

# کاربرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی و مدیریت مخاطرات اقلیمی با تاکید بر امواج گرمایی در غرب ایران

آذر جلیلیان<sup>۱\*</sup>، حسن ذوالفقاری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانش آموخته دکتری اقلیم‌شناسی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

<sup>۲</sup>دانشیار اقلیم‌شناسی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۲۲، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۲۶

## چکیده

تغییرات اقلیمی موجب افزایش چشمگیر فراوانی و شدت امواج گرمایی در جهان و به‌ویژه در مناطق غربی ایران شده است. در واقع، امواج گرمایی از مهم‌ترین مخاطرات آب‌وهوایی هستند که هر سال پیامدهای زیانبار متعددی در زندگی انسان و سایر موجودات زنده بر جای می‌گذارند. این پدیده تأثیرات قابل توجهی بر سلامت عمومی، کشاورزی و مصرف انرژی دارد و لزوم توسعه سامانه‌های پیش‌بینی دقیق و هشدار زودهنگام را آشکار می‌سازد. این پژوهش با استفاده از داده‌های روزانه دما، رطوبت نسبی و شاخص‌های اقلیمی در ایستگاه‌های هواشناسی پنج استان واقع در غرب ایران (کرمانشاه، همدان، ایلام، کردستان و لرستان) طی دوره ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ و داده‌های تکمیلی ماهواره‌ای ERA5، مدل‌های Random Forest، LSTM، و شبکه عصبی ساده انجام گرفته است. عملکرد مدل‌ها با شاخص‌های MAE، RMSE و Accuracy ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل Random Forest با دقت ۹۲.۷ درصد و کمترین خطا (RMSE=1.42) بهترین عملکرد را داشته است. همچنین با استفاده از روش SHAP عوامل اصلی شکل‌گیری امواج گرمایی شناسایی شدند که دمای حداکثر روزانه (۲.۳۷ درصد)، رطوبت نسبی (۲۱.۴ درصد) و تابش خورشیدی (۱۶.۸ درصد) بیشترین تأثیر را داشتند. در نهایت، چارچوبی برای سیستم هشدار زودهنگام طراحی شد که می‌تواند ۵ تا ۷ روز قبل از وقوع امواج گرمایی، هشدارهای محلی ارائه دهد و در مدیریت بهینه منابع آب، انرژی و سلامت عمومی نقش مؤثری ایفا کند.

کلمات کلیدی: الگوریتم‌های هوش مصنوعی، امواج گرمایی، جنگل تصادفی، SHAP، غرب ایران.

## مقدمه

تغییرات اقلیمی یکی از مهم‌ترین چالش‌های جهانی قرن حاضر محسوب می‌شود و تأثیرات گسترده‌ای بر محیط زیست، اقتصاد و سلامت انسان دارد (IPCC, 2021). یکی از پیامدهای ملموس این تغییرات، افزایش فراوانی و شدت امواج گرمایی است. بطور کلی معیار گرمای تجمعی، افزایش قابل توجهی را تقریباً در همه جا از دهه ۱۹۵۰ نشان می‌دهد که عمدتاً ناشی از روزهای رخداد موج گرمایی است. اکنون، امواج گرمایی از نظر شدت، فراوانی و مدت زمان افزایش یافته‌اند و پیش‌بینی می‌شود که این روندها تحت تأثیر گرمایش جهانی شدید شوند (Perkins-Kirkpatrick & Lewis, 2020). امواج گرمایی یکی از وقایع اقلیمی است که در آن دما برای چند روز متوالی به‌طور غیرعادی بالا می‌رود و می‌تواند باعث افزایش رنگ‌ومیر ناشی از بیماری‌های مرتبط با گرما (هادی<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۴) شود. موج گرما، تداوم زمانی طولانی مدتِ هوای گرم نسبت به شرایط مورد انتظار در یک منطقه در دوره‌ی زمانی معینی از سال است (بهاروندی و همکاران، ۱۳۹۹). با اینکه تاکنون تعاریف متعددی از موج گرمایی ارائه شده است، اما هیچ تعریف توافق‌شده در سطح بین‌المللی از موج گرما وجود ندارد؛ زیرا آستانه موج گرما بسته به آب‌وهوا، جغرافیا و شرایط اجتماعی هر منطقه و هر کشور متفاوت است. این تعریف همچنین ممکن است بسته به نحوه استفاده از داده‌های دما نیز متفاوت باشد. برای مثال، موج گرمایی در اروپا در سال ۲۰۲۳، به منزله "دوره‌ای حداقل با سه روز متوالی که در آن حداقل و حداکثر دمای هوای روزانه بالاتر از بالاترین ۵ درصد مقادیر برای روز مورد نظر در طول دوره مرجع ۱۹۹۱-۲۰۲۰ باشد" تعریف شده است (مرکز تحقیقات بین‌المللی علوم کشاورزی

ژاپن، ۲۰۲۴). در بیشتر نقاط جهان، امواج گرما با دمای بالا همراه هستند. طبق گفته سازمان بهداشت جهانی (WHO)، تنش گرمایی علت اصلی مرگ و میر ناشی از آب‌وهوا است و می‌تواند بیماری‌های زمین‌های مانند بیماری‌های قلبی عروقی، دیابت، سلامت روان و آسم را تشدید کند و همچنین خطر تصادفات و انتقال برخی از بیماری‌های عفونی را افزایش دهد (مرکز تحقیقات بین‌المللی علوم کشاورزی ژاپن، ۲۰۲۴). این رخداد اقلیمی، علاوه بر تأثیر منفی بر متابولیسم و فعالیت‌های زیستی انسان، می‌تواند بر جنبه‌های مختلف اجتماعی، اقتصادی و صنعتی نیز تأثیر بگذارد (انصاری<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۲۵). در ایران، مناطق غربی به دلیل توپوگرافی خاص و قرارگیری در مسیر سامانه‌های مدیترانه‌ای و خشکسالی‌های فصلی، حساسیت بیشتری نسبت به امواج گرما دارند. استان‌هایی مانند کرمانشاه، ایلام، همدان، لرستان و کردستان، طی سال‌های اخیر شاهد افزایش تعداد روزهای با دمای شدید بوده‌اند که این موضوع نیازمند پیش‌بینی دقیق و برنامه‌ریزی است. بر اساس مطالعات کرم‌پور و همکاران (۱۳۹۶)، مجموع فراوانی امواج گرمایی استخراج شده در غرب ایران در دوره آماری مورد مطالعه ۱۴۳ موج است که از این تعداد، ۷۰ موج در دوره گرم و ۷۳ موج در دوره سرد سال رخ داده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین از جمله جنگل تصادفی، XGBoost<sup>۳</sup> و شبکه‌های عصبی قادر به شناسایی الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی میان متغیرهای اقلیمی هستند و امکان پیش‌بینی دقیق‌تر مخاطرات اقلیمی را فراهم می‌کنند (دی برگ-دی و لیوونبورگ<sup>۴</sup>، ۲۰۲۳). مطالعات بین‌المللی نشان داده‌اند که استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی می‌تواند دقت پیش‌بینی موج گرما را نسبت به مدل‌های آماری سنتی

<sup>2</sup> Ansari<sup>3</sup> XGBoost<sup>4</sup> de Burgh-Day & Leeuwenburg<sup>1</sup> Hadei

که تعداد و بزرگی امواج گرمایی در کشور به شکل معنی‌داری در حال افزایش است و بیشترین افزایش تعداد متعلق به تابستان و بزرگی متعلق به زمستان است. انصاری و همکاران (۲۰۲۵) در مطالعه‌ای ضمن بررسی روندها، به الگوها و عوامل محرک مؤثر بر امواج گرمایی در مرکز و جنوب شرقی ایران پرداختند و با استفاده از شاخص ضریب گرمای اضافی، پنج ویژگی مختلف امواج گرمایی، یعنی تعداد، مدت، فراوان، میانگین و بزرگی موج گرمایی را برای ۱۵ ایستگاه هواشناسی در مرکز و جنوب شرق ایران استخراج کردند. نتایج بررسی آنها نشان داد که هر پنج ویژگی برای این بخش از ایران روند افزایشی داشته‌اند. علاوه بر این، دمای سطح دریا (SST) در دریای عمان، دریای عرب و خلیج فارس افزایشی بوده است. ارتفاع ژئوپتانسیلی در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال، دمای هوا در تراز ۱۰۰۰ هکتوپاسکال و رطوبت ویژه در دو تراز ۱۰۰۰ و ۸۵۰ هکتوپاسکال نیز در مقیاس همدیدی روند افزایشی داشته‌اند. آنها همچنین به این نتیجه رسیدند تنها تغییری که روند تغییرات بلندمدت آن کاهش یافته است، مؤلفه باد مداری در سه تراز ۱۰۰۰، ۸۵۰ و ۵۰۰ هکتوپاسکال است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که تغییرات بلندمدت دمای سطح دریا، دمای هوا در تراز ۱۰۰۰ هکتوپاسکال، رطوبت ویژه در تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال، ارتفاع ژئوپتانسیلی در تراز ۵۰۰ هکتوپاسکال و مؤلفه باد مداری در ترازهای ۱۰۰۰، ۸۵۰ و ۵۰۰ هکتوپاسکال، مهم‌ترین عوامل محرک در توضیح تغییرات بلندمدت ویژگی‌های امواج گرمایی در مرکز و جنوب شرق ایران بوده‌اند.

