

پیش بینی وضعیت خشکسالی با استفاده از شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده و مدل های هوش مصنوعی (مطالعه موردی: ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان)

مهشید امیرانی پور^۱، محمد نجف زاده^۲، صدیقه محمدی^{۳*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد عمران، گرایش مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران و نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

^۲ دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران و نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

^۳ استادیار گروه اکولوژی، پژوهشگاه علوم و تکنولوژی پیشرفته و علوم محیطی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۳/۲۶، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۶/۳۰

چکیده

خشکسالی از جمله بلاهای اقلیمی است که به اکوسیستم های طبیعی آسیب های فراوانی وارد می کند. بر اساس نتایج پژوهش های انجام شده، کمیت های فیزیکی که نقش ویژه ای در وقوع و تداوم خشکسالی دارند عبارت از بارش، دما، تبخیر، باد و رطوبت نسبی می باشند در حالی که بارش یکی از مهم ترین موارد در وقوع خشکسالی است. در این تحقیق داده های دمای بیشینه، دمای کمینه، میانگین دما، رطوبت نسبی، بارش و سرعت باد ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان در دوره ۲۹ ساله (سال های ۱۹۹۱ الی ۲۰۲۰) استفاده شد. با بهره گیری از داده های جمع آوری شده نتایج جدیدی جهت پیش بینی خشکسالی توسط شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده (SPEI) و روش های هوش مصنوعی از جمله مدل درخت (MT) و رگرسیون چند متغیره تطبیقی اسپلاین (MARS) ارائه گردیده است. نتایج حاصل از پیش بینی خشکسالی شهر کرمان با استفاده از شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده نشان داد که فراوانی دوره های مرطوب و خشک در مقیاس های زمانی کوتاه مدت زیاد است و با افزایش طول بازه زمانی این فراوانی کاهش می یابد. در بازه زمانی ۶ ماهه اول سال ۱۹۹۲ بیشترین مقدار شاخص خشکسالی ($SPEI = -2.48$) و شدیدترین خشکسالی ها در بازه زمانی ۲۴ ماهه منتهی به سال ۲۰۰۹ با کمترین مقدار شاخص ($SPEI = -5.53$) رخ داده است. عملکرد مدل هوش مصنوعی MARS با توجه به مقادیر شاخص های آماری R و $RMSE$ و MAE در مرحله آموزش ($R = 0.989$ ، $RMSE = 0.148$ و $MAE = 0.105$) و آزمایش ($R = 0.950$ ، $RMSE = 0.290$ و $MAE = 0.158$)، نسبت به مدل MT مناسب تر است.

کلمات کلیدی: خشکسالی، SPEI، مدل های هوش مصنوعی، مدل درخت، رگرسیون چند متغیره تطبیقی

اسپلاین

خشکسالی یکی از مهم‌ترین حوادث طبیعی است که به دلیل فراوانی و اثرات کوتاه‌مدت و بلندمدت اقتصادی - اجتماعی و زیست‌محیطی در رسیدن به اهداف توسعه پایدار نقش مؤثری در تصمیم‌گیری‌های کلان مدیریتی دارد (باقری و محمدی، ۱۳۹۱). خشکسالی ازجمله بلاهای طبیعی است که به اکوسیستم‌های طبیعی آسیب‌های فراوانی وارد می‌کند و عمده تفاوت‌های خشکسالی با دیگر بلاهای طبیعی شامل تأثیر تدریجی خشکسالی طی یک دوره طولانی، عدم امکان تعیین دقیق زمان آغاز و پایان و وسعت جغرافیایی تحت تأثیر این بلا طبیعی می‌باشد (ویلپایت و گلانتز، ۱۹۸۵). خشکسالی، از حیث میزان رخداد و میزان زیان‌های وارده در صدر بلاها قرار دارد (اوگالو و هیر، ۱۹۹۳). بر اساس نتایج پژوهش‌های انجام‌شده، مواردی که نقش ویژه‌ای در وقوع و تداوم خشکسالی دارند عبارت از بارش، دما، تبخیر، باد و رطوبت نسبی هستند. با این حال، بارش مهم‌ترین مورد در وقوع و تداوم خشکسالی است (چانگ و کلپا، ۱۹۹۱، ریچاردوهم، ۲۰۰۲، سلطانی و سعادت، ۱۳۸۶، مصطفی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۴). ازجمله ایراداتی که بر شاخص‌های خشکسالی مبتنی بر بارش وجود دارد، در نظر گرفتن صرفاً متغیر بارش در تعیین خشکسالی است. اهمیت در نظر گرفتن متغیرهای دیگر ازجمله دما و تبخیر و تعرق به دلیل از دسترس خارج شدن ۸۰ درصد از بارش از طریق تبخیر و تعرق در تعیین خشکسالی مشخص می‌گردد. با این توضیحات اثر منفی افزایش دما در تشدید خشکسالی به مراتب بیشتر از کاهش بارندگی است و این می‌تواند گویای نقش مؤثر دما در تعیین شاخص خشکسالی باشد (آبرامپولوس و همکاران، ۱۹۸۸). بر همین اساس شاخص خشکسالی استاندارد شده بارش - تبخیر و تعرق (SPEI)^۱ در سال ۲۰۱۰ توسط ویسنت سرانو ارائه گردید. مهمترین برتری شاخص SPEI نسبت به دیگر شاخص‌های خشکسالی، قادر بودن این شاخص برای تشخیص اثرات تغییر مقادیر تبخیر و تعرق و دما در رابطه با گرمایش جهانی است. این شاخص در شرایط گرمایش جهانی، می‌تواند افزایش شدت خشکسالی را

در رابطه با تقاضای بالای آب در نتیجه تبخیر و تعرق نمایان کند. شاخص مورد نظر، توان بالای نمایش تغییرات منابع آب را در مقایسه با دیگر شاخص‌های خشکسالی به دلیل در نظر گرفتن اثرات ترکیبی بارش و تبخیر و تعرق دارد (یوسفی و همکاران، ۱۳۹۵، خیری و همکاران، ۱۴۰۰، سعیدی پور و همکاران، ۱۳۹۸).

از جمله روش‌های مربوط به پیش‌بینی خشکسالی می‌توان به مدل‌های هوش مصنوعی از جمله مدل درخت، رگرسیون چند متغیره تطبیقی اسپلاین اشاره نمود. مدل درختی M5 از نظر قابل فهم بودن، سادگی و ارائه روابط خطی ساده، در سال‌های اخیر توانسته است مدل قابل پذیرشی برای مدل‌سازی در زمینه پیش‌بینی باشد (کماسی و همکاران، ۱۳۹۷). محققین از جمله دیو و همکاران (۲۰۱۷) و برزکار و همکاران (۲۰۲۲) به مطالعاتی با بکارگیری مدل MARS پرداختند که نتایج قابل قبولی در پیش‌بینی‌ها ارائه می‌کند. در سطح جهان و ایران مطالعاتی در زمینه خشکسالی با استفاده از شاخص بارش - تبخیر و تعرق استاندارد شده و مدل‌های هوش مصنوعی صورت گرفته است ازجمله: نتایج تحقیقات ستاری و همکاران (۲۰۱۲) در تحقیقی به بررسی و تعیین دوره‌های احتمالی خشکسالی در آنکارا با استفاده از الگوریتم درختان تصمیم پرداختند. نتایج بیانگر آن است که به‌طور کلی، آنکارا دارای آب‌وهوای نیمه نرمال و نرمال می‌باشد و جهت تعیین اقلیم، باید بارش در تمام توده‌های آن و جریان انرژی و بارش در نظر گرفته شود. دیو و همکاران (۲۰۱۷) به پیش‌بینی خشکسالی در شرق استرالیا با استفاده از رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلاین، ماشین بردار پشتیبان حداقل مربع و مدل M5Tree^۲ پرداختند. نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل فصلی نشان داد که در آن MARS^۳ و M5Tree^۴ بهتر از LSSVM^۵ بود. سو و همکاران (۲۰۱۸) در تحقیقی به کاربرد مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی شاخص تبخیر و تعرق استاندارد بارندگی (SPEI) در حوضچه رودخانه لانگات^۴، مالزی پرداختند. این تحقیق مدل پیشنهادی موجک-آریم-شبکه عصبی^۵ و جدیدترین مدل یعنی سیستم

