

## Ensemble lightning forecasting in the southern foothills of the Alborz mountain range using WRF model

Jalali Koutanaei, M.<sup>1</sup>  | Taghavi, F.<sup>1</sup>  | Mohebalhojeh, A. R.<sup>1</sup>  | Gharaylou, M.<sup>1</sup>  | Ghader, S.<sup>1</sup> 

1. Department of Space Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran.

Corresponding Author E-mail: [ftaghavi@ut.ac.ir](mailto:ftaghavi@ut.ac.ir)

(Received: 30 Dec 2025, Revised: 28 Jan 2026, Accepted: 28 Feb 2026, Published online: 30 May 2026)

### Summary

Lightning is a phenomenon of instantaneous electrical discharge over long distances associated with thunderstorms which causes significant human and financial losses worldwide. In this study, the Lightning Potential Index (LPI), which measures the ability to charge within a cloud, was used to predict lightning occurrences on the southern slopes of the Alborz Mountains. This was carried out using a regional WRF model at three nested domains with resolutions of 9, 3, and 1 km. Twelve physics parameterization schemes were utilized in the model with initial and boundary conditions taken from Global Forecast System (GFS), 21 members of Global Ensemble Forecast System (GEFS), and the ECAMWF ERA5 data at a resolution of 0.25 degrees. Additionally, lightning occurrence prediction was enhanced using machine learning methods, including support vector machines (SVM) and random forests (RF). The Earth Networks data was used for the real lightning data. The highest value of the squared correlation  $R^2$ , or coefficient of determination, was 0.41 with a NRMSE (normalized root mean square error: RMSE divided by the standard deviation) of 0.77 for the GEFS input data set using the Goddard microphysics parameterization, Kain–Fritsch (KF) convection, Dudhia for shortwave radiation, RRTM for longwave radiation, MYJ for boundary layer, and Noah LSM surface layer. The lowest value of  $R^2$  was 0.06 with the NRMSE of 0.97 for the GFS input data set and the Morrison–Morr microphysics parameterization, Grell–Devenyi ensemble convection, RRTM for radiation, MYNN boundary layer and NOAH LSM surface layer. In addition to LPI, other quantities related to static instability were also examined for their statistical relation with the number of lightning flashes. The quantities examined included Convective Available Potential Energy (CAPE), Cloud Physics Thunder Parameter (CPTP), K index (KI), Convection Inhibition (CIN) and equivalent reflectivity factor (DBZ). The  $R^2$  values for the linear regression between the number of flashes and CAPE, CPTP, KI, CIN and DBZ were 0.14, 0.07, 0.02, 0.03 and 0.07, respectively. Therefore, only CAPE exhibited modest statistical relation with the lightning flashes. After weighted matching and machine learning correction with the support vector machine (SVM) method, the  $R^2$  value increased to 0.44 and 0.59, respectively, while the corresponding NRMSE values were 0.75 and 0.65. Given the significant impact of CAPE on the formation of convective clouds, its weight was doubled in applying the SVM. Consequently,  $R^2$  for the quadratic regression between the LPI and the actual lightning data was increased to 0.63, while NRMSE was decreased slightly to 0.62. Overall, the results suggest that the LPI index is a suitable indicator for predicting lightning occurrence on the southern slopes of the Alborz Mountains, as there is a sufficiently strong statistical relation between the actual lightning data and the LPI index. Moreover, following weighted matching and correction by machine learning, the accuracy of lightning prediction is significantly improved.

**Keywords:** Lightning, Ensemble Prediction, WRF Model, LPI Index.

Cite this article: Jalali Koutanaei, M., Taghavi, F., Mohebalhojeh, A. R., Gharaylou, M., & Ghader, S. (2026). Ensemble lightning forecasting in the southern foothills of the Alborz mountain range using WRF model. *Journal of the Earth and Space Physics*, 52(1), 195-210. DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.408935.1007747>

E-mail: (1) [mojtaba.jalali@ut.ac.ir](mailto:mojtaba.jalali@ut.ac.ir) | [amoheb@ut.ac.ir](mailto:amoheb@ut.ac.ir) | [gharaylo@ut.ac.ir](mailto:gharaylo@ut.ac.ir) | [sghader@ut.ac.ir](mailto:sghader@ut.ac.ir)



© Authors Retain the Copyright and Full Publishing Rights.

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.408935.1007747>

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

## پیش‌بینی همادی آذرخش در دامنه‌های جنوبی رشته‌کوه البرز با استفاده از مدل WRF

مجتبی جلالی کوتنائی<sup>۱</sup> | فرحناز تقوی<sup>۱</sup> | علیرضا محب‌الحجه<sup>۱</sup> | مریم قرایلو<sup>۱</sup> | سرمد قادر<sup>۱</sup>

۱. گروه فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: [ftaghavi@ut.ac.ir](mailto:ftaghavi@ut.ac.ir)

(دریافت: ۱۴۰۴/۱۰/۰۹، بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۰۸، پذیرش نهایی: ۱۴۰۴/۱۲/۰۹، انتشار آنلاین: ۱۴۰۵/۳/۰۹)

### چکیده

آذرخش پدیده تخلیه آنی الکتریکی در فواصل طولانی در توفان‌های تندری است که منجر به خسارات بسیاری در سطح جهان می‌شود. این مطالعه اختصاص به کاربست شاخص پتانسیل رخداد آذرخش (LPI) برای پیش‌بینی همادی آذرخش و اصلاح آن با روش‌های یادگیری ماشین از جمله ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) بر روی دامنه جنوبی رشته‌کوه البرز با استفاده از مدل منطقه‌ای WRF دارد. در اجرای مدل از دوازده طرحواره پارامترسازی همراه با داده‌های اولیه GFS، GEFS و ERA5 با تفکیک ۰/۲۵ درجه در سه حوزه تودرتو با تفکیک‌های ۳، ۹ و ۱ کیلومتر و برای درستی‌سنجی نتایج از داده‌های شبکه‌های زمینی (Networks Earth) استفاده شده است. برای ارتباط آماری میان LPI و تعداد درخش، بیشترین مقدار ضریب تعیین  $R^2$  با مقدار ۰/۴۱ همراه با ریشه میانگین مربعات خطای بهنجار شده (NRMSE) برابر ۰/۷۷ مربوط به داده ورودی GEFS با مجموعه پارامترسازی‌های خردفیزیک گودارد، همرفت کین-فریچ، دودهیه برای تابش طول موج کوتاه، RRTM برای تابش طول موج بلند، میسو برای لایه مرزی و لایه سطحی Noah می‌باشد. پس از هماد سازی وزن‌دار و اصلاح توسط یادگیری ماشین با روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)، مقدار  $R^2$  به ترتیب به ۰/۴۴ و ۰/۵۹ افزایش و مقدار NRMSE به ترتیب به ۰/۷۵ و ۰/۶۵ کاهش می‌یابد. با افزایش وزن شاخص انرژی پتانسیل دسترس‌پذیر همرفتی (CAPE) در روش SVM و برازش مربعی،  $R^2$  به ۰/۶۳ افزایش و NRMSE به ۰/۶۲ کاهش می‌یابد. در مجموع، نتایج بیانگر ارتباط آماری مناسب LPI با مشاهدات آذرخش و بهبود پیش‌بینی آذرخش با همادسازی وزن‌دار و اصلاح از طریق یادگیری ماشین است.

واژه‌های کلیدی: آذرخش، پیش‌بینی همادی، مدل WRF، شاخص LPI.

### ۱. مقدمه

Lightning به ساختمان‌ها، جنگل‌ها، تجهیزات برقی و الکترونیکی، سامانه‌های نوابری و ارتباطات آسیب می‌رساند و حتی جان انسان‌ها را تهدید می‌کند. تخمین جهانی بلایای جانی ناشی از آذرخش، شامل ۲۴۰۰۰ مرگ و ۲۴۰۰۰۰ جراحت در سراسر جهان در هر سال می‌باشد (هول، ۲۰۰۸). تلفات مرتبط با آذرخش در آمریکا نشان می‌دهد که میزان مرگ‌ومیر ناشی از آذرخش، ۰/۴۲ در هر میلیون نفر در سال را شامل می‌شود (کوران و همکاران، ۱۹۹۹). همچنین بررسی اثرات آذرخش در چین نشان می‌دهد بلایای آذرخش به‌طور عمده در ماه‌های تابستان رخ می‌دهند و ساکنان مناطق کشاورزی و روستایی قربانیان اصلی آذرخش هستند (ژنگ و همکاران، ۲۰۱۱). آذرخش

آذرخش یکی از پدیده‌های همراه با توفان‌های تندری است که منجر به خسارات جانی و مالی بسیاری در سطح جهان می‌شود. آذرخش همچون عامل هواشناختی مهمی در مدار الکتریکی جهانی، بین زمین و یونسپهر نقش ایفا می‌کند. آذرخش پدیده تخلیه آنی در فواصل طولانی در هوای توفانی است (شوشو و همکاران، ۲۰۱۶). وقوع آذرخش بر اثر باردار شدن اولیه آب شهاب‌ها (Hydrometeors) در ابر ناشی از جدایی بارهای الکتریکی و شکست عایقی طبقات بار شکل می‌گیرد (صادقی و همکاران، ۲۰۲۱). اثرات فیزیکی آذرخش، مانند جریان الکتریکی زیاد، دمای بسیار بالا، تابش الکترومغناطیسی قوی و موج ضربه، به‌ویژه آذرخش ابر به زمین (CG) Cloud-to-Ground

استناد: جلالی کوتنائی، مجتبی؛ تقوی، فرحناز؛ محب‌الحجه، علیرضا؛ قرایلو، مریم و قادر، سرمد (۱۴۰۵). پیش‌بینی همادی آذرخش در دامنه‌های جنوبی رشته‌کوه البرز با استفاده از مدل WRF. مجله فیزیک زمین و فضا، ۵۲(۱)، ۱۹۵-۲۱۰. DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.408935.1007747>

رایانامه: (۱) [mojtaba.jalali@ut.ac.ir](mailto:mojtaba.jalali@ut.ac.ir) | [amoheb@ut.ac.ir](mailto:amoheb@ut.ac.ir) | [gharaylo@ut.ac.ir](mailto:gharaylo@ut.ac.ir) | [sghader@ut.ac.ir](mailto:sghader@ut.ac.ir)



ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2026.408935.1007747>

مقادیر KI پهنه وسیع مستعد فعالیت همرفتی و دارای احتمال بالای رخداد آذرخش را پیش‌بینی می‌کند. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده KI و شاخص LPI با مقادیر به دست آمده از داده‌های مشاهداتی سنجد LIS بیانگر آن است که پیش‌بینی مکان رخداد آذرخش با استفاده از پارامترهای خردفیزیک ابر نسبت به پارامترهای ترمودینامیکی با دقت بیشتری انجام می‌شود. در مطالعه انجام شده در نپال-بنگلادش-هند، ضمن تأکید نتایج بر لزوم بهبود قابلیت LFA و بررسی عامل‌های واسنجی، محققین روش‌هایی برای واسنجی دوباره LFA برای بهینه‌سازی عملکرد پیشنهاد دادند (مک کال و همکاران، ۲۰۲۰). برای نمونه، برای مناطق استوایی هند و مستعد توفان‌های همرفتی شدید در طول فصل باران‌های موسمی، طرحواره‌های پارامترسازی خردفیزیک چون دومؤلفه‌ای (NSSL-2) و موریسون عملکرد قوی‌تری در پیش‌بینی فعالیت آذرخش نسبت به سایر طرحواره‌ها در پیش‌بینی LPI داشته‌اند (موریسون و همکاران، ۲۰۰۹؛ ماندال و همکاران، ۲۰۲۳ و ۲۰۲۴). همچنین تحقیقاتی برای تأیید مکانی و زمانی پیش‌بینی LPI در منطقه اروپای مرکزی انجام شد. نتایج نشان داد طرحواره پارامترسازی با خردفیزیک ابر دومؤلفه‌ای پیش‌بینی بهتری برای LPI ارائه می‌دهد و تحلیل نمره مهارت کسری نشان داد که برای خردفیزیک ابر دومؤلفه‌ای، پیش‌بینی ماهرانه‌تری در مقیاس‌های کوچک‌تر نسبت به خردفیزیک ابر یک‌لحظه‌ای، حاصل شده است. تأیید زمانی LPI نسبت به تأیید مکانی آن کارآمدتر است و در ۷۰٪ موارد، اختلاف زمانی بین شروع تعریف شده فعالیت آذرخش پیش‌بینی شده و شناسایی شده حداکثر ۴۵ دقیقه بوده است (بابونکو اولیروا و همکاران، ۲۰۲۲). همچنین مک کال و همکاران (۲۰۲۰) طرحواره‌های دیگری برای پیش‌بینی آذرخش معرفی کردند. در تحقیقی دیگر در یونان، سودمندی LPI برای پیش‌بینی آذرخش در قلمرو یونان و اهمیت آن همچون ابزاری برای بهبود پیش‌بینی وضع هوای همبسته با توفان‌های همرفتی و بارش‌های سنگین نشان داده شد. در این تحقیق، ارزیابی آماری پیش‌بینی‌های بارش و آذرخش با روش‌های مکانی

درون‌ابری IC (Intra cloud lightning) نیز می‌تواند اثرات مخربی را در بخش هوانوردی ایجاد کند (لاروش و همکاران، ۲۰۱۵). علاوه بر این، آذرخش درون‌ابری معمولاً عامل اصلی فعالیت کل آذرخش است که اغلب با شدت توفان، پیچند، بادهای شدید و تگرگ مرتبط است (گاتلین و گودمن، ۲۰۱۰؛ شولتز و همکاران، ۲۰۱۷).

پیش‌بینی آذرخش یکی از موارد مطرح مهم در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و کنونی وضع هوا برای پیشگیری از خسارت‌های ناشی از آذرخش است. رهیافت مناسب استفاده از کمیت‌های دینامیکی، ترمودینامیکی و خردفیزیک است که با وقوع آذرخش ارتباط دارند (مک کال و همکاران، ۲۰۲۰؛ یایر و همکاران، ۲۰۱۰). مک کال و همکاران (۲۰۰۹) الگوریتم پیش‌بینی آذرخش LFA (Lightning Forecasting Algorithm) را معرفی کردند که میدان‌های انتخابی را از مدل‌های همرفتی به میدان‌های چگالی آذرخش وابسته به زمان تبدیل می‌کند. شاخص پتانسیل آذرخش LPI (Lightning Potential Index) اندازه‌ای از میزان قابلیت باردارسازی در درون ابر است که منجر به آذرخش در توفان‌های تندری همرفتی می‌شود. کمیت LPI با استفاده از داده‌های خروجی مدل‌های عددی پیش‌بینی وضع هوا محاسبه می‌شود و طرحواره مربوط به این شاخص در مدل WRF گنجانده شده است. این شاخص از مدل شبیه‌سازی شده جریان رو به بالا و میدان‌های خردفیزیک محاسبه می‌شود. گرچه LPI برای پیش‌بینی ظرفیت وقوع آذرخش در مدل‌های پیش‌بینی وضع هوای عملیاتی طراحی شده است، اما می‌تواند برای بهبود پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت بارش‌های شدید نیز مورد استفاده قرار گیرد. کارهای تحقیقاتی انجام شده در چند سال گذشته بیشتر بر انتخاب بهترین طرحواره برای اجرای مدل WRF و پیش‌بینی LPI برای هر منطقه اقلیمی با شرایط خاص متمرکز بوده است. در مطالعه‌ای قرایلو و همکاران (۱۳۹۵) امکان سنجی پیش‌بینی رخداد آذرخش با استفاده از مدل میان مقیاس WRF در منطقه ایران و با داده ورودی FNL را انجام دادند. نتایج آنها نشان داد که LPI پیش‌نشانگر مفیدی برای امکان رخداد آذرخش است و

به‌علاوه در این تحقیق با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و شناسایی و رتبه‌بندی متغیرهای جوی دارای بیشترین تأثیر بر وقوع آذرخش، به‌ویژه CAPE، ارتباط LPI با آذرخش بهبود داده شد. این تحقیق به این شکاف‌ها می‌پردازد تا درک فعالیت آذرخش را افزایش داده و روش‌های پیش‌بینی را به‌طور خاص برای دامنه جنوبی رشته کوه‌های البرز توسعه دهد.

## ۲. روش‌شناسی

### ۱-۲. شاخص پتانسیل آذرخش

شاخص پتانسیل آذرخش (LPI) را یایر و همکاران (۲۰۱۰) برای پیش‌بینی روند وقوع آذرخش پیشنهاد کردند. LPI را می‌توان به عنوان انتگرال حجمی کل شار گرمی یخ و آب مایع در منطقه شارژ (۰ تا ۲۰- درجه سلسیوس) تعریف کرد که نشان‌دهنده انرژی جنبشی بالارو در ابر همرفتی در حال توسعه است. این فرایند نشان‌دهنده پتانسیل جداسازی بارهای الکتریکی در منطقه شارژ از طریق ساز و کار غیرالقایی یخ‌زدگی در حال توسعه است.

$$LPI = \frac{1}{V} \iiint \alpha w^2 dx dy dz \quad (1)$$

که  $V$  حجم واحد ابر بین خطوط هم‌دمای ۰ و ۲۰- درجه سلسیوس،  $w$  سرعت قائم و  $\alpha$  یک کمیت بی‌بعد بین صفر و یک است (میلر و همکاران، ۲۰۰۱؛ سندرز و همکاران ۱۹۹۱). استخراج مستقیم LPI از خروجی‌های مدل WRF امکان‌پذیر است. اگرچه ارتباط بین خردفیزیک ابر و آذرخش آشکار به نظر می‌رسد، شاخص‌های رایج مورد استفاده برای پیش‌بینی پتانسیل آذرخش عمدتاً بر شاخص‌های پایداری ایستایی و ترمودینامیکی متکی هستند.

کمیت CAPE با واحد ژول بر کیلوگرم (J/Kg) حداکثر مقدار انرژی پتانسیلی را که بسته هوا برای همرفت در دسترس دارد، توصیف می‌کند. در یک نمودار ترمودینامیکی، CAPE نشان‌دهنده مساحتی است که بین منحنی بسته هوای بالا رفته و منحنی محیط بین تراز همرفت آزاد (LFC) و تراز شناوری خنثی (LNB) قرار دارد و از نظر ریاضی چنین بیان می‌شود:

جدید، بر همبستگی مناسب LPI و انرژی پتانسیل دسترس‌پذیر همرفتی (CAPE) با مجموعه داده‌های مشاهده‌ای دلالت داشت (گوفا و همکاران، ۲۰۲۳). پراساد و همکاران (۲۰۲۴) دقت پیش‌بینی آذرخش حاصل از سامانه پیش‌بینی همادی و پیش‌بینی قطعی WRF را مقایسه کردند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر پیش‌بینی همادی در نمرات مهارت، کاهش خطا و تمایز رویداد نسبت به پیش‌بینی‌های قطعی می‌باشد. خان‌سالاری و قرایلو (۲۰۲۵) شبیه‌سازی آذرخش را برای منطقه تهران با استفاده از مدل WRF و کاربست هفت طرحواره پارامترسازی فیزیکی مختلف و LPI انجام دادند. نتایج آنها نشان داد که WRF به‌ویژه هنگام استفاده از طرحواره‌های موریسون، WDM6 و NSSL-2، علی‌رغم برخی فرآبرورها، توانایی شبیه‌سازی مناطق فعالیت آذرخش را داراست و رویکرد همادی نیز به نتایج بهتری منتج می‌شود. در یک مطالعه انجام شده در بنگلادش، با کاربست روش یادگیری ماشین، مدلی به کار گرفته شد که شامل پیش‌بینی‌کننده‌های کلیدی از جمله میانگین آهنگ بارش همرفتی (MCPR)، کل آب یخ ستون ابر (TCCIW)، شاخص مجموع مجموع‌ها (TTI)، CAPE، پوشش ابر زیاد (HCC) و همگرایی انتگرال قائم شار رطوبت (VICMF) است که نقش‌های حیاتی در فرایندهای جداسازی بار لازم برای تولید آذرخش در توفان ایفا می‌کنند. نتایج نشان داد که MCPR، TCCIW و CAPE از تأثیرگذارترین متغیرها در پیش‌بینی آذرخش هستند، زیرا مقادیر بالای این متغیرها با افزایش آذرخش به دلیل افزایش فرایندهای همرفتی و جداسازی بار در ابرها همبستگی دارند (سها و همکاران، ۲۰۲۵).