علیرغم وجود این مطالعات، پژوهش‌های کاربردی در زمینه پیش‌بینی موج گرما با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مناطق غربی کشور هنوز به‌طور کامل انجام نشده است. در این راستا، پژوهش حاضر با رویکردی نوآورانه، به بررسی و پیش‌بینی امواج گرما

۲۰ تا ۳۰ درصد افزایش دهد و قابلیت کاربرد برای هشدارهای زودهنگام و مدیریت بحران را دارد (هرسباخ<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۰). در واقع این الگوریتم یک الگوریتم یادگیری ماشینی است که برای مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. الگوریتم مذکور از ترکیب چندین درخت تصمیم‌گیری<sup>۲</sup> برای ایجاد یک مدل قوی‌تر و مطمئن‌تر استفاده می‌کند. کاویا و چیترا<sup>۳</sup> (۲۰۲۵) در پژوهشی با استفاده از یک مدل هیبریدی ترکیبی برای پیش‌بینی امواج گرما به این نتیجه رسیدند که این رویکرد توانسته دقت پیش‌بینی امواج گرما را به‌طور معناداری افزایش دهد و عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های مجزای CNN یا LSTM ارائه دهد. این یافته‌ها نشان‌دهنده پتانسیل بالای مدل‌های هیبریدی در تحلیل و پیش‌بینی رویدادهای اقلیمی پیچیده است.

بهاروندی و همکاران (۱۳۹۹) در مطالعه‌ای با استفاده از «شاخص روزانه بزرگی موج گرما» (HWMId)<sup>۴</sup>، که هم شدت و هم طول موج گرما را لحاظ می‌کند، امواج گرمایی ایران را بین سال‌های ۱۹۸۵ تا ۲۰۱۵ از لحاظ توزیع زمانی و مکانی مورد تحلیل و بررسی قرار دادند. نتایج تحقیق آنها نشان داد بیشترین تعداد امواج گرمایی، در غرب رشته‌کوه زاگرس و سپس دشت کویر رخ می‌دهد؛ در حالی که بیشینه بزرگی امواج، متعلق به مناطق جنوب شرقی و مرکزی کشور است. همچنین آنها نشان دادند که فصول پاییز و سپس زمستان، سهم بالایی از شدیدترین امواج گرمایی را طی دوره مورد مطالعه داشته‌اند؛ در حالی که امواج گرمایی بهار و تابستان به نسبت ضعیف‌تر و از لحاظ وسعت، محدودتر بوده‌اند. شدیدترین امواج گرمایی طی دوره مورد مطالعه، در زمستان‌های ۲۰۰۸ و ۲۰۱۰ رخ داده است. همچنین آنها به این نتیجه رسیدند

<sup>1</sup> Hersbach

<sup>2</sup> Decision Tree

<sup>3</sup> Kaviya & Chitra

<sup>4</sup> Heat Wave Magnitude Index daily

در استان‌های غربی کشور می‌پردازد. پژوهش حاضر علاوه بر ارائه یک مدل بومی‌سازی شده، می‌تواند مبنایی برای سیاست‌گذاری در حوزه مدیریت بحران، انرژی و سلامت عمومی قرار گیرد. بطور کلی امواج گرما به‌منزله یکی از جدی‌ترین پیامدهای تغییر اقلیم در سطح جهانی، موضوع پژوهش‌های گسترده‌ای بوده است. تا کنون پژوهشگران متعددی از مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی موج‌های گرما در مقیاس منطقه‌ای و جهانی بهره برده‌اند. برای مثال، میلوشوویچ<sup>۱</sup> (۲۰۲۲) به پیش‌بینی موج‌های گرمای شدید با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن در شرایط کمبود داده، به توسعه روشی برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی که بر اساس خروجی‌های مدل‌های اقلیمی بسیار طولانی آموزش دیده‌اند، پرداخت. آنها به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی، با توجه به پیش‌بینی‌های تصادفی اقلیمی، مهارت‌های پیش‌بینی مثبتی برای وقوع موج‌های گرمایی طولانی مدت ۱۴ روزه بر فراز فرانسه، تا ۱۵ روز قبل از زمان رخداد محرک‌های دینامیکی سریع (میدان ارتفاع ژئوپتانسیلی ۵۰۰ هکتوپاسکال) و همچنین در زمان‌های انتظار بسیار طولانی‌تر برای محرک‌های فیزیکی آهسته (رطوبت خاک) دارند. پژوهش‌های چوداری<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۲۵) در هند مدل‌های مختلف یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی رویداد موج گرما با استفاده از مجموعه داده‌های سری زمانی از یک ایستگاه هواشناسی در منطقه استوایی هند را به کار گرفتند. آنها در این پژوهش عملکرد مدل‌هایی از جمله جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی کانولوشن، شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت، شبکه‌های ترانسفورماتور، ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی گراف، تقویت‌گرادین شدید و رمزگذارهای خودکار را برای تشخیص بی‌هنجاری

موج گرمایی ارزیابی کردند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که پیش‌بینی دقیق موج‌های گرما، برنامه‌های کاهش اثرات را برای محافظت از انسان‌ها، حیوانات و گیاهان امکان‌پذیر می‌کند.

بر اساس مطالعه ژانگ<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۲۲)، الگوی غالب فراوانی امواج گرما در تابستان (June–July) (August) بر فراسوی قاره‌ی اوراسیا یک الگوی در مقیاس قاره‌ای است. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های به کار رفته در این مطالعه در پیش‌بینی فراوانی امواج گرما در مناطق با فراوانی بالای امواج گرما عملکرد نسبتاً خوبی دارند و به‌طور واضح بهتر از یک مدل رگرسیون خطی سنتی عمل می‌کنند. این نتایج نشان‌دهنده‌ی ارزش این روش‌ها به‌منزله ابزارهای مکمل برای پیش‌بینی فصلی است. همچنین لوندبرگ و لی<sup>۴</sup> (۲۰۱۷) با معرفی روش SHAP<sup>۵</sup> امکان تحلیل اهمیت متغیرها را فراهم کردند و بدین ترتیب درک بهتری از عوامل مؤثر بر موج‌های گرما ارائه شد. در واقع آنها با معرفی این روش، با استفاده از نظریه ارزش‌های شاپلی، که امکان تحلیل اهمیت متغیرها در مدل‌های یادگیری ماشین را فراهم می‌سازد، درک بهتری از عوامل مؤثر در رخدادهایی مانند امواج گرما ارائه دادند. Ouzeau و همکاران (۲۰۱۶) به منظور بررسی ویژگی‌های امواج گرمای آینده بر اساس چند مدل منطقه‌ای EURO-CORDEX، تحت دو سناریوی مختلف RCP4.5 و RCP8.5 به این نتیجه رسیدند که این مدل‌ها قادر به شبیه‌سازی امواج گرمایی هستند که تحت شرایط آب‌وهوایی آینده، بیشتر تکرار می‌شوند و از نظر مدت و شدت میانگین بالاتری دارند.

Bador و همکاران (۲۰۱۷)، با بررسی احتمال وقوع ابرموج‌های گرمایی تابستانه در اقلیم آینده فرانسه

<sup>3</sup> Zhang

<sup>4</sup> Lundberg & Lee

<sup>5</sup> SHapley Additive exPlanations

<sup>1</sup> Miloshevich

<sup>2</sup> Choudary

با استفاده از شبیه‌سازی‌های اقلیمی منطقه‌ای با تفکیک بالا به این نتیجه رسیدند که تا اواخر قرن بیست و یکم، تابستان‌هایی با دماهای بسیار نادر در فرانسه رخ خواهد داد که می‌توانند به رویدادهایی محتمل و حتی مکرر تبدیل شوند. همچنین دامنه و تداوم این موج‌های گرمایی افزایش یافته و ریسک‌های جدی برای سلامت، منابع آب و بخش انرژی ایجاد خواهد کرد. این پژوهش بر تشدید چشمگیر حدهای فرین دمایی در جنوب و مرکز فرانسه تأکید داشته و نشان می‌دهد تغییر توزیع آماری دما در آینده، فراتر از یک جابجایی ساده در میانگین دما، به افزایش قابل ملاحظه احتمال رکوردهای جدید منجر می‌شود.

