ، $ACCESS-CM_2$ و $CanESM_5$ به ترتیب ۱۴، ۹ و ۳ عدد است. هم‌زمان با محاسبه میانگین دماهای ماهانه و تبدیل آن‌ها به دماهای سالانه برای کل محدوده مطالعاتی، اقدام به بررسی ارتباط رگرسیونی بین مقادیر دمای ماهانه و مقادیر دمای سطح زمین (LST) در محل ایستگاه‌های هواشناسی استان یزد (۱۹ ایستگاه) شد تا رابطه دمای هوا با دمای سطح زمین (LST) برای کل محدوده مطالعاتی برای دوره آماری پایه به دست آید. استفاده از LST در شبیه‌سازی دمای هوا از آن جهت اهمیت دارد که همواره رابطه معنی‌داری بین دمای سطح زمین و دمای هوا وجود دارد (Diaz, Benali et al, 2012; Moradi & Salahi, 2023; Naserikia et al, 2023). در این تحقیق نیز از همین ارتباط آماری استفاده شده و با کمک معادله رگرسیونی بین دمای سطح زمین و دمای هوا، نقشه‌های ماهانه دمای هوای درازمدت منطقه مطالعاتی با دقت مکانی 1×1 کیلومتر مربع تهیه گردیدند (نقشه‌های T_{c_base}) و با آماره‌های مختلف شامل میانگین خطای اریب (MBE)، ضریب همبستگی پیرسون (r)، مجذور میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و مقدار ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده ($NRMSE$) ارزیابی شدند. سپس به کمک هیستوگرام نقشه‌های مذکور، میانگین وزنی دمای هوای ماهانه منطقه مطالعاتی در دوره پایه (T_{a_base}) محاسبه و برای هر یک از ماه‌های سال (i) نقشه‌های بدون بُعد دمای ماهانه محدوده مطالعاتی (نقشه‌های T_d) توسط معادله زیر تهیه شدند:

$$[T_d]_i = \left[\frac{T_{c_base}}{T_{a_base}} \right]_i \quad \text{معادله (۲)}$$

از نقشه‌های بدون بُعد ماهانه برای مقیاس کاهی داده‌های دمایی مدل‌های گردش کلی $CMPI_6$ (دارای دقت تفکیک مکانی بسیار پایینی نسبت به تصاویر ماهواره‌ای مودیس) و تبدیل آن‌ها به نقشه دمای ماهانه محدوده مطالعاتی با دقت تفکیک مکانی 1×1 کیلومتر مربع استفاده شدند. برای این منظور هر یک از مقادیر T_{a_CMIP6} ماهانه در نقشه T_d همان ماه ضرب گردیدند و نقشه‌های دمایی مدل‌های $CMPI_6$ و تحت سناریوهای مختلف SSP با دقت مکانی 1×1 کیلومتر مربع، به تفکیک ماه‌ها و سال‌های مختلف دوره پایه (۲۰۱۴-۱۸۵۰ میلادی) و آتی (۲۰۱۵-۲۱۰۰ میلادی) تهیه شدند. بدین ترتیب نقشه‌هایی بر اساس مدل‌های $CMPI_6$ تهیه گردیدند و سپس، مقادیر دمای ایستگاه‌های مختلف هواشناسی استان یزد استخراج شدند. برای ارزیابی روش مقیاس کاهی مذکور، داده‌های دمایی مدل‌های گردش کلی $CMPI_6$ برای ایستگاه هواشناسی یزد (دارای طول جغرافیایی $54/37$ و عرض جغرافیایی $31/82$ درجه) توسط روش دلتا^۱ (Shui et al, 2019; Peng et al, 2017)، مقیاس کاهی شد. در این روش ابتدا اختلاف میانگین دمای ماهانه دوره آتی نسبت به میانگین دمای ماهانه دوره پایه برای هر یک از ماه‌های سال (ΔT_i) محاسبه می‌شود:

$$\Delta T_i = [(T_{a_CMIP6})_{base} - (T_{a_CMIP6})_{future}]_i \quad \text{معادله (۳)}$$

که منظور از $(\bar{T}_{a_CMIP6})_{base}$ و $(\bar{T}_{a_CMIP6})_{future}$ میانگین وزنی دمای محدوده مطالعاتی توسط هر یک از مدل‌های CMIP6 در دوره‌های آماری پایه و آتی (وزن دهی بر اساس جدول ۱) می‌باشد. با به دست آمدن ΔT_i در هر یک از ماه‌های سال، میانگین دمای ماهانه ایستگاه یزد در دوره پایه $(\bar{T}_{s_base})$ به دمای ماهانه این ایستگاه در دوره آتی $(\bar{T}_{s_future})$ تبدیل شد:

$$[\bar{T}_{s_future}]_i = [\bar{T}_{s_base}]_i + \Delta T_i \quad \text{معادله (۴)}$$

پس از برآورد دماهای ماهانه ایستگاه یزد در دوره آتی، دماهای سالانه این ایستگاه نیز محاسبه شد و با مقادیر به‌دست‌آمده بر اساس روش پیشنهادی در این پژوهش مقایسه شد. همان‌طوری که قبلاً نیز اشاره شد، برای ارزیابی و مقایسه نتایج با همدیگر، از آماره‌های میانگین خطای اریب (MBE)، ضریب همبستگی پیرسون (r)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و مقدار ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده (NRMSE) استفاده شده است. (James et al, 2013; 2019). معادلات ۵ تا ۸ نحوه محاسبه این آماره‌ها و مقایسه مقادیر دمای مشاهداتی و پیش‌نگری شده (مقایسه T_{obs} با T_{est}) را نشان می‌دهند. مقادیر MBE و RMSE بر حسب درجه سلسیوس و r و NRMSE نیز به صورت درصد است. با توجه به ماهیت فرمول محاسبه آماره MBE، در صورت بیش برآورد دمای هوا به روش مذکور، این آماره مثبت (+) و در صورت کم برآورد، این آماره منفی (-) خواهد بود.

$$MBE = \frac{\sum_{s=1}^s (T_{est} - T_{obs})}{s} \quad \text{معادله (۵)}$$

$$r = \frac{100 \times \sum_{s=1}^s (T_{obs,s} - \bar{T}_{obs}) \cdot (T_{est,s} - \bar{T}_{est})}{\sqrt{(\sum_{s=1}^s (T_{obs,s} - \bar{T}_{obs})^2) (\sum_{s=1}^s (T_{est,s} - \bar{T}_{est})^2)}} \quad \text{معادله (۶)}$$

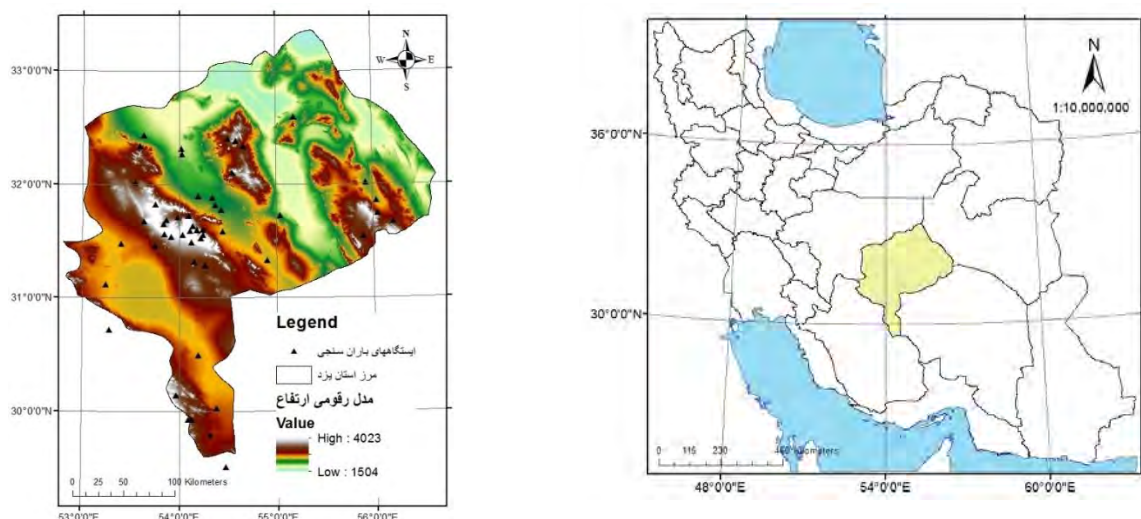
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{s=1}^s (T_{est} - T_{obs})^2}{s}} \quad \text{معادله (۷)}$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{T}_{obs}} \quad \text{معادله (۸)}$$

در این معادلات، منظور از T_{obs} و T_{est} دماهای مشاهداتی و پیش‌نگری شده، s تعداد ایستگاه‌های هواشناسی و $\bar{T}_{obs}$ و $\bar{T}_{est}$ مربوط به میانگین حسابی داده‌های دمای مشاهداتی و پیش‌نگری شده است.

