

Analysis of atmospheric weighted mean temperature models based on radiosonde observations over Iran

Sam-Khaniani, A.¹  | Hossien-Zade, M. R.¹ 

1. Department of Surveying Engineering, Faculty of Civil Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran.

Corresponding Author E-mail: ali.sam@nit.ac.ir

(Received: 9 Aug 2025, Revised: 17 Dec 2025, Accepted: 24 Feb 2026, Published online: 30 May 2026)

Summary

The Global Navigation Satellite System (GNSS) has been in existence for several decades, serving the purpose of position determination and finding applications in navigation, military operations, mapping, and earth sciences. Nevertheless, for almost thirty years, this system has also been utilized in meteorology, leading to the establishment of a field known as GNSS metrology. Signals transmitted from GNSS satellites must pass through all layers of the atmosphere to reach receivers located on the ground or at higher altitudes. When passing through these layers, the signals interact with the components of the atmosphere, which changes the speed of propagation of the signals and, as a result, their arrival at the receiver is delayed. This phenomenon, known as total signal delay, is mainly caused by the troposphere and ionosphere layers. Meanwhile, the ionospheric delay, which is caused by the presence of ions and free electrons in this layer, can be eliminated by using observational techniques such as combining observations of the two frequencies L1 and L2. When processing GNSS observations, the tropospheric delay can be estimated along with the coordinate unknowns. This delay is divided into two main parts: the hydrostatic delay and the wet delay, the latter of which is related to the water vapor in the atmosphere. In the process of retrieving precipitable water vapor from the total tropospheric delay using GNSS meteorology, the atmospheric weighted mean temperature (T_m) plays an important role. Bevis et al. (1992) created a mapping model designed to transform wet delay (ZWD) into precipitable water vapor (PWV). This mapping model includes various physical coefficients and T_m to calculate ZWD based on PWV. There are several methods for calculating T_m , among which the use of actual observations of radiosonde atmospheric profiles is considered as the basic method. However, limitations such as very low temporal resolution and poor spatial resolution in most regions of the world, especially in a vast country like Iran, have necessitated the need for an alternative model in the absence of radiosonde observations. Since accurate estimation of T_m requires vertical profiles of atmospheric temperature and humidity, several empirical regional and global models have been developed to estimate it to date. The objective of this research is to assess the precision of several recent global and regional T_m models in Iran, as well as to present a model founded on the SVM algorithm aimed at enhancing the accuracy of T_m estimation within the study area. To develop the model, observations from 11 radiosonde stations collected between 2015 and 2023 were utilized. For evaluation, T_m values derived from data from these stations in 2024 were employed to assess the proposed model alongside other existing models. The results indicated that the proposed model achieved reductions in RMSE of 3.25, 2.43, 1.00, 1.02, 0.58, 0.61, and 0.61 °C compared with the seven selected models: Bevis, hgpt2, gpt2w, gpt3, GTrop, GGNTm, and Rahimi, respectively. Following the IR_SVM T_m model, the GTrop, GGNTm, and Rahimi models demonstrated, on average, better performance than the other models within the study area. Furthermore, the proposed model was evaluated against other models under rainy conditions, and statistical analyses confirmed that it outperformed the alternatives.

Keywords: Atmospheric Weighted Mean Temperature, GNSS meteorology, Radiosonde, Support Vector Machine.

Cite this article: Sam-Khaniani, A., & Hossien-Zade, M. R. (2026). Analysis of atmospheric weighted mean temperature models based on radiosonde observations over Iran. *Journal of the Earth and Space Physics*, 52(1), 121-137
DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.399918.1007712>

E-mail: (1) moh81hos@gmail.com



© Authors Retain the Copyright and Full Publishing Rights.

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.399918.1007712>

Print ISSN: 2538-371X
Online ISSN: 2538-3906

بررسی مدل‌های دمای میانگین وزن‌دار جوی بر اساس مشاهدات رادیوسوند در ایران

علی سام خانیانی^۱ | محمد رضا حسین زاده^۱

۱. گروه مهندسی نقشه برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: ali.sam@nit.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۴/۵/۱۸، بازنگری: ۱۴۰۴/۹/۲۶، پذیرش نهایی: ۱۴۰۴/۱۲/۵، انتشار آنلاین: ۱۴۰۵/۳/۹

چکیده

دمای میانگین جوی (T_m)، یکی از پارامترهای کلیدی در تبدیل تأخیر تر (ZWD) به بخار آب قابل بارش (PWV) محسوب می‌شود و نقش مهمی در فرایند برآورد PWV با استفاده از مشاهدات سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی ($GNSS$) دارد. از آنجایی که برآورد دقیق T_m نیاز به نمایه‌های قائم دما و رطوبت جوی دارد، تا به امروز چندین مدل منطقه‌ای و جهانی تجربی برای برآورد آن توسعه داده شده است. هدف از این پژوهش، ارزیابی صحت برخی از جدیدترین مدل‌های جهانی و منطقه‌ای T_m در کشور ایران و همچنین معرفی مدلی مبتنی بر الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ($IR_SVM_{T_m}$) با هدف افزایش دقت برآورد T_m در منطقه مورد مطالعه است. به منظور ایجاد مدل از مشاهدات ۱۱ ایستگاه رادیوسوند از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۳ استفاده شد و برای ارزیابی مدل پیشنهادی در کنار دیگر مدل‌ها، از T_m مشتق شده از داده‌های تمام ایستگاه‌ها در سال ۲۰۲۴ بهره گرفته شد. نتایج ارزیابی نشان داد که مدل پیشنهادی در کاهش مقدار $RMSE$ نسبت به هفت مدل منتخب شامل $Bevis$ ، $hgpt2$ ، $gpt2w$ ، $gpt3$ ، $GTrop$ ، $GGNTm$ و $Rahimi$ به ترتیب بهبودهای معادل ۳/۲۵، ۲/۴۳، ۱/۰۰، ۱/۰۲، ۰/۵۸، ۰/۶۱ و ۰/۶۱ سلسیوس را محقق ساخته است. پس از مدل $IR_SVM_{T_m}$ ، به‌طور میانگین، مدل‌های $GTrop$ ، $GGNTm$ و $Rahimi$ در منطقه مورد مطالعه کارایی بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها ارائه دادند. همچنین، مدل پیشنهادی در شرایط بارشی نیز با سایر مدل‌ها مقایسه شد و تحلیل‌های آماری عملکرد بهتر آن را نسبت به سایر مدل‌ها تأیید کرد.

واژه‌های کلیدی: دمای میانگین جوی، هواشناسی به کمک $GNSS$ ، رادیوسوند، ماشین بردار پشتیبان.

۱. مقدمه

۱۹۹۴. سیگنال‌های ارسالی از ماهواره‌های $GNSS$ برای رسیدن به گیرنده‌های واقع روی سطح زمین یا در ارتفاعات بالاتر، باید از تمامی لایه‌های جو عبور کنند. هنگام عبور از این لایه‌ها، سیگنال‌ها با اجزای تشکیل دهنده جو برخورد می‌کنند و این امر سبب تغییر سرعت انتشار سیگنال‌ها شده و در نتیجه، زمان رسیدن آنها به گیرنده با تأخیر همراه می‌شود. این پدیده که به‌عنوان تأخیر کل سیگنال شناخته می‌شود، عمدتاً ناشی از لایه‌های W و D یونسفر است. در این میان، تأخیر یونسفری که ناشی از حضور یون‌ها و الکترون‌های آزاد در این لایه بوده را می‌توان، با استفاده از تکنیک‌های مشاهداتی مانند ترکیب مشاهدات دو فرکانس $L1$ و $L2$ حذف کرد. تأخیر W و D یونسفری، خود به دو بخش

سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی ($GNSS$) که در ابتدا با هدف پشتیبانی از ناوبری دقیق در کاربردهای نظامی مانند هدایت موشک‌ها، تسلیحات و استقرار نیروها در مناطق مختلف توسعه یافت، با پیشرفت‌های چشمگیر دانش و فناوری، کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌های غیرنظامی پیدا کرده است. این سامانه اکنون نقش کلیدی در زمینه‌هایی چون تعیین موقعیت، پایش و تحلیل مخاطرات طبیعی، گرانی‌سنجی و ارتفاع‌سنجی ماهواره‌ای ایفا می‌کند (به‌طور خاص در تعیین مدار ماهواره‌های گرانی‌سنج و ارتفاع‌سنج). افزون بر این، مایکل بویس در اوایل دهه ۱۹۹۰ امکان استفاده از $GNSS$ را در مطالعات هواشناسی فراهم کرد (بویس و همکاران، ۱۹۹۲؛ بویس و همکاران،

استناد: سام خانیانی، علی و حسین زاده، محمد رضا (۱۴۰۵). بررسی مدل‌های دمای میانگین وزن‌دار جوی بر اساس مشاهدات رادیوسوند در ایران. مجله فیزیک زمین و فضا، ۵۲(۱).

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.399918.1007712>

رایانامه: (۱) moh81hos@gmail.com

در فرایند بازیابی بخار آب قابل بارش از تأخیر و ردسپهری کل با استفاده از هواشناسی به کمک GNSS، میانگین وزن‌دار دمای جو (Tm) نقش مهمی را ایفا می‌کند. مایکل بویس با کمک همکاران خود در سال ۱۹۹۴، یک مدل نگاشت جهت تبدیل تأخیر تر (ZWD) به بخار آب قابل بارش (PWV) ایجاد کردند. جایی که یک ضریب مشخص به‌عنوان تابعی از میانگین وزن‌دار دمای جو جهت تبدیل ZWD به PWV استفاده می‌شود (بویس و همکاران، ۱۹۹۴؛ بودوریس، ۱۹۶۳؛ اسمیت و وایتراپ، ۱۹۵۳). روش‌های متعددی برای محاسبه میانگین وزن‌دار دمای جو (Tm) وجود دارد که در میان آنها، بهره‌گیری از مشاهدات واقعی نیمرخ‌های جوی به‌عنوان دقیق‌ترین روش محسوب می‌شود. در این راستا، رادیوسوندها به‌عنوان ابزاری مرسوم و سنتی اما با محدودیت‌هایی همچون هزینه‌های بالا، ملاحظات زیست‌محیطی و تداخلات رادیویی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این محدودیت‌ها دسترسی منظم جهانی به داده‌های جوی را ناممکن می‌سازد، همچنین ایستگاه‌های رادیوسوند معمولاً دارای وضوح مکانی پایین و وضوح زمانی محدود به دو بار در روز (ساعت ۱۲ ظهر و ۱۲ نصفه شب) هستند. این امر، محققان را به سمت استفاده از روش‌های جایگزین نظیر مدل‌های تجربی سوق داده که با استفاده از داده‌ها و روابط آماری، مقادیر Tm را تخمین زده و در مناطقی با دسترسی محدود به مشاهدات واقعی راهگشا هستند. مدل‌های تجربی مورد استفاده برای تخمین Tm در یک نقطه مشخص، بر اساس نیاز یا عدم نیاز به اطلاعات هواشناسی سطحی به دو دسته طبقه‌بندی می‌شوند: دسته اول، مدل‌هایی هستند که برای تخمین Tm به پارامترهای هواشناسی سطحی نظیر فشار بخار آب، دما و فشار جو سطحی نیاز دارند. مدل جهانی Bevis به‌عنوان شناخته‌شده‌ترین مدل در این دسته، بیان می‌کند که با داشتن دمای سطحی برحسب کلونین (Ts) در یک نقطه مشخص می‌توان میانگین وزن‌دار دمای جو برحسب کلونین در همان نقطه را از طریق یک نگاشت خطی محاسبه کرد ($T_m = 0.72T_s + 70.2$). این مدل برای مناطق واقع در محدوده عرض جغرافیایی ۲۷ تا ۶۵ درجه شمالی پیشنهاد