خان<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی با استفاده از رویکرد یادگیری عمیق ترکیبی، از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی یک بعدی و شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت، برای پیش‌بینی حداکثر دمای روزانه (۱ تا ۱۰ روزه) استفاده کردند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که عملکرد این مدل ترکیبی در مقایسه با سایر رویکردهای یادگیری ماشین و سه برنامه کاربردی آب‌وهوا (اپلیکیشن‌های آب‌وهوا) برتری دارد. در ایران، بخش عمده‌ای از پژوهش‌ها به بررسی روند دما و تحلیل آماری امواج گرما اختصاص داشته است.

برای مثال، پوراصغر و همکاران (۱۴۰۰)، با بررسی آماری و ریزمقیاس‌نمایی رخدادهای حدی دمایی استان آذربایجان شرقی طی دوره ۱۳۴۵ تا ۱۳۹۷ نشان دادند که در دهه اخیر فراوانی، طول و شدت امواج گرما نسبت به دهه‌های قبل افزایش معناداری داشته است. بیشترین شدت موج گرما در شمال استان و بیشترین فراوانی آن در جنوب‌غرب مشاهده شد. در مورد موج سرما، بیشترین تعداد رخداد در شمال‌شرق و شرق استان ثبت گردید. نتایج سناریوهای تغییر اقلیم برای دوره

۲۰۲۰ تا ۲۰۴۹ حاکی از افزایش محسوس دمای گرم‌سال (حدود ۳/۵ تا ۶ درجه سانتی‌گراد) و افزایش دمای حداقل فصل سرد (حدود ۰/۵ تا ۳ درجه) است که بیانگر تشدید رخدادهای حدی گرمایی در آینده می‌باشد. همچنین مجرد و همکاران (۱۳۹۴) با بررسی داده‌های ۳۲ ساله دمای حداکثر شش ایستگاه غرب ایران، ۲۷ موج گرمایی بالای ۴۰ درجه را شناسایی کردند و نشان دادند تعداد روزهای بسیار گرم روند افزایشی داشته است. شدیدترین موج در سال ۱۹۹۸ رخ داده است. پژوهش‌های دیگری نیز با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به بررسی این رخداد اقلیمی پرداخته‌اند. برای مثال، اسدالله<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۲۲) با استفاده از مدل‌های فیزیکی-تجربی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین کلاسیک، درخت تصمیم‌گیری و جنگل‌های تصادفی توسعه یافته برای پیش‌بینی روزهای موج گرمایی سالانه در ایران، به این نتیجه رسیدند که مدل‌های فیزیکی-تجربی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های دیگر دارد و در مناطق مختلف ایران، عملکرد مکانی آن تا ۱۸۵ درصد و ۱۹ درصد نسبت به مدل‌های قبلی، بهبود یافته است. نتایج نشان می‌دهد که این رویکرد ترکیبی، مؤثر و قابل اعتماد برای پیش‌بینی روزهای موج گرما است.

بنابراین می‌توان گفت که پژوهش‌های داخلی ایران در زمینه امواج گرما به‌طور عمده یا به بررسی‌های آماری و توصیفی محدود شده‌اند و یا از مدل‌های هوش مصنوعی برای بررسی موج گرما استفاده نشده است. از اینرو، هدف اصلی این پژوهش، پیش‌بینی و مدیریت مخاطرات ناشی از امواج گرما در غرب ایران با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی است. در این پژوهش از داده‌های ایستگاهی دقیق و پایگاه‌های داده ملی هواشناسی بهره گرفته شده است. همچنین در نهایت،

<sup>۱</sup> Khan

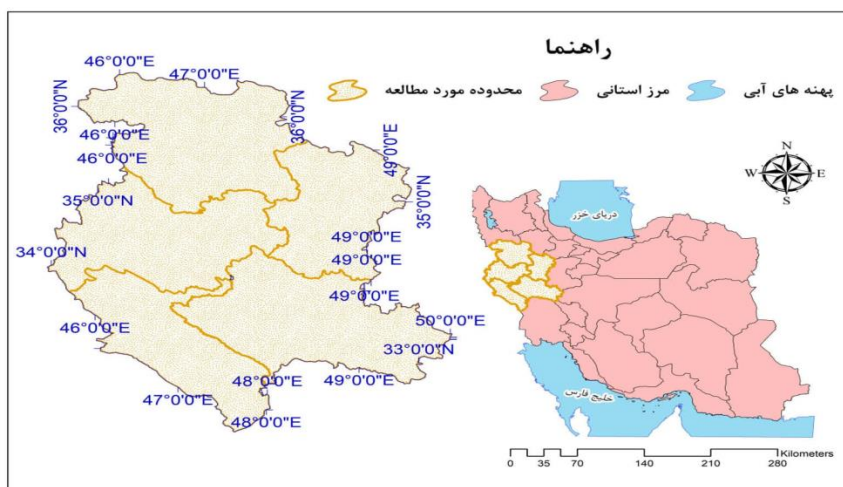
<sup>۲</sup> Asadollah

در این پژوهش به منظور پیش‌بینی و مدیریت امواج گرما، از ایستگاه‌های غرب ایران استفاده شده است. شکل (۱) موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه در غرب ایران را نشان می‌دهد. همانگونه که قبلاً بیان شد، این منطقه شامل استان‌های کرمانشاه، کردستان، همدان، ایلام و لرستان است.

چارچوبی عملیاتی برای هشدار سریع و کاهش اثرات امواج گرما بر سلامت، کشاورزی و مصرف انرژی ارائه خواهد شد که نمونه‌ای نوآورانه و بومی‌سازی شده در حوزه مدیریت بحران‌های اقلیمی در ایران محسوب می‌شود.

## مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه



شکل ۱. نقشه موقعیت ایستگاه‌ها در غرب ایران

گردید. این متغیرها به‌منزله شاخص‌های اصلی شرایط گرمایی و رطوبتی جو برای مدل‌سازی و پیش‌بینی امواج گرما مورد استفاده قرار گرفتند.

به منظور افزایش دقت پیش‌بینی و تکمیل داده‌ها، داده‌های بازتحلیل ERA5 مربوط به ECMWF<sup>1</sup> (مرکز اروپایی پیش‌بینی‌های میان‌مدت وضع هوا) نیز در پژوهش حاضر گنجانده شد. این داده‌ها دارای تفکیک مکانی  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  و تفکیک زمانی ساعتی هستند و کمیت‌های متعددی شامل دما، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی خالص ( $SW_{down}$ )، مؤلفه‌های مداری (U) و نصف النهاری (V) سرعت باد، و فشار سطح دریا را پوشش می‌دهند. در ادامه برای شناسایی روزهای موج

داده‌ها

در این پژوهش، به منظور دقت بیشتر و قابلیت اعتماد مدل‌های هوش مصنوعی از مجموعه متنوعی از داده‌ها، برای تحلیل و پیش‌بینی امواج گرما در غرب ایران استفاده شده است. داده‌های اصلی شامل اطلاعات روزانه دما، رطوبت نسبی و فشار سطح دریا از ایستگاه‌های هواشناسی کشور برای پنج استان مذکور، در دوره زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ گردآوری شد. داده‌های دما شامل دمای حداقل روزانه ( $T_{min}$ )، دمای حداکثر روزانه ( $T_{max}$ ) و دمای میانگین روزانه ( $T_{mean}$ ) هستند که برای شناسایی و برحسب‌گذاری روزهای موج گرما

به کار گرفته شدند. رطوبت نسبی (RH) برحسب درصد و فشار سطح دریا (P) برحسب هکتوپاسکال ثبت

<sup>1</sup> European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

استفاده قرار گرفت. LSTM، یک نوع شبکه عصبی بازگشتی است که برای داده‌های سری زمانی و پیش‌بینی پدیده‌هایی که وابستگی زمانی دارند، کاربرد دارد (گونوان<sup>۵</sup> و همکاران، ۲۰۲۰).