محدوده مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه استان یزد با مساحتی بالغ بر ۷۳ هزار کیلومتر مربع است. این استان در بین عرض‌های جغرافیایی ۲۹/۵ تا ۳۳/۵ درجه شمالی و طول‌های جغرافیایی ۵۲/۵ تا ۵۶/۵ درجه شرقی قرار گرفته است. استان یزد از غرب و شمال غربی به استان اصفهان، از شمال شرقی به استان خراسان جنوبی، از جنوب شرقی به استان کرمان و از جنوب و جنوب غربی به استان فارس محدود می‌شود. تنوع در توپوگرافی (ارتفاع از سطح دریا بین ۷۱۱ تا ۴۰۴۲ متر) و تنوع در کاربری‌های عمده اراضی (بیابان، مرتع و کوهستان) و تأثیر این عوامل بر توزیع دمای هوای ماهانه از دلایل اصلی انتخاب استان یزد برای انجام پژوهش می‌باشد.



شکل ۱. موقعیت قرارگیری استان یزد بر روی نقشه تقسیمات سیاسی کشور همراه با ایستگاه‌های هواشناسی این استان بر روی مدل رقومی ارتفاعات (DEM)

یافته‌ها

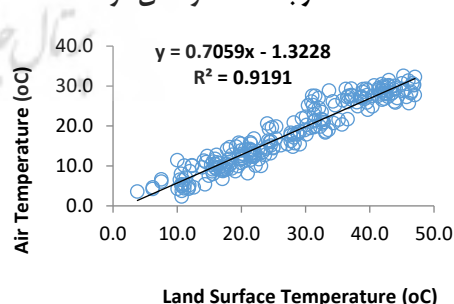
نتایج ارتباط بین میانگین‌های ماهانه دمای هوا و دمای سطح زمین (LST):

شکل شماره ۲ رابطه بین میانگین‌های ماهانه دمای هوا با دمای سطح زمین (LST) و جدول ۱ ارزیابی این رابطه برای محدوده مطالعاتی را نشان می‌دهد که بر اساس آمار دمای ۱۹ ایستگاه هواشناسی در سطح منطقه مطالعاتی و تصاویر ماهواره‌ای مودیس تهیه شده است. ارزیابی این رابطه برای منطقه مطالعاتی نشان می‌دهد که ارتباط بین دمای هوا و LST دارای ضریب همبستگی پیرسون ۰/۹۶ و میانگین خطای اریب ۹/۴۶ درجه سلسیوس و خطای NRMSE برابر با ۰/۵۷ برای منطقه مطالعاتی می‌باشد. این رابطه اگرچه دارای میانگین خطای اریب نسبتاً بالا می‌باشد؛ اما با توجه به آماره‌های R^2 و r همبستگی بسیار زیادی بین دمای هوای منطقه مطالعاتی با LST وجود دارد که بیانگر شباهت بسیار بالای توزیع مکانی نقشه LST با دمای هوا و امکان استفاده از این نقشه برای تعمیم داده‌های بزرگ‌مقیاس اقلیمی به مقیاس‌های کوچک‌تر می‌باشد.

جدول ۱. نتایج ارزیابی رابطه LST و دمای هوا

مقدار	آماره
۰/۹۲	ضریب تبیین (R^2)
۰/۹۶	ضریب همبستگی پیرسون (r)
۹/۴۶	میانگین خطای اریب (MBE)
۱۰/۳۰	مجدور میانگین مربعات خطا ($RMSE$)
۰/۵۷	ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده ($NRMSE$)

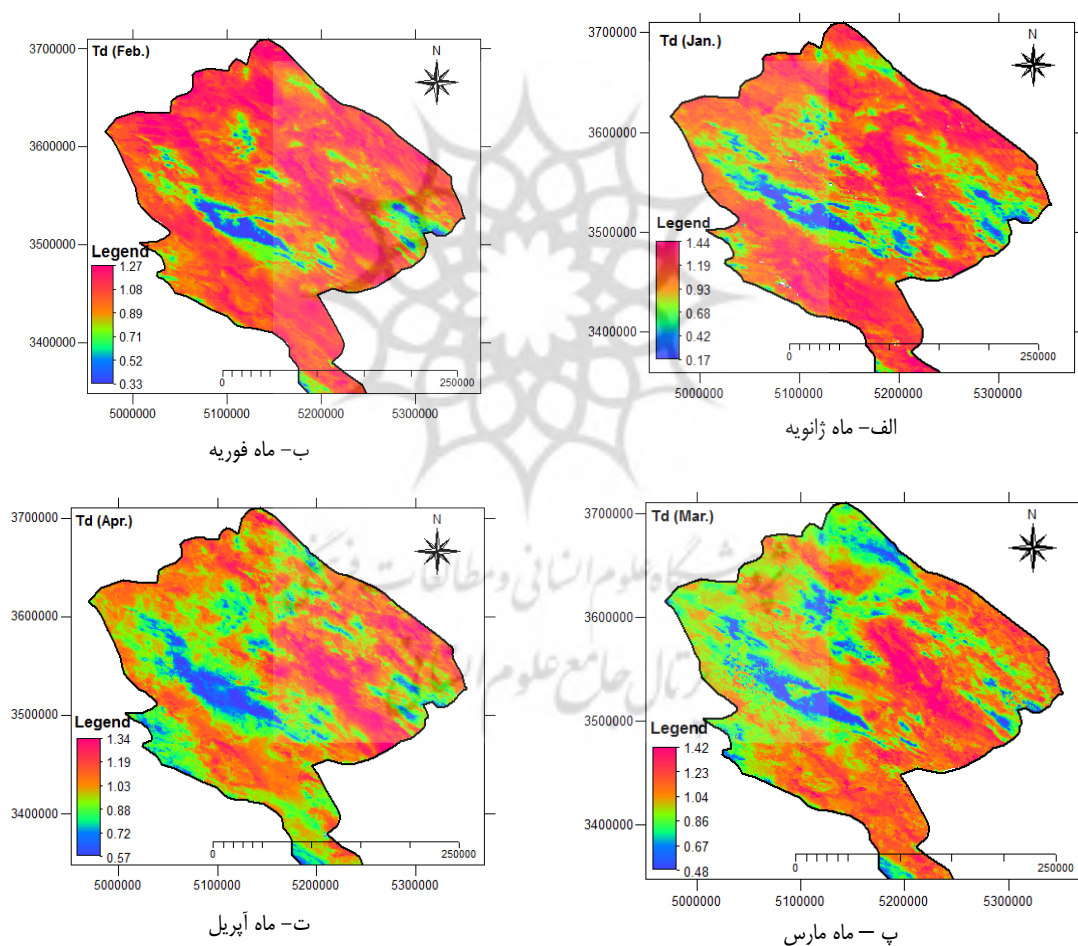
رابطه LST و دمای هوا

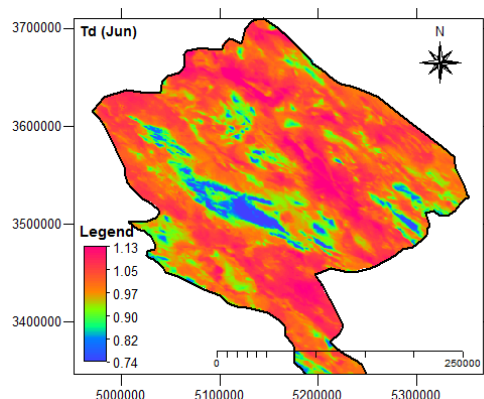


شکل ۲. ارتباط بین میانگین‌های ماهانه دمای هوا و دمای سطح زمین (LST) در محدوده مطالعاتی