اصلی تأخیر خشک و تأخیر تر تقسیم می‌شود که بخش اعظم آن (حدود ۹۰ درصد) به تأخیر خشک باز می‌گردد. تأخیر خشک که ناشی از حضور گازهای خشک جو مانند نیتروژن و اکسیژن بوده را می‌توان، با استفاده از مدل‌های تجربی نظیر مدل‌های ساستامونین (ساستامونین، ۱۹۷۲) و هاپفیلد (هاپفیلد، ۱۹۷۱)، با دقت بالایی تخمین زد. اما تأخیر تر که به دلیل وجود بخار آب در جو بوده، با چالش‌های جدی‌تری در مدل‌سازی مواجه است، چراکه توزیع بخار آب در جو بسیار متغیر بوده و شدیداً تحت تأثیر عواملی مانند دما، فشار و رطوبت نسبی بخار آب قرار دارد. از این رو، مدل‌سازی تأثیر آن بر سیگنال‌های GNSS به مراتب پیچیده‌تر از مدل‌سازی تأخیر خشک خواهد بود. این تأخیر در GNSS meteorology برای برآورد میزان بخار آب موجود در جو اهمیت حیاتی دارد. برای محاسبه آن، ابتدا تأخیر و ردسپهری کل با استفاده از تکنیک‌هایی مانند موقعیت‌یابی دقیق نقطه‌ای (PPP) و یا رویکردهای تفاضلی (زامبرگ و همکاران، ۱۹۹۷؛ کوبا و هرو، ۲۰۰۱؛ آلبر و همکاران، ۲۰۰۰؛ براون و همکاران، ۲۰۰۱) تخمین زده می‌شود، سپس با کسر تأخیر خشک از آن، تأخیر تر به دست می‌آید. از طرفی دیگر، بخار آب به‌عنوان تنها ماده‌ای که به‌طور طبیعی و در شرایط عادی جوی می‌تواند به راحتی بین سه فاز جامد، مایع و گاز تغییر حالت دهد، جزء بسیار مهمی از لایه پایین جو زمین به شمار می‌آید (آلن، ۲۰۱۲). تبخیر و تراکم بخار آب، دو فرایند اساسی در چرخه آب هستند که تأثیر عمیقی بر آب و هوا زمین دارند. این فرایندها هم الگوهای آب و هوایی کوتاه‌مدت را شکل می‌دهند و هم در تغییرات آب و هوایی بلندمدت نقش ایفا می‌کنند. بخار آب قابل بارش به‌عنوان یک نماینده مناسب جهت توصیف بخار آب موجود در جو می‌باشد که توسعه سریع سامانه‌های ناوبری ماهواره‌ای جهانی (GNSS)، کاربرد این فناوری را در بازیابی یا معکوس‌سازی این پارامتر ترویج کرده است (لی و همکاران، ۲۰۱۵). به‌عنوان یک فناوری موقعیت‌یابی، GNSS نسبت به سایر روش‌های مرسوم و سنتی هواشناسی از مزایایی چون دقت بالا، هزینه کم، وضوح زمانی و مکانی بالا و عملکرد پایدار در تمام شرایط جوی برخوردار است.

مناسب همه نیازهای هواشناسی نیستند. این چالش در کشور پهناوری مانند ایران، با تعداد محدودی ایستگاه رادیوسوند فعال و ناهمگونی داده‌ها در اکثر آنها، نمود بارزتری دارد. لذا نیاز به یک مدل منطقه‌ای جهت برآورد میانگین وزن دار دمای جو با دقت مناسب در ایران اجتناب‌ناپذیر بوده و شایسته است مطالعاتی در این حوزه انجام شوند. در پژوهش حاضر، کارایی مدل‌های جهانی تخمین تجربی T_m و همچنین مدل منطقه‌ای رحیمی و همکاران در ایران با نام اختصاری HM (رحیمی و همکاران، ۲۰۲۲) مورد ارزیابی قرار خواهند گرفت. در ادامه با استفاده از مشاهدات رادیوسوند، برای کشور ایران مدلی از طریق یادگیری ماشین جهت تخمین T_m ایجاد خواهد شد و کارایی آن نسبت به مدل‌های متداول جهانی و مدل منطقه‌ای رحیمی و همکاران مورد ارزیابی قرار می‌گیرد تا به ارتقای کیفیت کاربردهای هواشناسی مبتنی بر GNSS در ایران کمک کند. بدین منظور، داده‌های ۱۱ ایستگاه رادیوسوند در ایران طی نه سال متوالی (۲۰۱۵ الی ۲۰۲۳) جهت مدل‌سازی مورد استفاده قرار خواهند گرفت. در ادامه، با مرجع قرار دادن مقادیر T_m استخراج شده از داده‌های رادیوسوند در سال ۲۰۲۴، عملکرد مدل پیشنهادی در مقایسه با مدل‌های تجربی جهانی و مدل منطقه‌ای رحیمی و همکاران (HM) مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. به منظور بررسی عملکرد کلی، از نمودار تیلور استفاده خواهد شد. افزون بر این، برای بررسی معناداری آماری تفاوت عملکرد مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل‌ها، از آزمون ناپارامتری ویلکاکسون استفاده خواهد شد. همچنین به منظور تکمیل فرایند ارزیابی، عملکرد مدل پیشنهادی در ساعات بارانی و غیر بارانی نیز به صورت جداگانه با استفاده از شاخص‌های آماری RMSE، MBE و ضریب همبستگی پیرسون انجام می‌شود.

۲. داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

در دهه اخیر استفاده از تکنیک هواشناسی به کمک GNSS در کشور ایران آغاز شده است. با این حال هنوز جنبه‌های مختلفی از این شاخه علمی وجود دارد که به آن به طور جامع پرداخته نشده است. برای مثال، ایجاد یک مدل T_m

شده و استفاده از آن در مناطق خارج از این محدوده، منجر به بروز خطای سیستماتیک یا حتی فاحش در مقدار تخمین زده شده T_m می‌شود (بویس و همکاران، ۱۹۹۲). در نتیجه، بسیاری از پژوهشگران مدل Bevis را برای یک منطقه یا محل خاص بهبود بخشیده اند همانند مدل $T_m(K)=0.8148T_s(K) + 44.5054$ در چین مختص منطقه دلتای رودخانه یانگ تسه با دقت متوسط ۳/۱ کلوین (لی و همکاران، ۲۰۲۲)، مدل $T_m(K)=0.69T_s(K)+77.18$ در چین با دقت متوسط ۴/۲ کلوین (ما و همکاران، ۲۰۲۲)، مدل $T_m(K)=0.67T_s(K)+82.97$ در ایران مختص استان تهران با دقت متوسط ۳/۱ کلوین (شریفی و همکاران، ۲۰۱۵). دسته دوم، مدل‌هایی هستند که از پارامترهای هواشناسی سطحی برای تخمین T_m استفاده نمی‌کنند که همین امر، دقت آنها را در مقایسه با مدل‌های دسته اول در اکثر مواقع کاهش می‌دهد. مدل‌های جهانی نماینده این دسته که در این مطالعه نیز مورد ارزیابی قرار خواهند گرفت شامل gpt2w توسط (بوهم و همکاران، ۲۰۱۵)، gpt3 توسط (لاندسکرون و بوهم، ۲۰۱۷)، hgpt2 توسط (ماتیس و همکاران، ۲۰۲۱)، GTrop توسط (سان و همکاران، ۲۰۱۹) و GGNTm توسط (هوانگ و همکاران، ۲۰۱۸) می‌باشند. از مدل‌های محلی و منطقه‌ای دیگری همچون مدل‌های IGPT2w توسط (هوانگ و همکاران، ۲۰۱۹) در چین با دقت متوسط ۳/۸ کلوین، LightGBM T_m توسط (لی و همکاران، ۲۰۲۳) در چین برای منطقه دلتای رودخانه یانگ تسه با دقت متوسط ۱/۹ کلوین، EGWMT توسط (عبدالفتاح و همکاران، ۲۰۲۴) در مصر با دقت متوسط ۲/۷ کلوین و ETm توسط (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۲) در اروپا با دقت متوسط ۲/۹ کلوین نیز می‌توان نام برد.

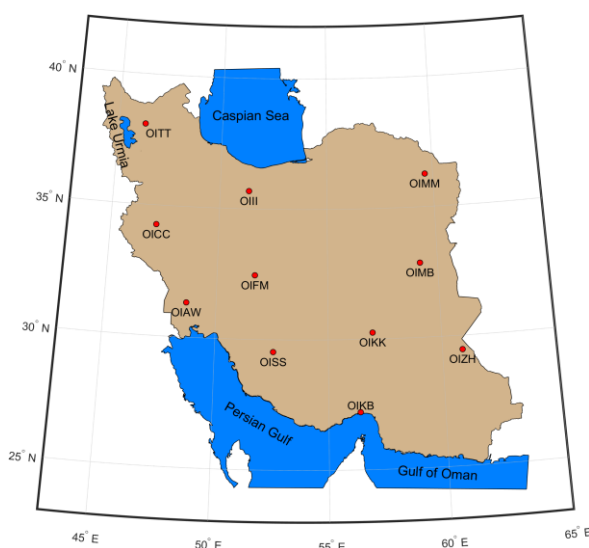
در کشور ایران، با توجه به تنوع اقلیمی چشمگیر و نیاز مبرم به پیش‌بینی‌های دقیق هواشناسی، محاسبه دقیق میانگین وزن دار دمای جو برای استفاده در GNSS meteorology ضروری است. همان‌گونه که پیش‌تر اشاره شد، شبکه رادیوسوند‌های موجود به دلیل محدودیت‌های گسترده (همچون تعداد اندک و گپ‌های داده‌ای) قادر به پوشش

سایت دانشگاه وایومینگ تهیه شده است، بهره گرفته می‌شود.