جنگل تصادفی یکی از الگوریتم‌های پرقدرت یادگیری ماشین است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این روش یک مدل همادی (ensemble) است؛ یعنی از ترکیب چندین مدل ساده‌تر (اینجا درخت تصمیم) استفاده می‌کند. الگوریتم توانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی را دارد (بريمن، ۲۰۰۱).

شبکه عصبی ساده (یا پیش‌خور) ابتدایی‌ترین نوع شبکه عصبی است که داده‌ها فقط از ورودی → لایه پنهان → خروجی حرکت می‌کنند و بازخورد<sup>۶</sup> یا چرخه‌ای در آن وجود ندارد. این شبکه به منظور شناسایی الگوهای کوتاه‌مدت و پیش‌بینی شدت دما مورد استفاده قرار گرفته است. در واقع شبکه‌های عصبی پیش‌خور ساده (SFNN) با اینکه ساده‌تر، کوچکتر، سریع‌تر و قوی‌تر هستند، می‌توانند عملکردی برابر یا حتی فراتر از مدل‌های پیشرفته داشته باشند (سان<sup>۷</sup> و همکاران، ۲۰۲۵).

LSTM یک نوع خاص از شبکه‌های عصبی بازگشتی است که برای کار با داده‌های ترتیبی مانند تحلیل سری‌های زمانی و شناسایی روندهای بلندمدت و تکرار شونده مانند موج گرما مورد استفاده قرار می‌گیرد (میلوشویچ، ۲۰۲۲).

برای سنجش عملکرد مدل‌ها از شاخص‌های آماری متداول شامل ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و بررسی میزان دقت استفاده شد. همچنین به منظور افزایش قابلیت تفسیر نتایج، از روش SHAP برای شناسایی عوامل مؤثر بر

گرما، دمای حداکثر روزانه نسبت به صدک ۹۰<sup>۱</sup> دوره مرجع مورد بررسی قرار گرفت و روزهایی که از این آستانه فراتر رفتند به منزله روزهای موج گرما برچسب‌گذاری شدند (کورهونن<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۵).

در نهایت، داده‌ها شامل مجموعه‌ای جامع از متغیرهای جوی و اقلیمی با تفکیک زمانی روزانه و ساعتی و پوشش مکانی کامل پنج استان غرب ایران بودند که امکان توسعه مدل‌های پیش‌بینی دقیق و طراحی سامانه هشدار زودهنگام امواج گرما را فراهم می‌آورد.

#### روش پژوهش

این پژوهش با هدف پیش‌بینی و مدیریت امواج گرما در غرب ایران انجام شد. محدوده مورد مطالعه شامل پنج استان در غرب ایران است که به دلیل موقعیت جغرافیایی و شرایط اقلیمی، در سال‌های اخیر با افزایش شدت و فراوانی امواج گرما مواجه بوده‌اند.

داده‌های مورد استفاده در پژوهش ابتدا مورد کنترل کیفیت، پاک‌سازی و نرمال‌سازی قرار گرفتند. برای اینکه داده‌های گمشده یا دارای خطا اصلاح شوند. روزهایی که دما از صدک ۹۰<sup>۱</sup> فراتر رفته بود، به منزله روزهای موج گرما شناسایی و برچسب‌گذاری شدند. در نهایت، به منظور پیش‌بینی امواج گرما از سه الگوریتم پرکاربرد هوش مصنوعی استفاده شده است که عبارتند از:

جنگل تصادفی برای مدل‌سازی روابط غیرخطی و رگرسیون (بريمن<sup>۲</sup>، ۲۰۰۱)، شبکه عصبی ساده<sup>۳</sup> برای شناسایی الگوهای کوتاه‌مدت و پیش‌بینی شدت موج گرما و شبکه LSTM<sup>۴</sup> که برای تحلیل داده‌های ترتیبی و شناسایی روندهای بلندمدت و تکرار شونده مورد

<sup>5</sup> Gunawan

<sup>6</sup> feedback

<sup>7</sup> Sun

<sup>1</sup> Korhonen

<sup>2</sup> Breiman

<sup>3</sup> Feedforward Neural Network

<sup>4</sup> Long Short-Term Memory

وقوع امواج گرما (لوندبرگ و لی، ۲۰۱۷) بهره گرفته شد.

### بحث و نتایج

نتایج مقایسه مدل‌ها در جدول (۱) ارائه شده است. مطابق با مقادیر گزارش شده، الگوریتم جنگل تصادفی با دستیابی به کمترین میزان خطای پیش‌بینی ( $RMSE = 1.42$ ) و بالاترین سطح دقت طبقه‌بندی ( $Accuracy = 92.7\%$ )، بهترین عملکرد را در شناسایی و پیش‌بینی روزهای همراه با موج گرما در استان‌های غربی ایران به ثبت رسانده است. این عملکرد نشان می‌دهد که ساختار مبتنی بر درخت‌های تصمیم و تجمع نتایج در جنگل تصادفی، توانایی بالایی در استخراج الگوهای پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای اقلیمی دارد. در واقع، این مدل با کاهش واریانس و جلوگیری از بیش‌برازش، توانسته است نوسانات شدید داده‌های دمایی و تغییرپذیری مکانی-زمانی شاخص‌های هواشناسی را به خوبی مدیریت کند.

از منظر تحلیلی، یکی از دلایل موفقیت جنگل تصادفی در این پژوهش، قابلیت آن در رتبه‌بندی اهمیت متغیرها و تشخیص سهم هر پارامتر اقلیمی (مانند دمای حداکثر، رطوبت نسبی، سرعت باد و شاخص‌های ترکیبی) در وقوع موج گرماست. این ویژگی نه تنها دقت پیش‌بینی را افزایش داده، بلکه امکان تفسیرپذیری نتایج را نیز برای پژوهشگران حوزه اقلیم فراهم کرده است؛ موضوعی که در طراحی سامانه‌های عملیاتی هشدار سریع اهمیت فراوانی دارد. افزون بر این، عملکرد پایدار مدل در مجموعه داده‌های آزمون نشان می‌دهد که تعمیم‌پذیری آن در شرایط اقلیمی متنوع منطقه غرب

کشور قابل قبول بوده و به یک چارچوب قابل اتکا برای کاربردهای مدیریتی تبدیل شده است.

در مقابل، الگوریتم LSTM اگرچه در شناسایی روندهای بلندمدت دما، وابستگی‌های زمانی و الگوهای فصلی عملکرد مطلوبی از خود نشان داده است، اما در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت دچار افت نسبی دقت بوده است. ماهیت شبکه‌های بازگشتی عمیق سبب می‌شود که این مدل‌ها در تحلیل توالی‌های طولانی و روابط زمانی پیچیده بسیار کارآمد باشند، با این حال حساسیت آن‌ها به تنظیم پارامترها، حجم داده آموزشی و نوسانات ناگهانی می‌تواند موجب افزایش خطای پیش‌بینی در بازه‌های زمانی کوتاه شود. به بیان دیگر، LSTM در استخراج حافظه اقلیمی و روندهای پیوسته موفق است، اما در مواجهه با تغییرات ناگهانی و رخداد‌های حدی کوتاه‌مدت، نسبت به جنگل تصادفی انعطاف‌پذیری کمتری نشان داده است.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) یا شبکه عصبی ساده نیز کمترین میزان دقت را در میان مدل‌های بررسی‌شده ارائه داد. این نتیجه بیانگر آن است که ساختار ساده‌تر این شبکه و ناتوانی نسبی آن در مدل‌سازی هم‌زمان روابط غیرخطی پیچیده و وابستگی‌های زمانی، موجب کاهش کارایی آن در پیش‌بینی رخداد‌های حدی اقلیمی شده است. در شرایطی که داده‌های موج گرما دارای رفتار غیرایستا، توزیع نامتقارن و وابستگی‌های چندمتغیره هستند، استفاده از مدل‌های پیشرفته‌تر با قابلیت مدیریت پیچیدگی داده‌ها ضروری به نظر می‌رسد.

جدول ۱. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های پیش‌بینی امواج گرما بر اساس شاخص‌های ارزیابی ( $RMSE$ ،  $MAE$  و  $Accuracy$ ) در استان‌های غربی ایران.