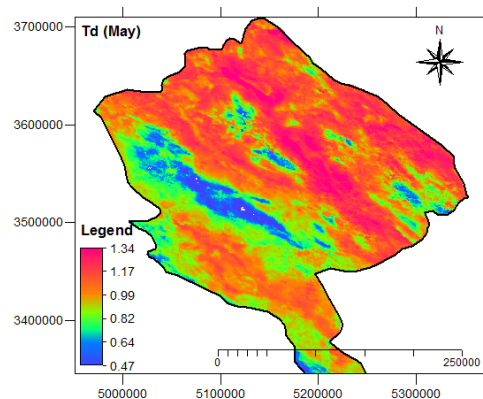
در نمودار شکل ۲، مقایسه بین دو متغیر مشابه، اما غیر همجنس صورت گرفته است. لازم به ذکر است که چنانچه دمای هوا و دمای سطح زمین بر همدیگر منطبق و یکسان بودند، دستیابی به خطای اریبی ناچیز مقدور بود؛ اما علت

وجود خطای MBE و RMSE در معادله رگرسیونی مذکور به تفاوت ذاتی و ماهیت دو پارامتر مورد مقایسه (یعنی تفاوت دمای هوا با دمای سطح زمین LST) برمی‌گردد؛ به‌طوری‌که در اقلیم مورد مطالعه، همواره مقدار دمای هوا از مقدار دمای LST کمتر بوده و با اختلاف قابل توجه نسبت به LST (بایاس) این تفاوت غیرقابل چشم‌پوشی است. از طرفی دیگر، رابطه بین این دو پارامتر با همدیگر معنی‌دار بوده و نمی‌توان گفت که هیچ ارتباط آماری بین این دو وجود ندارد. به همین دلیل استناد به R^2 در تبیین مدل رگرسیونی مذکور کفایت نموده و کارکرد آن در این مطالعه را تحت تأثیر قرار نمی‌دهد. شکل ۳ نقشه‌های بدون بُعد دمای ماهانه منطقه مطالعاتی (Td) را نشان می‌دهد. این نقشه از تقسیم میانگین دمای ماهانه هر پیکسل به میانگین دمای هوای منطقه مطالعاتی در سطح استان یزد با دقت تفکیک مکانی 1×1 کیلومترمربع حاصل شده است. میانگین وزنی نقشه دمای ماهانه بدون بُعد، ۱ می‌باشد. و از آن برای مقیاس کاهی داده‌های دمای هوای سه مدل گردش کلی $CMPI_6$ (شامل مدل‌های $TaiESM_1$ ، $ACCESS-CM_2$ و $CanESM_5$) استفاده گردیده است. همان‌طور که در این نقشه‌ها دیده می‌شود، نسبت‌های دمایی (Td) بین 0.17 تا 1.44 در ماه‌های مختلف سال متفاوت است و کمترین مقادیر Td به نواحی کوهستانی و بیشترین آن‌ها به نواحی بیابانی استان مربوط است.