2 M5 model tree

3 Multivariate Adaptive Regression Spline

4 Langat River Basin

5 Wavelet- Autoregressive Integrated Moving Average -ANN

1 Standardized Precipitation-Evaporation Index

انفیس-موجک^۶ (WANFIS) را برای پیش‌بینی شاخص تبخیر تعرق استاندارد بارش (SPEI) در حوضچه رودخانه لانگات برای مقیاس زمانی مختلف (۱ ماه، ۳ ماهه و ۶ ماه) انتخاب می‌کند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی دو مدل با طول مقیاس زمانی بهبود یافته است. برای پیش‌بینی (SPEI-1 ماه) خطاهای مربوط به هر دو مدل نسبتاً بالا بود. بر اساس مقادیر عملکرد و نمودارهای گرافیکی، مدل WAANN برای پیش‌بینی SPEI-3 و SPEI-6 بهتر است. وانگ و همکاران (۲۰۱۸) به بررسی تغییرات سطح آب در بزرگترین دریاچه آب شیرین چین با استفاده از شاخص خشکسالی هواشناسی (SPEI) در پنج دهه گذشته پرداختند. نتایج نشان داد که کاهش سطح آب دریاچه پویانگ از سال ۲۰۰۰ به‌خصوص در پاییز که سرعت نزولی به ۱۱/۲۶ سانتی‌متر در روز رسید، چشمگیر بوده است. همچنین نتایج تجزیه و تحلیل همبستگی نشان داد که مقیاس‌های زمانی سه و شش ماهه زمان‌های بهینه برای سطح دریاچه برای پاسخ به SPEI در حوضه دریاچه پویانگ بودند. از نظر فصلی، همبستگی در زمستان بهترین و در پاییز بدترین بود. در مجموع، نتایج این مطالعه واکنش سطح دریاچه به خشکسالی هواشناسی را در زمینه تغییرات اقلیمی نشان می‌دهد. لی و همکاران (۲۰۲۰) در کشور چین نشان می‌دهد که SPEI یک افزایش کلی در شدت، مساحت و فراوانی خشکسالی را طی سال‌های ۱۹۹۸-۲۰۱۵ در مقایسه با سال‌های ۱۹۸۰-۱۹۹۷ دارد که عمدتاً به دلیل افزایش تبخیر و تعرق بالقوه است. در مقابل، SPI^۷ این پدیده را آشکار نمی‌کند، زیرا بارش به‌طور کلی تغییر قابل توجهی را نشان نمی‌دهد. موسی و همکاران (۲۰۲۱) تغییرات زمانی و مکانی وقوع خشکسالی را برای دوره بین سال‌های ۱۹۸۰ و ۲۰۱۵ در کشور سومالی با استفاده از SPEI مطالعه کردند. روال عمده خشکسالی که توسط SPEI دوازده ماهه مشخص شده است در دوره بین ماه مه ۲۰۱۱ و ژانویه ۲۰۱۳ به مدت ۱۲ ماه با شدت ۰/۵۵- به طول انجامید. تغییرات زمانی در خشکسالی، روند کاهشی در شدت و روند افزایشی در طول مدت خشکسالی را با افزایش مقیاس‌های زمانی SPEI نشان داد. شهاد و صابر (۲۰۲۲) به پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل‌های

جدید مبتنی بر مجموعه پیشرفته کاهش خطای هرس درخت پرداختند. نتایج نشان داد که با قدرت پیش‌بینی بالاتری کل مدل‌های جدید توسعه یافته نسبت به ANN^۸ و ANFIS تعیین می‌گردند.

در تحقیق حاضر، به دلیل اهمیت خشکسالی در مدیریت منابع آب و مزایای شاخص SPEI در مقایسه با سایر شاخص‌های خشکسالی، ارزیابی شاخص SPEI در ایستگاه هواشناسی همدیدی شهر کرمان صورت می‌پذیرد به طوریکه در این راستا عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی شامل مدل درخت (MT) و رگرسیون چند متغیره تطبیقی اسپلاین (MARS) در شرایط اقلیم بیابانی ایستگاه هواشناسی شهر کرمان بررسی شده است.

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده مربوط به ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان می‌باشد. در این ایستگاه بر اساس طبقه بندی اقلیمی دمارتن، اقلیم بیابانی حاکم است این ایستگاه با کد ۴۰۸۴۱ بین طول‌های جغرافیایی ۵۶ درجه و ۵۸ دقیقه و عرض‌های جغرافیایی ۳۰ درجه و ۱۵ دقیقه و دارای ارتفاع ۱۷۵۳/۸ متر از سطح دریا می‌باشد.

جهت انجام این تحقیق داده‌های بیشینه و کمینه دما، میانگین دما، رطوبت نسبی، بارش و سرعت باد ایستگاه هواشناسی کرمان در دوره ۲۹ ساله (سال‌های ۱۹۹۱ الی ۲۰۲۰) از اداره کل هواشناسی استان کرمان تهیه شد.

برای بدست آوردن شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده (SPEI) ابتدا داده‌های بارندگی ماهانه و سری‌های زمانی آن استخراج و بعد از آن توزیع آماری گاما بر روی سری یافته‌های بارندگی بدست آمده از مرحله قبلی از برازش و احتمالات تجمعی آن محاسبه گردید و در مرحله آخر این تابع تجمعی گاما به تابع نرمال استاندارد Z با میانگین صفر و واریانس 1 تبدیل گردید. این شاخص بر محاسبه ترازمندی آب اقلیمی استوار است، برای محاسبه آن به یافته‌های ماهانه دمای هوا و بارندگی نیاز است (ادواردز، ۱۹۹۷):

$$D_i = P_i - PET_i \quad (1)$$

6 Wavelet-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

7 Standardized Precipitation Index

8 Artificial neural network

جدول ۱. طبقات مختلف خشکسالی در شاخص SPEI

مقدار SPEI	طبقات خشکسالی
بیشتر از ۲	ترسالی بسیار شدید
۱/۹۹ تا ۱/۵	ترسالی شدید
۱/۴۹ تا ۱	ترسالی متوسط
۰/۹۹ تا -۰/۹۹	نرمال
-۱ تا -۱/۴۹	خشکسالی متوسط
-۱/۵ تا -۱/۹۹	خشکسالی شدید
-۲ یا کمتر	خشکسالی بسیار شدید

$$\gamma = W_0 - \alpha \Gamma(1 + \frac{1}{\beta}) \Gamma(1 - \frac{1}{\beta}) \quad (5)$$