مدل پیش‌بینی	$RMSE$ ( $^{\circ}C$ )	$MAE$ ( $^{\circ}C$ )	دقت پیش‌بینی (%)
Random Forest	1.42	1.08	92.7%
LSTM	1.75	1.33	88.4%
شبکه عصبی ساده	2.21	1.68	82.3%

### تحلیل روند زمانی و مکانی امواج گرما

تحلیل داده‌های دوره ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ نشان می‌دهد که افزایش فراوانی روزهای موج گرما در استان‌های غربی ایران نه تنها از نظر روند زمانی معنادار است، بلکه با تغییرات متغیرهای هیدروکلیماتیک نیز ارتباط آماری مشخصی دارد. همان‌گونه که در جدول (۲) ارائه شده است، میانگین سالانه روزهای با دمای فراتر از صدک ۹۰ در این دوره حدود ۳۵ درصد نسبت به سال پایه ۲۰۱۳ افزایش یافته است. این افزایش در استان کرمانشاه با ثبت میانگین ۱۸ روز موج گرما در سال و رشد ۴۵ درصدی بیشترین مقدار را نشان می‌دهد، در حالی که ایلام با ۱۷ روز و افزایش ۴۲ درصدی در رتبه بعدی قرار دارد. کردستان (۱۵ روز، ۳۳ درصد افزایش)، لرستان (۱۴ روز، ۳۰ درصد افزایش) و همدان (۱۳ روز، ۲۸ درصد افزایش) نیز روند صعودی مشابهی را تجربه کرده‌اند.

بررسی ضرایب همبستگی مندرج در جدول (۲) نشان می‌دهد که بین تعداد روزهای موج گرما و مجموع بارش فصلی رابطه‌ای معکوس و معنادار برقرار است. ضریب همبستگی برای کل منطقه  $-0.63$  ( $p < 0.01$ ) به دست آمده که بیانگر همبستگی منفی نسبتاً قوی است؛ به این معنا که کاهش بارش فصلی با افزایش فراوانی موج‌های گرما همراه بوده است. این رابطه در استان‌های کرمانشاه ( $r = -0.69$ ) و ایلام ( $r = -0.66$ ) شدت بیشتری داشته و نشان می‌دهد که این مناطق در سال‌های کم‌بارش، افزایش چشمگیرتری در تعداد روزهای بسیار گرم تجربه کرده‌اند. در مقابل، در همدان مقدار همبستگی منفی ضعیف‌تر ( $r = -0.41$ ) گزارش شده که می‌تواند ناشی از نقش تعدیل‌کننده ارتفاع و شرایط توپوگرافیک باشد.

علاوه بر بارش، ارتباط بین تعداد روزهای موج گرما و شاخص خشکسالی نیز مثبت و معنادار بوده است

( $r = 0.58, p < 0.05$ ). این نتیجه بیانگر آن است که با تشدید شرایط خشکسالی، فراوانی و تداوم رخداد‌های حدی دمایی افزایش یافته است. سازوکار فیزیکی این رابطه را می‌توان در کاهش رطوبت خاک، افت تبخیر-تعرق و افزایش سهم گرمای محسوس در تراز سطح زمین جست‌وجو کرد؛ فرآیندی که به تقویت بازخوردهای سطح زمین-جو و تشدید گرمایش موضعی منجر می‌شود. شدت این همبستگی در کرمانشاه و ایلام بیش از سایر استان‌ها بوده که با درصد افزایش بالاتر موج گرما در این مناطق همخوانی دارد.

از نظر زمانی، سال‌های ۲۰۱۷، ۲۰۲۰ و ۲۰۲۲ بیشترین فراوانی رخداد موج گرما را نشان داده‌اند. تحلیل همزمان این سال‌ها با شاخص‌های بارشی و خشکسالی نشان می‌دهد که این دوره‌ها با حداقل‌های بارشی و مقادیر بالای شاخص خشکسالی همراه بوده‌اند؛ موضوعی که همبستگی منفی میان بارش و موج گرما و همبستگی مثبت میان خشکسالی و موج گرما را تأیید می‌کند. در استان‌های مرتفع‌تر مانند همدان، اگرچه شدت مطلق دما پایین‌تر است، اما افزایش تعداد روزهای متوالی با دمای بیش از ۴۰ درجه سانتی‌گراد نسبت به دهه قبل نشان می‌دهد که شاخص تداوم گرما نیز روند افزایشی داشته است؛ عاملی که از نظر مخاطرات انسانی و کشاورزی اهمیت بیشتری نسبت به صرف فراوانی دارد.

در مجموع، نتایج جدول (۲) و تحلیل ضرایب همبستگی نشان می‌دهد که تشدید موج‌های گرما در غرب ایران حاصل برهم‌کنش روند گرمایش زمینی با کاهش بارش‌های فصلی و تشدید خشکسالی‌های منطقه‌ای است. وجود همبستگی‌های معنادار و نسبتاً قوی، بیانگر آن است که تغییرات هیدروکلیماتیک نقش تقویت‌کننده‌ای در افزایش فراوانی و تداوم رخداد‌های حدی دمایی ایفا می‌کنند. این الگو حاکی از ورود

منطقه به مرحله‌ای از آسیب‌پذیری حرارتی فزاینده است که ضرورت تقویت سامانه‌های پایش، پیش‌آگاهی و برنامه‌های سازگاری اقلیمی را بیش از پیش آشکار می‌سازد.

جدول ۲. میانگین افزایش روزهای موج گرما (۲۰۱۳-۲۰۲۳) در استان‌های غرب ایران.

استان	میانگین سالانه روزهای موج گرما	درصد افزایش نسبت به سال ۲۰۱۳
کرمانشاه	۱۸	۴۵٪
ایلام	۱۷	۴۲٪
کردستان	۱۵	۳۳٪
همدان	۱۳	۲۸٪
لرستان	۱۴	۳۰٪

خورشیدی، با افزایش انرژی ورودی به سطح زمین، موجب بالا رفتن دمای سطح و تشدید گرمای محسوس می‌شود؛ بنابراین، مناطق با تابش بیشتر مستعد وقوع امواج گرمای شدیدتر هستند.

فشار سطح زمین با ۱۳/۷ درصد اهمیت، نشان‌دهنده تأثیر سامانه‌های جوی و توزیع پرفشارها بر شکل‌گیری و ماندگاری امواج گرما است. فشار بالای سطح زمین غالباً با سکون جوی و کاهش جابه‌جایی هوا همراه است که شرایط گرمایی پایدار و طولانی‌مدت را فراهم می‌کند.

اختلاف دمای شب و روز با ۱۰.۹ درصد سهم، اگرچه کمترین اهمیت نسبی را دارد، اما همچنان نقش قابل توجهی در شدت موج‌های گرما ایفا می‌کند. افزایش این اختلاف نشان‌دهنده کاهش قابلیت خنک شدن شبانه و افزایش تنش حرارتی روزانه است که می‌تواند اثرات فیزیولوژیکی و زیست‌محیطی موج گرما را تشدید کند.

به طور کلی، تحلیل SHAP نشان می‌دهد که دمای حداکثر روزانه و رطوبت نسبی به‌منزله متغیرهای اصلی، بیشترین وزن را در وقوع و شدت موج‌های گرما دارند و سایر متغیرها، اگرچه کمتر، اما به‌منزله عوامل تقویت‌کننده و تعدیل‌کننده عمل می‌کنند. این یافته‌ها نه تنها تبیین‌کننده مکانیزم‌های فیزیکی امواج گرما هستند،

تحلیل اهمیت متغیرها با استفاده از SHAP به منظور شناسایی متغیرهای اقلیمی کلیدی در شکل‌گیری و تشدید امواج گرما، از روش SHAP برای تحلیل مدل جنگل تصادفی استفاده شد. نتایج تحلیل اهمیت متغیرها در جدول (۳) ارائه شده است. نتایج تحلیل اهمیت متغیرها، بیانگر تمرکز قابل توجه اثرگذاری بر چند شاخص اصلی اقلیمی است. برای مثال، دمای حداکثر روزانه با سهم ۳۷.۲ درصد بیشترین اهمیت را در مدل دارد و نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری امواج گرما ایفا می‌کند. این یافته نشان می‌دهد که افزایش مقادیر دمای حداکثر، حتی به‌صورت کوتاه‌مدت، عامل کلیدی در تشدید رخداد‌های حدی دمایی است و سایر متغیرها به میزان کمتری توانایی توضیح تغییرات موج گرما را دارند.

رطوبت نسبی با ۲۱.۴ درصد اهمیت، دومین عامل مؤثر است. کاهش رطوبت نسبی باعث افزایش دمای محسوس و کاهش تبخیر-تعرق سطحی می‌شود که فرآیندی اساسی در تشدید موج‌های گرما است. این متغیر به ویژه در مناطقی که ترکیب دمای بالا و خشکی سطح زمین وجود دارد، نقش تقویت‌کننده دارد.