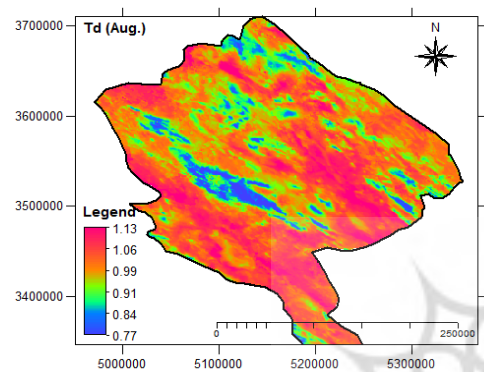




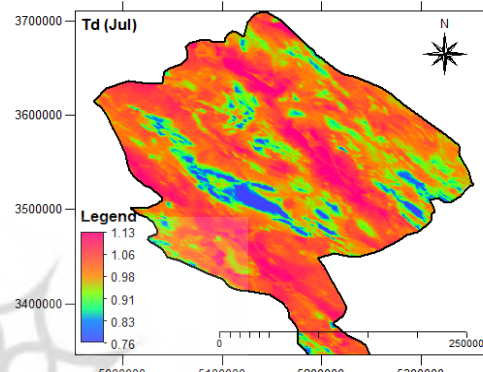
ج- ماه ژوئن



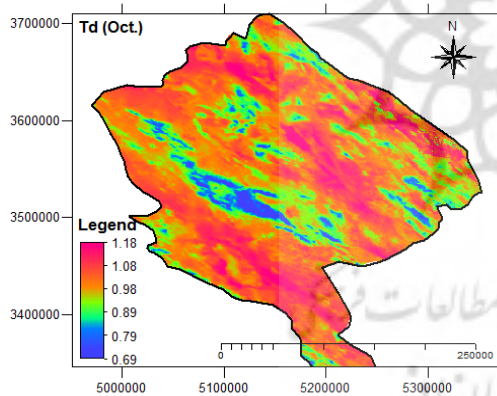
ث- ماه می



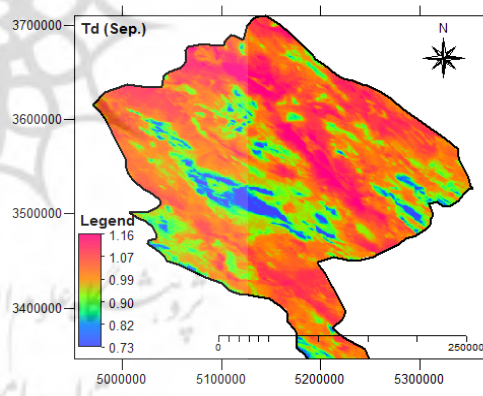
ح- ماه آگوست



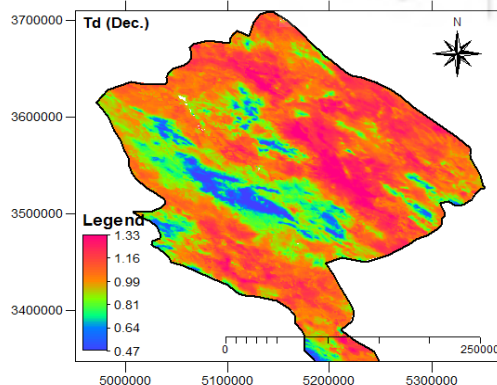
چ- ماه ژولای



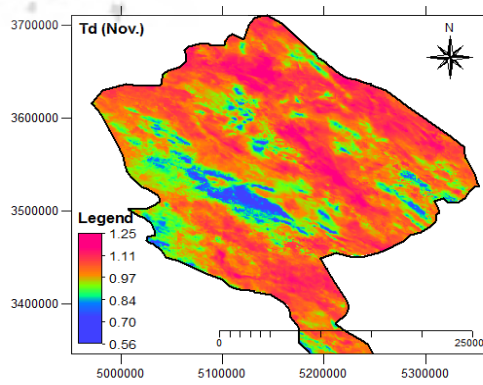
د- ماه اکتبر



خ- ماه سپتامبر



ر- ماه دسامبر

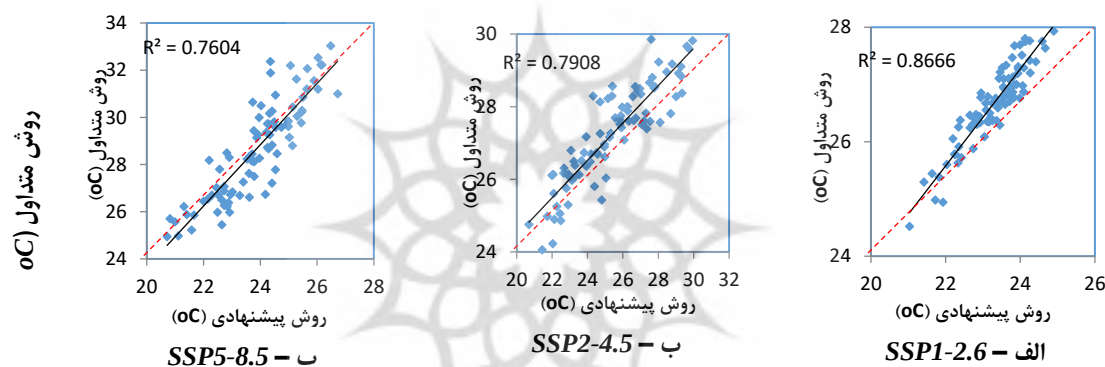


ذ- ماه نوامبر

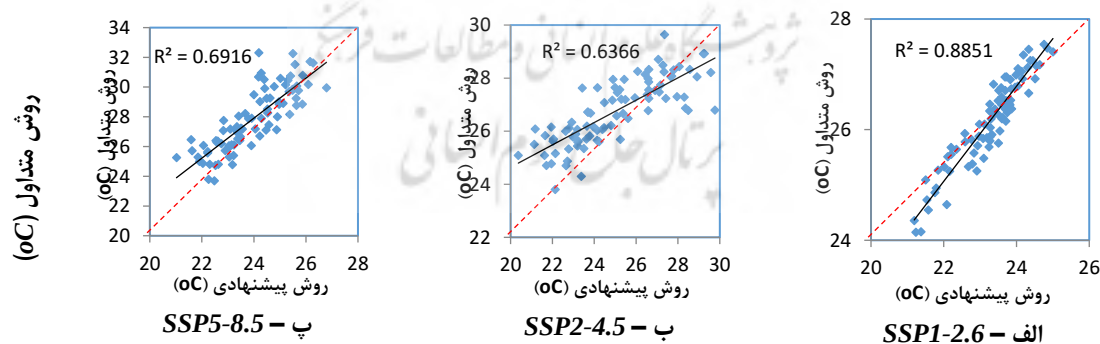
شکل ۳. نقشه‌های بدون بُعد دمای ماهانه منطقه مطالعاتی (Td)

مقایسه و ارزیابی مقادیر مقیاس کاهی شده

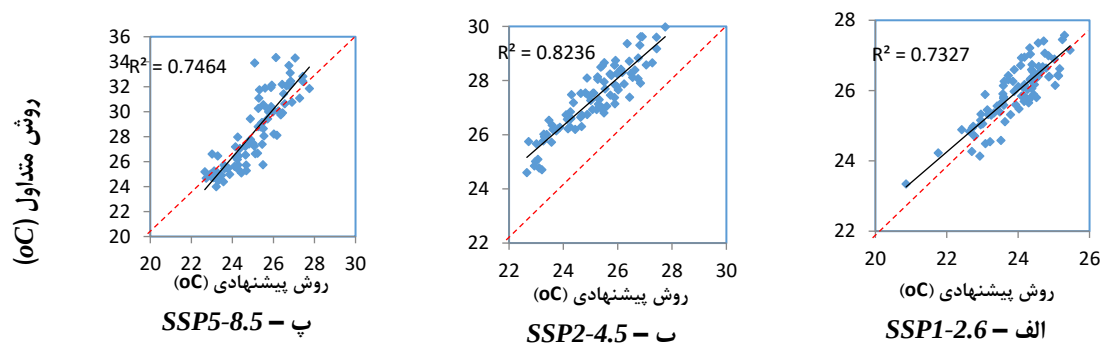
شکل‌های ۴، ۵ و ۶ به مقایسه و ارزیابی مقادیر مقیاس کاهی شده دمایی مدل‌های ACCESS-CM₂، TaiESM₁ و CanESM₅ تحت سه سناریوی SSP1-2-6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 پرداخته و نتایج روش پیشنهادی (استفاده از نقشه بدون بُعد دما، T_d) را با نتایج روش دلتا به عنوان یکی از روش‌های متداول مقیاس کاهی داده‌های اقلیمی مقایسه کرده است. در این شکل‌ها، خط ۱ به ۱ نیز ترسیم شده تا امکان مقایسه بهتر نتایج و بررسی انحراف داده‌ها نسبت به این خط قابل مشاهده باشد. از مهم‌ترین موارد قابل توجه این نمودارها، عدم مشاهده روند خاص در دقت سناریوهای مختلف SSP می‌باشد؛ به طوری که در هر یک از مدل‌های گردش کلی CMIP₆، نمی‌توان از لحاظ ضریب تبیین (R^2) یک سناریو را نسبت به سناریوی دیگر برتر دانست. در نتایج سناریوهای مختلف SSP نیز تفاوت‌هایی وجود دارد که به دلیل تفاوت در ماهیت و پیش‌فرض‌های موجود در هر سناریو است. سناریوهای SSP بر پایه پنج گزینه مختلف اقتصادی و اجتماعی توسعه یافته‌اند که عبارت‌اند از توسعه پایدار (SSP1)، رقابت منطقه‌ای (SSP3)، نابرابری (SSP4)، توسعه سوخت فسیلی (SSP5) و پروژه انرژی پایدار (SSP2) که مورد آخر به سناریوی میانه راه معروف می‌باشد. همین تفاوت‌ها سبب تفاوت در نتایج پیش‌نگری می‌شود.



شکل ۴. مقایسه مقادیر ریزمقیاس شده دماهای مدل Tai-ESM2 به دو روش پیشنهادی و متداول تحت سناریوهای مختلف SSP برای ایستگاه یزد



شکل ۵. مقایسه مقادیر مقیاس کاهی شده دماهای مدل ACCESS-CM2 به دو روش پیشنهادی و متداول تحت سناریوهای مختلف SSP برای ایستگاه یزد



شکل ۶. مقایسه مقادیر مقیاس کاهی شده دماهای مدل Can-ESM5 به دو روش پیشنهادی و متداول تحت سناریوهای مختلف SSP برای ایستگاه یزد

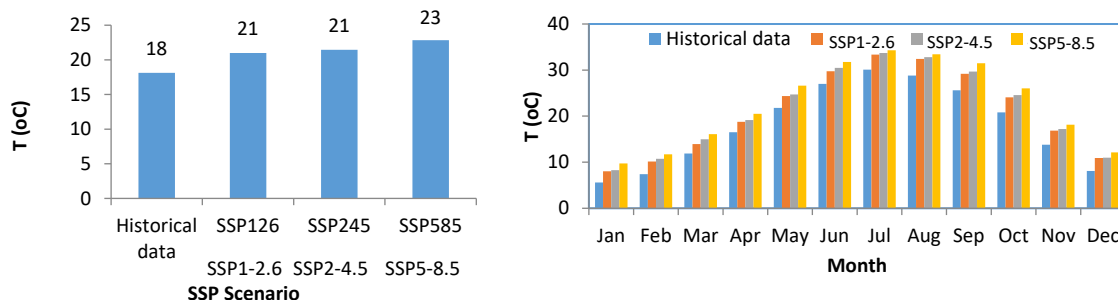
در جدول ۲ به ارزیابی روش پیشنهادی برای مقیاس کاهی دمای هوای مستخرج از مدل‌های مختلف اقلیمی CMIP6 برای ایستگاه یزد پرداخته و نتایج روش پیشنهادی و روش دلتا را با همدیگر مقایسه کرده است. طبق نتایج جدول، روش پیشنهادی برای مقیاس کاهی دما کارکرد نسبتاً متفاوتی در مدل‌های مختلف گردش کلی دارد؛ به‌طوری که دقت این روش از لحاظ آماره‌های MBE، RMSE و NRMSE در مدل Can-ESM5 نسبت به مدل‌های Access-CM2 و Tai-ESM2 بیشتر است.