به منظور تفکیک شرایط جوی بارانی و غیربارانی و ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی و سایر مدل‌های تجربی Tm مورد بررسی در این دو وضعیت، از داده‌های بارش ماهواره‌ای مأموریت GPM استفاده می‌شود. این مأموریت که با همکاری ناسا و آژانس فضایی ژاپن به‌عنوان نسل تکامل یافته مأموریت TRMM توسعه یافته است، با بهره‌گیری از یک ماهواره مرکزی و مجموعه‌ای از ماهواره‌های هم منظومه، امکان برآورد یکپارچه و همگن بارش در مقیاس جهانی را فراهم می‌سازد. برخورداری ماهواره مرکزی از رادار بارش دو فرکانسه و رادیومتر مایکروویو موجب بهبود چشمگیر در آشکارسازی بارش‌های ضعیف و نیز بارش جامد نسبت به مأموریت‌های پیشین شده است (بریا و همکاران، ۲۰۱۷). در این پژوهش، از محصولات سطح ۳ مأموریت GPM با عنوان IMERG که با قدرت تفکیک مکانی ۰/۱ درجه در ۰/۱ درجه و قدرت تفکیک زمانی نیم‌ساعته ارائه می‌شوند و داده‌های روزانه آنها از تجمیع مقادیر نیم‌ساعته استخراج شده است، استفاده خواهد شد. بدین منظور، داده‌های بارش IMERG متناظر با موقعیت مکانی ایستگاه‌های رادیوسوند مورد مطالعه برای سال ۲۰۲۴ با استفاده از سامانه GEE استخراج و دانلود شد.

در این منطقه برای برآورد بهتر بخار آب قابل بارش می‌تواند مورد توجه باشد. با توجه به موقعیت جغرافیایی منحصر به فرد ایران در منطقه خاورمیانه و تنوع اقلیمی قابل توجه آن، این کشور به‌عنوان منطقه مطالعاتی این پژوهش انتخاب شد. محدوده جغرافیایی مورد بررسی، از عرض جغرافیایی ۲۵ تا ۴۰ درجه شمالی و طول جغرافیایی ۴۴ تا ۶۴ درجه شرقی گسترده شده که به‌طور شماتیک نیز در شکل ۱ نشان داده شده است.

رادیوسوندها، ابزارهای هواشناسی هستند که عموماً توسط بالن به لایه‌های بالایی جو فرستاده می‌شوند که هدف اصلی آنها، اندازه‌گیری پارامترهای جوی مانند دما، فشار، سرعت و جهت حرکت باد و همچنین رطوبت نسبی بخار آب در طول مسیر خود می‌باشند. داده‌های رادیوسوند که پارامترهای جوی را با دقت بالا و وضوح زمانی ۱۲ ساعته در ارتفاعات مختلف ارائه می‌دهند، منبعی ایده‌آل برای محاسبه Tm هستند. استفاده از این داده‌ها در محاسبات Tm منجر به نتایج دقیق و قابل‌اعتماد می‌شود چرا که رادیوسوندها اطلاعات جامعی از شرایط جوی ارائه می‌دهند. با این حال محدودیت‌هایی نظیر تعداد کم این ایستگاه‌ها و تفکیک زمانی پایین آنها، نیاز به توسعه مدل منطقه‌ای برای این پارامتر را آشکار می‌سازد. لذا در این مطالعه، از داده‌های ۱۱ ایستگاه رادیوسوند در کشور ایران (شکل ۱) از ابتدای سال ۲۰۱۵ تا انتهای سال ۲۰۲۴ که از



شکل ۱. محدوده جغرافیایی منطقه مورد مطالعه به همراه موقعیت ایستگاه‌های رادیوسوند مورد استفاده برای محاسبه Tm که با نقاط قرمز به نمایش درآمده‌اند.

۳. روش کار

در این بخش، ابتدا روش محاسبه T_m از داده‌های رادیوسوند تشریح می‌شود. در ادامه مدل‌های تجربی جهانی متداول به همراه مدل منطقه‌ای رحیمی و همکاران (HM) در ایران معرفی می‌شود. سپس شاخص‌های ارزیابی مدل و تست ناپارامتری ویلکاکسون مطرح می‌شوند.

۳-۱. محاسبه T_m از داده‌های رادیوسوند

در این مطالعه، به منظور ارزیابی مدل‌های جهانی در منطقه، از میانگین وزن‌دار دمای جو حاصل از رادیوسوند به عنوان مقادیر قابل اعتماد استفاده خواهد شد. به منظور محاسبه میانگین وزن‌دار دمای جو (T_m) از داده‌های رادیوسوند، مطابق معادله زیر عمل می‌شود (دیویس و همکاران، ۱۹۸۵):

$$T_m = \frac{\int_{T^e}^e dh}{\int_{T^e}^e dh} \quad (1)$$

که در آن e ، فشار بخار آب برحسب هکتوپاسگال، T ، دما برحسب کلونین و T_m ، میانگین وزن‌دار دمای جو برحسب کلونین می‌باشند. در عمل از آنجایی که رادیوسوندها به صورت گسسته و نقطه‌ای پارامترهای جوی را ثبت می‌کنند، معادله ۱ به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$T_m = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \frac{(e_{i+1} + e_i)}{(T_{i+1} + T_i)} (h_{i+1} - h_i)}{\sum_{i=1}^{n-1} \frac{(e_{i+1} + e_i)}{(T_{i+1} + T_i)^2} (h_{i+1} - h_i)} \quad (2)$$

که در آن e_i ، h_i و T_i به ترتیب فشار بخار آب برحسب هکتوپاسگال، ارتفاع برحسب متر و دما برحسب کلونین در لایه i ام هستند. همچنین e_{i+1} ، h_{i+1} و T_{i+1} همان پارامترها با واحدهای ذکر شده در لایه $i+1$ ام می‌باشند. رادیوسوندها در طول مسیر خود مستقیماً فشار بخار آب در نیمرخ‌های مختلف جو را اندازه‌گیری نمی‌کنند لذا به صورت غیر مستقیم و با استفاده از پارامترهای جوی اندازه‌گیری شده دمای نقطه شبنم و رطوبت نسبی بخار آب، فشار بخار آب در نیمرخ‌های مختلف جو مطابق معادله زیر محاسبه می‌شود (موری، ۱۹۶۷؛ بولتون، ۱۹۸۰):

$$e = \frac{RH \times 6.11 \times 10^{\left(\frac{7.5 \times T_d}{237.3 + T_d}\right)}}{100} \quad (3)$$

که در آن e ، فشار بخار آب برحسب هکتوپاسگال، RH ، رطوبت نسبی بخار آب به درصد و T_d ، دمای نقطه شبنم برحسب سلسیوس می‌باشند. داده‌های رادیوسوند علی‌رغم دقت بالای خود، مستعد خطاهای ناشی از عوامل مختلفی مانند نقص فنی حسگرها و شرایط جوی نامساعد هستند. لذا به منظور تضمین کیفیت داده‌های مورد استفاده در این مطالعه، فرایند پیش پردازش و پالایش جامعی مطابق با روش ارائه شده توسط (هه و همکاران، ۲۰۱۷) اجرا شد. این فرایند شامل اعمال چهار معیار پالایش به شرح زیر است:

- پالایش ارتفاع اولیه: ارتفاع اولین رکورد داده در نیمرخ نباید از ۲۰ متر بالاتر از سطح زمین تجاوز کند. این معیار، داده‌های نامعتبر ناشی از تأخیر در ثبت اطلاعات پس از پرتاب رادیوسوند را حذف می‌کند.

- پالایش تفاضل ارتفاع بین سطوح فشار متوالی: تفاوت ارتفاع بین دو سطح فشار متوالی نباید از ۱۰ کیلومتر بیشتر باشد. این معیار، داده‌های نامعتبر ناشی از تغییرات ناگهانی و غیرطبیعی در ارتفاع را حذف می‌کند.

- پالایش فاصله بین سطوح فشار جو متوالی: فاصله بین دو سطح فشار جو متوالی نباید از ۲۰۰ هکتوپاسگال بیشتر باشد.

- پالایش تعداد کل سطوح معتبر رادیوسوند: تعداد کل سطوح معتبر رادیوسوند نباید کمتر از ۲۰ سطح باشد. این معیار، نیمرخ‌های رادیوسوند ناقص یا با اطلاعات ناکافی را حذف می‌کند.

۳-۲. مدل‌های تجربی محاسبه T_m

۳-۲-۱. مدل Bevis

مدل Bevis، یک مدل ساده و کاربردی برای تخمین میانگین وزن‌دار دمای جو از دمای سطحی مطابق معادله ۴ می‌باشد. این مدل بر اساس داده‌های هواشناسی ۱۳ ایستگاه رادیوسوند طی یک بازه زمانی دو ساله در عرض‌های جغرافیایی مرکزی ایالات متحده ایجاد شد. دقت گزارش شده این مدل به طور متوسط ۴/۷ کلونین بوده اما باید توجه داشت که این دقت تنها برای منطقه عرض‌های جغرافیایی مرکزی ایالات متحده معتبر است و دقت جهانی این مدل به دلیل محدودیت داده‌های ورودی، پایین

بر اساس ارتفاع توپوگرافی هر نقطه تعیین می‌شوند (بوهم و همکاران، ۲۰۱۵؛ لاندسکرون و بوهم، ۲۰۱۷).

۳-۲-۳. مدل GTrop

مدل GTrop، یک مدل تجربی می‌باشد که با بهره‌گیری از داده‌های بازتحلیل ERA-Interim در بازه زمانی ۱۹۷۹ تا ۲۰۱۷ برای تخمین ZHD، ZWD و Tm در سراسر جهان ایجاد شد. این مدل از یک شبکه جهانی با وضوح مکانی یک درجه در یک درجه با در نظر گرفتن تغییرات فصلی Tm در طول زمان و تغییرات قائم آن بر اساس ارتفاع، به‌طور متوسط دقت ۴/۱ کلوین را در تخمین Tm ارائه می‌دهد (یائو و همکاران، ۲۰۱۹). مدل GTrop، Tm را برحسب کلوین برای هر نقطه شبکه به‌صورت زیر محاسبه می‌کند (معادله ۶):

$$Tm = \left[B_1 + B_2 \cdot (Y - 1980) + B_3 \cdot \cos\left(\frac{doy}{365.25} 2\pi\right) + B_4 \cdot \sin\left(\frac{doy}{365.25} 2\pi\right) + B_5 \cdot \cos\left(\frac{doy}{365.25} 4\pi\right) + B_6 \cdot \sin\left(\frac{doy}{365.25} 4\pi\right) \right] - \left[B_7 + B_8 \cdot (Y - 1980) + B_9 \cdot \cos\left(\frac{doy}{365.25} 2\pi\right) + B_{10} \cdot \sin\left(\frac{doy}{365.25} 2\pi\right) + B_{11} \cdot \cos\left(\frac{doy}{365.25} 4\pi\right) + B_{12} \cdot \sin\left(\frac{doy}{365.25} 4\pi\right) \right] (h - h_0) \quad (6)$$

که در آن B_i ($i=1:12$)، ضرایب معادله، Y مخفف سال، doy مخفف روز از سال، h_0 ارتفاع نقطه شبکه برحسب کیلومتر و h ارتفاع ژئودتیک ایستگاه برحسب کیلومتر می‌باشند.