با استفاده از روابط (۳) و (۴)، شاخص SPEI به صورت زیر تعریف می شود:

$$F(x) = [1 + (\frac{\alpha}{x - \gamma})^\beta]^{-1} \quad (6)$$

$$SPEI = W - \frac{c_0 + c_1 W + c_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \quad (7)$$

در این رابطه پارامترهای $c_0, c_1, c_2, d_1, d_2, d_3$ و مقادیر ثابت معادله SPEI می باشند و W از رابطه (۸) به دست می آید:

$$W = \sqrt{-2 \ln(p)} \quad \text{For } p \leq \cdot \quad (8)$$

و اگر $P > 0.5$ آنگاه عبارت $1 - P$ در معادله (۸) جایگزین P می شود:

$$P = 1 - F(X)$$

این شاخص در نرم افزار متلب در بازه زمانی ۲۹ ساله (سالهای ۱۹۹۱ الی ۲۰۲۰) برای داده های ایستگاه هواشناسی کرمان محاسبه شد. جدول ۱ طبقات مختلف خشکسالی با شاخص SPEI (نام وهمکاران، ۲۰۱۵) را نشان می دهد. پیش بینی خشکسالی با استفاده از مدل های هوش مصنوعی از دیگر مواردی بود که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت.

در این عبارت PET^9 نشانگر تبخیر و تعرق پتانسیل و P نماد بارندگی، i شماره ماه مورد نظر و D تفاوت P و PET می باشند. روابط متفاوتی برای PET هست که بکارگیری از هر کدام از آنها برای SPEI محدودیتی وجود ندارد. بعد از مشخص شدن D برای محاسبه SPEI از رهیافتی مثل شاخص بارش استاندارد استفاده می گردد. با هدف بدست آوردن این مورد نخست مجموع مقادیر پشت سر هم سری D را در بازه های زمانی متفاوت بدست می آمد. در صورتی که X بیانگر سری تجمعی D در بازه های زمانی مشخص باشد، در مرحله بعد یک توزیع احتمال مفید برای سری X برازش می یابد. فرم تابع چگالی احتمال توزیع ذکر شده به صورت رابطه (۲) بیان می شود (عباسی و همکاران، ۱۳۹۸).

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} (\frac{x - \gamma}{\alpha})^{\beta-1} \left[1 + (\frac{x - \gamma}{\alpha})^\beta \right]^{-2} \quad (2)$$

در رابطه (۲)، β, α, γ به ترتیب پارامترهای مقیاس، شکل و مبدأ و X سری تجمعی مقادیر D در پنجره زمانی معین است

$$\alpha = \frac{(W_0 - 2W_1)\beta}{\Gamma(1 + \frac{1}{\beta}) \Gamma(1 - \frac{1}{\beta})} \quad (3)$$

$$\beta = \frac{2W_1 - W_0}{6W_1 - W_0 - 6W_2} \quad (4)$$

9 potential Evaporation and transpiration

بسیار بالایی خواهد بود. هم چنین این روش نیز می تواند به عنوان تعمیمی از رگرسیون خطی گام به گام یا اصلاحی از روش درخت رگرسیون¹⁰ (CART) در نظر گرفته شود (هستی، ۲۰۰۹). در این روش رویه پاسخ به صورت پیوسته می باشد. به منظور پیش بینی شاخص خشکسالی SPEI با استفاده از مدل MARS در محیط نرم افزار MATLAB استفاده می شود و در آخر خروجی حاصل از این مدل در محیط ArcGIS به نقشه تبدیل می گردد.

جهت ارزیابی مدل های هوشمند ارائه شده در مراحل آموزش و آزمایش، از شاخص های آماری متفاوتی مانند ضریب همبستگی¹¹ (R)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)¹²، میانگین قدر مطلق خطا¹³ (MAE) استفاده شد؛ که به صورت زیر بیان می شوند:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{SPEI}_{\text{Obs}}^i - \overline{\text{SPEI}})(\text{SPEI}_{\text{Pre}}^i - \overline{\text{SPEI}})}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^n (\text{SPEI}_{\text{Obs}}^i - \overline{\text{SPEI}})^2\right] \left[\sum_{i=1}^n (\text{SPEI}_{\text{Pre}}^i - \overline{\text{SPEI}})^2\right]}} \quad (9)$$

$$\text{RMSE} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n \text{SPEI}_{\text{Pre}}^i - (\text{SPEI}_{\text{Obs}}^i)^2}{n} \right]^{0.5} \quad (10)$$

$$\text{MAE} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n |\text{SPEI}_{\text{Pre}}^i - \text{SPEI}_{\text{Obs}}^i|}{n} \right] \quad (11)$$

در رابطه های فوق پارامتر n، تعداد نمونه های مورد بررسی را عنوان می کند. همچنین پارامترهای $\text{SPEI}_{\text{Pre}}^i$ ، $\text{SPEI}_{\text{Obs}}^i$ ، SPEI ، به ترتیب بیانگر شاخص بارش - تبخیر و تعرق استاندارد شده مشاهده ای و شاخص بارش - تبخیر و تعرق استاندارد شده پیش بینی و میانگین شاخص بارش - تبخیر و تعرق استاندارد شده هستند.

نتایج و بحث

نتایج حاصل از محاسبه شاخص خشکسالی SPEI در

مدل درخت تصمیم (MT): درخت تصمیم گیری یکی از ابزارهای مناسب برای دسته بندی و پیش بینی می باشد که می تواند از داده های غیر عددی نیز استفاده نماید و به تولید قانون بپردازد. در این مدل هر داده به صورتی تقسیم بندی می شود که داده ای دیگر در گروه حذف نشود. نحوه عملکرد این مدل بدین گونه است که در قسمت بالای آن یک گره ریشه است و به این قسمت یک رکورد وارد می شود که در این گره، آزمون ایجاد می شود و در قسمت پایین مدل درخت، برگ های آن رسم می شود. برای انتخاب آزمون از روش های مختلفی استفاده می شود ولی هدف اصلی این روش ها انتخاب بهترین روش جداسازی در کلاس های هدف است. این فرایند تا زمانی که رکود به گره برگ برسد ادامه دارد. قانون دسته بندی رکودها، تنها راه برای رسیدن ریشه به برگ می باشد. الگوریتم این مدل با انتخاب کردن آزمونی شروع می شود که بهترین جداسازی را برای دسته ها انجام می دهد و برای گره های بعدی با تعداد داده کمتر، درخت همین روش را به کار می گیرد تا بهترین قانون به دست بیاید و این روند تا جایی ادامه دارد که جداسازی بهتری برای داده های گره صورت نگیرد (میچل، ۱۹۹۷).