عدم قطعیت در شبیه‌سازی آذرخش و حساسیت مدل به پارامترسازی‌های فیزیکی، اهمیت رویکرد همادی همراه با شرایط مرزی و طرحواره‌های مورد استفاده در مدل WRF را برجسته می‌کند. با توجه به تحقیقات محدود انجام شده در این زمینه در منطقه مورد مطالعه، تحقیقات بیشتر ضروری است. در این مقاله استفاده از سه شرط مرزی و اولیه و همچنین طرحواره‌های پارامترسازی فیزیکی دیگر نیز مورد بررسی قرار گرفته و همادی‌سازی صورت پذیرفته است.

است که تقریباً با اختلاف بین  $T_d$  و  $T$  در تراز ۷۰۰ هکتوپاسکال محاسبه می‌شود. KI بدین‌صورت تعریف می‌شود:

$$KI = (T_{850} - T_{500}) + T_{d850} - (T_{700} - T_{d700}) \quad (۴)$$

مقادیر KI مستعد برای وقوع آذرخش بسیار متمایز از مقادیری همبسته با محیط همدیدی نامناسب برای رخداد همرفت و بارش هستند. این امر در موقعیت‌های بارش شدید صدق می‌کند، جایی که هم‌زیستی ناپایداری و محتوای بالای بخار آب عاملی حیاتی است (گیرگنس-باگوئنا و لیلست، ۲۰۰۷). کمیت مرتبط دیگر DBZ ضریب بازتاب راداری معادل شبیه‌سازی شده از خروجی مدل WRF است. تابع wrf.dbz، ضریب بازتاب‌پذیری معادل dBZ را در هر نقطه شبکه مدل با فرض ذرات کروی با چگالی ثابت، با توزیع اندازه نمایی محاسبه می‌کند.

## ۲-۲. مدل WRF، سامانه همادی و یادگیری ماشین

مدل WRF برای کاربری و استفاده در مقاصد عملیاتی پیش‌بینی عددی وضع هوا است که برای استفاده در شبیه‌سازی و پیش‌بینی گستره وسیعی از پدیده‌های جوی از مقیاس چند متر تا چند هزار کیلومتر مناسب است (اسکاماروک و همکاران، ۲۰۰۸). برای لحاظ کردن عدم قطعیت در خروجی مدل‌ها، استفاده از سامانه همادی پیشنهاد شده است که به‌جای یک پیش‌بینی قطعی منفرد، از چند پیش‌بینی حاصل از تغییر در شرایط اولیه، تغییر در طرحواره‌های فیزیکی مدل عددی یا تغییر هسته دینامیکی مدل پیش‌بینی تشکیل می‌شود. با اعمال عدم قطعیت‌ها، می‌توان پیش‌بینی‌ها را در بازه زمانی مورد نظر بهبود بخشید (کومار و همکاران، ۲۰۲۲).

ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) SVM یکی از مدل‌های یادگیری ماشین در هوش مصنوعی برای مسائل طبقه‌بندی دو گروهی است. این ماشین به‌طور مفهومی ایده واپازش (رگرسیون) را پیاده‌سازی می‌کند یعنی بردارهای ورودی به‌صورت غیرخطی به یک فضای ویژگی با ابعاد بسیار بالا نگاشت می‌شوند. ویژگی‌های خاص سطح تصمیم‌گیری، قابلیت تعمیم بالای ماشین

$$CAPE = g \int_{Z_{LFC}}^{Z_{LNB}} \left( \frac{T'_v - T_v}{T_v} \right) dz \quad (۲)$$

که در آن  $g$  شتاب گرانی،  $z$  ارتفاع (متر)،  $T'_v$  دمای مجازی بسته هوا و  $T_v$  دمای مجازی محیط است. CAPE را می‌توان با استفاده از دما به جای دمای مجازی نیز محاسبه کرد. مقادیر CAPE در شرایط پیش از آذرخش از چند صد ژول بر کیلوگرم تا هزاران ژول بر کیلوگرم متغیر است. بیشترین مقادیر مشاهده شده در حدود ۵۰۰۰ تا ۷۰۰۰ ژول بر کیلوگرم هستند.

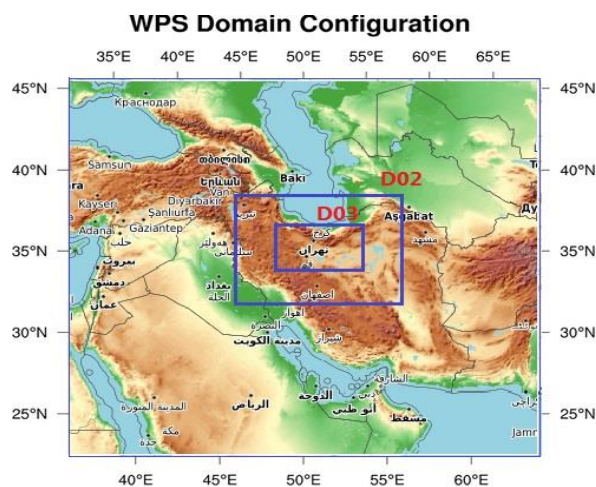
بر اساس شواهدی برای همبستگی بین وجود یخ در ناحیه فاز مختلط و سطح الکتريسيته، برایت و همکاران (۲۰۰۵) رویکرد دیگری را با معرفی مفهوم پارامتر آذرخش فیزیکی ابر CPTP (Cloud Physics Thunder Parameter) توسعه داده‌اند. CPTP نشان می‌دهد که جریان بالاروی همرفتی باید به اندازه کافی قوی باشد تا اطمینان حاصل شود که آب مایع آبرسرد دوباره پر می‌شود و گویچه به بالای منطقه دمایی برگشت بار ( $15^{\circ}\text{C}$  تا  $20^{\circ}\text{C}$ ) می‌رسد (سندرز و همکاران، ۱۹۹۱). بدین ترتیب، مکانی که بر مبنای CAPE، از نظر ترمودینامیکی حائز شرایط رخداد آذرخش است، تعیین می‌شود (ویلیامز، ۱۹۹۹). این مفهوم بدین‌صورت فرمول‌بندی می‌شود:

$$CPTP = (-19 - T_{EL})(CAPE(0, -20) - K) / K \quad (۳)$$

که در آن  $T_{EL}$  دمای تراز تعادل بر حسب درجه سلسیوس،  $CAPE(0, -20)$  مقدار CAPE بین دمای ۰ تا  $20^{\circ}\text{C}$  درجه سلسیوس و  $K$  ثابتی با مقدار ۱۰۰ ژول بر کیلوگرم است. اگرچه CPTP پیش‌شرط‌های صحیح برای توسعه قائم ابر را منعکس می‌کند و حضور ابر را در منطقه باردارسازی اصلی در نظر می‌گیرد، اما میدان‌های خرد فیزیکی واقعی دخیل در الکتريسيته ابر را نادیده می‌گیرد.

شاخص دیگر مورد استفاده برای ارزیابی امکان رخداد آذرخش، شاخص موسوم به KI برای همرفت است (استیورتون، ۱۹۹۵). این شاخص ترکیبی از آهنگ کاهش دما با ارتفاع (اختلاف دما  $T$  بین ترازهای فشاری ۸۵۰ و ۵۰۰ هکتوپاسکال)، میزان رطوبت تراز پایین تر (نقطه شبنم،  $T_d$ ، در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال) و عمق لایه مرطوب

تودرتو با تفکیک‌های ۹، ۳ و ۱ کیلومتر، رخدادهای آذرخش بر روی گستره دامنه جنوبی البرز (طول جغرافیایی ۴۹ تا ۵۴ درجه و عرض جغرافیایی ۳۴/۵ تا ۳۶/۵ درجه؛ شکل ۱) به روش همادی شبیه‌سازی و پیش‌بینی شده است. سه مورد مطالعاتی در مجموع ۲۱ حالت در بازه سال‌های ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۴ به ترتیب در بازه زمانی ۲۴-۰۴-۲۰۲۲ لغایت ۳۰-۲۰۲۲-۰۴ به مدت یک هفته و با میزان کم رخداد آذرخش، در بازه زمانی ۲۱-۰۶-۲۰۲۴ لغایت ۲۶-۰۶-۲۰۲۴ با میزان متوسط رخداد آذرخش و در بازه زمانی ۰۴-۰۶-۲۰۲۳ لغایت ۱۰-۰۶-۲۰۲۳ با میزان زیاد رخداد آذرخش انتخاب و سپس با مدل WRF برای آنها، پیش‌بینی آذرخش انجام شده است. با توجه به این که خروجی حاصل از اجرای مدل WRF در حوزه یک در یک کیلومتری ناپایدار شده، در تمامی مراحل پس‌پردازش از خروجی حوزه سه در سه کیلومتری، مشتمل بر یک شبکه مربعی با ابعاد ۱۲۰×۴۰ و مجموع ۴۸۰۰ سلول استفاده شده است. در مجموع تعداد ۵۸۹۳۱ درخش در این بازه‌های زمانی و مکانی رخ داده است. طرحواره‌های مختلف بر روی تحول دینامیکی مدل اثر گذاشته و در نتیجه پاسخ متفاوتی به آنها داده خواهد شد. در این تحقیق برای اجرای مدل WRF جهت ساختن اعضای سامانه همادی از دوازده طرحواره پارامترسازهای فیزیکی استفاده شده است (جدول ۱).



شکل ۱. حوزه مورد مطالعه رخداد آذرخش بر روی دامنه جنوبی البرز در طرحواره سامانه مدل WRF

یادگیری را تضمین می‌کند (کورتس و واپنیک، ۱۹۹۵). جنگل تصادفی RF (Random Forest) ترکیبی از پیش‌بینی‌کننده‌های درخت هستند به طوری که هر درخت به مقادیر یک بردار تصادفی که به طور مستقل و با توزیع یکسان برای همه درختان در جنگل نمونه‌برداری شده وابسته است. الگوریتم جنگل تصادفی یک طبقه‌بندی نظارت‌شده است که درخت‌های تصمیم‌گیری با واریانس بالا و آریبی پایین تولید می‌کند (بریمن، ۲۰۰۱).