تابش خورشیدی با سهم ۱۶.۸ درصد نیز تأثیر قابل توجهی بر وقوع موج گرما دارد. شدت تابش

بلکه برای طراحی سامانه‌های هشدار سریع، انتخاب متغیرهای کلیدی در پیش‌بینی و بهینه‌سازی مدل‌های یادگیری ماشین اهمیت بالایی دارند.

جدول ۳. رتبه‌بندی و اهمیت نسبی متغیرهای اقلیمی مؤثر بر وقوع و شدت امواج گرما بر اساس تحلیل SHAP در غرب ایران.

رتبه	متغیر اقلیمی	اهمیت نسبی (%)
۱	دمای حداکثر روزانه	۳۷/۲٪
۲	رطوبت نسبی	۲۱/۴٪
۳	تابش خورشیدی	۱۶/۸٪
۴	فشار سطح زمین	۱۳/۷٪
۵	اختلاف دمای شب و روز	۱۰/۹٪

انجام گیرد. این چارچوب می‌تواند نقش مهمی در کاهش خسارات انسانی، اقتصادی و زیست‌محیطی در استان‌های غربی ایران ایفا کند.

کاربردهای عملی نتایج این مدل در مدیریت بحران: شناسایی گروه‌های پرخطر شامل سالمندان، کودکان و بیماران قلبی-ریوی. توسعه پروتکل‌های پزشکی اضطراری و گسترش اطلاع‌رسانی عمومی در مناطق در معرض خطر. برنامه‌ریزی برای افزایش ظرفیت مراکز درمانی در دوره‌های بحرانی.

کمک به مدیریت زمان‌بندی آبیاری برای کاهش خسارت به محصولات حساس.

توسعه برنامه‌های سازگاری کشاورزی با تغییرات دمایی.

استفاده از مدل‌های مکمل برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع و مدیریت مصرف آب.

پیش‌بینی افزایش پیک مصرف برق در دوره‌های موج گرما.

برنامه‌ریزی برای افزایش تاب‌آوری شبکه برق و کاهش خاموشی‌ها.

بطور کلی این چارچوب می‌تواند به‌منزله یک مدل بومی‌سازی‌شده در غرب ایران به کار گرفته شود و

چارچوب هشدار زودهنگام و مدیریت بحران یکی از اهداف کلیدی این پژوهش، طراحی چارچوبی برای توسعه سامانه هشدار زودهنگام<sup>۱</sup> بر مبنای خروجی مدل جنگل تصادفی بود. این سامانه قادر است ۵ تا ۷ روز پیش از وقوع موج گرما، هشدارهای محلی برای استان‌های پرخطر صادر کند. در این پژوهش، بر اساس عملکرد برتر الگوریتم جنگل تصادفی با دقت ۹۲/۷ درصد، یک چارچوب سامانه هشدار زودهنگام طراحی شد که قادر است ۵ تا ۷ روز پیش از وقوع امواج گرما هشدارهای محلی و منطقه‌ای صادر کند. این سامانه با استفاده از داده‌های ایستگاهی و بازتحلیل ERA5، روزهای پرخطر را شناسایی کرده و با بهره‌گیری از روش SHAP، مهم‌ترین متغیرهای مؤثر شامل دمای حداکثر روزانه (۳۷/۲ درصد)، رطوبت نسبی (۲۱/۴ درصد) و تابش خورشیدی (۱۶/۸ درصد) را تعیین می‌کند. در صورت عبور احتمال وقوع موج گرما از ۷۰ درصد، هشدارها برای سازمان مدیریت بحران، بخش سلامت، کشاورزی و انرژی صادر می‌شود تا اقدامات پیشگیرانه از جمله مدیریت مصرف انرژی، زمان‌بندی آبیاری و آماده‌سازی مراکز درمانی

<sup>۱</sup> Early Warning System

امکان تصمیم‌گیری مبتنی بر داده را برای مدیران و سازمان‌های مربوطه فراهم سازد. نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه جنگل تصادفی، می‌تواند دقت پیش‌بینی امواج گرما را به‌طور میانگین ۲۰ تا ۳۰ درصد نسبت به مدل‌های آماری سنتی افزایش دهد. تحلیل‌های SHAP نیز نشان دادند که ترکیب متغیرهای دمایی، رطوبتی و تابشی، کلید شناسایی روندهای خطرناک اقلیمی در غرب ایران است. همچنین، روند افزایشی شدت و فراوانی امواج گرما در سال‌های اخیر، ضرورت توسعه سامانه‌های هشدار سریع و مدیریت فعال بحران‌های اقلیمی را بیش از پیش نمایان می‌سازد.

در نهایت به منظور بررسی دقت الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، همبستگی میان داده‌های حاصل از ERA5 برای دوره مورد مطالعه در غرب ایران و نتایج حاصل از الگوریتم‌های هوش مصنوعی محاسبه شد. نتایج این محاسبات نشان می‌دهد که بین دمای تراز ۲ متر (T2M) و رطوبت نسبی همبستگی منفی قوی (۰/۶۴-) وجود داشت. بین دما و حداکثر تابش خورشیدی<sup>۱</sup> همبستگی مثبت متوسط (۰/۵۵+) و بین رطوبت نسبی و حداکثر تابش خورشیدی همبستگی منفی ضعیف تا متوسط (۰/۳۷-) وجود دارد. براساس الگوریتم هوش مصنوعی، دمای حداکثر مهم‌ترین عامل امواج گرماست و نقش رطوبت نسبی دومین عامل بوده است که معمولاً رابطه معکوس با دما دارد. همچنین تابش خورشیدی اثر افزایشی روی دما داشته است. این نتایج با نتایج حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی و LSTM همخوانی و مطابقت دارد.

در واقع دما هم در نتایج الگوریتم‌های هوش مصنوعی (۳۷/۲ درصد) و هم با بررسی داده‌های Netcdf<sup>۲</sup> (۴۵/۶ درصد) به‌منزله مهم‌ترین عامل تشخیص

داده شده است (جدول ۴). رطوبت نسبی نیز در هر دو تحلیل، دومین عامل مهم به شمار می‌آید (با وزن نسبتاً نزدیک). در نهایت با اینکه تابش خورشیدی در هر دو تحلیل سومین عامل مؤثر در رخداد موج گرما است، اما در داده‌های Netcdf نقش قوی‌تری داشته است (۲۵/۲ درصد). بنابراین می‌توان گفت که داده‌های واقعی Netcdf تقریباً همان الگوی حاصل از الگوریتم‌های هوش مصنوعی را بازتولید کرده‌اند.

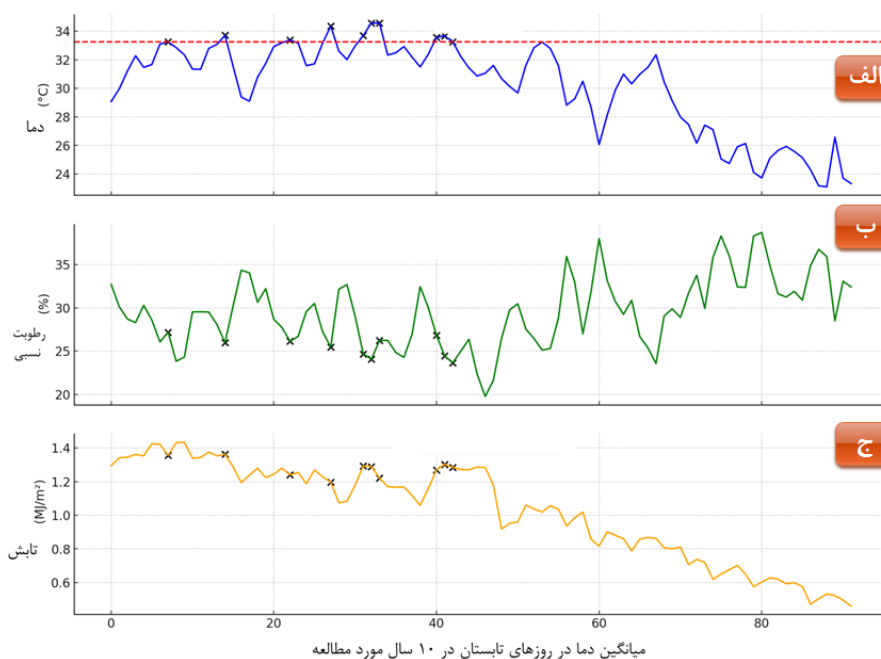
<sup>۱</sup> Surface Solar Radiation Downwards

<sup>۲</sup> Network Common Data Form

جدول ۴. مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و داده‌های Netcdf در غرب ایران.