رگرسیون چندمتغیره تطبیقی اسپلاین (MARS): روش MARS، یک روش پیشنهاد شده توسط فریدمن ۱۹۹۱ است که یک روش رگرسیون غیر پارامتریک می باشد. برای حل مسائل با حجم بالای ورودی داده ها از این مدل استفاده می شود زیرا این داده ها به زیرمجموعه ای جداگانه تقسیم می شوند که هر کدام از آن ها معادله رگرسیون جداگانه ای را شامل می شود. این مدل هیچ پیش فرضی را مبنی بر روابط بین متغیر وابسته و مستقل را نشان نمی دهد و برای ایجاد منحنی پاسخ مناسب بین متغیرهای مستقل و وابسته تنها با تولید مدل های رگرسیونی در فضاها شکسته شده می پردازد و برهمکنش متغیرهای مستقل را به صورت جداگانه بررسی می کند که برای دستیابی به بهترین برازش، هرگونه برهمکنشی را بین متغیرها ایجاد می کند (اصفهانی، ۲۰۰۸). روش MARS یک روش تطبیقی برای رگرسیون است که در حل مسائلی با بعدهای زیاد، هنگامی که تعداد متغیرهای پیش بینی کننده بسیار زیاد می باشد، دارای عملکرد

10 Classification and Regression Trees

11 Correlation Coefficient

12 Root Mean Square Error

13 Mean Absolute Error

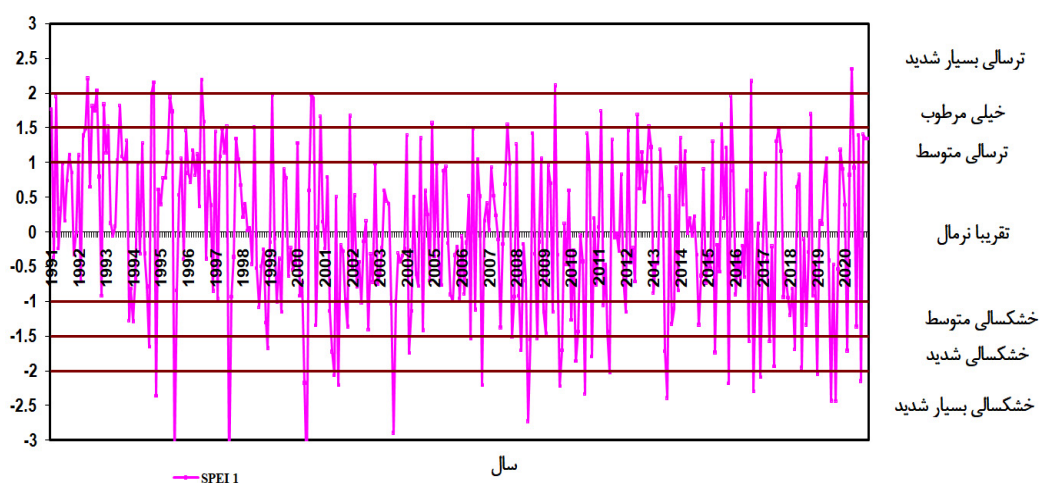
عدم وجود بارش و داشتن میزان تبخیر و دمای بالا ایجاد شده است. ترسالی بسیار شدید در سال ۲۰۲۰ با بیشترین مقدار ($SPEI = 2.34$)، رخ داده است.

نمودار شاخص $SPEI$ ۳ ماهه در دوره زمانی موردنظر که در شکل (۲) نشان داده شده است. بر اساس این نمودار خشکسالی بسیار شدید در سال ۱۹۹۴ با کمترین مقدار ($SPEI = -4.49$)، رخ داده و ترسالی بسیار شدید در سال ۱۹۹۲ با بیشترین مقدار ($SPEI = 2.45$) رخ داده است.

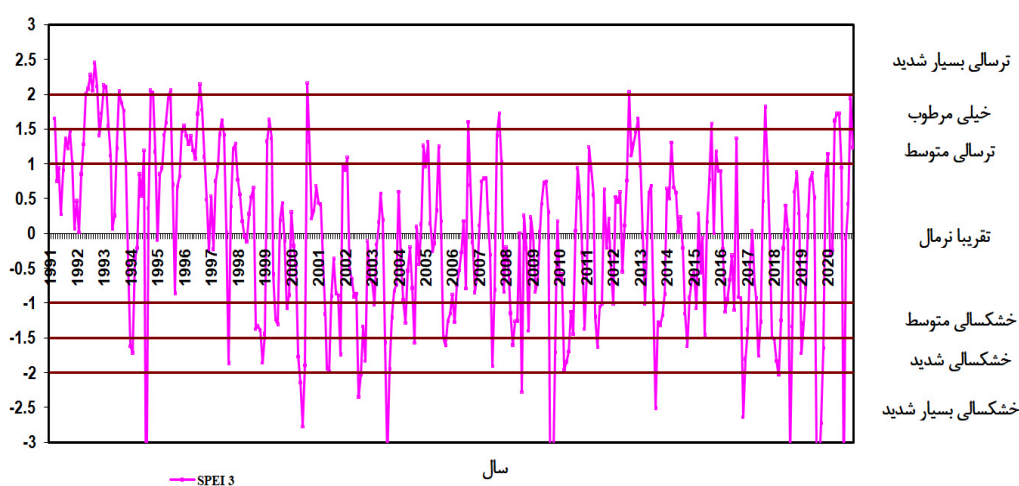
نمودار شاخص $SPEI$ ۶ ماهه برای ایستگاه کرمان در دوره

نرم افزار MATLAB برای دوره زمانی ۳۰ ساله (۱۹۹۱-۲۰۲۰) با استفاده از داده های میانگین دما و بارش ۲۴ ساعته برای ایستگاه هواشناسی شهر کرمان در ۵ مقیاس زمانی ۱، ۳، ۶، ۱۲ و ۲۴ ماهه شکل های ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ ارائه شده است:

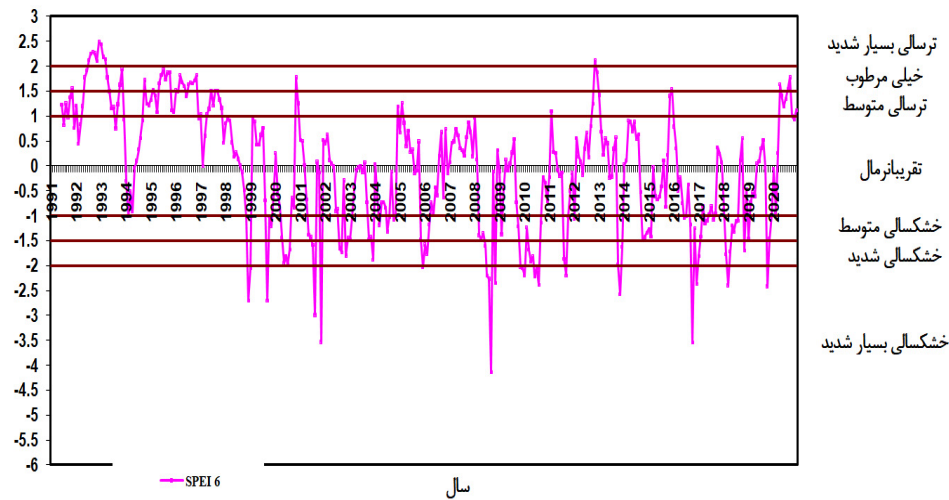
نمودار شاخص $SPEI$ ۱ ماهه در دوره زمانی موردنظر که در شکل (۱) نشان داده شده است، بیانگر آن است که میانگین تداوم خشکسالی ها در شاخص $SPEI$ به صورت طولانی مدت در بازه زمانی مدنظر وجود دارد. به طوریکه خشکسالی بسیار شدید در سال ۲۰۰۰ با کمترین مقدار ($SPEI = -3.53$)، به علت