### ۳-۲. روش‌های ارزیابی

ریشه میانگین مربعات خطا (Root Mean Square Error) یا RMSE معیاری است که تفاضل میان مقادیر پیش‌بینی‌شده و حقیقی را اندازه‌گیری می‌کند. از نظر ریاضی، RMSE با رابطه ۵ به شکل زیر محاسبه می‌شود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (P_t - O_t)^2}{n}} \quad (5)$$

که در آن  $n$  تعداد نمونه،  $P$  مقدار پیش‌بینی و  $O$  مقدار مشاهداتی است. هرچه نقاط داده به خط وایزش (رگرسیون) نزدیک‌تر باشد، خطای مدل و در نتیجه RMSE کمتر است. بهنجارسازی RMSE، مقایسه بین مجموعه داده‌ها یا مدل‌هایی با مقیاس‌های مختلف را تسهیل می‌کند. با این حال، روش‌های مختلف مختلفی برای بهنجارسازی RMSE وجود دارد. در این تحقیق RMSE با تقسیم بر انحراف معیار،  $\sigma$ ، بهنجار می‌شود.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\sigma} \quad (6)$$

ضریب تعیین ( $R^2$ ) درجه هم‌خطی بودن بین داده اندازه‌گیری شده و شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد. ضریب تعیین بیانگر نسبت واریانس داده اندازه‌گیری شده‌ای است که مدل قادر به توضیح آن است. حدود  $R^2$  از ۰ تا ۱ است که مقادیر بالاتر نشان‌دهنده واریانس خطای کمتر می‌باشد و در عمل مقادیر بالاتر از ۰/۵ قابل قبول است (موریاسی و همکاران، ۲۰۰۷).

### ۳. موارد مطالعاتی و داده‌ها

در این مقاله با استفاده از مدل منطقه‌ای WRF با سه حوزه

جدول ۱. طرحواره‌های مورد استفاده در اجرای مدل WRF (یوجین و همکاران، ۲۰۲۰).

ردیف	کد طرحواره	طرحواره میکروفیزیک	طرحواره همرفت	طرحواره تابش موج کوتاه	طرحواره تابش موج بلند	طرحواره لایه مرزی سیاره‌ای	طرحواره سطح زمین
۱	۶-۱-۱-۱-۲-۴	WSM6	Kain-Fritsch(KF)	Dudiha	RRTM	MYJ	Noah LSM
۲	۶-۲-۱-۱-۱-۴	WSM6	Betts-Miller-Janjic(BMJ)	Dudiha	RRTM	YSU	Noah LSM
۳	۶-۹۳-۱-۱-۵-۴	WSM6	Grell-Devenyi ensemble	Dudiha	RRTM	MYNN	Noah LSM
۴	۸-۱-۱-۱-۱-۴	Thompson	Kain-Fritsch(KF)	Dudiha	RRTM	YSU	Noah LSM
۵	۸-۲-۱-۱-۲-۴	Thompson	Betts-Miller-Janjic(BMJ)	Dudiha	RRTM	MYJ	Noah LSM
۶	۸-۹۳-۱-۱-۵-۴	Thompson	Grell-Devenyi ensemble	Dudiha	RRTM	MYNN	Noah LSM
۷	۱۰-۱-۱-۱-۱-۴	Morrison-Morr	Kain-Fritsch(KF)	Dudiha	RRTM	YSU	Noah LSM
۸	۱۰-۲-۱-۱-۲-۴	Morrison-Morr	Betts-Miller-Janjic(BMJ)	Dudiha	RRTM	MYJ	Noah LSM
۹	۱۰-۹۳-۱-۱-۵-۴	Morrison-Morr	Grell-Devenyi ensemble	Dudiha	RRTM	MYNN	Noah LSM
۱۰	۱۸-۱-۱-۱-۲-۴	NSSL	Kain-Fritsch(KF)	Dudiha	RRTM	MYJ	Noah LSM
۱۱	۷-۱-۱-۱-۱-۴	Goddard	Kain-Fritsch(KF)	Dudiha	RRTM	YSU	Noah LSM
۱۲	۷-۲-۱-۱-۲-۴	Goddard	Betts-Miller-Janjic(BMJ)	Dudiha	RRTM	MYJ	Noah LSM

کار هر دو سامانه بر آشکارسازی امواج رادیویی گسیل شده به وسیله جریان‌های الکتریکی آبی در کانال‌های نوری متمرکز است. یک رخداد آذرخش می‌تواند جریان‌های آبی را به زمین گسیل کند، به طوری که درخش‌های ابر به زمین با جریان‌های قوی به راحتی از طریق آشکارسازها جاروب و ردیابی می‌شود. به علت وجود منابع متعدد نوفه رادیویی، سامانه‌ها ابتدا تعیین می‌کنند که منبع گسیلنده یک آذرخش بوده و سپس سیگنال‌های رادیویی با حداقل سه ایستگاه برای تعیین محل رخداد با تکنیک زمان دریافت آشکارسازی می‌شود. دقت مکانی-زمانی بالا مشخص می‌کند که آذرخش در محدوده شبکه ایستگاه‌ها باشد. رخدادهای خارج از شبکه دارای خطای بزرگ‌تری هستند. داده‌های این شبکه شامل طول و عرض جغرافیایی رخداد، زمان وقوع، تعداد کل درخش‌های درون‌ابری (IC) و درخش‌های ابر به زمین (CG) است. با بررسی داده‌های شبکه زمینی از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ در دامنه جنوبی البرز مابین عرض جغرافیایی ۳۴/۵ درجه تا ۳۶/۵ درجه شمالی و طول جغرافیایی ۴۹ درجه تا ۵۴ درجه تغییرات میانگین

از داده‌های (GFS(0.25)، ERA5 و GEFS(0.25) برای شرایط اولیه و مرزی استفاده شده است. داده سامانه پیش‌بینی جهانی (GFS) محصول اصلی مرکز NCEP برای رهیافت عددی پیش‌بینی جو با تفکیک افقی حدود ۱۳ کیلومتر است. سامانه داده‌گذاری جهانی (GDAS) با طرحواره داده‌گذاری وردشی چهاربعدی، شرایط اولیه را برای پیش‌بینی GFS و صورت همادی آن (GEFS) تولید می‌کند. در این تحقیق از داده GEFS با ۲۱ عضو همادی مرکز NOMADS و تفکیک مکانی ۰/۲۵ درجه همچنین از مجموعه داده بازتحلیل ERA5 از مرکز ECMWF استفاده شده است و صرفاً در این مطالعه برای مقایسه آورده شده است و در پیش‌بینی عملیاتی امکان استفاده از آن وجود ندارد.

مشاهده و ثبت درخش‌های ابر به زمین و درخش‌های بین ابری در آمریکا با دو شبکه مختلف، شبکه ملی آشکارسازی آذرخش، (National Lightning Detection Network) NLDN و شبکه زمینی آذرخش (Earth Networks) EN (Earth Networks) یا ENTLN ردیابی می‌شود. اساس

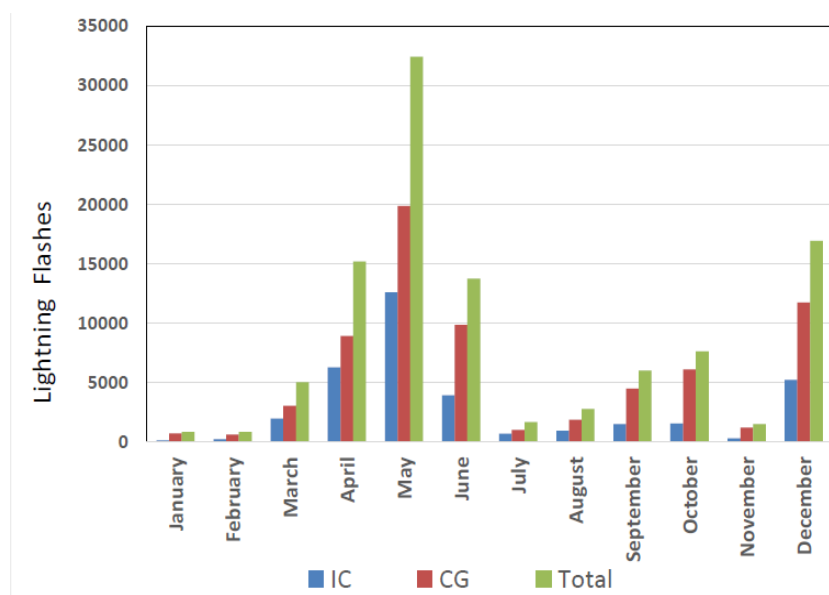
واقعی با نمودارهای پراکنش تعداد درخش برحسب LPI و ضریب تعیین  $R^2$  حاصل از وایازش برای روز ۶ ماه ژوئن ۲۰۲۳ نشان داده شده است. بیشترین مقدار  $R^2$  مربوط به طرحواره ردیف یازدهم جدول ۱ و مقدار ۰/۴۱ با NRMSE برابر ۰/۷۷ برای داده ورودی GEFS می‌باشد. کمترین مقدار  $R^2$  نیز مربوط به طرحواره ردیف نهم جدول ۱ و مقدار ۰/۰۶ با NRMSE برابر ۰/۹۷ برای داده ورودی GFS می‌باشد. مقادیر  $R^2$  مربوط به تمامی طرحواره‌های انتخابی در جدول ۲ ارائه شده است.

۱۰ ساله فراوانی ماهانه هر دو درخش ابر به زمین (CG) و درخش درون ابری (IC) و نیز مجموع آنها در شکل ۲ ارائه شده است. به روشنی دو قله اصلی فراوانی آذرخش دیده می‌شود که قله بلندتر در ماه مه در مجموع حدود ۳۳۰۰۰ آذرخش و قله کوتاه‌تر در ماه دسامبر در مجموع حدود ۱۷۰۰۰ آذرخش رخ داده است. در همه ماه‌ها، فراوانی رخداد CG بیشتر از IC است.