جدول ۲. نتایج صحت سنجی روش پیشنهادی مقیاس کاهی داده‌های دمای هوای مستخرج از مدل‌های مختلف گردش کلی CMIP6 (ایستگاه یزد)

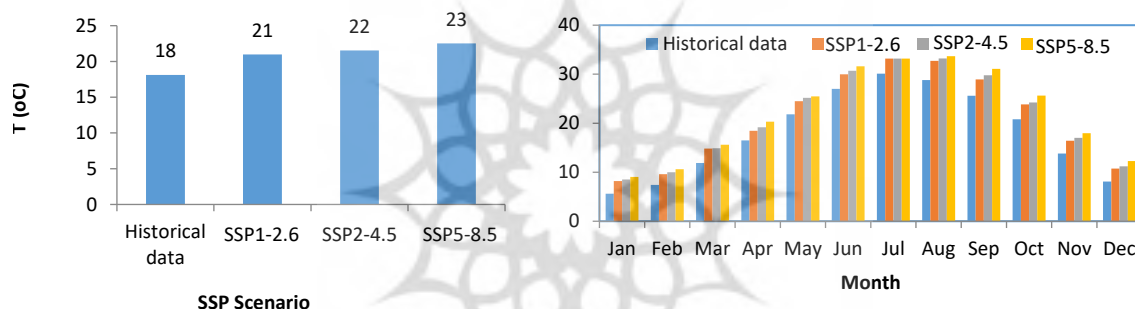
مدل اقلیمی	سناریوی SSP	R2	r	MBE	RMSE	NRMSE
Tai-ESM2	SSP1-2/6	۰/۸۶	۰/۹۳	-۳/۴	۳/۳۸	۰/۱۲۷
	SSP4-2/5	۰/۷۹	۰/۸۹	-۳/۴	۳/۴۱	۰/۱۲۵
	SSP8-5/5	۰/۷۶	۰/۸۷	-۳/۲	۳/۲۶	۰/۱۱۴
Access-CM2	SSP1-2/6	۰/۸۸	۰/۹۴	-۲/۹	۲/۹۰	۰/۱۱۱
	SSP4-2/5	۰/۶۳	۰/۷۹	-۲/۸	۲/۸۴	۰/۱۰۶
	SSP8-5/5	۰/۶۹	۰/۸۳	-۲/۸	۲/۸۲	۰/۱۰۱
Can-ESM5	SSP1-2/6	۰/۷۳	۰/۸۵	-۲/۰	۲/۰۶	۰/۰۷۹
	SSP4-2/5	۰/۸۲	۰/۹۱	-۲/۲	۲/۲۷	۰/۰۸۳
	SSP8-5/5	۰/۷۴	۰/۸۶	-۱/۲	۱/۳۲	۰/۰۴۶

نتایج پیش‌نگری میانگین دمای محدوده مطالعاتی در دهه‌های آتی توسط مدل‌های مختلف CMIP6 شکل‌های ۷، ۸ و ۹ به شبیه‌سازی میانگین دمای ماهانه و سالانه استان یزد به کمک مدل‌های TaiESM1، ACCESS-CM2 و CanESM5 تحت سه سناریوی SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در دهه‌های آتی (۲۰۱۵-۲۱۰۰ میلادی) پرداخته است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از سه مدل گردش کلی TaiESM1، ACCESS-CM2 و CanESM5 در محدوده مطالعاتی، میانگین دمای ماهانه دهه‌های آتی دارای روند افزایشی بوده و افزایش دمای ۱۵ تا ۳۵ درصد (میانگین ۲۲ درصد) نسبت به دوره پایه پیش‌نگری شده است. در بین سه مدل گردش کلی CMIP6، بیشترین افزایش دماها توسط مدل Can-ESM5 پیش‌نگری شده و در بین سه سناریوی SSP بیشترین افزایش دما توسط سناریوی SSP5-8.5 پیش‌نگری شده است. از نکات حائز اهمیت در این زمینه، پیش‌نگری روند افزایشی دمای سالانه استان یزد توسط همه مدل‌ها و سناریوها می‌باشد؛ به‌طوری که با مشاهده روند پیش‌نگری‌های مذکور، عدم قطعیت‌های ناشی از به‌کارگیری سناریوها و مدل‌های مختلف گردش کلی به حداقل ممکن کاهش خواهد

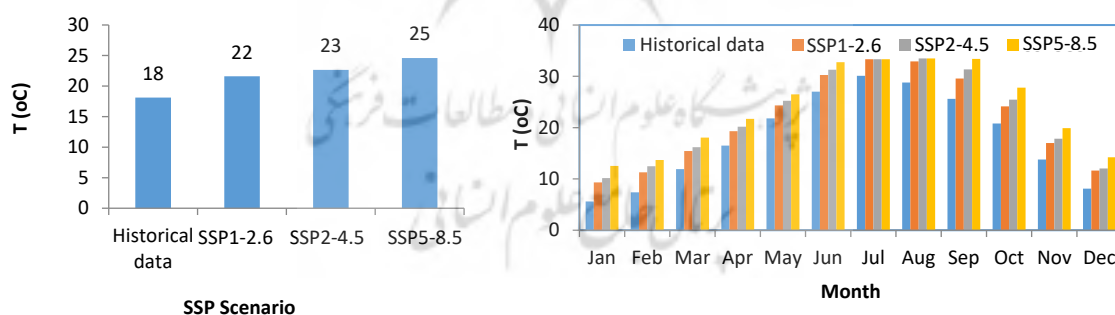
یافت. به‌طور مثال بازه میانگین دمای ماهانه در سناریوهای مختلف در ماه July در مدل Tai-ESM1 بین ۳۳ تا ۳۵ درجه سلسیوس، در مدل Access-CM2 بین ۳۳ تا ۳۶ درجه سلسیوس و در مدل Can-ESM5 بین ۳۴ تا ۳۷ درجه سلسیوس برآورد شده و همان‌طور که مشهود است دامنه داده‌ها نزدیک به هم بوده و به این معنی است که این مدل‌ها برای داده‌های دما کمترین عدم قطعیت را داشته‌اند. برای ماه‌های دیگر نیز دامنه تغییرات داده‌ها کوچک‌تر نیز می‌باشند. همیشه این امکان وجود دارد که همه عوامل تأثیرگذار در شبیه‌سازی مدل گنجانده نشوند. بنابراین، تجزیه و تحلیل با عدم قطعیت همراه است و درک خطا یا عدم قطعیت هر مدل برای قضاوت و اعتماد ضروری است.



شکل ۷. شبیه‌سازی میانگین دمای ماهانه و سالانه استان یزد در دهه‌های آتی به کمک مدل Tai-ESM1 تحت سناریوهای مختلف SSP



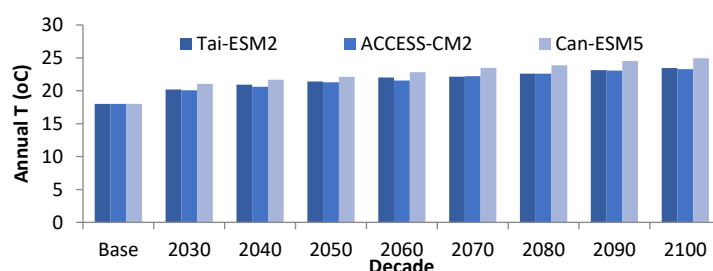
شکل ۸. شبیه‌سازی میانگین دمای ماهانه و سالانه استان یزد در دهه‌های آتی به کمک مدل Access-CM2 تحت سناریوهای مختلف SSP



شکل ۹. شبیه‌سازی میانگین دمای ماهانه و سالانه استان یزد در دهه‌های آتی به کمک مدل Can-ESM5 تحت سناریوهای مختلف SSP

شکل ۱۰ به پیش‌نگری میانگین دمای محدوده مطالعاتی در دهه‌های آتی توسط مدل‌های مختلف CMIP6 و مقایسه با میزان دمای دوره پایه پرداخته است که نتایج مدل‌های مختلف با هم متفاوت است. اما به‌طور عمومی، افزایش دمای پیش‌نگری شده توسط مدل Can-ESM5 بیشتر از سایر مدل‌ها است. لازم به ذکر است که هر یک از مدل‌های گردش عمومی که توسط مراکز مختلف تحقیقاتی جهانی معرفی شده‌اند، دارای تئوری‌ها و مبانی متفاوتی در زمینه پیش‌نگری دمای دهه‌های آتی می‌باشند و از متغیرهای کمی متفاوتی برای پیش‌نگری‌ها استفاده کرده‌اند. از این‌رو نتایج آن‌ها با یکدیگر متفاوت خواهد بود. در مطالعات تغییر اقلیم، این تفاوت‌ها را به عدم قطعیت نتایج مدل‌ها (Uncertainty) ارتباط

می‌دهند و یکی از دلایل به کارگیری چندین مدل در یک تحقیق، همین موضوع بوده به طوری که امکان مشاهده تفاوت پیش‌نگری دمای هوای دهه‌های آتی بر اساس تئوری‌های مختلف و مقایسه آن‌ها با یکدیگر وجود داشته باشد.