۳-۲-۴. مدل GGNTm

مدلی تجربی مبتنی بر شبکه یک درجه در یک درجه، با بهره‌گیری از داده‌های بازتحلیل ERA5 در بازه زمانی ۱۰ ساله (۲۰۰۸ الی ۲۰۱۷)، به‌منظور فقط تخمین

می‌باشد. لذا استفاده از این مدل برای مناطق دیگر با دقت کمتری همراه خواهد بود (بویس و همکاران، ۱۹۹۲).

$$Tm = 0.72 Ts + 70.2 \quad (4)$$

که در آن Ts ، دمای سطحی برحسب کلوین و Tm ، میانگین وزن‌دار دمای جو برحسب کلوین می‌باشند.

۳-۲-۲. مدل gpt2w و gpt3

از طرف دیگر، مدل‌های gpt2w و gpt3، مدل‌های تجربی هستند که برای تخمین پارامترهای جوی به‌ویژه Tm ایجاد شده‌اند. این مدل‌ها از سری فوریه برای توصیف تغییرات فصلی Tm در طول زمان استفاده می‌کنند و مقادیر Tm را با وضوح‌های مکانی مشخص (یک درجه در یک درجه و پنج درجه در پنج درجه) ارائه می‌دهند. علاوه بر این، مدل‌های gpt2w و gpt3 دقت نسبتاً بالایی در مقیاس جهانی داشته و به‌طور گسترده در زمینه‌های پردازش داده‌های GNSS، هواشناسی و اقلیم‌شناسی استفاده می‌شوند (بوهم و همکاران، ۲۰۱۵؛ لاندسکرون و بوهم، ۲۰۱۷). فرمول کلی محاسبه Tm برای هر دو مدل به شکل زیر است (معادله ۵):

$$Tm = A_0 + A_1 \cdot \cos\left(\frac{doy}{365.25} 2\pi\right) + B_1 \cdot \sin\left(\frac{doy}{365.25} 2\pi\right) + A_2 \cdot \cos\left(\frac{doy}{365.25} 4\pi\right) + B_2 \cdot \sin\left(\frac{doy}{365.25} 4\pi\right) \quad (5)$$

که در آن doy مخفف روز از سال است، ضرایب A_0 تا A_2 و B_1 تا B_2 این معادله برای هر دو مدل متفاوت بوده و بر اساس یک شبکه افقی منظم یک درجه در یک درجه و پنج درجه در پنج درجه تعیین شده‌اند. در این مطالعه، مدل‌های gpt2w و gpt3 با وضوح مکانی یک درجه در یک درجه به‌دلیل دقت بالاتر آنها در مقایسه با همین مدل‌ها اما با وضوح مکانی پنج درجه در پنج درجه، جهت ارزیابی و اعتبارسنجی انتخاب شدند. تفاوت اصلی میان دو مدل gpt3 و gpt2w در روش برآورد ضرایب معادله نهفته است، به‌طوری که در مدل gpt3، ضرایب ابتدا در ارتفاع سطح دریا تخمین زده می‌شوند و سپس با بهره‌گیری از تابع نگاشت نیل (نیل، ۱۹۹۶)، به ارتفاع واقعی ایستگاه انتقال داده می‌شوند. اما در مدل gpt2w، ضرایب به‌طور مستقیم و

کلوین تخمین می‌زند (ماتیوس و همکاران، ۲۰۲۰؛ ۲۰۲۱).

$$T^h(t) = a^h + b^h \cdot (t - t_0) + a_1^h \cdot \cos\left(\frac{2\pi \cdot (t - t_0)}{365.25} + f_1^h\right) + a_2^h \cdot \cos\left(\frac{2\pi \cdot (t - t_0)}{182.63} + f_2^h\right) + a_3^h \cdot \cos\left(\frac{2\pi \cdot (t - t_0)}{91.31} + f_3^h\right) \quad (9)$$

که در آن t ، تاریخ ژولین اصلاح شده (MJD)، t_0 ، تاریخ اولین مشاهده، h بیانگر ساعت (UTC) که خود از t حاصل می‌شود، a_1 ، a_2 و a_3 به ترتیب دامنه‌های سالانه، نیمه‌سالانه و فصلی، f_1 ، f_2 و f_3 به ترتیب فازهای اولیه سالانه، نیمه‌سالانه و فصلی، a و b نیز ضرایب معادله می‌باشند.

$$Tm = \alpha + \beta \cdot Ts \quad (10)$$

که در آن Ts ، دمای سطحی برحسب کلوین، α و β نیز ضرایب معادله می‌باشند.

۳-۲-۶. مدل هارمونیک رحیمی و همکاران (HM)

مدل رحیمی و همکاران با نام اختصاری HM، برای کشور ایران در سال ۲۰۲۲ توسعه داده شد (رحیمی و همکاران، ۲۰۲۲). این مدل بر پایه داده‌های بازتحلیل ERA5 در یک بازه زمانی ۱۳ ساله (از ابتدای سال ۲۰۰۷ تا انتهای سال ۲۰۱۹) و با بهره‌گیری از یک شبکه منظم با قدرت تفکیک مکانی ۰/۱۲۵ در ۰/۱۲۵ درجه ایجاد شده است. دقت این مدل، با توجه به محاسبات RMSE در حدود ۲ تا ۴ کلوین گزارش شده است. این مدل جهت برآورد Tm در یک مکان و زمان مشخص از سری‌های هارمونیک مطابق معادله ۱۱ استفاده می‌کند:

$$Tm = \overline{Tm} + \overline{Tm} \cdot \cos\left(\frac{doy-28}{365.25} 2\pi\right) \quad (11)$$

که در آن doy مخفف روز از سال است، \overline{Tm} و \overline{Tm} به ترتیب میانگین سالانه و دامنه نوسان سالانه Tm بوده که با تکنیک تخمین حداقل مربعات در هر سلول از شبکه ۰/۱۲۵ در ۰/۱۲۵ درجه محاسبه شده‌اند. به منظور ارزیابی دقت مدل‌های ذکر شده و همچنین مدل پیشنهادی در این مطالعه (در بخش ۴)، از مقادیر Tm محاسبه شده از مشاهدات ۱۱ ایستگاه رادیوسوند در کشور ایران به عنوان مقادیر مرجع استفاده شد. برای سنجش عملکرد مدل‌ها، سه

میانگین وزن‌دار دمای جو در سراسر جهان ایجاد شده است. این مدل با اتخاذ رویکردی پارامتریک، تغییرات قائم غیرخطی و تغییرات زمانی Tm را به ترتیب از طریق برازش یک تابع چند جمله‌ای مرتبه سوم (معادله ۷) و سری‌های هارمونیک (معادله ۸) مدل‌سازی می‌کند. به منظور تخمین Tm در یک مکان و زمان مشخص، مدل GGNTm با استفاده از ضرایب چند جمله‌ای حاصل از روش تخمین حداقل مربعات، مقادیر Tm را در چهار گره شبکه مجاور موقعیت مورد نظر محاسبه کرده، سپس با اعمال یک روش درون‌یابی فضایی، نظیر وزن‌دهی عکس فاصله یا درون‌یابی دوخطی، مقدار Tm را در موقعیت مکانی هدف با دقت متوسط ۳/۹ کلوین تخمین می‌زند (هوانگ و همکاران، ۲۰۱۸).

$$Tm = a + b \cdot h + c \cdot h^2 + d \cdot h^3 \quad (7)$$

که در آن a ، b ، c ، d و h به ترتیب ضرایب بخش اول مدل و ارتفاع ژئودتیک ایستگاه برحسب کیلومتر می‌باشند.

$$Tm = A_0 + A_1 \cdot \cos\left(\frac{doy - d_1}{365.25} 2\pi\right) + A_2 \cdot \cos\left(\frac{doy - d_2}{365.25} 4\pi\right) \quad (8)$$

که در آن A_0 ، A_1 و A_2 به ترتیب میانگین و دامنه‌های سالانه و نیمه‌سالانه هستند. doy مخفف روز از سال، d_1 و d_2 نیز فازهای اولیه تناوب‌های سالانه و نیمه‌سالانه می‌باشند.

۳-۲-۵. مدل hgpt2

hgpt2 مدلی مبتنی بر شبکه ۰/۲۵ در ۰/۲۵ درجه است که به صورت تجربی از نسخه شماره یک این مدل توسعه یافته و با بهره‌گیری از داده‌های بازتحلیل ERA5 در بازه زمانی ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۸، به منظور تخمین پارامترهای جوی به‌ویژه میانگین وزن‌دار دمای جو در سراسر جهان ایجاد شده است. مدل hgpt2 برای برآورد Tm در یک مکان و زمان مشخص، ابتدا با در نظر گرفتن تغییرات سالانه، نیمه‌سالانه و فصلی دما، دمای سطحی مکان هدف را با دقت متوسط ۲/۹ کلوین مطابق معادله ۹ تخمین زده، سپس با استفاده از یک نگاشت خطی میان دمای سطحی و میانگین وزن‌دار دمای جو مطابق معادله ۱۰، Tm را با دقت متوسط ۲/۶

قدرتمند یادگیری ماشین است که توسط کورتس و واپنیک در سال ۱۹۹۵ معرفی شد و در کاربردهای طبقه‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد (کورتس و واپنیک، ۱۹۹۵). اساس کار این مدل بر نگاشت داده‌های ورودی به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر از طریق توابع هسته‌ای (Kernel) است، به گونه‌ای که بتوان روابط پیچیده بین متغیرهای ورودی و خروجی را به شکل مؤثری مدل‌سازی کرد. مدل SVM مطابق معادله ۱۵ بیان می‌شود (واپنیک، ۱۹۹۹):

$$\widehat{f_{SVM}}(X) = \omega \cdot \varphi(X) + s \quad (15)$$

که در آن، ω بردار وزن، $\varphi(X)$ تابع نگاشت داده‌ها به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر و s عرض از مبدا تابع SVM در فضای ویژگی با ابعاد بالاتر است. ضرایب بردار ω و s از طریق کمینه‌سازی تابع ریسک منظم شده مطابق معادله ۱۶ برآورد می‌شوند و متغیرهای Slack (ξ_n and ξ_n^*) نیز برای مدیریت خطاهای جزئی در نظر گرفته شده‌اند (واپنیک، ۱۹۹۹).

$$J(\omega) = \frac{\|\omega\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^n (\xi_n + \xi_n^*) \quad (16)$$

$$s.t. \forall n: \begin{cases} y_n - \varphi(\omega, x_n) - s \leq \varepsilon + \xi_n \\ \varphi(\omega, x_n) + s - y_n \leq \varepsilon + \xi_n^* \\ (\xi_n \text{ and } \xi_n^*) \geq 0 \end{cases}$$