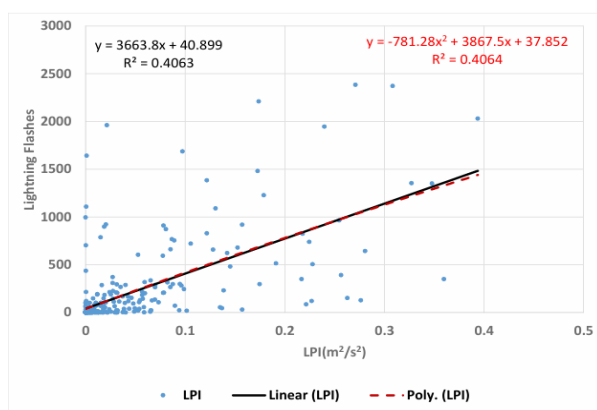
#### ۴. نتایج

##### ۴-۱. اجراهای منفرد مدل WRF

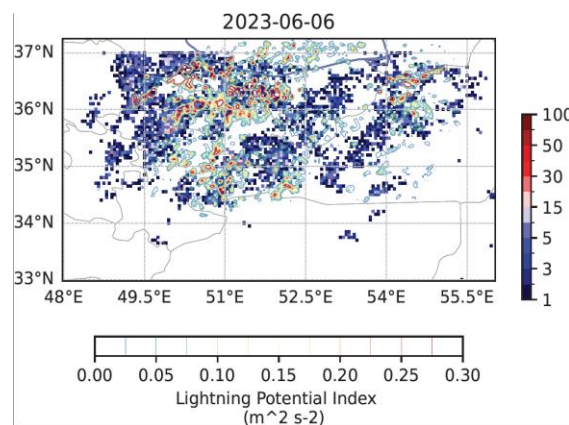
در شکل ۳ برای نمونه خروجی مدل همراه با داده‌های



شکل ۲. فراوانی ماهانه رخداد آذرخش بر روی دامنه جنوبی البرز مطابق داده‌های شبکه زمینی آذرخش (Earth Networks)



(ب)



(الف)

شکل ۳. الف) پیش‌بینی LPI خروجی مدل WRF با طرحواره شماره ۱۱ (کد ۷۱۱۱۱۴) با بیشینه مقدار  $R^2$  برای داده ورودی GEFS همراه با داده‌های واقعی شبکه زمینی EN برای مورد ۲۰۲۳-۰۶-۰۶؛ ب) نمودار پراکنش تعداد درخش برحسب LPI میانگین‌گیری شده در بازه سه درجه کیلومتر و بین عرض جغرافیایی ۳۴/۵ درجه تا ۳۶/۵ درجه و طول جغرافیایی ۴۹ درجه تا ۵۴ درجه همراه با برازش خطی (سیاه) و تابع درجه دوم (قرمز خط‌چین).

جدول ۲. مقادیر خطی  $R^2$  بین تعداد درخش حاصل از داده‌های واقعی شبکه زمینی آذرخش EN و خروجی LPI انواع طرحواره‌ها.

ردیف	کد طرحواره	داده GFS	داده GEFS	داده ERA5	داده +GEFS +GFS ERA5	داده GFS+GEFS	ML-RF	ML-SVM	ML-SVM 2(CAPE)
۱	۶-۱-۱-۱-۲-۴	۰/۳۶۲۶	۰/۳۴۰۶	۰/۳۷۶۷	-	-	-	-	-
۲	۶-۲-۱-۱-۱-۴	۰/۱۹۶۹	۰/۲۴۶۳	۰/۳۰۰۷	-	-	-	-	-
۳	۶-۹۳-۱-۱-۵-۴	۰/۳۲۹۱	۰/۳۲۲۳	۰/۲۸۴۹	-	-	-	-	-
۴	۸-۱-۱-۱-۱-۴	۰/۳۲۹۱	۰/۳۲۲۳	۰/۲۸۴۹	-	-	-	-	-
۵	۸-۲-۱-۱-۲-۴	۰/۳۲۹۱	۰/۳۲۲۳	۰/۳۲۲۳	-	-	-	-	-
۶	۸-۹۳-۱-۱-۵-۴	۰/۳۳۵۴	۰/۳۰۹۱	۰/۲۷۸۹	-	-	-	-	-
۷	۱۰-۱-۱-۱-۱-۴	۰/۲۶۳۷	۰/۳۱۷۷	۰/۲۶۱۸	-	-	-	-	-
۸	۱۰-۲-۱-۱-۲-۴	۰/۲۴۲۸	۰/۲۹۴۴	۰/۳۳۹۱	-	-	-	-	-
۹	۱۰-۹۳-۱-۱-۵-۴	۰/۰۶۰۷	۰/۰۷۴۶	۰/۰۷۰۲	-	-	-	-	-
۱۰	۱۸-۱-۱-۱-۲-۴	۰/۳۶۵۴	۰/۳۶۱۲	۰/۲۸۰۹	-	-	-	-	-
۱۱	۷-۱-۱-۱-۱-۴	۰/۳۳۹۸	۰/۴۰۶۳	۰/۳۳۶۳	-	-	-	-	-
۱۲	۷-۲-۱-۱-۲-۴	۰/۱۹۸۹	۰/۲۲۹۶	۰/۳۱۵۵	-	-	-	-	-
۱۳	هماد هم وزن	-	-	-	۰/۴۱۱۷	۰/۳۹۸۶	۰/۴۵۶۸	۰/۵۱۴۵	-
۱۴	هماد وزن دار $R^2$	-	-	-	۰/۴۱۵۶	۰/۴۰۶۹	۰/۴۹۵۳	۰/۵۴۲۳	-
۱۵	همادی وزن دار $R^2$ و $R^2 \geq ۰/۳$	-	-	-	۰/۴۳۵۱	۰/۴۲۲۵	۰/۵۱۲۶	۰/۵۷۸۳	۰/۶۱۱۵

## ۲-۴. اجراهای همادی مدل WRF

## ۲-۴-۱. هماد هم وزن بر اساس اجرای مدل WRF با

## داده‌های ورودی (GFS, GEFS, ERA5)

در این مرحله همادی از اجراهای مدل WRF برای داده‌های ورودی (GFS, GEFS, ERA5) ساخته و میانگین هم وزن آنها بر حسب LPI برای ارزیابی در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب، بدون توجه به مقدار  $R^2$ ، سهم هر طرحواره و هر داده ورودی یکسان است. در این نوع همادی سازی مقدار  $R^2$  به ۰/۴۱ و ۰/۴۲ برای برازش‌های به ترتیب خطی و مربعی افزایش می‌یابد و NRMSE با اندکی کاهش به ۰/۷۶ می‌رسد.

## ۲-۴-۲. هماد وزن دار بر اساس اجرای مدل WRF با

## داده‌های ورودی (GFS, GEFS, ERA5)

در این مرحله، برای هر عضو هماد بر اساس رابطه (۷) در

میانگین گیری وزنی بر اساس مقدار  $R^2$  هر طرحواره و هر داده ورودی در نظر گرفته شده است. در این نوع میانگین گیری، مقدار  $R^2$  نسبت به میانگین هم وزن تا ۰/۴۲ و ۰/۴۳ برای برازش‌های به ترتیب خطی و مربعی افزایش می‌یابد. مقدار NRMSE برای برازش خطی به ۰/۷۷ کاهش می‌یابد.

$$LPI = \frac{\sum(LPI.R^2)}{\sum R^2} \quad (۷)$$

۲-۴-۳. هماد وزن دار با قید  $R^2 \geq ۰/۳$  و اجرای مدل

## WRF با داده‌های ورودی (GFS, GEFS, ERA5)

در این مرحله، فقط طرحواره‌هایی با مقدار  $R^2$  بالاتر از ۰/۳ انتخاب و به هر کدام از آنها طبق رابطه (۷) وزن داده می‌شود. این کار باعث می‌شود که مقدار  $R^2$  به ۰/۴۴ و ۰/۴۷ به ترتیب، برای برازش‌های خطی و مربعی برسد و NRMSE برای برازش خطی به ۰/۷۵ کاهش یابد.

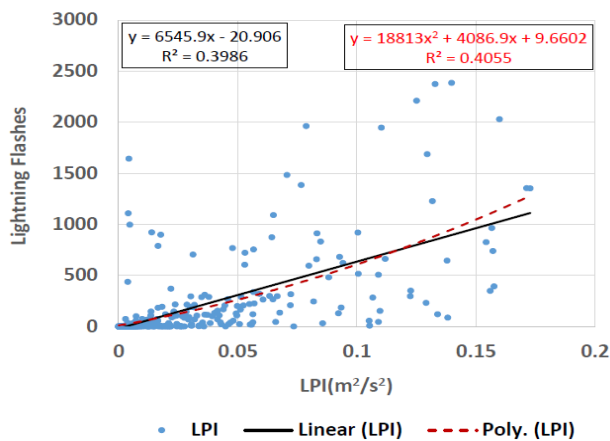
به ترتیب خطی و مربعی افزایش (شکل ۴-ب) می‌یابد و مقدار NRMSE نیز با اندکی کاهش نسبت به مقدار متناظر در هماد هم‌وزن به ۰/۷۶۹ می‌رسد.

۴-۲-۶. هماد وزن‌دار با  $R^2 \geq 0.3$  و اجرای مدل WRF با داده‌های ورودی (GFS, GEFS)

مطابق آنچه پیش‌تر در قسمت ۴-۲-۳ انجام شد، در اینجا طرحواره‌هایی با مقدار  $R^2$  بالاتر از ۰/۳ انتخاب و سپس به هر کدام از آنها برطبق رابطه (۷) وزن داده می‌شود. با این تدبیر، مقدار  $R^2$  به ۰/۴۲ و ۰/۴۴ برای برازش‌های به ترتیب خطی و مربعی افزایش (شکل ۴-پ) و مقدار NRMSE تا ۰/۷۵۹ در برازش خطی کاهش می‌یابد.

۴-۳. شاخص‌های ناپایداری

کمیت‌های CAPE، CPTP، KI، CIN و DBZ که معرفی آنها در بخش ۲-۱ انجام گرفت، در واقع مشخصه‌های ناپایداری ایستایی جو هستند که در تعیین میزان رخداد آذرخش می‌توانند مؤثر باشند (یایر و همکاران، ۲۰۱۰؛ فریزی و همکاران، ۲۰۰۹). در اینجا برای آشنایی، نمونه‌ای از توزیع مکانی این کمیت‌ها همراه با LPI مربوط به روز هفتم ژوئن ۲۰۲۳ ارائه شده است (شکل ۵). مشخص است که به جز CPTP، این کمیت‌ها دارای مقیاس مکانی بزرگ‌تری از توزیع مکانی رخداد آذرخش و نیز از LPI هستند.