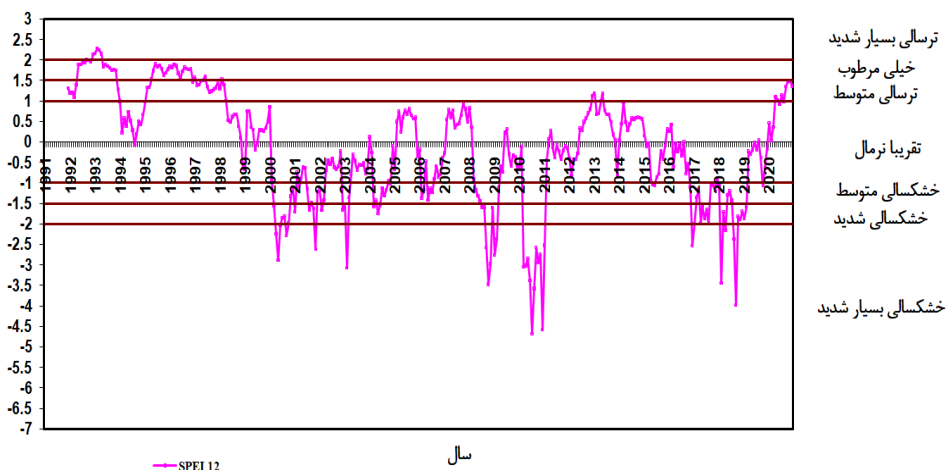
شکل ۱. ارزیابی شاخص خشکسالی SPEI در مقیاس زمانی ۱ ماهه، ایستگاه کرمان



شکل ۲. ارزیابی شاخص خشکسالی SPEI در مقیاس زمانی ۳ ماهه، ایستگاه کرمان



شکل ۳. ارزیابی شاخص خشکسالی SPEI در مقیاس زمانی ۶ ماهه، ایستگاه کرمان



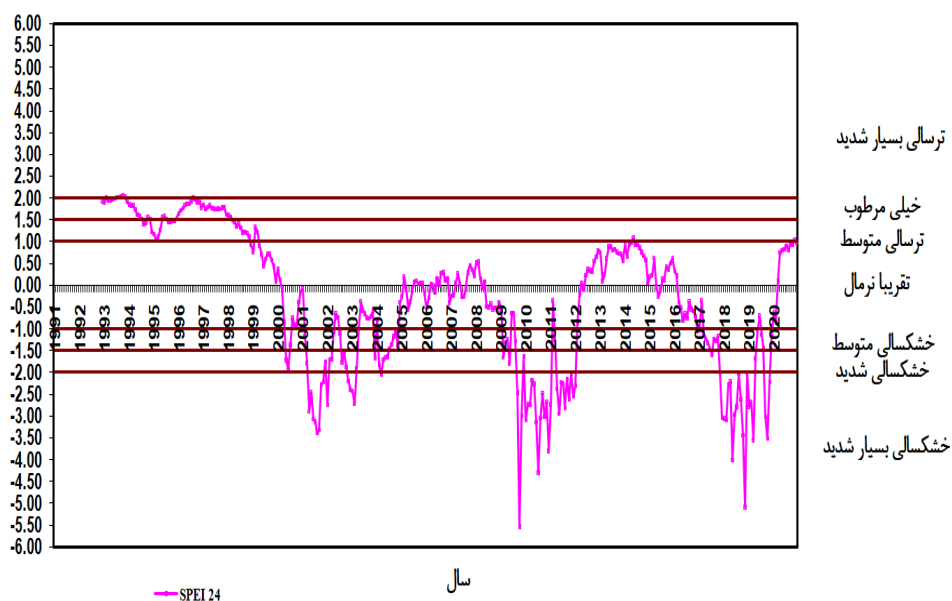
شکل ۴. ارزیابی شاخص خشکسالی SPEI در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه، ایستگاه کرمان

کمترین مقدار ($SPEI = -4.67$) رخ داده است و ترسالی بسیار شدید در سال ۱۹۹۳ با بیشترین مقدار ($SPEI = 2.28$) رخ داده است که به علت داشتن بیشترین مقدار بارش در طی آن سال، ترسالی بسیار شدید حاکم شده است.

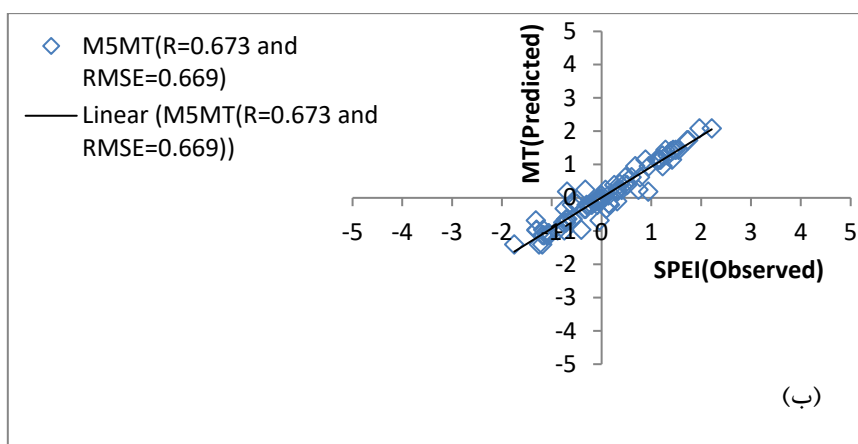
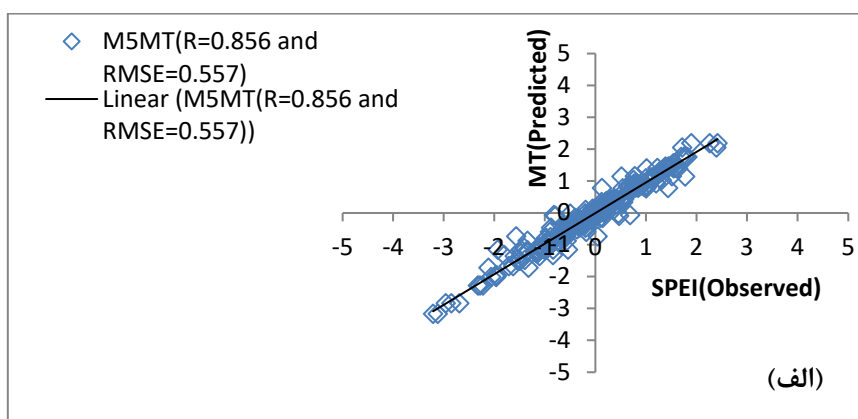
نمودار شاخص SPEI، ۲۴ ماهه ایستگاه سینوپتیک کرمان در دوره زمانی موردنظر در شکل (۵) نشان داده شده است. که خشکسالی بسیار شدید در بازه زمانی دو ساله منتهی به سال ۲۰۰۹ با کمترین مقدار ($SPEI = -5.53$) رخ داده است و ترسالی بسیار شدید در بازه زمانی دو ساله منتهی به سال

زمانی موردنظر در شکل (۳) نشان داده شده است. بر اساس این نمودار خشکسالی بسیار شدید در سال ۲۰۰۸ با کمترین مقدار ($SPEI = -4.14$) رخ داده است و ترسالی بسیار شدید در سال ۱۹۹۲ با بیشترین مقدار ($SPEI = 2.48$) رخ داده است که به علت داشتن بیشترین مقدار بارش در بازه زمانی مدنظر ایجاد شده است.