که در آن، y_n مقدار واقعی متغیر هدف برای نمونه n ام و x_n بردار ورودی (ویژگی‌ها) برای نمونه n ام می‌باشند. همچنین، پارامتر C یک مقدار مثبت است که به عنوان box constraint عمل کرده و شدت جریمه نمونه‌هایی که خطای آنها بیش از ε است را مشخص می‌کند. مطالعات پیشین (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۲؛ لی و همکاران، ۲۰۲۳؛ وانگ و همکاران، ۲۰۲۲؛ هوانگ و همکاران، ۲۰۲۲) نشان داده‌اند که عواملی همچون دمای جو سطحی، فشار جو سطحی، فشار بخار آب سطحی و موقعیت جغرافیایی، نقش کلیدی در تعیین دقت تخمین T_m ایفا می‌کنند. بر این اساس، مقادیر این پارامترها از ۱۱ ایستگاه رادیوسوند در بازه زمانی ۲۰۱۵ الی ۲۰۲۳ به عنوان متغیرهای ورودی مدل پیشنهادی با نام IR_SVM- T_m در نظر گرفته شدند. همچنین،

شاخص آماری محاسبه شد: میانگین بایاس مطلق (MBE)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (R). این شاخص‌ها به ترتیب با استفاده از معادلات زیر محاسبه می‌شوند:

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{m_i}^{model} - T_{m_i}^{real}) \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{m_i}^{model} - T_{m_i}^{real})^2} \quad (13)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (T_{m_i}^{model} - \overline{T_m^{model}})(T_{m_i}^{real} - \overline{T_m^{real}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (T_{m_i}^{model} - \overline{T_m^{model}})^2 \sum_{i=1}^N (T_{m_i}^{real} - \overline{T_m^{real}})^2}} \quad (14)$$

که در آنها N ، تعداد کل نمونه‌ها، $T_{m_i}^{model}$ ، مقدار T_m پیش‌بینی شده توسط مدل برای نمونه i ام، $T_{m_i}^{real}$ ، مقدار T_m محاسبه شده از مشاهدات رادیوسوند برای نمونه i ام، $\overline{T_m^{model}}$ ، میانگین مقادیر T_m پیش‌بینی شده توسط مدل و $\overline{T_m^{real}}$ ، میانگین مقادیر T_m حاصل از مشاهدات رادیوسوند می‌باشند. به منظور ارائه یک ارزیابی جامع‌تر و نمایش هم‌زمان شاخص‌های عملکرد مدل‌ها شامل ضریب همبستگی، پراکندگی و خطای RMS مرکزی، از نمودار تیلور برای مقایسه عملکرد مدل‌ها در مقیاس کلی استفاده خواهد شد. علاوه بر مدل‌های جهانی و منطقه‌ای، در این پژوهش با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر داده‌های رادیوسوند، مدل منطقه‌ای برای T_m ایجاد می‌شود که در ادامه روند توسعه مدل توضیح داده می‌شود. همچنین به منظور بررسی معناداری آماری اختلاف عملکرد مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل‌ها، از آزمون ناپارامتری رتبه‌دار-علامت‌دار ویلکاکسون به صورت دوجه‌دو استفاده خواهد شد (هالاندر و ولف، ۱۹۷۳). در این فرایند، باقی‌مانده‌های تخمین مدل پیشنهادی و سایر مدل‌ها نسبت به مشاهدات رادیوسوند در سال ۲۰۲۴ محاسبه شده و به عنوان ورودی آزمون قرار می‌گیرند. مقادیر p-value کمتر از ۰/۰۵ نشان‌دهنده اختلاف آماری معنادار بین عملکرد مدل پیشنهادی و مدل‌های مقایسه‌ای خواهد بود.

۴. مدل‌سازی T_m با استفاده از روش SVR

مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از روش‌های

مدل پرداخته شود، دیدی کلی از عملکرد نسبی هر مدل در نقاط مختلف کشور ارائه می‌کنند. همان‌طور که از نتایج گرافیکی شکل نیز نمایان است، اغلب مدل‌ها توانمندی بالایی در شبیه‌سازی تغییرات فصلی T_m دارند، اما بیشترین خطاها در بازتولید نوسانات کوتاه‌مدت این پارامتر مشاهده می‌شود.

در ادامه، به منظور ارزیابی کمی و هم‌زمان عملکرد مدل‌ها از نمودار تیلور مطابق شکل ۳ استفاده شده است. بر اساس مقادیر ارائه‌شده در این نمودار، مدل‌های GTrop، GGNTm و Rahimi بهترین عملکرد کلی را در تخمین T_m نشان می‌دهند. این مدل‌ها با ثبت بیشترین ضریب همبستگی (به‌طور متوسط برابر با ۷۸٪)، کمترین مقادیر RMSD (۴/۷۴ تا ۴/۷۸ سلسیوس) و انحراف معیار بسیار نزدیک به مقدار مشاهده‌ای رادیوسوند (۷/۱۰ تا ۷/۱۹ سلسیوس در برابر ۷/۲۶ سلسیوس)، بیشترین شباهت آماری را به داده‌های مرجع داشته و در نزدیک‌ترین موقعیت نسبت به نقطه مرجع در نمودار تیلور قرار می‌گیرند. این هم‌زمانی همبستگی بالا، خطای کم و بازتولید مناسب دامنه تغییرات، نشان‌دهنده کارایی بهتر این مدل‌ها در نمایش T_m منطقه مورد مطالعه است. همچنین، مدل‌های gpt2w و gpt3 عملکردی تقریباً یکسان از خود نشان دادند به گونه‌ای که هر دو مدل دارای ضریب همبستگی برابر با ۷۷٪، مقادیر RMSD بسیار نزدیک (به ترتیب ۴/۸۹ و ۴/۹۰ سلسیوس) و انحراف معیار مشابه (۷/۱۵ سلسیوس) هستند. این شباهت عددی بیانگر رفتار آماری مشابه این دو مدل بوده و نشان می‌دهد که آنها از نظر عملکرد کلی در یک سطح قرار دارند، هرچند دقت آنها اندکی پایین‌تر از مدل‌های برتر ارزیابی می‌شود. در مقابل، مدل hgpt2 عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل‌های فوق نشان می‌دهد. اگرچه مقدار انحراف معیار آن (۷/۸۳ سلسیوس) همچنان در محدوده قابل قبول قرار دارد اما کاهش ضریب همبستگی به ۶۶٪ و افزایش محسوس مقدار RMSD به ۶/۲۳ سلسیوس در منطقه باعث شده است که فاصله این مدل از نقطه مرجع افزایش یابد و توان آن در برآورد مقادیر T_m کاهش یابد. در نهایت، مدل Bevis ضعیف‌ترین عملکرد را در میان

مقادیر T_m در محل ایستگاه‌های رادیوسوند به‌عنوان متغیر خروجی مدل IR_SVM T_m مورد استفاده قرار گرفتند (تعداد داده‌های آموزشی برابر با ۲۴۷۵۰ نمونه می‌باشد). در نهایت مدل پیشنهادی با بهره‌گیری از داده‌های ورودی و خروجی مذکور آموزش داده می‌شود.

در هر مدل یادگیری ماشین، مجموعه‌ای از هایپرپارامترها به کار می‌رود که نقش تعیین‌کننده‌ای در کارایی مدل ایفا می‌کنند و تنظیم دقیق این هایپرپارامترها برای دستیابی به عملکرد بهینه ضروری می‌باشد. به منظور دستیابی به بهترین ترکیب هایپرپارامترها و جلوگیری از بیش‌برازش یا کاهش دقت مدل، فرایند تنظیم آنها از طریق حل مسئله بهینه‌سازی بیزی انجام شد. این روش با ساخت یک مدل احتمالاتی برای پیش‌بینی عملکرد مدل در فضای هایپرپارامترها و جستجوی هوشمندانه، امکان یافتن تنظیمات بهینه با تعداد تکرار کمتر و دقت بالاتر را فراهم می‌کند اسنوک و لاروشل، ۲۰۱۲). در چارچوب مدل SVM، سه هایپرپارامتر اصلی مورد تنظیم قرار گرفت که شامل پارامتر عدم حساسیت (C)، پارامتر جریمه یا محدودیت جعبه‌ای (σ) و پارامتر مقیاس کرنل (σ) می‌باشند.