متغیر	نتایج الگوریتم‌های هوش مصنوعی	نتایج همبستگی حاصل از داده‌های Netcdf
دما (T2M)	۳۷/۲ درصد	۴۵/۶ درصد
رطوبت نسبی (RH)	۲۱/۴ درصد	۲۹/۳ درصد
تابش خورشیدی (SSRD)	۱۶/۸ درصد	۲۵/۲ درصد

همچنین به منظور ارائه دید جامع‌تری از امواج گرما، نمودار میانگین روندهای دما، رطوبت نسبی و تابش تهیه شده است (شکل ۲).



شکل ۲. نمودار میانگین روندهای دما (الف)، رطوبت نسبی (ب) و تابش خورشیدی (ج) در روزهای فصل تابستان در دوره مورد مطالعه (۲۰۱۳-۲۰۲۳) در غرب ایران.

است. در روزهای موج گرما، دما بالا، رطوبت پایین و تابش بالاتر از میانگین می‌باشد که این ترکیب سه‌گانه، برای سلامتی خطرناک است. در واقع این نتایج همسو با نتایجی است که در این مقاله بر اساس الگوریتم‌های هوش مصنوعی (دمای بالا، رطوبت پایین و تابش زیاد به‌منزله عوامل کلیدی امواج گرما) شناسایی شده‌اند. در جدول ۵، میانگین متغیرهای مورد بررسی نمایش داده شده است.

در شکل ۲-الف، خط آبی روند تغییرات میانگین دما در فصل تابستان در طول ۹۲ روز را نشان می‌دهد و خط قرمز نقطه‌چین، آستانه موج گرما (صدک  $\approx 90$  درجه سلسیوس) است. در شکل ۲-ب، خط سبز رطوبت نسبی (هرچه پایین‌تر باشد، معرف شرایط خشک‌تر و خطرناک‌تر است) و در شکل ۲-ج، خط نارنجی تابش خورشیدی نرمال شده را نمایش می‌دهند. نقاط سیاه رنگ، روزهایی هستند که موج گرما رخ داده

جدول ۵. میانگین متغیرهای دما، رطوبت نسبی و تابش (۲۰۱۳-۲۰۲۳) در غرب ایران.

نوع روز	دما (°C)	رطوبت نسبی (%)	تابش خورشیدی (MJ/m <sup>2</sup> )
روزهای عادی	۲۹/۷	۳۰/۰	۱/۰۰
روزهای موج گرما	۳۳/۸	۲۵/۵	۱/۲۸

دلیل ساختار مبتنی بر درخت‌های تصمیم و تجمیع نتایج، در تفکیک روزهای عادی از روزهای بسیار گرم عملکرد پایداری نشان داد و در طبقه‌بندی رخداد (Event Detection) دقت بالایی داشت. شبکه عصبی ساده نیز در بازنمایی روابط غیرخطی کوتاه‌مدت موفق عمل کرد، اما در مدل‌سازی حافظه حرارتی و تداوم زمانی موج گرما نسبت به LSTM محدودتر بود. این تفاوت عملکرد نشان می‌دهد که انتخاب مدل باید متناسب با هدف (پیش‌بینی شدت، شناسایی رخداد، یا تحلیل روند) انجام شود.

تحلیل اهمیت متغیرها با استفاده از روش SHAP ابعاد فیزیکی نتایج را روشن‌تر ساخت. مطابق خروجی SHAP، دمای حداکثر روزانه بیشترین سهم را در شکل‌گیری موج گرما داشته که این یافته با تعریف آستانه صدک ۹۰ و ماهیت دمایی این پدیده همخوانی دارد. با این حال، نقش معنادار رطوبت نسبی و فشار سطح دریا نشان می‌دهد که موج گرما صرفاً تابع افزایش دما نیست، بلکه تحت تأثیر پایداری سامانه‌های پرفشار جنب‌حاره‌ای و کاهش تبادل رطوبتی نیز تشدید می‌شود. سهم مثبت فشار سطح دریا در مقادیر SHAP بیانگر آن است که استقرار سامانه‌های پرفشار و شرایط پایدار جوی، با کاهش ناپایداری و تضعیف همرفت، زمینه تداوم گرما را فراهم می‌کند. از سوی دیگر، کاهش رطوبت نسبی از طریق افزایش تابش مؤثر و کاهش خنک‌شدگی تبخیری، شدت تنش گرمایی را افزایش می‌دهد. این همگرایی نتایج آماری با مبانی دینامیک جوی، اعتبار فیزیکی مدل را تقویت می‌کند.

همانطور که در جدول ۵ دیده می‌شود، دما در موج گرما تقریباً ۴ درجه بالاتر از دما در روزهای عادی است. رطوبت نسبی حدود ۵ درصد کمتر (هوای خشک‌تر) → شرایط سخت‌تر برای بدن و گیاه) و تابش خورشیدی حدود ۲۸ درصد بیشتر از روزهای عادی است که عامل اصلی بالا رفتن دماست. این نتایج منطبق با نتایج الگوریتم‌های هوش مصنوعی (دمای بالا + رطوبت پایین + تابش زیاد = روزهای موج گرما) در شناسایی امواج گرما در غرب ایران است.

### جمع‌بندی

پژوهش حاضر با هدف پیش‌بینی و مدیریت امواج گرما در غرب ایران و با تمرکز بر استان‌های کرمانشاه، همدان، ایلام، کردستان و لرستان انجام شد. داده‌های اقلیمی روزانه طی دوره‌ای ۱۱ ساله از منابع ایستگاهی و بازتحلیل ERA5 گردآوری و پس از پیش‌پردازش، در سه الگوریتم جنگل تصادفی، شبکه عصبی چندلایه (MLP) و LSTM به کار گرفته شد. مقایسه شاخص‌های ارزیابی نشان داد که اگرچه هر سه مدل توانایی قابل قبولی در شناسایی رخداد‌های حدی داشتند، اما LSTM با دقت بیش از ۹۰ درصد و کمترین مقدار خطا (MAE و RMSE) عملکرد برتری در بازتولید روندهای زمانی و شدت امواج گرما ارائه داد.

برتری LSTM را می‌توان ناشی از ماهیت حافظه‌دار این مدل دانست؛ به گونه‌ای که وابستگی‌های زمانی بلندمدت و تداوم گرمایی چندروزه، که از ویژگی‌های ساختاری موج گرما محسوب می‌شود را بهتر از سایر الگوریتم‌ها شناسایی می‌کند. در مقابل، جنگل تصادفی به

نکته مهم دیگر، سازگاری مدل‌ها با ناهمگنی توپوگرافیک منطقه است. غرب ایران به دلیل وجود زاگرس، دارای گرادیان‌های ارتفاعی و الگوهای متفاوت گردش محلی است. عملکرد پایدار LSTM در این شرایط نشان می‌دهد که مدل توانسته اثرات تاخیری و تجمعی گرما در دره‌ها و دشت‌های محصور را بازنمایی کند. این موضوع اهمیت استفاده از مدل‌های توالی‌محور در مناطق کوهستانی را برجسته می‌سازد.

بر اساس این یافته‌ها، می‌توان استدلال کرد که چارچوب پیشنهادی از دو منظر عملیاتی حائز اهمیت است: نخست، امکان استقرار یک سامانه هشدار سریع چندمدلی که در آن جنگل تصادفی برای تشخیص اولیه رخداد و LSTM برای پیش‌بینی شدت و تداوم به کار رود؛ دوم، فراهم‌سازی مبنای تصمیم‌گیری مبتنی بر داده برای مدیریت مصرف انرژی، تنظیم تقویم کشت و برنامه‌ریزی بهداشت عمومی.

نوآوری اصلی پژوهش نه تنها در به‌کارگیری همزمان سه الگوریتم یادگیری ماشین، بلکه در بومی‌سازی آستانه موج گرما (بر اساس صدک ۹۰ هر ایستگاه) و تحلیل تبیینی SHAP نهفته است. این رویکرد سبب شده مدل توسعه‌یافته به شرایط اقلیمی و ساختار همدیدی غرب ایران انطباق یابد و از یک مدل صرفاً پیش‌بینی‌کننده به یک ابزار تحلیلی-مدیریتی ارتقا پیدا کند. در نتیجه، چارچوب ارائه‌شده می‌تواند به‌منزله پایه‌ای برای توسعه سامانه هشدار سریع منطقه‌ای مورد استفاده دستگاه‌های اجرایی قرار گیرد و در کاهش آسیب‌پذیری ناشی از تشدید گرمایش اقلیمی نقش آفرین باشد.