شکل ۱۰. پیش‌نگری میانگین دمای محدوده مطالعاتی در دهه‌های آتی توسط مدل‌های مختلف CMIP6

بحث

در این پژوهش روشی برای مقیاس کاهی داده‌های دمای هوای بزرگ‌مقیاس تعدادی از مدل‌های گردش کلی CMIP6 ارائه شد که از ارتباط مکانی بین دمای هوا و دمای هوای سطح زمین (LST) استان یزد استفاده شده است. نتایج حاصله نشان داد که می‌توان به کمک نقشه LST، داده‌های دمایی سه مدل گردش کلی TaiESM₁، ACCESS-CM₂ و CanESM₅ با دقت‌های مکانی ۱۰۵*۱۱۸ کیلومترمربع، ۱۳۸*۱۷۵ کیلومترمربع و ۳۱۰*۲۷۰ کیلومترمربع را مقیاس کاهی کرد و دقت مکانی آن‌ها را به ۱*۱ کیلومترمربع بهبود داد. چنین استنباط می‌شود که این روش برای مدل‌های گردش کلی با تفکیک مکانی پایین، دارای دقت و کارایی مناسبی در زمینه مقیاس کاهی دمای هوا می‌باشد.

یکی از عوامل مؤثر بر دقت روش پیشنهادی، قدرت تفکیک مکانی مدل‌های دمایی CMIP6 می‌باشد. هر چه اندازه پیکسل مدل اقلیمی بزرگ‌تر باشد (قدرت تفکیک مکانی کمتری داشته باشد) به مفهوم این است که مدل مذکور میانگین دمای هوای محدوده بزرگ‌تری را به نمایش می‌گذارد. این محدوده که شامل تنوع زیادی از لحاظ توپوگرافی و پوشش گیاهی و عوارض زمینی است، دارای یک میانگین دمای هوا بوده و برآیند این تفاوت‌ها در دمای میانگین خلاصه شده است. به همین دلیل رفتار هر پیکسل با پیکسل مجاور خود می‌تواند متفاوت باشد. در خصوص منطقه مطالعاتی (با ترکیب عوارض زمینی مختص این منطقه) روش پیشنهادی برای مدل CanESM₅ عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ACCESS-CM₂ و Tai-ESM₂ داشته است. همان‌طور که در این تحقیق اشاره شده است، مساحت تحت پوشش هر سلول از مدل‌های TaiESM₁، ACCESS-CM₂ و CanESM₅ به ترتیب برابر با ۱۲۴۰۰، ۲۳۶۰۰ و ۸۳۷۰۰ کیلومترمربع بوده و دقت تفکیک مکانی این مدل‌ها به ترتیب کاهش می‌یابد. بنابراین، چنین استنباط می‌شود که برای مدل‌های گردش کلی با تفکیک مکانی پایین‌تر (که اندازه سلول مربوطه بزرگ‌تر است)، دقت روش پیشنهادی برای مقیاس کاهی دما بیشتر می‌شود. در بین مدل‌های مختلف گردش کلی معرفی شده توسط CMIP6، مدل‌های BCC-CSM1.1، BNU-ESM، CanESM2، FIO-ESM، IPSL-CM5A-LR، IPSL-CM5A-MR، MIROC-ESM، MIROC-ESM-CHEM و NorESM1-M دارای بزرگ‌ترین ابعاد سلول و کمترین دقت تفکیک مکانی بوده و به کارگیری روش پیشنهادی برای مقیاس کاهی داده‌های دمای این مدل‌ها توصیه می‌شود.

در بررسی و مرور منابع مرتبط با این تحقیق، پژوهشی که عیناً از نقشه LST برای مقیاس کاهی داده‌های گردش کلی CMIP6 استفاده کند، یافت نشد. لیکن پژوهش‌های مشابهی به منظور مقیاس کاهی نقشه‌های دمای حاصل از تصاویر

ماهواره‌ای به کمک متغیرهای محیطی انجام شده است. به عنوان مثال، بلیزر و همکاران (۲۰۲۴) است که از دو الگوریتم یادگیری ماشین به نام‌های XGBoost و یادگیری عمیق استفاده کرده‌اند تا مقادیر دمای هوا (Ta) مربوط به باز تحلیل‌های بزرگ مقیاس گردش کلی ERA5 (با اندازه سلول ۹ کیلومتر) و CMIP6 (با اندازه سلول ۲۷ کیلومتر) را به نقشه‌های دمای هوا با اندازه سلول ۱ کیلومتر تبدیل کنند. آن‌ها از داده‌های مکانی نظیر نقشه رقومی ارتفاعات نیز برای این کار استفاده کردند. در نهایت، نقشه‌های تولیدی دمای هوای روزانه توسط باز تحلیل ERA5 و CMIP6 بر اساس معیار RMSE به ترتیب دارای دقت ۰/۹۸ و ۱/۸۶ درجه سلسیوس بوده است. لیو و همکاران (۲۰۲۳) نیز به بررسی تغییرات دمای سطحی زمین در حوزه رودخانه یانگ تسه چین بر اساس داده‌های مدل CMIP6 پرداخته‌اند که از سه متغیر اقلیمی دمای هوا (Tair)، بارندگی (P) و شاخص سطح برگ (LAI) مربوط به مدل‌های گردش کلی CMIP6 استفاده و با به کارگیری روش مقیاس کاهی دلتا، دمای سطح زمین برای سال‌های ۲۰۲۲ تا ۲۱۰۰ میلادی را پیش‌نگری کرده‌اند. همچنین بارتکوویاک و همکاران (۲۰۱۹) دمای سطح زمین در منطقه آلیپین را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای MODIS زیرمقیاس کرده‌اند که بیانگر توانایی و کاربرد تصاویر ماهواره‌ای مودیس در ریزمقیاس سازی پارامتر دما می‌باشد.

در ادامه، اقدام به شبیه‌سازی میانگین دمای ماهانه و سالانه استان یزد به کمک مدل‌های ACCESS-TaiESM₁، CM₂ و CanESM₅ تحت سه سناریوی SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در دهه‌های آتی (۲۰۱۵-۲۱۰۰ میلادی) شد. در ارتباط با عدم قطعیت مدل‌ها نیز لازم به توضیح است؛ مطالعه تغییر اقلیمی نیز شامل شناسایی سه جنبه کلیدی عدم قطعیت می‌باشد که شامل عدم قطعیت در مدل‌های گردش کلی، عدم قطعیت در اقلیم‌شناسی منطقه‌ای و روش‌های مقیاس کاهی آماری یا پویا و عدم قطعیت‌های پارامتری و ساختاری در مدل‌های مختلف می‌باشد. (Efron & Tibshirani, 1993). در سال‌های اخیر، محققان زیادی در مطالعات خود بر منابع عدم قطعیت مربوط به مدل‌های گردش کلی، روش‌های مقیاس کاهی و سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای تمرکز کرده‌اند که می‌توان به مطالعات ایرانشاهی و همکاران (۱۴۰۱)، عبدالعلی‌زاده و همکاران (۱۴۰۱) و دهقانی و همکاران (۱۴۰۰) اشاره نمود. بر اساس نتایج به دست آمده، نادیده گرفتن عدم قطعیت‌ها در مطالعات تغییر اقلیمی می‌تواند منجر به نتایج غیرقابل اعتماد و گمراه‌کننده شود. با این حال، در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها، نتایج را قابل اعتمادتر می‌کند و به تصمیم‌گیری بهتر کمک می‌کند (خزایی و همکاران، ۱۳۹۶).