نمودار شاخص SPEI، ۱۲ ماهه ایستگاه سینوپتیک کرمان در دوره زمانی موردنظر در شکل (۴) نشان داده شده است. بر اساس این نمودار، خشکسالی بسیار شدید در سال ۲۰۱۰ با



شکل ۵. ارزیابی شاخص خشکسالی SPEI در مقیاس زمانی ۲۴ ماهه، ایستگاه کرمان



شکل ۶. عملکرد مدل MT در پیش‌بینی وضعیت خشکسالی در مراحل الف) آموزش و ب) آزمایش

۱۹۹۳ با بیشترین مقدار ($SPEI=2.06$) رخ داده است.

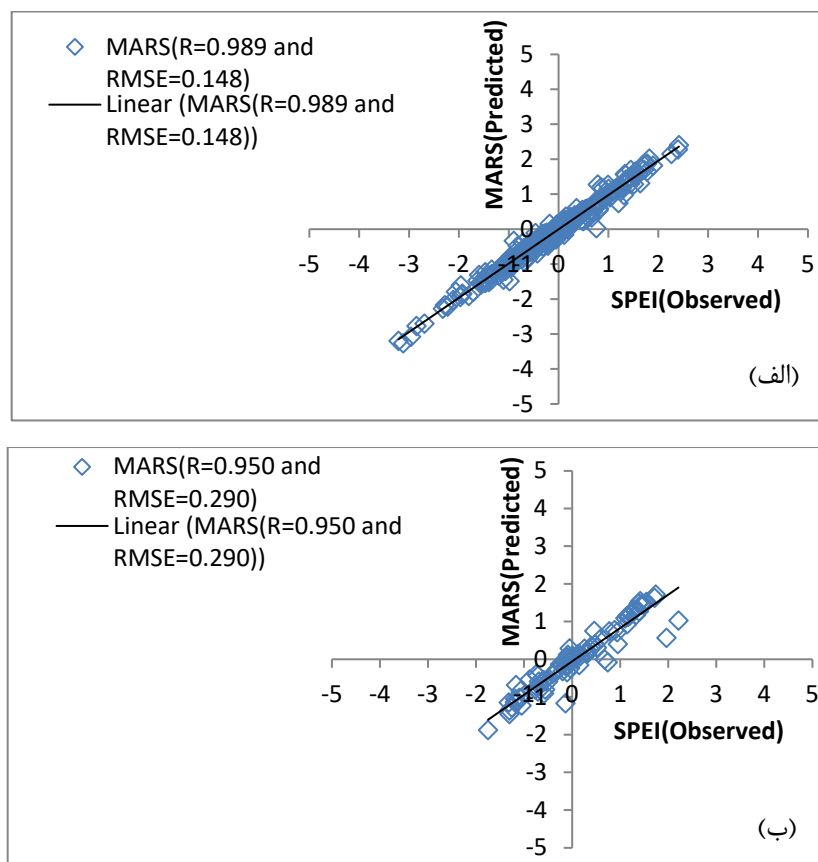
نتایج حاصل از ارزیابی گرافیکی عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی در مرحله آموزش و آزمایش به ترتیب در شکل‌های (۶) و (۷) نشان داده شده است.

عملکرد مدل توسعه داده شده MT در مراحل آموزش در شکل ۶ الف و در مرحله آزمایش در شکل ۶ ب نشان داده شده است. مقادیر پارامترهای آماری حاصل از مدل هوش مصنوعی MT در مرحله آموزش برابر $R=0.856$ ، $RMSE=0.557$ و $MAE=0.411$ در حالیکه در مرحله آزمایش برابر با $R=0.673$ ، $RMSE=0.669$ و $MAE=0.493$ است. نتایج نشان می‌دهند که عملکرد این مدل در مرحله آموزش مناسب تر از مرحله آزمایش است. در ادامه عملکرد مدل MARS در مدل‌سازی و پیش‌بینی خشکسالی بررسی می‌گردد که نتایج حاصل در شکل ۷ ارائه شده است.

نتایج کیفی مدل رگرسیون چندمتغیره تطبیقی اسپلاین در مرحله آموزش و آزمایش در شکل (۷) آورده شده است. همچنین مقادیر شاخص‌های سنجش سطح عملکرد مدل در مرحله آموزش $R=0.989$ ، $RMSE=0.148$ و $MAE=0.105$ در حالیکه در مرحله آزمایش برابر با $R=0.950$ ، $RMSE=0.290$ و $MAE=0.158$ است. شکل (۹) و مقادیر شاخص‌های آماری مربوط به مدل MARS، نشان می‌دهند که عملکرد این مدل در مرحله آموزش بسیار مطلوب است و در مرحله آزمایش از عملکرد و دقت مدل مذکور کاسته می‌گردد. به طور کلی مدل MARS دارای عملکرد مناسبی است.

مقایسه عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی

در این بخش عملکرد مدل‌های توسعه داده شده در مراحل آموزش و آزمایش با یکدیگر مقایسه شدند. بدین



شکل ۷. عملکرد مدل MARS در پیش‌بینی وضعیت خشکسالی در مراحل (الف) آموزش و (ب) آزمایش

جدول ۲. عملکرد مدل های محاسبات نرم در مراحل آموزش و آزمایش

مرحله آموزش	مرحله توسعه			مرحله آزمایش		
	MAE	RMSE	R	MAE	RMSE	R
مدل های هوش مصنوعی						
MT	۰/۴۹۳	۰/۶۶۹	۰/۶۷۳	۰/۴۱۱	۰/۵۵۷	۰/۸۵۶
MARS	۰/۱۵۸	۰/۲۹۰	۰/۹۵۰	۰/۱۰۵	۰/۱۴۸	۰/۹۸۹

منظور شاخص های خطای R ، $RMSE$ و MAE استخراجی از مدل های هوش مصنوعی در مراحل آموزش و آزمایش در جدول (۲) محاسبه شده اند.

نتایج جدول ۲ حاکی از آن است که با تکیه بر مقادیر شاخص های آماری R و $RMSE$ و MAE ، مدل هوش مصنوعی MARS دارای سطح عملکرد بالاتر و مناسبتری از مدل MT می باشد. مطالعات صورت گرفته در زمینه مدل MT عبارتند از: مظفری و همکاران (۱۳۹۴) در تحقیقی به ارزیابی کارایی مدل درخت تصمیم رگرسیونی در پیش بینی خشکسالی (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک سنندج) پرداختند، که نتایج حاصل از این پژوهش نشان می دهد که برخلاف پژوهش حاضر، در ایستگاه سینوپتیک سنندج درخت تصمیم گیری رگرسیونی مدلی نسبتاً کارا در پیش بینی خشکسالی می باشد و در مقاله دستورانی و همکاران (۱۳۹۱)، به بررسی کارایی مدل درخت تصمیم در پیش بینی بارش (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک یزد) پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می دهد که در ایستگاه یزد، مدل درخت تصمیم گیری خصوصاً در شرایطی که از میانگین متحرک ۵ ساله داده ها استفاده گردد، دارای توانایی مناسبی در پیش بینی میزان بارش می باشد و در مقاله ستاری و همکاران (۱۳۹۵) به کاربرد مدل درختی M5 در پیش بینی خشکسالی (مطالعه ی موردی: مراغه، ایران) پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می دهد که مدل درختی M5 با ارائه روابط خطی کاربردی و قابل فهم از دقت و توانایی نسبتاً بالایی در پیش بینی خشکسالی برخوردار است که در این مقالات برخلاف پژوهش حاضر مدل درخت از دقت بالایی برخوردار بوده است و از جمله تحقیقات صورت گرفته با مدل MARS: برزکار و همکاران (۲۰۲۲)، به ارزیابی رویدادهای خشکسالی در شرایط مختلف اقلیمی با استفاده از مدل های داده محور و مبتنی بر