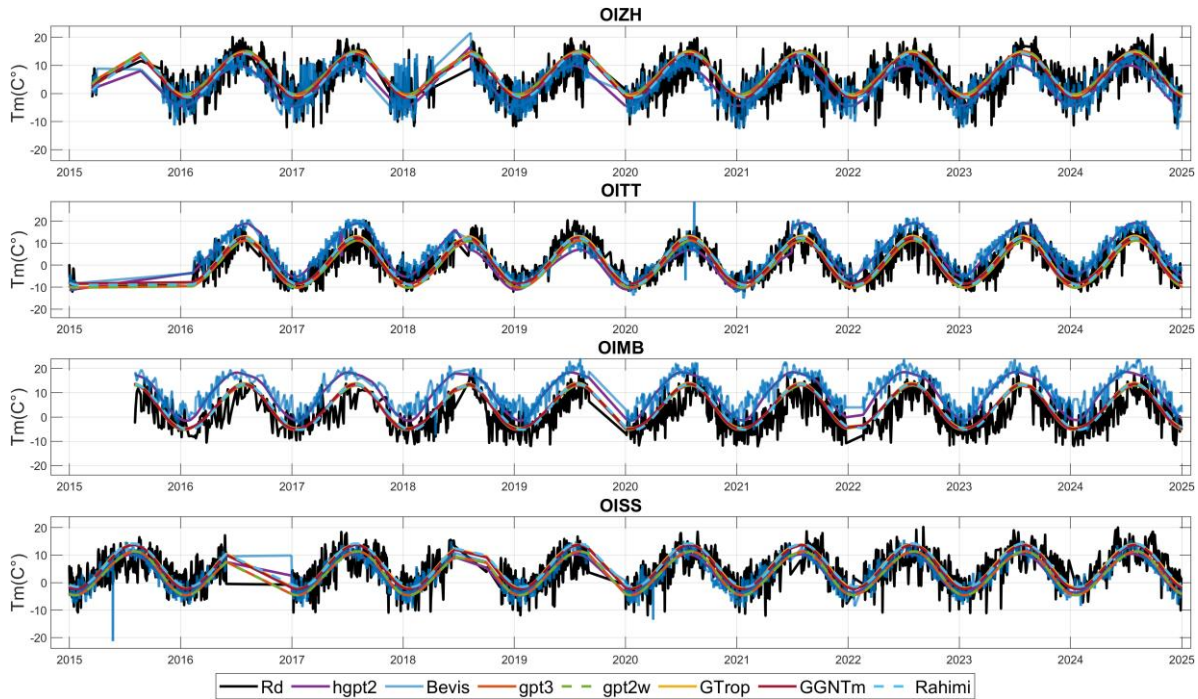
۵. نتایج و بحث

۵-۱. ارزیابی مدل‌های T_m در منطقه ایران

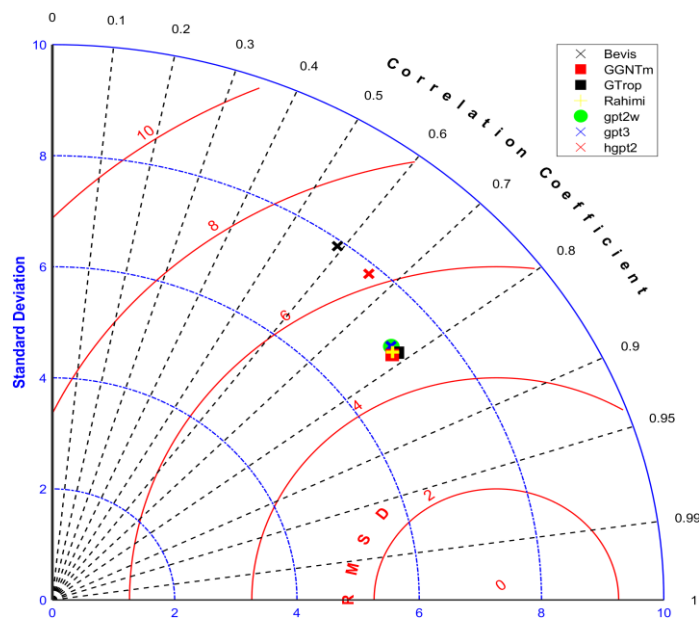
به منظور ارائه مقدمه‌ای بر تحلیل گرافیکی مدل‌های تجربی تخمین T_m معرفی شده در بخش ۳، نمودارهای مقایسه‌ای برای چهار ایستگاه دلخواه ترسیم شده‌اند. در این نمودارها، مقادیر T_m حاصل از هر یک از مدل‌های تجربی در کنار مقادیر مرجع استخراج‌شده از داده‌های رادیوسوند طی دوره زمانی ۲۰۱۵ الی ۲۰۲۴ به صورت سری زمانی نمایش داده شده است. این نمایش گرافیکی بدون ورود به تحلیل‌های آماری دقیق، امکان مشاهده بصری درجه تطابق یا انحراف مدل‌ها از مقادیر واقعی را در هر ایستگاه فراهم می‌سازد. ایستگاه‌های مورد بررسی، نماینده تنوع اقلیمی ایران بوده و انتخاب آنها با هدف پوشش گستره‌ای از شرایط جغرافیایی صورت گرفته است. نتایج گرافیکی در شکل ۲ آورده شده‌اند و پیش از آن که به تحلیل کمی شاخص‌های ارزیابی

مدل‌های مورد بررسی نشان داد. این مدل با ثبت کمترین ضریب همبستگی (۵۹٪)، بیشترین مقدار RMSD (۶/۸۸ سلسیوس) و انحراف معیار بزرگ‌تر از مشاهدات رادیوسوند تیلور قرار می‌گیرد.

مدل‌های مورد بررسی نشان داد. این مدل با ثبت کمترین ضریب همبستگی (۵۹٪)، بیشترین مقدار RMSD (۶/۸۸ سلسیوس) و انحراف معیار بزرگ‌تر از مشاهدات رادیوسوند تیلور قرار می‌گیرد.



شکل ۲. مقایسه زمانی مقادیر T_m حاصل از مدل‌های تجربی و داده‌های رادیوسوند در ایستگاه‌های OIZH، OITT، OIMB، OISS. رنگ مشکی مربوط به مقادیر مرجع T_m استخراج شده از داده‌های رادیوسوند، بنفش برای مدل hgpt2، آبی روشن برای مدل Bevis، قرمز برای مدل gpt3، سبز خط‌چین برای مدل gpt2w، زرد متمایل به نارنجی برای مدل GTrop، قرمز تیره برای مدل GGNTm و آبی خط‌چین برای مدل رحیمی و همکاران (HM) می‌باشند.



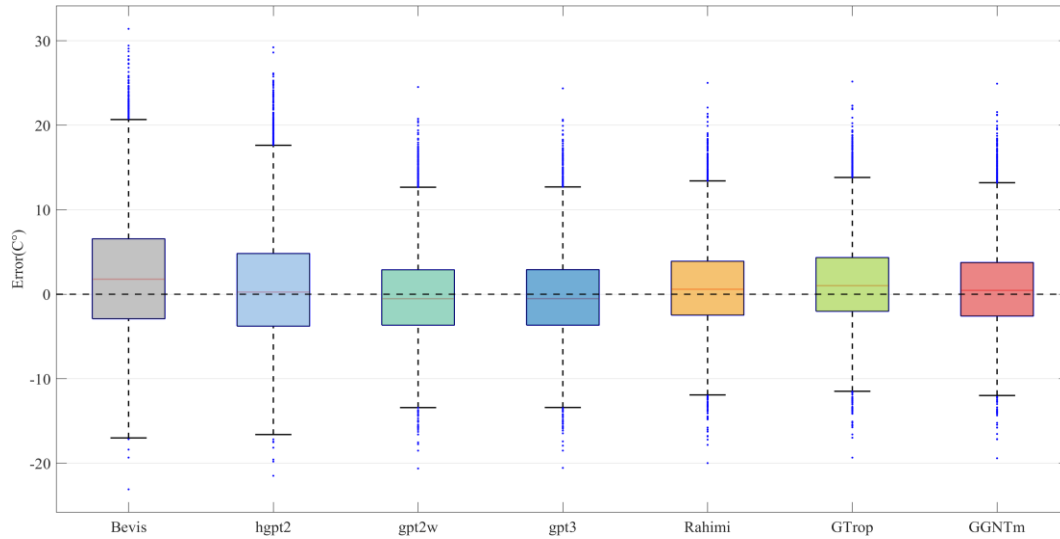
شکل ۳. ارزیابی آماری مدل‌های تخمین T_m در ایران بر اساس مشاهدات رادیوسوند در کل دوره مطالعاتی با استفاده از نمودار تیلور.

۵-۲. ارزیابی مدل پیشنهادی IR_SVM_{Tm} در منطقه ایران

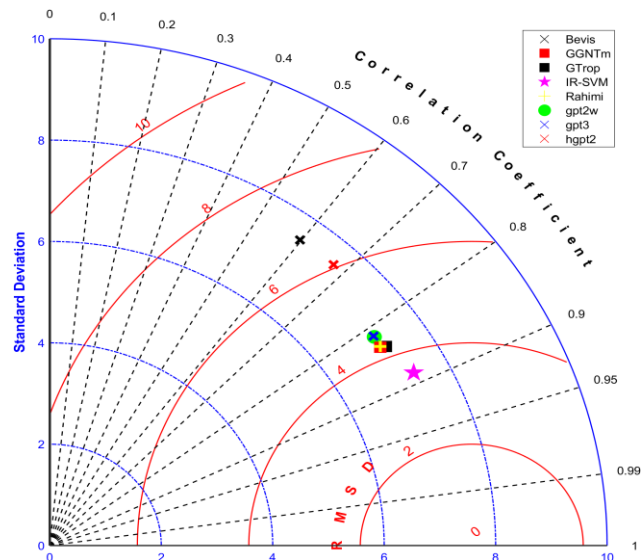
جهت ارزیابی جامع قابلیت کاربرد مدل IR_SVM_{Tm}، از مقادیر Tm محاسبه شده بر پایه داده‌های رادیوسوند در سال ۲۰۲۴ که در فرایند آموزش مدل لحاظ نشده بودند (تعداد داده‌های ارزیابی برابر با ۲۳۳۱ نمونه می‌باشد)، به‌عنوان مقادیر مرجع بهره گرفته شد. برای بررسی کمی عملکرد مدل IR_SVM_{Tm} و مقایسه آن با سایر مدل‌های تخمین Tm در سال ۲۰۲۴، نمودار تیلور و نمودار Boxplot خطا مطابق شکل ۵ و ۶ ارائه شده است. مطابق نتایج ارائه شده در شکل ۵، مدل پیشنهادی توانسته شاخص RMSD را به ۳/۵۰، سلسیوس کاهش دهد که نسبت به مدل‌های Bevis، hgpt2، gpt2w، gpt3، GTrop، GGNTm و Rahimi به‌بهبودهایی معادل با ۲/۵۷، ۳/۲۷، ۰/۹۷، ۰/۹۹، ۰/۷۲، ۰/۷۴ و ۰/۷۶ سلسیوس را در کل منطقه نشان می‌دهد. همچنین، ضریب همبستگی این مدل به ۸۹٪ رسیده و نسبت به مدل‌های ذکر شده به ترتیب به‌بهبودهایی معادل با ۲۹٪، ۲۱٪، ۷٪، ۸٪، ۵٪، ۶٪ و ۶٪ را ثبت کرده است. علاوه بر این، انحراف معیار تخمین‌های این مدل با مقدار ۷/۳۷ سلسیوس نزدیک‌ترین مقدار به انحراف معیار داده‌های واقعی رادیوسوند (۷/۵۷) را نشان می‌دهد و بدین صورت بیشترین تطابق با داده‌های واقعی Tm را نسبت به سایر مدل‌ها دارا می‌باشد.

بر اساس نتایج حاصل از تحلیل میانه و دامنه بین‌چارکی (IQR) خطاها مطابق شکل ۶، مدل پیشنهادی دارای میانه خطایی بسیار نزدیک به صفر است که عملکردی مشابه با مدل‌های hgpt2 و GTrop را در سال ۲۰۲۴ نشان می‌دهد، با این تفاوت که این مدل کمترین طول جعبه (IQR) و کمترین فاصله بین کران‌های بالایی و پایینی خطا را به خود اختصاص داده است. این ویژگی بیانگر پراکندگی کمتر خطاها، پایداری بالاتر و رفتار یکنواخت‌تر مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل‌ها می‌باشد.