نتیجه‌گیری

بر اساس نتایج به دست آمده از سه مدل گردش کلی ACCESS-CM₂، TaiESM₁ و CanESM₅ در محدوده مطالعاتی، میانگین دمای سالانه دهه‌های آتی دارای روند افزایشی بوده و این مدل‌ها افزایش دمای ۱۵ تا ۳۵ درصد (میانگین ۲۲ درصد) نسبت به دوره پایه را پیش‌نگری می‌کند. در بین سه مدل گردش کلی مذکور، بیشترین افزایش دما توسط CanESM₅ پیش‌نگری شده و در بین سه سناریوی SSP بیشترین افزایش دما توسط سناریوی SSP5-8.5 پیش‌نگری شده است. از دلایل اصلی تفاوت نتایج هر مدل با مدل دیگر (و یا هر سناریو با سناریوی دیگر)، عدم قطعیت موجود در مدل‌های مختلف پیش‌نگری متغیرهای اقلیمی می‌باشد که به دلایل متعددی نظیر خودکار کرد مدل‌های گردش کلی جو (Mani & Tsai, 2016) و فرضیات مورد استفاده در سناریوهای مختلف انتشار گازهای گلخانه‌ای برمی‌گردد (Eghdamirad et al, 2016؛ شهیدی و همکاران، ۱۳۹۶)؛ لیکن در همه دهه‌ها افزایش میانگین دمای

سالانه نسبت به دوره پایه پیش‌نگری شده و با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، این موضوع تقریباً دارای عدم قطعیت می‌باشد. با توجه به اتکای عملیات مقیاس کاهی به داده‌های زمینی، مهم‌ترین چالش روش‌های فعلی مقیاس کاهی، محدودیت تعداد نقاط زمینی جهت استفاده از داده‌های این نقاط می‌باشد. به‌عنوان مثال اگر پارامتر دمای هوا مدنظر باشد، تنها امکان استفاده از داده‌های دمای ایستگاه‌های هواشناسی مستقر در منطقه مطالعاتی وجود داشته و به همین دلیل، عملیات ریزمقیاس سازی نیز برای همان نقاط معتبر خواهد بود. حال آنکه روش پیشنهادی از داده‌های زمینی تمام منطقه مطالعاتی استفاده می‌شود و مقیاس کاهی را برای همه نقاط منطقه مطالعاتی انجام می‌دهد. کلیات روش پیشنهادی (تهیه نقشه‌های بدون بعد) قابلیت تعمیم به سایر متغیرهای اقلیمی نظیر بارش را دارد؛ لیکن مبانی تهیه نقشه بدون بعد برای بارش متفاوت از دمای هوا بوده، به‌طوری‌که می‌بایست بجای نقشه‌های LST از نقشه رقومی سایر اطلاعات کمکی نظیر DEM برای تهیه نقشه بدون بعد بارش استفاده گردد (مهدوی نژاد و همکاران، ۱۴۰۳).

حامی مالی

این اثر حامی مالی نداشته است.

سهم نویسندگان

در پژوهش نویسندگان در تمام مراحل و بخش‌های انجام پژوهش سهم برابر داشتند.

تضاد و منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

تقدیر و تشکر

نویسندگان از همه کسانی که در انجام این پژوهش به ما یاری رساندند، به‌ویژه کسانی که کار ارزیابی کیفیت مقالات را انجام دادند، تشکر و قدردانی می‌نمایند.

منابع

- ایران‌شاهی، معین؛ ابراهیمی، بهروز؛ یوسفی، حسین و مریدی، علی. (۱۴۰۱). بررسی اثرات تغییر اقلیم بر وضعیت دما و بارش با استفاده از شبکه عصبی و گزارش ششم IPCC (مطالعه موردی: ایستگاه‌های الشتر و خرم‌آباد). مدیریت آب و آبیاری، ۱۲(۴)، ۸۴۵-۸۲۱. <https://doi.org/10.22059/jwim.2022.346796.1009>
- بابائیان، ایمان؛ کریمیان، مریم؛ مدیریان، راهله؛ فلامرزی، یاشار و کوهی، منصوره. (۱۴۰۰). پیش‌نگری بارش و دمای شرق کشور با استفاده از مقیاس کاهی ترکیبی دینامیکی-آماری. پژوهش‌های تغییرات آب و هوایی، ۲(۵)، ۵۸-۴۱. <https://doi.org/10.30488/ccr.2020.252239.1026>
- خزائی، محمدرضا؛ بایزیدی، مطلب و شرافتی، احمد. (۱۳۹۶). اثر تغییر اقلیم بر دما و بارش سالانه استان زنجان با بررسی عدم قطعیت‌ها. مجله اکوهیدرولوژی، ۴(۳)، ۸۴۷-۸۶۰. <https://doi.org/10.22059/ije.2017.62641>
- دهقانی، مرتضی؛ کاویان، عطاله؛ حبیب نژاد، محمود؛ قربانی، محمد؛ جعفریان، زینب. (۱۴۰۰). ارزیابی عدم قطعیت مدل‌های منطقه‌ای تغییر اقلیم و روش‌های تصحیح خطا و پیش‌بینی تغییرات اقلیمی شهرستان بیرجند. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، ۱۲(۲۳)، ۴۲-۵۳. <https://doi.org/10.52547/jwmr.12.23.42>
- رحیمیان، محمدحسن؛ شایان نژاد، محمد؛ اسلامیان، سعید؛ جعفری، رضا؛ قیصری، مهدی و تقواییان صالح. (۱۳۹۶). ارزیابی روش‌های مختلف تعیین دمای پوشش گیاهی درختان پسته به کمک تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸. نشریه مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، ۵(۲)، ۷۹-۹۸. <https://doi.org/10.29252/jgit.5.2.79>

شهیدی، علی؛ تاجبخش، سید محمد؛ خاشعی سیوکی، عباس؛ خزیمه نژاد، حسین و جعفرزاده، احمد. (۱۳۹۶). تحلیل عدم قطعیت تغییرات متغیرهای اقلیمی بارش و دما تحت تأثیر تغییر اقلیم (مطالعه موردی: استان خراسان جنوبی). *مجله اکوهیدرولوژی*،

<https://doi.org/10.22059/ije.2017.63204.943-953>، (۴)۴

کاظمی قراچه، محمد؛ سلیمانی، بهنام؛ و فیضی زاده، بختیار (۱۳۹۹). ارزیابی انواع الگوریتم‌های پنجره مجزاء برای محاسبه دمای سطح زمین جهت تعیین بهترین الگوریتم برای تصاویر سنجنده مودیس. *نشریه سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در*

منابع طبیعی، ۱۱(۲) (پیاپی ۳۹)، ۱۰۶-۱۲۷. <https://doi.org/10.30495/girs.2020.674659>

عبدالعلی‌زاده، فیروز؛ محمد خورشیددوست، علی و جهانبخش اصل، سعید. (۱۴۰۱). ارزیابی دقت مدل‌های CMIP6 برای شبیه‌سازی دما و بارش حوضه آبریز دریاچه ارومیه. *پژوهش‌های تغییرات آب و هوایی*، ۳(۱۱)، ۱۷-۳۰.

<https://doi.org/10.30488/ccr.2022.361233.1093>

مهدوی نژاد، الهام؛ حسینی، سید زین‌العابدین؛ ملکی نژاد، حسین؛ رحیمیان، محمدحسن و اسدی، محمدامین (۱۴۰۳). ریزمقیاس نمایی داده‌های بارندگی مدل‌های اقلیمی CMIP6 توسط نقشه رقومی ارتفاع (مطالعه موردی: استان یزد). *مهندسی*