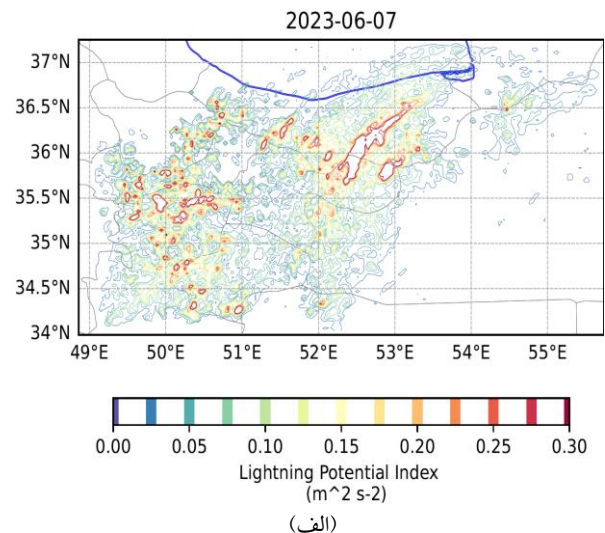
(ب)

۴-۲-۴. هماد هم‌وزن براساس اجرای مدل WRF با داده‌های ورودی (GFS, GEFS)

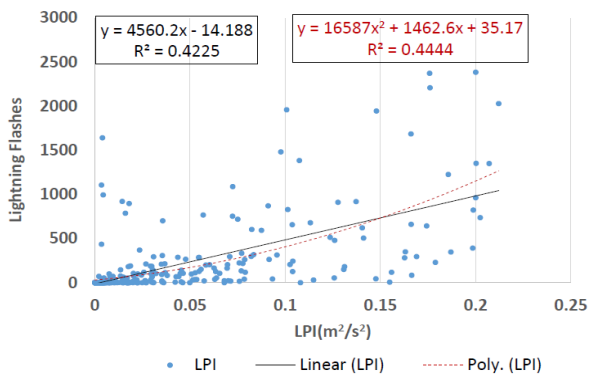
با توجه به این که داده ERA5 از نوع بازتحلیل است، نتایج بر افزایش مقدار  $R^2$  دلالت می‌کند. اما در پیش‌بینی عملیاتی امکان استفاده از آن وجود ندارد. بنابراین در ادامه نتایج ارزیابی بدون وارد کردن عضوهایی از هماد که برای شرایط اولیه و مرزی از داده‌های ERA5 بهره‌گرفته‌اند، ارائه می‌شود. حاصل یکسان در نظر گرفتن همه عضوها، صرف‌نظر از مقدار  $R^2$  آنها، در شکل ۴ برای سه مورد مطالعاتی نشان داده شده است. در این نوع همادی‌سازی مقدار  $R^2$ ، ۰/۴۰ و ۰/۴۱ برای برازش‌های به ترتیب خطی و مربعی می‌شود که از مقدارهای متناظر با وارد کردن اعضای مربوط به استفاده از داده‌های ERA5، اندکی کمترند (شکل ۴-الف). مقدار NRMSE نیز به ۰/۷۷۴ در برازش خطی می‌رسد که از مقدار متناظر با وارد کردن اعضای مربوط به استفاده از داده‌های ERA5، اندکی بیشتر است.

۴-۲-۵. هماد وزن‌دار براساس اجرای مدل WRF با داده‌های ورودی (GFS, GEFS)

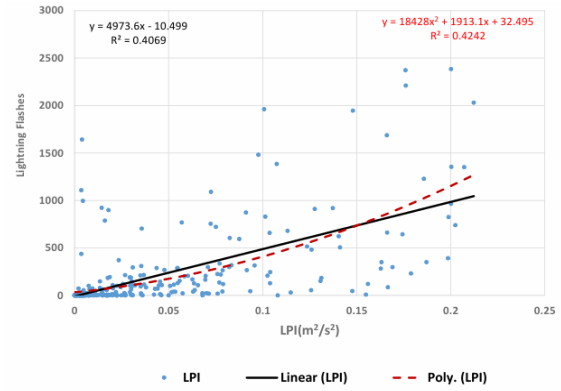
در اینجا، ارزیابی هماد با وزن دادن به هر عضو تشکیل شده از داده‌های ورودی (GFS, GEFS) بر اساس رابطه (۷) با توجه به مقدار  $R^2$  سهم هر طرحواره و هر داده ورودی مطابق انجام شده است. نسبت به نتیجه متناظر برای میانگین‌گیری هم‌وزن، مقدار  $R^2$  به ۰/۴۱ و ۰/۴۲ برای برازش‌های



(الف)

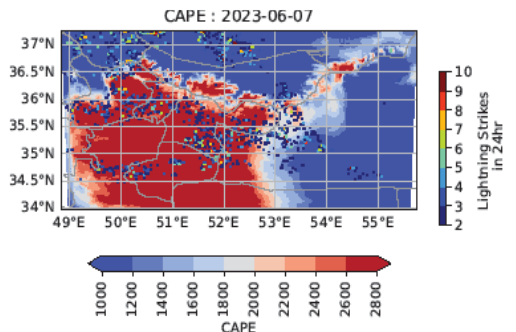


(ت)

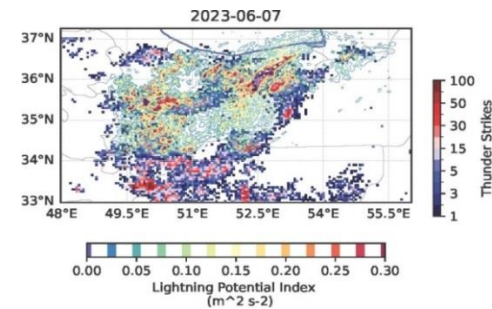


(پ)

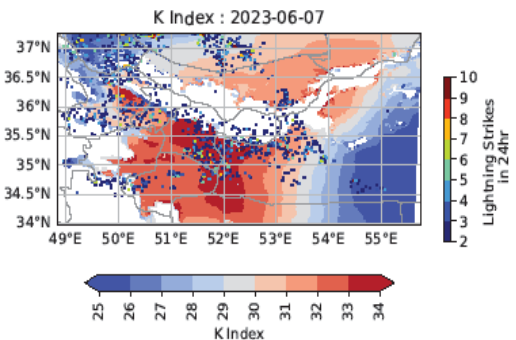
شکل ۴. الف) خروجی همادی LPI مدل WRF برای داده‌های ورودی (GFS, GEFS) با وزندهی  $R^2 \geq 0.3$  مربوط به هفتم ژوئن ۲۰۲۳، ب) نمودار پراکنش تعداد درخت برحسب خروجی همادی هم‌وزن، پ) نمودار پراکنش تعداد درخت برحسب خروجی همادی وزن‌دار با وزندهی  $R^2$  مدل WRF و ت) نمودار پراکنش تعداد درخت برحسب خروجی همادی وزن‌دار مدل WRF با وزندهی  $R^2 \geq 0.3$  همراه با برازش خطی (سیاه) و تابع درجه دوم (قرمز خط‌چین).



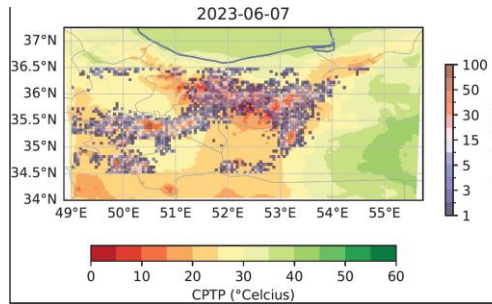
(ب)



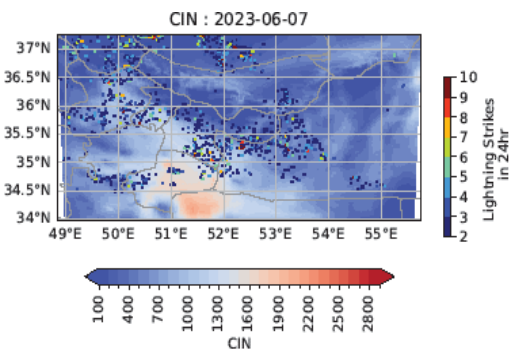
(الف)



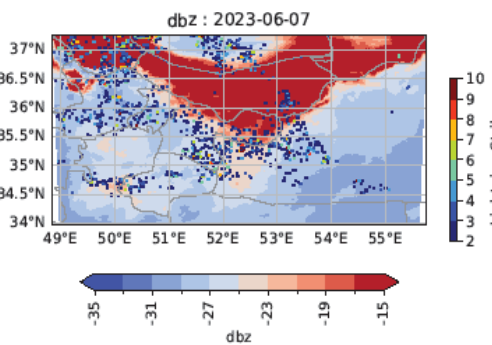
(ت)



(پ)



(ج)

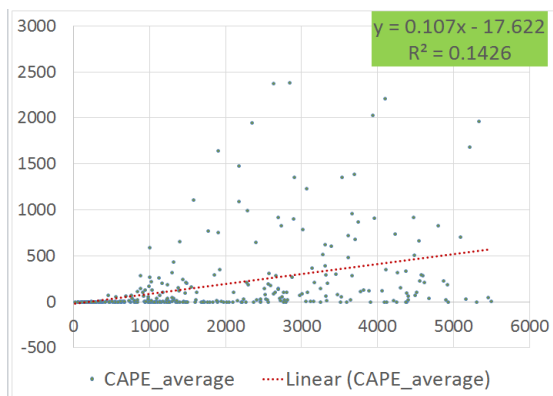


(ث)

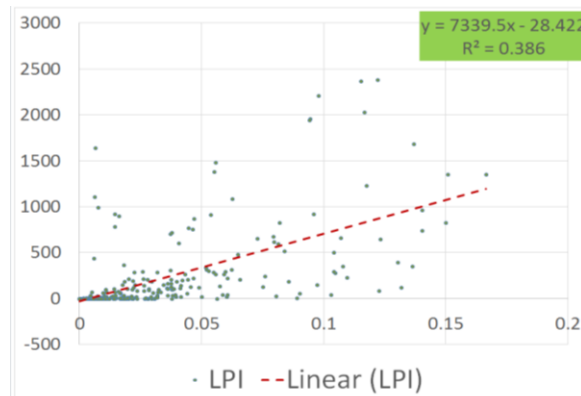
شکل ۵. خروجی کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری شامل الف) LPI، ب) CAPE، پ) CPTP، ت) KI، ث) DBZ، ج) CIN، همگی مربوط به هفتم ژوئن ۲۰۲۳.

می‌شود. مشخص است که برخلاف LPI، این کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری ارتباط آماری اندکی با رخداد آذرخش نشان می‌دهند، فقط CAPE با مقدار  $R^2$  برابر با ۰/۱۴ تا حدی برای کاربرد در پیش‌بینی مناسب به نظر می‌رسد.