### منابع

- بهاروندی، ن.، مجرد، ف.، و معصوم‌پور، ج. (۱۳۹۹). شناسایی امواج گرمایی و تحلیل تغییرات زمانی-مکانی آن‌ها در ایران. تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، ۲۰(۵۹)، ۳۹-۵.

- پوراصغر، ف.، اصلاحی، م.، و اکبرزاده، ی. (۱۴۰۰). بررسی رخدادهای حادی دمایی در استان آذربایجان شرقی در دوره ۱۳۸۸-۱۴۲۸. پژوهش‌های اقلیم‌شناسی، ۴۸(۱۴۳-۱۵۶).
- کرم‌پور، م.، رفیعی، ج.، و جعفری، ا. (۱۳۹۶). شناسایی و تحلیل سینوپتیکی امواج گرمایی غرب ایران (ایلام، خوزستان، لرستان، کرمانشاه). مدیریت مخاطرات محیطی، ۴(۳)، ۲۶۳-۲۷۹.
- مجرد، ف.، معصوم‌پور، ج.، و رستمی، ط. (۱۳۹۴). تحلیل آماری-همدیدی امواج گرمایی بالای ۴۰ درجه سلسیوس در غرب ایران. جغرافیا و مخاطرات محیطی، ۴(۱)، ۴۱-۵۷. <https://doi.org/10.22067/geo.v4i1.32793>
- Ansari, A., Mahmoudi, P., Nazaripour, H., & Wereski, S. (2025). Trends, patterns, and driving forces of heat waves in the center and southeast of Iran. *Pure and Applied Geophysics*, 182, 903-928. <https://doi.org/10.1007/s00024-024-03623-9>
- Asadollah, B. H. S., Khan, N., Sharafati, A., Shahid, S., Chung, E. S., & Wang, X. (2022). Prediction of heat waves using meteorological variables in diverse regions of Iran with advanced machine learning models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36, 1959-1974. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02103-z>
- Bador, M., Terray, L., Boé, J., Somot, S., Alias, A., Gibelin, A.-L., & Dubuisson, B. (2017). Future summer mega-heatwave and record-breaking temperatures in a warmer France climate. *Environmental Research Letters*, 12(7), 074025. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa751c>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Chen, X., Li, N., Liu, J., Zhang, Z., Liu, Y., & Huang, C. (2020). Changes in global and regional characteristics of heat stress waves in the 21st century. *Earth's Future*, 8(11), e2020EF001636. <https://doi.org/10.1029/2020EF001636>
- Choudary, V. R., Johnvictor, A. C., & Sankar, N. P. (2025). Comparative analysis of machine learning approaches for heatwave event prediction in India. *Scientific Reports*, 15, 22431. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-04634-9>
- De Burgh-Day, C. O., & Leeuwenburg, T. (2023). Machine learning for numerical weather and climate modelling: A review. *Geoscientific Model Development*, 16, 6433-6477. <https://doi.org/10.5194/gmd-16-6433-2023>
- Gunawan, P. H., Munandar, D., & Farabiba, A. Z. (2020). Long short-term memory approach for predicting air temperature in Indonesia. *Journal Online Informatika*, 5(2), 161-168.
- Hadei, M., Hopke, P. K., Aghababaeian, H., Faridi, S., Vahid, E., Kashani, H., & Moradi, M. (2024). Association of heat and cold waves with cause-specific mortality in Iran: A systematic review and meta-analysis. *Scientific Reports*, 14, 23327. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-53177-1>

14. Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., & Thépaut, J.-N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
15. IPCC. (2021). *Climate change 2021: The physical science basis*. Cambridge University Press. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>
16. Japan International Research Center for Agricultural Sciences. (2024, August 1). Definition, impacts, and causes of heat waves. <https://www.jircas.go.jp/en/program/proc/blog/20240801>
17. Kaviya, P., & Chitra, P. (2026). Confluence of CNN and LSTM model: A hybrid deep learning model for heatwave prediction. In O. P. Verma et al. (Eds.), *Machine intelligence for research and innovations (MAiTRI 2024)* (Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 1358). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-981-96-7614-9\\_10](https://doi.org/10.1007/978-981-96-7614-9_10)
18. Khan, M. I., & Maity, R. (2022). Hybrid deep learning approach for multi-step-ahead prediction for daily maximum temperature and heatwaves. *Theoretical and Applied Climatology*, 149, 945–963. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-04103-7>
19. Korhonen, N., Hyvärinen, O., Kollanus, V., Lanki, T., Jokisalo, J., Kosonen, R., Richardson, D. S., & Jylhä, K. (2025). The probabilistic skill of extended-range heat wave forecasts over Europe. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 25(6), 1865–1879. <https://doi.org/10.5194/nhess-25-1865-2025>
20. Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 30).
21. Miloshevich, G., Lucente, D., Yiou, P., & Bouchet, F. (2024). Extreme heat wave sampling and prediction with analog Markov chain and comparisons with deep learning. *Environmental Data Science*, 3, e9. <https://doi.org/10.1017/eds.2024.7>
22. Ouzeau, G., Soubeyroux, J.-M., Schneider, M., Vautard, R., & Planton, S. (2016). Heat waves analysis over France in present and future climate: Application of a new method on the EURO-CORDEX ensemble. *Climate Services*, 4, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2016.09.002>
23. Perkins-Kirkpatrick, S. E., & Lewis, S. C. (2020). Increasing trends in regional heatwaves. *Nature Communications*, 11, 3357. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-16970-7>
24. Sun, F.-K., Wu, Y.-C., & Boning, D. S. (2025). Simple feedforward neural networks are almost all you need for time series forecasting. *arXiv Preprint*. <https://arxiv.org/abs/2503.23621>
25. Zhang, R. Z., Jia, X. J., & Qian, Q. F. (2022). Seasonal forecasts of Eurasian summer heat wave frequency. *Environmental Research Communications*, 4(2), 025007. <https://doi.org/10.1088/2515-7620/ac5364>

# Application of Artificial Intelligence Algorithms in Forecasting and Managing Climate Risks with Emphasis on Heat Waves in Western Iran

Azar Jalilian <sup>1\*</sup>, Hasan Zolfaghari <sup>2</sup>

<sup>1</sup> PhD in Climatology, Razi University, Kermanshah

<sup>2</sup> Associate Professor of Climatology, Razi University, Kermanshah

\*Corresponding Author Email: [Azar.jalilian17@gmail.com](mailto:Azar.jalilian17@gmail.com)

Received: 13 December 2025, Accepted: 15 February 2026

## ABSTRACT

Climate change has significantly increased the frequency and intensity of heat waves globally, with pronounced effects in the western regions of Iran. Heat waves are among the most critical climate hazards, resulting in numerous adverse consequences for human life and other living organisms each year. This phenomenon has substantial impacts on public health, agriculture, and energy consumption, underscoring the necessity for developing accurate forecasting and early warning systems. This study was conducted using daily data on temperature, relative humidity, and climate indices from meteorological stations in five western provinces of Iran—Kermanshah, Hamadan, Ilam, Kurdistan, and Lorestan—covering the period from 2013 to 2023. Supplementary ERA5 satellite data were also utilized. Three machine learning models—Random Forest, Long Short-Term Memory (LSTM), and a simple neural network—were employed and their performance was evaluated using the Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and Accuracy indices. The results indicated that the Random Forest model outperformed the others, achieving an accuracy of 92.7% with the lowest error rate (RMSE = 1.42). Furthermore, using the SHAP method, the primary factors contributing to heat wave formation were identified. The daily maximum temperature (37.2%), relative humidity (21.4%), and solar radiation (16.8%) were found to have the most significant influence. Finally, a framework for an early warning system was designed. This system is capable of issuing local warnings 5 to 7 days prior to the occurrence of heat waves, thereby playing an effective role in the optimal management of water resources, energy, and public health.

**Keywords:** Artificial Intelligence Algorithms, Heat Waves, Random Forest, SHAP, West Iran.

## HOW TO CITE THIS ARTICLE

Jalilian, A. and Zolfaghari, H. (2026). Application of Artificial Intelligence Algorithms in Forecasting and Managing Climate Risks with Emphasis on Heat Waves in Western Iran. *Journal of Meteorology and Atmospheric Science.*, 8(1): 29- 45. Doi: 10.22034/jmas.2026.565968.1258

## COPYRIGHTS

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to the JMAS Journal. This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