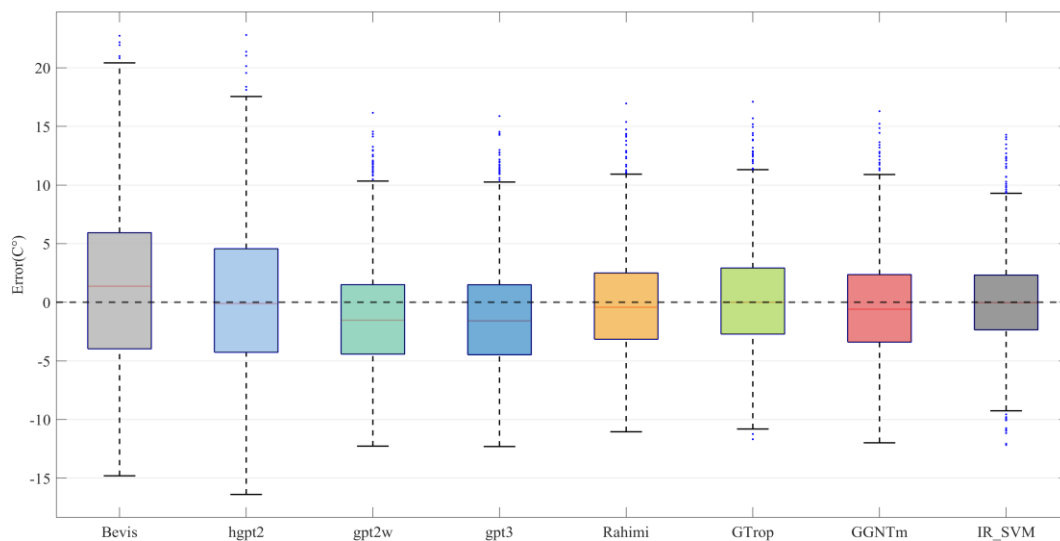
به‌منظور بررسی دقیق‌تر اهمیت آماری و پایداری خطای تخمین Tm توسط مدل‌های مختلف در کل ایستگاه‌های رادیوسوند، نمودارهای Boxplot خطای مدل‌ها در شکل ۴ ترسیم شده‌اند. این نمودارها امکان تحلیل توزیع خطا، شناسایی داده‌های پرت و ارزیابی پراکندگی مقادیر خطا در ایستگاه‌های مختلف را فراهم می‌کنند. در نمودار Boxplot، کران‌های بالایی و پایینی، چارک اول (Q1)، چارک سوم (Q3)، میانه و داده‌های پرت نمایش داده شده و دامنه بین‌چارکی (IQR) به‌عنوان طول جعبه، شاخصی از میزان پراکندگی و پایداری خطای مدل‌ها محسوب می‌شود. بر اساس نتایج حاصل از تحلیل میانه و دامنه بین‌چارکی (IQR) خطاها مطابق شکل ۴، مدل‌های Bevis و سپس hgpt2 ضعیف‌ترین عملکرد را در میان مدل‌های مورد بررسی نشان می‌دهند. بزرگ بودن دامنه بین‌چارکی و گستردگی کران‌ها در این مدل‌ها بیانگر پراکندگی زیاد خطا و ناپایداری عملکرد آنها در ایستگاه‌های مختلف رادیوسوند است. هرچند مدل hgpt2 دارای میانه خطایی نزدیک به صفر بوده اما گستردگی قابل توجه دامنه خطا نشان می‌دهد که عملکرد این مدل در سطح ایستگاه‌ها یکنواخت نیست و از قابلیت اطمینان کمتری برخوردار می‌باشد. در مقابل، تمامی مدل‌های hgpt2w، gpt3، GTrop، GGNTm و Rahimi دارای میانه خطای نزدیک به صفر و دامنه بین‌چارکی نسبتاً مشابه و نزدیک به هم بوده و در مجموع عملکرد نزدیکی در تخمین Tm نشان می‌دهند. با این حال، به دلیل فاصله بیشتر میان کران‌های بالا و پایین خطا در مدل‌های gpt2w و gpt3، این دو مدل در مقایسه با مدل‌های GTrop، GGNTm و Rahimi اندکی ضعیف‌تر ارزیابی می‌شوند. به‌طور کلی، نتایج نمودار Boxplot خطا با یافته‌های حاصل از نمودار تیلور سازگاری کامل داشته و تأیید می‌کند که مدل‌هایی با عملکرد ضعیف‌تر در ارزیابی کلی، از نظر پایداری و توزیع خطا نیز رفتار نامناسب‌تری در کل منطقه نشان می‌دهند.



شکل ۴. نمودار Boxplot خطای مدل‌های تخمین T_m در ایران در کل دوره مطالعاتی.



شکل ۵. ارزیابی آماری مدل $IR_SVM_{T_m}$ و مقایسه آن با مدل‌های تخمین T_m در ایران بر اساس مشاهدات رادیوسوند در سال ۲۰۲۴ با استفاده از نمودار تیلور.



شکل ۶. نمودار Boxplot خطای مدل $IR_SVM_{T_m}$ و مدل‌های تخمین T_m در ایران بر اساس داده‌های سال ۲۰۲۴.

به منظور تکمیل تحلیل‌های توصیفی ارائه شده و ارزیابی معناداری آماری بهبودهای مشاهده شده در سطح عملکرد مدل پیشنهادی، آزمون ناپارامتری رتبه‌دار-علامت‌دار ویلکاکسون به صورت دوه‌دو میان مدل IR_SVM_{Tm} و سایر مدل‌های تخمین Tm بر روی خطاهای زوجی در سال ۲۰۲۴ اعمال شد و نتایج حاصل در جدول ۱ آورده شده است. نتایج ارائه شده در جدول ۱ نشان می‌دهد که مقادیر P-Value مربوط به تمام مقایسه‌ها در بازه‌ای بسیار کوچک قرار دارند که نشان‌دهنده اختلاف غیرتصادفی میان خطای مدل پیشنهادی و سایر مدل‌ها است. این نتایج تأیید می‌کنند که بهبود عملکرد مدل IR_SVM_{Tm} نسبت به سایر مدل‌ها از نظر آماری معنادار و قابل اعتماد است.

به منظور ارزیابی پایداری و قابلیت اطمینان مدل پیشنهادی این مطالعه در شرایط جوی متفاوت و بررسی اثر احتمالی بارش بر دقت تخمین Tm، تحلیل‌های تفکیکی برای ساعات بارانی و غیر بارانی در سال ۲۰۲۴ با استفاده از شاخص‌های آماری RMSE، MBE و ضریب همبستگی انجام شد. بدین منظور، با استفاده از داده‌های بارش ماهواره‌ای IMERG، ساعات زمانی بر اساس مقدار نرخ بارش تفکیک شدند به طوری که ساعات با نرخ بارش بیشتر از صفر به عنوان ساعات بارانی و ساعات با نرخ بارش برابر با صفر به عنوان ساعات غیر بارانی در نظر گرفته شدند. بر این اساس، از مجموع داده‌های مورد بررسی، ۷۲ نمونه مربوط به ساعات بارانی و ۲۱۵۹ نمونه دیگر مربوط به ساعات غیر بارانی می‌باشد و نتایج تحلیل نیز در جدول ۲ لیست شده است. به طور کلی، نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که حضور بارش موجب کاهش دقت تخمین Tm در تمامی مدل‌ها شده که این موضوع با افزایش مقدار RMSE و

کاهش ضریب همبستگی در ساعات بارانی نسبت به ساعات غیر بارانی همراه بوده است. این رفتار می‌تواند به افزایش ناهمگنی ساختار جو، تغییرات شدیدتر نیمرخ بخار آب و پیچیدگی بیشتر فرایندهای فیزیکی حاکم بر جو در شرایط بارانی نسبت داده شود. با این وجود، مدل IR_SVM_{Tm} که بر اساس شاخص‌های RMSE و ضریب همبستگی بهترین عملکرد را در میان تمامی مدل‌ها در ساعات غیر بارانی نشان داده است، توانسته همین سطح از برتری را در ساعات بارانی نیز حفظ کند. به عبارت دیگر، این مدل در هر دو شرایط بارشی و غیر بارشی کمترین مقدار RMSE و بالاترین ضریب همبستگی را نسبت به سایر مدل‌ها دارا بوده و تنها تغییرات محدودی در عملکرد آن مشاهده می‌شود. این نتایج، بیانگر پایداری، قابلیت تعمیم و عملکرد یکنواخت مدل پیشنهادی در مواجهه با شرایط جوی متفاوت بوده و توانایی بالاتر آن در تخمین دقیق Tm نسبت به سایر مدل‌ها را تأیید می‌کند. پس از مدل پیشنهادی این مطالعه، در شرایط غیربارشی سه مدل GTrop، Rahimi و GGNTm با عملکردی بسیار نزدیک به یکدیگر در رتبه دوم قرار گرفته و دو مدل gpt2w و gpt3 نیز با دقت تقریباً مشابه، رتبه سوم را به خود اختصاص می‌دهند. در مقابل و در شرایط بارشی، سه مدل GTrop، Rahimi و GGNTm با افت محسوس دقت مواجه شده و پایداری عملکرد خود را نسبت به شرایط غیربارشی از دست می‌دهند، در حالی که دو مدل gpt2w و gpt3 با حفظ عملکرد نسبتاً پایدار، جایگاه آنها را در رتبه‌های بعدی به دست آوردند. علاوه بر این، در هر دو شرایط بارشی و غیربارشی، مدل‌های Bevis و hgpt2 ضعیف‌ترین عملکرد را برای تخمین Tm در منطقه مطالعاتی نشان می‌دهند.

جدول ۱. نتایج آزمون آماری ویلکاکسون برای بررسی معناداری آماری اختلاف عملکرد مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل‌های تخمین Tm در سال ۲۰۲۴.

Models	Bevis	hgpt2	gpt2w	gpt3	GTrop	GGNTm	Rahimi
P-Value	$4/93 \times 10^{-06}$	$2/67 \times 10^{-20}$	$5/30 \times 10^{-11}$	$3/84 \times 10^{-12}$	$8/16 \times 10^{-94}$	$6/61 \times 10^{-17}$	$1/10 \times 10^{-40}$

جدول ۲. ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی و مقایسه با مدل‌های تخمین T_m در شرایط بارشی و بدون بارش بر اساس داده‌های رادیوسوند سال ۲۰۲۴ با استفاده از شاخص‌های آماری $RMSE(C^\circ)$ ، $MBE(C^\circ)$ و ضریب همبستگی.

شرایط بدون بارش			شرایط بارشی			مدل‌ها
R	RMSE	MBE	R	RMSE	MBE	
۵۳٪	۸/۱۷	۵/۶۱	۶۰٪	۶/۸۵	۱/۱۷	Bevis
۴۶٪	۸/۰۶	۴/۵۲	۶۸٪	۶/۰۰	۰/۱۶	hgpt2
۷۲٪	۴/۶۸	۱/۴۱	۸۲٪	۴/۶۵	-۱/۳۶	gpt2w
۷۲٪	۴/۷۲	۱/۴۶	۸۲٪	۴/۶۷	-۱/۳۸	gpt3
۷۴٪	۵/۴۴	۳/۲۳	۸۴٪	۴/۱۸	۰/۱۶	GTrop
۷۴٪	۵/۰۵	۲/۶۸	۸۴٪	۴/۲۳	-۰/۴۹	GGNTm
۷۴٪	۵/۱۱	۲/۶۴	۸۴٪	۴/۲۳	-۰/۲۷	Rahimi
۸۷٪	۳/۶۷	۱/۱۳	۸۹٪	۲/۹۶	۰/۱۲	IR_SVM T_m

۶. نتیجه‌گیری

جغرافیایی، زمان، دمای جو سطحی، فشار جو سطحی و فشار بخار آب سطحی به‌عنوان متغیرهای ورودی جهت شبیه‌سازی ارتباط با مقدار خروجی T_m به‌کار گرفته شدند. فرایند آموزش مدل با بهره‌گیری از T_m مشتق‌شده از داده‌های مربوط به ۱۱ ایستگاه رادیوسوند در سراسر ایران طی بازه زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۳ انجام گرفت. جهت ارزیابی قابلیت تعمیم‌پذیری مدل $IR_SVM_{T_m}$ ، T_m مشتق‌شده از داده‌های سال ۲۰۲۴ همین ایستگاه‌ها به‌عنوان مقادیر قابل‌اعتماد مورد استفاده قرار گرفت و عملکرد مدل پیشنهادی در برابر چند مدل تجربی منتخب مقایسه شد. مقادیر $RMSE$ ، میانگین بایاس و ضریب همبستگی مدل $IR_SVM_{T_m}$ در سراسر ایستگاه‌های مورد بررسی به‌ترتیب برابر ۳/۶۵ سلسیوس، ۰/۲۰ سلسیوس و ۸۹٪ به‌دست آمد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که این مدل از نظر دقت تخمین در مقایسه با مدل‌های تجربی منتخب شامل Bevis، hgpt2، gpt2w، GTrop، GGNTm و Rahimi بهبود معناداری در مقدار $RMSE$ به میزان ۳/۲۵، ۲/۴۳، ۱/۰۰، ۱/۰۲، ۰/۵۸، ۰/۶۱ و ۰/۶۱ سلسیوس حاصل کرده است. افزون بر این، ارزیابی عملکرد مدل‌ها در شرایط بارانی و غیر بارانی نشان داد که مدل $IR_SVM_{T_m}$ در هر دو وضعیت جوی، عملکردی برتر نسبت به مدل‌های تجربی ارائه داده است. این نتایج انگیزه استفاده از مدل پیشنهادی در بهبود تخمین T_m در مناطق فاقد داده‌های رادیوسوند را افزایش می‌دهد.