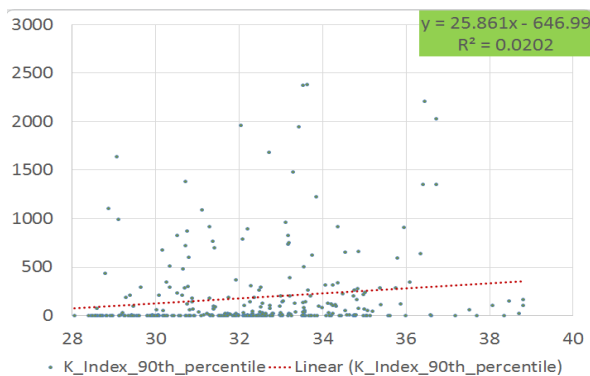
برای بررسی بیشتر ارتباط این کمیت‌ها با مکان رخداد آذرخش، نمودارهای پراکنش مقادیر حاصل از مدل WRF با داده‌های واقعی درخش در شکل ۶ ارائه می‌شود. متناظر با شکل ۶، مقادیر  $R^2$  حاصل برای برازش خطی نسبت به کمیت‌های LPI، CAPE، CTPT، CIN، KI، DBZ به ترتیب برابر با ۰/۳۹، ۰/۱۴، ۰/۰۷، ۰/۰۲، ۰/۰۳ و ۰/۰۷



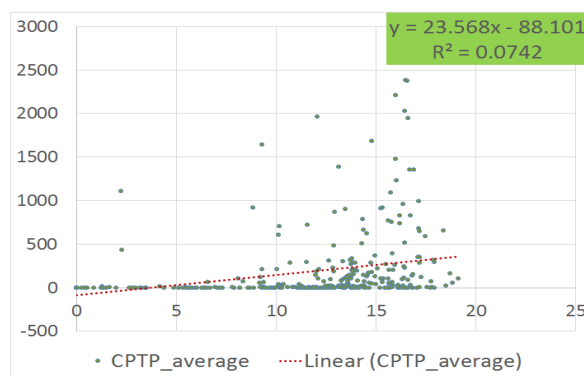
(ب)



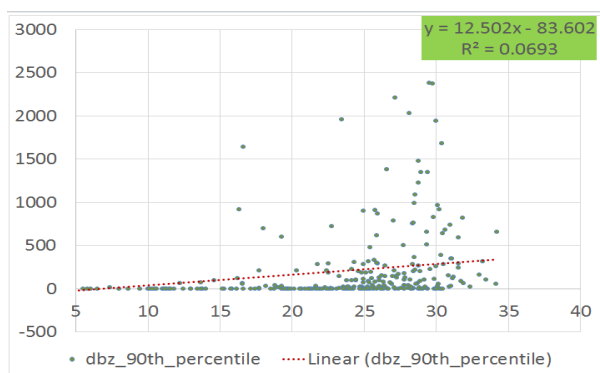
(الف)



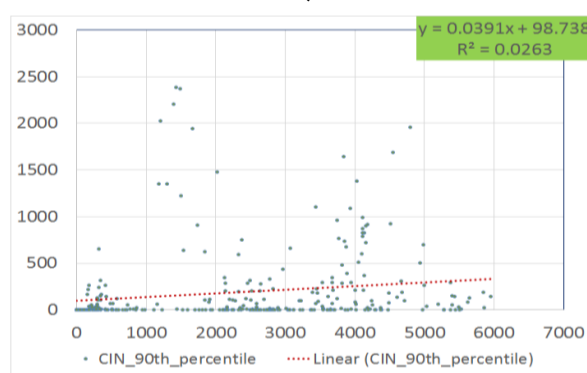
(ت)



(پ)



(ج)

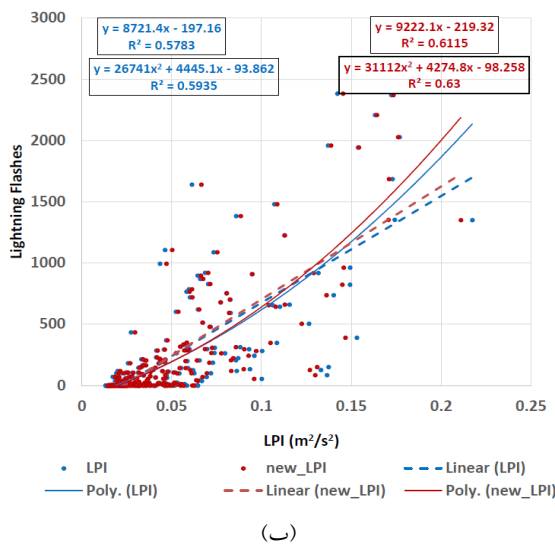


(ث)

شکل ۶. نمودار پراکنش و مقادیر  $R^2$  بین داده‌های واقعی درخش با خروجی کمیت‌های ناپایداری (الف) LPI، (ب) CAPE، (پ) CPTP، (ت) KI، (ث) CIN و (ج) DBZ.

(DBZ) مؤثر برای ورودی SVM و RF، مجدداً روش‌های یادگیری ماشین به کار گرفته شد. بدین ترتیب، حدود ۵ تا ۱۵ درصد بهبود در مقادیر  $R^2$  بین داده واقعی آذرخش و پس‌پردازش LPI حاصل شد (ردیف‌های سیزده تا پانزده جدول ۲).

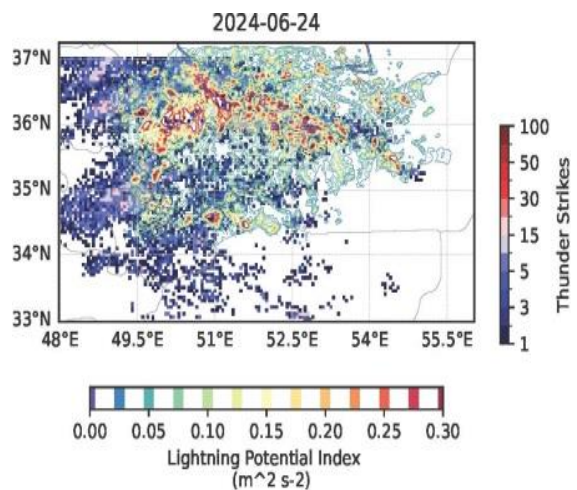
بهترین مقدار مربوط به روش ماشین بردار پشتیبان SVM و پیش‌بینی هماد وزن‌دار با قید  $R^2 \geq 0.3$  برابر با  $0.59$  با برازش مربعی به دست آمد که مقدار NRMSE متناظر آن برابر  $0.648$  است. برای ارزیابی کیفی بهبود، نتیجه کاربست روش ماشین بردار پشتیبان SVM به پیش‌بینی هماد وزن‌دار LPI حاصل از WRF برای داده‌های ورودی (GFS, GEFS) با قید  $R^2 \geq 0.3$  در شکل ۷-الف و نمودارهای پراکنش و  $R^2$  حاصل در شکل ۷-ب ارائه شده است. در ادامه با توجه به این که CAPE نسبت به سایر کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری ارتباط آماری بهتری با توزیع آذرخش از خود نشان داد، در ورودی مدل یادگیری ماشین به روش ماشین بردار پشتیبان SVM، وزن آن به دو برابر افزایش داده شد. این تدبیر ساده باعث شد که مقدار  $R^2$  به  $0.63$  برای برازش مربعی ارتقاء و NRMSE به  $0.622$  کاهش یابد.



(ب)

#### ۴-۴. پس‌پردازش پیش‌بینی LPI با مدل WRF به روش یادگیری ماشین

با توجه به این که در تهیه داده‌های واقعی شبکه EN از آنتن‌هایی استفاده می‌شود که در خارج از ایران نصب شده است، مقایسه چشمی توزیع داده‌های واقعی و خروجی مدل نشان از یک جابه‌جایی مکانی مورب دارد که در اینجا برای حفظ اصالت داده‌ها از تصحیح اثر جابه‌جایی اجتناب شد. بدین علت قابل انتظار است که مقادیر حاصل از برازش بهینه نباشند. با این وجود، لازم است که امکان بهبود آماری نتایج مدل با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بررسی شود. برای این کار از دو روش متداول و مؤثر ماشین بردار پشتیبان SVM و روش جنگل‌های تصادفی RF استفاده شد. در ابتدا به علت وجود صفرهای زیاد در داده‌های واقعی و یا همان اشکال واسنجی (کالیبراسیون) آنتن‌های EN منجر به نتیجه خاصی نشد. سپس با داده‌کاوی و حذف مقادیر نامناسب داده‌های واقعی با LPI کمتر از  $0.01$  و همچنین حذف ستون‌هایی از داده با کمیت صفر، به‌خصوص در نواحی دور از دامنه کوه، همچنین گنجاندن کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری (CAPE, CPTP, KI, CIN و



(الف)

شکل ۷. الف) پیش‌بینی حاصل از پس‌پردازش با روش ماشین بردار پشتیبان SVM همادی وزن‌دار LPI خروجی مدل WRF برای داده‌های ورودی (GFS, GEFS) با وزن‌دهی  $R^2 \geq 0.3$  میانگین‌گیری شده در محدوده سه درسه کیلومتری ب) نمودارهای پراکنش و  $R^2$  حاصل از برازش‌های خطی (خط چین) و مربعی (خط پر) قبل (رنگ آبی) و بعد (رنگ سرخ) از پس‌پردازش با روش ماشین بردار پشتیبان SVM.