قابلیت اطمینان مدل احتمالی پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می دهد که با توجه به عملکرد مدل های هوش مصنوعی، مدل های MARS توسعه یافته در مراحل آموزشی تمام اقلیم ها بهترین کارایی را داشتند و پس از آن مدل های M5MT و GEP قرار گرفتند. گرگیچ و همکاران (۲۰۲۰)، به مدلسازی خشکسالی با شاخص بارش استاندارد (SPI) در اقلیم نیمه خشک با استفاده از روش یادگیری عمیق: حافظه کوتاه مدت بلند مدت پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که روش LSTM نسبت به ET، VAR و MARS در پیش بینی خشکسالی بر اساس SPI-3، SPI-6، SPI-9 و SPI-12 برتری دارد. روش MARS به عنوان دومین بهترین رتبه بندی شد، در حالی که ET بدترین نتایج را در پیش بینی خشکسالی بر اساس SPI ارائه کرد و در مقاله دیو و همکاران (۲۰۱۶)، به برآورد تلفات تبخیری ماهانه با استفاده از ماشین بردار ربط، ماشین یادگیری افراطی و مدل های اسپلاین رگرسیون تطبیقی چند متغیره پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می دهد که عملکرد ضرایب همبستگی ۰/۹۷۹ (RVM)، ۰/۹۷۷ (ELM) و ۰/۹۷۴ (MARS)، ریشه میانگین مربعات خطا ۹/۳۰۶، ۹/۷۱۴ و ۱۰/۴۵۷ و میانگین قدر مطلق خطا ۳۰/۳۰، ۳۰/۳۰ و ۰/۸۰ و ۰/۳۰ به دست آمد. علیرغم تفاوت های کوچک در مهارت پیش بینی کلی، به نظر می رسد که مدل RVM در پیش بینی تبخیر دقیق تر است. بنابراین پیشنهاد می شود که مدل RVM می تواند به عنوان یک ابزار یادگیری ماشین امیدوارکننده برای پیش بینی تلفات تبخیری استفاده شود.

جمع بندی

از پیامدهای جبران ناپذیر خشکسالی می توان به تاثیرات اجتماعی، اقتصادی و محیط زیستی آن اشاره کرد و با آگاهی

دقیق و کامل می توان برای کاهش این پیامد های نامطلوب برنامه های جامعی ارائه داد. با توجه به اهمیت موضوع، در این پژوهش با استفاده از شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده و مدل های هوش مصنوعی به پیش بینی وضعیت خشکسالی پرداخته شد. بنابراین برای انجام این پژوهش در راستای اهمیت موضوع و با هدف ارزیابی کارایی شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده و مدل های هوش مصنوعی MT و MARS در برآورد خشکسالی ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان از داده های دمای بیشینه، دمای کمینه، میانگین دما، رطوبت نسبی، بارش و سرعت باد ایستگاه هواشناسی کرمان در دوره ۲۹ ساله (سال های ۱۹۹۱ الی ۲۰۲۰) استفاده شد. با توجه به شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده طبقات خشکسالی، شدت خشکسالی و شدیدترین خشکسالی در طول سری زمانی ۲۹ ساله در ایستگاه کرمان تعیین شد که می توان بیان داشت در بازه ۲۹ ساله مورد بررسی، فراوانی دوره های مرطوب و خشک در مقیاس های زمانی کوتاه مدت زیاد است و با افزایش طول بازه زمانی این فراوانی کاهش می یابد. در بازه زمانی ۶ ماهه اول سال ۱۹۹۲ بیشترین مقدار شاخص خشکسالی ($SPEI=2.48$) و شدیدترین خشکسالی ها در بازه زمانی ۲۴ ماهه منتهی به سال ۲۰۰۹ با کمترین مقدار شاخص ($SPEI=-5.53$) رخ داده است. بر اساس نتایج به دست آمده، می توان گفت مدل رگرسیون چندمتغیره تطبیقی اسپلاین در ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان، نسبت به مدل درخت تصمیم مدلی نسبتاً کارا در پیش بینی خشکسالی می باشد عملکرد مدل هوش مصنوعی MARS با توجه به مقادیر شاخص های آماری R و RMSE و MAE در مرحله آموزش ($MAE=0.105$ ، $RMSE=0.148$ ، $R=0.989$) و آزمایش ($MAE=0.158$ ، $RMSE=0.290$ ، $R=0.950$)، نسبت به مدل MT مناسب تر است.