اکوسیستم بیابان، ۱۳(۴۴)، ۴۹-۶۲. <https://doi.org/10.22052/deej.2025.255109.1063>

Resources

- Abdolzadeh, F., Mohammad Khorshiddoost, A., & Jahanbakhsh Asl, S (2018). Evaluation of the accuracy of CMIP6 models for simulating temperature and precipitation in the Urmia Lake basin. *Climate Change Research*, 3(11), 17-30. <https://doi.org/10.30488/ccr.2022.361233.1093>. [in Persian]
- Bartkowiak, P., Castelli, M., & Notarnicola, C. (2019). Downscaling Land Surface Temperature from MODIS Dataset with Random Forest Approach over Alpine Vegetated Areas. *Remote Sensing*, 11(11):1319. <https://doi.org/10.3390/rs11111319>
- Babaiyan, I., Karimian, M., Modirian, R., Falamarzi, Y., & Kouhi, M. (2017). Forecasting precipitation and temperature in the east of the country using a combined dynamic-statistical downscaling. *Climate Change Research*, 2(5), 41-58. <https://doi.org/10.30488/ccr.2020.252239.1026>. [in Persian]
- Benali, A., Carvalho, A.C., Nunes, J.P., Carvalhais, N., & Santos, A. (2012). Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data. *Remote Sens. Environ*, 124, 108-121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.024>.
- Blizer, A., Glickman, O., & Lensky, I.M. (2024). Comparing ML Methods for Downscaling Near-Surface Air Temperature over the Eastern Mediterranean. *Remote Sensing*, 16(8):1314. <https://doi.org/10.3390/rs16081314>
- Cristóbal, J., Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., Ninyerola, M., & Pons, X. (2009). Improvements in land surface temperature retrieval from the Landsat series thermal band using water vapor and air temperature. *J. Geo. Res*, 114, 91-107. <https://doi.org/10.1029/2008JD010616>, 2009
- Dehghani, M., Kavian, A., Habibnejad, M., Ghorbani, M., & Jafarian, Z. (2021). An Assessment of Uncertainty of Regional Climate Change Models, Error Correction Methods and Forecasting Climate Change in Birjand Township. *J Watershed Manage Res*, 12(23), 42-53. <https://doi.org/10.52547/jwmr.12.23.42> [in Persian]
- Diaz, R.C. (2013). Evaluation of MODIS Land products for air temperature estimations in Colombia. *Agron. Colomb*, 31(2), 223-233.
- Efron, B., & Tibshirani, V. (1993). An introduction to the bootstrap. Chapman and Hall, New York, 456 pp.
- Eghdamirad, S., Johnson, F., Woldemeskel, F., & Sharma, A. (2016). Quantifying the sources of uncertainty in upper air climate variables. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(8), 3859-3874. <https://doi.org/10.1002/2015JD024341>
- Graham L. P., Andréasson, J., & Carlsson, B. (2007). Assessing climate change impacts on hydrology from an ensemble of regional climate models, model scales and linking methods – a case study on the Lule River basin, *Climatic Change*; 81:293-307. <https://doi.org/10.1007/s10584-006-9215-2>
- Iranshahi, M., Ebrahimi, B., Yousefi, H., & Moridi, A. (2022). Investigating the Effects of Climate Change on Temperature and Precipitation Using Neural Network and CMIP6 (Case

- Study: Aleshtar and Khorramabad Stations). *Journal of Water and Irrigation Management*, 12 (4), 821-845. <https://doi.org/10.22059/jwim.2022.346796.1009>. [in Persian]
- James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer, New York.
- Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., Skokovic, D., Mattar, C., & Cristóbal, J. (2014). Land Surface Temperature Retrieval Methods From Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data. *IEEE Geo. Rem. Sen. Lett.* 11(10): 25-37. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2014.2312032>
- Jiménez-Muñoz, J. C., Cristóbal, J., Sobrino, J. A., Soria, G., Ninyerola, M., & Pons, X. (2009). Revision of the single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal-infrared data. *IEEE Trans. Geo. Rem. Sen.*, 47(1), 339-349. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2007125>
- Kalma J. D., McVicar T. R., & McCabe, M. F. (2008). Estimating land surface evaporation: A review of methods using remotely sensed surface temperature data. *J. Sur. Geo*, 29(4/5), 421–469. <https://doi.org/10.1007/s10712-008-9037-z>
- Kazemi Garajeh, M., Salmani, B., & Feizizadeh, B. (2020). Evaluating the types of split window algorithms for calculating the land surface temperature to determine the best algorithm for MODIS sensor images. *journal of rs and gis for natural resources (journal of applied rs and gis techniques in natural resource science)*, 11(2 (39)), 106-127. <https://doi.org/10.30495/girs.2020.674659> [in Persian]
- Khazaei, M., Bayazidi, M., & Sherafati, A. (2017). The effect of climate change on annual temperature and precipitation in Zanjan province with an examination of uncertainties. *Journal of Ecohydrology*, 4(3), 847-860. <https://doi.org/10.22059/ije.2017.62641> [in Persian]
- Kustas, W. & Anderson, M. (2009). Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling. *J. Agri. For. Meteo*, 149(12), 2071-2081. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.05.016>
- Lima C.H.R., Kwon, H.H., & Kim, Y.T. (2021). A Bayesian Kriging model applied for spatial downscaling of daily rainfall from GCMs, *Journal of Hydrology*, Volum 597, 0022- 1694. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126095>
- Liu, J., Tang, H., Yan, F., Liu, S., Tang, X., Ding, Z., & Yu, P. (2023). Future variation of land surface temperature in the Yangtze River Basin based on CMIP6 model. *International Journal of Digital Earth*, 16(1), 2776–2796. <https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2239777>.
- Mahdavinejad, E., Hosseini, S.Z., Malekinejad, H., Rahimian, M.H., & Asadi, M.A. (2014). Downscaling of CMIP6 Rainfall Data Using Digital Elevation Model (Case Study: Yazd Province). *Desert Ecosystem Engineering*, 13(44), 49-62. <https://doi.org/10.22052/deej.2025.255109.1063> [in Persian]
- Mani, A., & Tsai, F.T. (2016). Ensemble Averaging Methods for Quantifying Uncertainty Sources in Modeling Climate Change Impact on Runoff Projection. *Journal of Hydrologic Engineering*. 1, 04016067. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001487](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001487)
- Moradi, M., & Salahi, B. (2023). The Comparison of MODIS Land Surface Temperature with Meteorological Stations Measurements in Iran. *Journal of the Earth and Space Physics*, 48(4), 161-172. <https://doi.org/10.22059/jesphys.2023.343651.1007433>
- Moradi, M., & Darand, M. (2022). Spatiotemporal and physiographic relationship between MODIS land surface temperature and air temperature over Iran. *Clim Res*, 87, 99-116. <https://doi.org/10.3354/cr01686>
- Naserikia M., Hart, M. A., Nazarian, N., Bechtel, B., Lipson, M., & Nice, K. A. (2023). Land surface and air temperature dynamics: The role of urban form and seasonality. *Science of The Total Environment*, 905 (167306), 0048-9697.. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167306>
- Rahimian, M. H., shayannejad, M., Eslamian, S., Jafari, R., Gheysari, M., & Taghvaeian, S. (2017). Evaluation of different LST approaches for determination of pistachio tree canopy temperature through Landsat 8 satellite data. *Journal of Geospatial Information Technology*, 5 (2), 79-98. <https://doi.org/10.29252/jgit.5.2.79> [in Persian]
- Peng, S., Ding, Y., Wen, Z., Chen, Y., Cao, Y., & Ren, J. (2017). “Spatiotemporal Change and Trend Analysis of Potential Evapotranspiration Over the Loess Plateau of China During 2011–2100.” *Agricultural and Forest Meteorology*, 233, 183–194. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.11.129>
- Quattrochi, D. A. & Luvall, J.C. (2004). *Thermal Remote Sensing in Land Surface Processing*.

- CRC Press, Boca Raton, FL, USA.
- Saskia (2019). How to normalize the RMSE. Retrieved June 18, 2021 from: <https://www.marinedatascience.co/blog/2019/01/07/normalizing-the-rmse/>
- Shahidi, A., Tajbakhsh, S.M., Khashei-Siouki, A., Khazimenejhad, H., & Jafarzadeh, A. (2017). Uncertainty analysis of changes in climatic variables of precipitation and temperature under the influence of climate change (case study: South Khorasan Province). *Journal of Ecohydrology*, 4(4), 943-953. <https://doi.org/10.22059/ije.2017.63204> [in Persian]
- Semenov M.A., Brooks R.J., Barrow E.M., & Richardson C.W. (1998). Comparison of WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. *Climate Research* 10, 95–107. <https://doi.org/10.3354/cr010095>
- Shui, J., Ren, J., Peng, S., & Zhan, X. (2019). A Dataset of 1 km-Spatial-Resolution Monthly Mean Temperature and Monthly Precipitation in the Loess Plateau from 1901 to 2014. *Science Data Bank*. 4, 133–142. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2015.05.011>