## ۵. نتیجه‌گیری

نسبی از نظر توزیع مکانی با خداد آذرخش نشان داد. دلیل عدم توانایی این کمیت‌های ناپایداری، مقیاس مکانی بزرگ آنها نسبت به مقیاس مکانی رخداد آذرخش است. این در حالی است که LPI پیش‌بینی بسیار محلی‌تری از محل انتظار توسعه ابرهای همرفتی و آذرخش ارائه می‌دهد. از آنجایی که KI و CPTP اطلاعات خردفیزیکی را به کار نمی‌گیرند، حتی در مناطقی که مدل هیچ بارشی پیش‌بینی نکرده است، امکان رخداد آذرخش را نشان می‌دهند و بنابراین چنین به نظر می‌رسد که برای پیش‌بینی دقیق فعالیت آذرخش چندان مفید نباشند. این امر بر مزیت LPI مبتنی بر اطلاعات خردفیزیکی نسبت به کمیت‌هایی مانند KI و CPTP تأکید می‌کند. نتایج همچنین نشان می‌دهد که CIN و DBZ هم ارتباط کمی با مکان واقعی رخداد آذرخش دارند. در نهایت، با روش‌های یادگیری ماشین و با استفاده از شاخص‌های ناپایداری CAPE، CPTP، KI، CIN، DBZ در ورودی آنها، میزان  $R^2$  بین داده واقعی آذرخش و LPI از ۰/۴۴ به ۰/۵۹ بهبود داده شد. با توجه به این که CAPE دارای همبستگی بهتری نسبت به سایر کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری با داده‌های واقعی آذرخش است، با دوبرابر کردن وزن آن در ورودی یادگیری ماشین به روش SVM و برازش مربعی، بهترین نتیجه برای  $R^2$  و NRMSE در این پژوهش به ترتیب برابر با ۰/۶۳ و ۰/۶۲ به دست آمد. مقدار  $R^2$  حاصل به قدر کافی بزرگ‌تر از میزان ارائه شده در موریاسی و همکاران (۲۰۰۷) برای کاربست‌پذیری آماری آن است.

## مراجع

قرایلو، م.؛ ثابت قدم، س. و قادر، س. (۱۳۹۵). امکان‌سنجی پیش‌بینی رخداد آذرخش با استفاده از مدل میان مقیاس WRF در منطقه ایران، مجله فیزیک زمین و فضا، ۴۲(۱)، ۲۲۰-۲۱۳.

در این پژوهش ارتباط آماری کمیت LPI حاصل از پیش‌بینی همادی مدل WRF با رخداد آذرخش بر روی گستره دامنه جنوبی البرز به صورت نقطه‌ای و با تفکیک ۳ کیلومتر در سه مورد مطالعاتی بررسی شد. برای ارزیابی توانایی پیش‌بینی آذرخش با LPI، نمودارهای پراکنش تعداد درخش بر حسب LPI و ضریب تعیین  $R^2$  برای برازش‌های خطی و مربعی به کار گرفته شد. شایان توجه است که توزیع مکانی تعداد درخش در مطالعات موردی به وضوح حاکی از جابه‌جایی مکانی داده واقعی شبکه زمینی آذرخش (ENTLN) است. علی‌رغم این مسئله، در این پژوهش داده‌های ENTLN بدون هرگونه تصحیح جابه‌جایی مکانی به کار گرفته شد. برای شرایط اولیه و مرزی WRF، علاوه بر اجرای کنترلی مدل GFS از ۲۱ عضو همادی سامانه GEFS همراه با ۱۲ ترکیب از طرحواره‌های فیزیکی استفاده شد. از روش‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی همراه با مجموعه‌ای از کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری نیز برای پس‌پردازش LPI و بهبود نتایج بهره گرفته شد.

به‌طور کلی نتایج نشان می‌دهد که اثر طرحواره در نتایج مدل بیشتر از داده ورودی اولیه است. بنابراین ترکیب ۲۱ عضو سامانه GEFS و ۱۲ ترکیب طرحواره‌های فیزیکی مبنای همادسازی قرار گرفت. به‌علاوه، همادسازی به شکل‌های هم‌وزن، وزن‌دار بسته به مقدار  $R^2$  و وزن‌دار با قید  $R^2 \geq 0.73$  انجام گرفت که به ترتیب به بهبود  $R^2$  انجامید. در حالی که KI و CPTP فقط نشانه‌ای کلی و گسترده از محل احتمالی فعالیت آذرخش ارائه می‌دهند، LPI با توزیع مکانی آذرخش CG مشاهده شده واقعی مطابقت نزدیکی دارد. همچنین، در میان کمیت‌های مشخص‌کننده ناپایداری مورد استفاده در این پژوهش، فقط CAPE ارتباط آماری

*Learning*, 45(1), 5-32.

Bright, D. R., M. S. Wandishin, R. E. Jewell, & Weiss, S. J. (2005). A physically based parameter for lightning prediction and its calibration in ensemble forecasts, paper presented at Conference on Meteorological

Babuňková Uhlířová, I., Popová, J., & Sokol, Z. (2022). Lightning Potential Index and its spatial and temporal characteristics in COSMO NWP model. *Atmospheric Research*, 268, 106025.  
Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine*

- Applications of Lightning Data, Am. Meteorol. Soc., San Diego, Calif.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297.
- Eugene W. McCaul Jr., Georgios Priftis, Jonathan L. Case, Themis Chronis, Patrick N. Gatlin, Steven J. Goodman, & Fanyou K., (2020). Sensitivities of the WRF Lightning Forecasting Algorithm to Parameterized Microphysics and Boundary Layer Schemes. *AMS Publications*, 1545–1560
- Curran, E. B., Holle, R., & Lopez, E. (1999). Lightning casualties and damages in the United States from 1959 to 1994. *Journal of E. B. f Climate*, 13, 3448–3464.
- Frisbie, P.R., Colton, J.D., Pringle, J.R., Daniels, J.A., Ramey Jr, J.D., & Meyers, M.P., (2009), Lightning Prediction by WFO Grand Junction using Model Data and Graphical Forecast Editor Smart Tools, viewed 2 May (2013), <https://ams.confex.com/ams/pdfpapers/149101.pdf>.
- Gatlin, P. N., & Goodman, S. J. (2010). A total lightning trending algorithm to identify severe thunderstorms. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 27, 3–22.
- Gibergans-Báguena, J., & Liast, M. C. (2007). Improvement of the analog forecasting method by using local thermodynamic data. Application to autumn precipitation in Catalonia, *Atmos. Res.*, 86, 173–193.
- Gofa, F., Boucouvala, D., Samos, L., & Louka, p. (2023). Lightning Potential Forecast Evaluation and Its Correlation with Thermodynamic Indices. Environmental Sciences Proceedings (MDPI).
- Holle, R., (2008). annual rates of lightning fatalities by country. Presented at the 20th International Lightning Detection Conference, 21-23 April 2008, and the 2nd International Lightning Meteorology Conference, 24-25 April 2008, Tuscon, Arizona.
- Khansalari, S., & Gharaylou, M. (2025). Lightning Prediction in the Tehran Region Using the WRF Model With Multiple Physical Parameterizations and an Ensemble Approach, *Earth and Space Science*, 12(6), 1-25.
- Kumar, A., Das, S., & Panda, S. K. (2022). Numerical simulation of a widespread lightning event over north India using an ensemble of WRF modeling configurations. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 241, 105984.
- Laroche, P., Blanchet, P., Delannoy, A., & Issac, F., (2015). Experimental studies of lightning strikes to aircraft. AerospaceLab, Tech. Doc. hal-01184400f, 14 pp.
- McCaul, E. W., Priftis, G., Case, J. L., Chronis, T., Gatlin, P. N., Goodman, S. J., & Kong, F., (2020). Sensitivities of the WRF lightning forecasting algorithm to parameterized microphysics and boundary layer schemes. *Weather Forecast*, 35(4), 1545–1560.
- Miller, K., Gadian, A., Saunders, C., Latham, J., & Christian, H., (2001). Modeling and observations of thundercloud electrification and lightning, *Atmos. Res.*, 58, 89–115.
- Mondal, U., Panda, S. K., Banerjee, B. K., Kumar, A., & Sharma, D. (2023). Performance evaluation of lightning potential index and flash count using WRF microphysical parameters over Rajasthan and West Bengal, India. *Dynamics of Atmospheres and Oceans*, 104, 101404.
- Mondal, U., Panda, S. K., Terao, T., Kumar, M., & Sharma, D. (2024). Evaluating the performance and detection efficiency of Weather Research Forecasting model with lightning parameterization schemes for identifying lightning hotspots over Northeast region in India. *Climate Dynamics*, 62(11), 1–24.
- Moriassi, D.N., J. G. Arnold, M. W. Van Liew, R. L. Bingner, R. D. Harmel, & Veith T. L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50, 885–900.
- Morrison, H., Thompson G., & Tatarskii V. (2009). Impact of cloud microphysics on the development of trailing stratiform precipitation in a simulated squall line: Comparison of one- and two-moment schemes. *Mon. Wea. Rev.*, 137, 991–1007.
- Prasad, S. K., Saha, K., Shanker, G., Sarkar, A., George, J. P., & Prasad, V. S. (2024). Evaluating lightning forecasts of a convective scale ensemble prediction system over India. *Theoretical and Applied Climatology*, 155(6), 4407–4422.
- Sadeghi, B., Taghavi, F., & Shayegan, A., (2021). Effect of Earth's Magnetic Field on Prerequisites for Lightning Initiation in Thunderstorm. *Journal of Earth and Space Physics*, 46(4), 173–188.
- Saha, K., Bisht, D. S., & Ashrit, R. (2025). Prediction of lightning events over Bangladesh: A machine learning perspective. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 268, 106448.
- Saunders, C. P. R., Keith, W. D. & Mitzeva, R. P., (1991). The effect of liquid water on thunderstorm charging. *J. Geophys. Res.*, 96, 11007–11017.
- Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Dudhia, J., Gill, D. O., Barker, D. M., Duda, M. G., Huang, X. Y., Wang, W., & Powers, J. G., (2008). A description of the Advanced Research WRF Version 3. NCAR Technical Note, TN 475+STR, 113 pp.
- Sturtevant, J. S. (1995). The Severe Local Storm

- Forecasting Primer, 197 pp., Weather Scratch Meteorol. Serv., Florence, Ala.
- Williams, E. R. (1999). The behavior of total lightning activity in severe Florida thunderstorms. *Atmospheric Research*, 51, 245-265.
- Xiushu, Q., Qilin, Z., Tie, Y., & Tinglong, Z., (2016). *Lightning Physics*, Beijing Science Press.
- Yair, Y., Lynn, B., Price, C., Kotroni, V., Lagouvardos, K., Morin, E., Mugnai, A., & Del Carmen Llasat, M. (2010). Predicting the potential for lightning activity in Mediterranean storms based on the Weather Research and Forecasting (WRF) model dynamic and microphysical fields. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 115(4), 1-13.
- Zhang, W., Meng, Q., Ma, M., & Zhang, Y., (2011). Lightning casualties and damages in China from 1997 to 2009. *Nat. Hazards*, 57, 465-476.