بخار آب قابل‌بارش (PWV) نقش مهمی در چرخه آب و پیش‌بینی‌های هواشناسی ایفا می‌کند. با این حال، روش‌های مرسوم اندازه‌گیری PWV پاسخگوی نیازهای روزافزون توسعه علمی در حوزه هواشناسی نیستند. از این‌رو، سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی (GNSS) به‌عنوان ابزاری موثر با قابلیت ارائه داده‌های دقیق و با وضوح بالا در زمان و مکان شناخته شده است. در کاربردهای هواشناسی GNSS، تأخیر تر جو (ZWD) با استفاده از ضریب تبدیل که وابسته به دمای میانگین جوی (T_m) است، به مقدار PWV تبدیل می‌شود. بنابراین، توسعه روش‌های دقیق و قابل اطمینان برای تخمین T_m از اهمیت بالایی برخوردار است. تا به امروز چندین مدل تجربی در جهان برای برآورد این کمیت پیشنهاد شده‌اند. نکته حائز اهمیت در مورد این مدل‌ها این است که کاربران نباید به دقت ارائه‌شده این مدل‌ها در سطح جهانی اکتفا کنند چراکه ممکن است کارایی این مدل‌ها به‌صورت منطقه‌ای مثلاً در ایران کاهش یابد. در این مطالعه، به‌منظور توسعه مدلی دقیق برای برآورد دمای میانگین جوی (T_m) در ایران، از الگوریتم یادگیری ماشین ماشین بردار پشتیبان بهره‌گیری شد و مدل جدیدی با عنوان $IR_SVM_{T_m}$ معرفی شد. این مدل با استفاده از داده‌های مکانی-زمانی و پارامترهای سطحی هواشناسی که دارای همبستگی معنادار با T_m هستند، طراحی شد. پارامترهایی نظیر موقعیت

مراجع

- Alber, C., Ware, R., Rocken, C & Braun, J. (2000). Obtaining single path phase delays from GPS double differences. *Geophysical Research Letters*, 27, 2661–2664.
- Allan, RP. (2012). The Role of Water Vapor in Earth's Energy Flows. *Surv Geophys*, 33, 557–564.
- Sharifi M. A., Sam Khaniani, A. & Joghataei, M. (2015). Comparison of GPS precipitable water vapor and meteorological parameters during rainfalls in Tehran. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 127(6), 701-710.
- Abdelfatah, M.A., Elhady, S. R., Mousa, A. & El-Fiky, G.S. (2024). A new Egyptian Grid Weighted Mean Temperature (EGWMT) model using hourly ERA5 reanalysis data in GNSS PWV retrieval. *Scientific Reports*, 14(1), 14608.
- Boudouris, G. (1963). On the index of refraction of air, the absorption and dispersion of centimeter waves by gases. *Journal of Research of the National Bureau of Standards*, 67D, 631-684.
- Bolton, D. (1980). The computation of equivalent potential temperature. *Monthly Weather Review*, 108(7), 1046–1053.
- Beria, H., Nanda, T., Singh Bisht, D & Chatterjee, C. (2017). Does the GPM mission improve the systematic error component in satellite rainfall estimates over TRMM? An evaluation at a pan-India scale. *Hydrol Earth Syst Sci*, 21, 6117–6134.
- Bevis, M., Businger, S., Herring, T.A., Rocken, C., Anthes, R.A & Ware, R.H. (1992). GPS meteorology: remote sensing of the atmospheric water vapor using the global positioning system. *Journal of Geophysical Research*, 97(D14), 15787–15801.
- Bevis, M., Chiswell, S., Herring, TA., Anthes, RA., Rocken, C. & Ware, R.H. (1994). GPS meteorology: mapping zenith wet delays onto precipitable water. *J Appl Meteor*, 33(3), 379-386.
- Braun, J., Rocken, C. & Ware, R. (2001). Validation of line-of-sight water vapor measurements with GPS. *Radio Science*, 36, 459–472.
- Boehm, J., Moeller, G., Schindelegger, M., Pain, G & Weber, R. (2015). Development of an improved empirical model for slant delays in the troposphere (GPT2w). *GPS Solutions*, 19(3), 433-441.
- Davis, J.L., Herring, T.A., Shapiro, I.I., Rogers, A.E.E & Elgered, G. (1985). Geodesy by Radio Interferometry: Effects of Atmospheric Modeling Errors on Estimates of Baseline Length. *Radio Science*, 20, 1593–1607.
- Rahimi, H., Asgari, J & Nafisi, V. (2022). Local modeling of weighted mean temperature in Iran and its impact on GNSS meteorology. *Acta Geophysica*, 70(3), 1445-1454.
- He, C., Wu, S., Wang, X., Hu, A., Wang, Q & Zhang, K. (2017). A new voxel-based model for the determination of atmospheric weighted mean temperature in GPS atmospheric sounding. *Atmospheric Measurement Techniques*, 10(6), 2045-2060
- Hollander, M. & Wolfe, D.A. (1973). Nonparametric statistical methods. John Wiley & Sons, New York-Sydney-Tokyo-Mexico City.
- Hopfield, H.S. (1971). Tropospheric effect on electromagnetically measured range prediction from surface weather data. *Radio Science*, 6, 357–367.
- Huang, L., Jiang, W., Liu, L., Chen, H & Ye, S. (2018). A new global grid model for the determination of atmospheric weighted mean temperature in GPS precipitable water vapor. *Journal of Geodesy*, 93, 159–176.
- Huang, L., Liu, L., Chen, H & Jiang, W. (2019). An improved atmospheric weighted mean temperature model and its impact on GNSS precipitable water vapor estimates for China. *GPS Solutions*, 23(2), 51.
- Huang, L., Li, H., Li, J., Liu, L., Zhao, Q & Zhou, L. (2022). Random Forest-Based Model for Estimating Weighted Mean Temperature in Mainland China. *Atmosphere*, 13, 1368.
- Kouba, J. & Héroux, P. (2001). Precise point positioning using IGS orbit and clock products. *GPS Solutions*, 5, 12–28.
- Landskron, D. & Boehm, J. (2017). VMF3/GPT3: Refined discrete and empirical troposphere mapping functions. *Journal of Geodesy*, 92(3), 349-360.
- Li, XX., Dick, G., Lu, CX., Ge, MR., Nilsson, T., Ning, T., Wickert, J & Schuh, H. (2015). Multi-GNSS Meteorology: Real-Time Retrieving of Atmospheric Water Vapor from Beidou, Galileo, GLONASS and GPS Observations. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 53, 6385–6393.
- Li, L., Li, Y., He, Q. & Wang, X. (2022). Weighted Mean Temperature Modelling Using Regional Radiosonde Observations for the Yangtze River Delta Region in China. *Remote Sens*, 14, 1909.
- Li, K., Li, L., Hu, A., Pan, J., Ma, Y & Zhang, M. (2023). Research on Modeling Weighted Average Temperature Based on the Machine Learning Algorithms. *Atmosphere*, 14, 1251.
- Murray, FW. (1967). On the computation of saturation vapor pressure. *J. Appl Meteor*, 6, 203-204.
- Mateus, P., B. Mendes, V., Catalao, J. & Nico, G. (2020). An ERA5-Based Hourly Global Pressure and Temperature (HGPT) Model. *Remote Sens*, 12(7), 1098.

- Mateus, P., B. Mendes, V. & Plecha, S. (2021). HGPT2: An ERA5-Based Global Model to Estimate Relative Humidity. *Remote Sens*, 13(11), 2179.
- Ma, Y., Zhao, Q., Wu, K., Yao, W., Liu, Y., Li, Z. & Shi, Y. (2022). Comprehensive Analysis and Validation of the Atmospheric Weighted Mean Temperature Models in China. *Remote Sens*, 14, 3435.
- Niell, A.E. (1996). Global mapping functions for the atmosphere delay at radio wavelengths. *J Geophys Res* 101, 3227–3246.
- Smith, E.K & Weintraub, S. (1953). The Constants in the Equation for Atmospheric Refractive Index at Radio Frequencies. *Proceedings of the IRE*, 41, 1035-1037.
- Saastamoinen, J. (1972). Atmospheric correction for the Troposphere and stratosphere in radio ranging of satellites in the use of artificial satellites for geodesy. *Geophysics Monoger*, 15, 247–251.
- Snoek, J., Larochelle, H & Adams, R.P. (2012) Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms, *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Sun, Z., Zhang, B. & Yao, Y. (2019). A Global Model for Estimating Tropospheric Delay and Weighted Mean Temperature Developed with Atmospheric Reanalysis Data from 1979 to 2017. *Remote Sens*, 11, 1893.
- Cortes, C. & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Mach Learn*, 20, 273–297.
- Vapnik, V. (1999). The nature of statistical learning theory. *Springer, Berlin*.
- Wang, X., Li, L., Li, Y & He, Q. (2022). Weighted Mean Temperature Modelling Using Regional Radiosonde Observations for the Yangtze River Delta Region in China. *Remote Sens*.
- Zhang, B., Wang, Z., Li, W., Jiang, W., Shen, Y., Zhang, Y., Zhang, S & Tian, K. (2022). An Improved Spatiotemporal Weighted Mean Temperature Model over Europe Based on the Nonlinear Least Squares Estimation Method. *Remote Sens*, 14, 3609.
- Zumberge, J.F., Heflin, M.B & Jefferson, D.C. (1997). Precise point positioning for the efficient and robust analysis of GPS data from large networks. *Journal of Geophysical Research*, 102(B3), 5005–5017.