مراجع

- باقری، ر.، محمدی، ص.، ۱۳۹۱، بررسی تغییرات مکانی خشکسالی با استفاده از زمین آمار در استان کرمان دریک دوره آماری سی ساله (۱۳۷۹-۱۳۴۹)، فصلنامه تحقیقات مرتع و بیابان ایران، ۱۹(۲)، ۳۲۱-۳۱۳.
- تاج بخش، س.، عیسی خانی، ن.، فضل کاظمی، ا.، ۱۳۹۴، ارزیابی خشکسالی هواشناسی در ایران با استفاده از شاخص «استاندارد شده بارش و تبخیر-تعرق (SPEI)»، مجله فیزیک زمین و فضا، ۴۱(۲)، ۳۱۳-۳۲۱.
- خیری، ر.، مجرد، ف.، معصوم پور، ج.، وفراهدی، ب.، ۱۴۰۰، ارزیابی تغییرات خشکسالی در ایران با استفاده از شاخص های SPEI و PDSI-SC برنامه ریزی و آمایش فضا، ۲۵(۱)، ۱۴۳-۱۷۴.
- دستورانی، م.، حبیبی پور، ا.، اختصاصی، م.، طالبی، ع. و محجوبی، ج.، ۱۳۹۱، بررسی کارایی مدل درخت تصمیم در پیش بینی بارش (مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک یزد)، تحقیقات منابع آب ایران، ۸(۳)، ۱۴۰-۲۷.
- سلطانی، س.، سعادت، س.، ۱۳۸۶، پهنه بندی خشکسالی در استان اصفهان با استفاده از نمایه استاندارد بارش (SPI)، م. علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، ۲۱(۲)، ۶۴-۶۷.
- ستاری، م.، رسول، م.، وعلیمحمدی، م.، ۲۰۱۶، کاربرد مدل درختی M5 در پیش بینی خشکسالی (مطالعه موردی: مراغه، ایران)، هیدروژئومورفولوژی، ۸(۳)، ۷۳-۹۲.
- سعیدی پور، م.، رادمنش، ف.، اسلامیان، س.، و شریفی، م.، ۱۳۹۸، تحلیل منطقه ای خشکسالی در حوضه آبریز کارون با استفاده از شاخص های SPI و SPEI، نشریه علوم آب و خاک (علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی)، ۲۳(۲)، ۳۹۷-۴۱۵.
- کماسی، م.، قبادی خسرو، س.، و هاشمی، م.، ۱۳۹۷، مقایسه مدل های برنامه ریزی ژنتیکی و مدل درختی M5 در پیش بینی خشکسالی، پژوهش آب ایران، شماره ۲۸۱، ۲۰-۹.
- عباسی، ع.، خلیلی، ک.، بهمنش، ج.، و شیرزاد، ا.، ۱۳۹۸، کاربرد برنامه ریزی بیان ژن در پیش بینی خشکسالی (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک تبریز)، محیط زیست و مهندسی آب، ۱۵(۱)، ۱-۱۴.
- مصطفی زاده، ر.، شهابی، م.، و ذبیحی، م.، ۱۳۹۴، تحلیل خشکسالی هواشناسی در استان کردستان با استفاده از مدل نمودار سه متغیره، آمایش جغرافیایی فضا، ۱۷(۵)، ۱۲۹-۱۴۰.
- مظفری، غ.، شفیعی، ش.، و تقی زاده، ز.، ۲۰۱۶، ارزیابی کارایی مدل درخت تصمیم رگرسیونی در پیش بینی خشکسالی نمونه موردی: ایستگاه سینوپتیک سنندج، مخاطرات محیط طبیعی، ۱۶(۴)، ۱۹-۴۰.
- یوسفی، م.، انصاری، ج.، مساعدی، ا.، و صمدی، س.، ۱۳۹۵، ارزیابی همبستگی شاخص های SPI، RDI و SPEI با پارامترهای بارش و تبخیر و تعرق در چند منطقه آب و هوایی ایران. دومین کنگره ملی آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۲.
- Abramopoulos, F. and Rosenzweig, C., 1988, Choudhury, Improved ground hydrology calculations for global climate models (GCMs): Soil water movement and evapotranspiration, Journal of Climate, 1(9), 921-941.
- Barzkar, A. and Najafzadeh, M. and Homaei, F. '2022' Evaluation of drought events in various climatic conditions using data-driven models and a reliability-based probabilistic model' Natural Hazards, 110(3), 1931-1952.
- Chang, T. J. and Kleopa, X. A., 1991, A proposed method for drought monitoring, Jawra Journal of the American Water Resources Association, 27(2), 275-281.
- Deo, R. C. and Kisi, O. and Singh, V. P., 2017, Drought forecasting in eastern Australia using multivariate adaptive regression spline, least square support vector machine and M5Tree model, Atmospheric Research, 184, 149-175.
- Deo, R. C. and Samui, P. and Kim, D. '2016' Estimation of monthly evaporative loss using relevance vector machine, extreme learning machine and multivariate adaptive regression spline models' Stochastic

باقری، ر.، محمدی، ص.، ۱۳۹۱، بررسی تغییرات مکانی خشکسالی با استفاده از زمین آمار در استان کرمان دریک دوره آماری سی ساله (۱۳۷۹-۱۳۴۹)، فصلنامه تحقیقات مرتع و بیابان ایران، ۱۹(۲)، ۳۲۱-۳۱۳.

تاج بخش، س.، عیسی خانی، ن.، فضل کاظمی، ا.، ۱۳۹۴، ارزیابی خشکسالی هواشناسی در ایران با استفاده از شاخص

- assessment in the context of climate change for South Korea, *Agricultural Water Management*, 160, 106-117.
- Ogallal, L. A. and Hare, F. K., 1993, Climate variations, drought and desertification, University of Nairobi, No. 653, 65 pages.
- Richard, R., Heim, Jr., 2002, A review of twentieth-century drought indices used in the United States, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(8), 1149-1166.
- Soh, Y. W. and Koo, C. H. and Huang, Y. F. and Fung, K. F., 2018, Application of artificial intelligence models for the prediction of standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) at Langat River Basin, Malaysia, *Computers and electronics in agriculture*, 144, 164-173.
- Sattari, T., M. and Anli, A. S. and Apaydin, H. and Kodal, S., 2012, Decision trees to determine the possible drought periods in Ankara. *Atmósfera*, 25(1), 65-83.
- Shahdad, M. and Saber, B., 2022, Drought forecasting using new advanced ensemble-based models of reduced error pruning tree, *Acta Geophysica*, 70(2), 697-712.
- Wilhite, D. A. and Glantz, M. H., 1985, Understanding the drought phenomenon: the role of definitions, *Water International*, 10(3), 111-20.
- Wang, R. and Peng, W. and Liu, X. and Wu, W. and Chen, X. and Zhang, S., 2018, Responses of water level in China's largest freshwater lake to the meteorological drought index (SPEI) in the past five decades, *Water*, 10(2), 137.
- Environmental Research and Risk Assessment*, 30(6), 1769-1784.
- Edwards, D. C., 1997, Characteristics of 20th Century drought in the United States at multiple time scales, *Air Force Inst of Tech Wright-Patterson Afb Oh*.
- Esfahani, M. T., 2008, Predictive Vegetation Modelling: Comparison of Methods, Effect of Sampling Design and Application on Different Scales, 100 pages, PhD Thesis.
- Gorgij, D. A. and Alizamir, M. and Kisi, O. and Elshafie, A., 2022, Drought modelling by standard precipitation index (SPI) in a semi-arid climate using deep learning method: long short-term memory, *Neural Computing and Applications*, 34(3), 2425-2442.
- Hastie, T. and Tibshirani, R. and Friedman, J., 2009, The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction, Second Edition, New York: springer, Vol. 2, pp. 1-758, 745 pages.
- Li, L. and She, D. and Zheng, H. and Lin, P. and Yang, Z. L., 2020, Elucidating diverse drought characteristics from two meteorological drought indices (SPI and SPEI) in China, *Journal of Hydrometeorology*, 21(7), 1513-1530.
- Musei, S. K. and Nyaga, J. M. and Dubow, A. Z., 2021, SPEI-based spatial and temporal evaluation of drought in Somalia. *Journal of Arid Environments*, 184, 104296.
- Mitchell, T. M., 1997, Machine Learning, McGraw-Hill Education; 1st edition, New York, Vol. 1, No. 9, 432 pages.
- Nam, W. H. and Hayes, M. J. and Svoboda, M. D. and Tadesse, T. and Wilhite, D. A., 2015, Drought hazard

Forecasting Drought Situation by Standardized Precipitation Evapotranspiration Index and Artificial Intelligence Models (Case Study: Kerman Synoptic Station)

Mahshid Amiranipur¹, Mohammad Najafzadeh², Sedigheh Mohamadi^{3*}

¹ MSc, Water Resources Engineering and Management, Faculty of Civil and Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

² Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Civil and Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

³ Assistant Professor, Department of Ecology, Institute of Science and High Technology and Environmental Sciences, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

*Corresponding Author Email: mohamadisedigeh@gmail.com

Received: 16 June 2021, accepted: 21 September 2021

ABSTRACT

Drought is one of the natural calamities that causes a lot of damage to natural ecosystems. According to the results of the researches, the things that play a special role in the occurrence and continuation of drought are precipitation, temperature, evaporation, wind and relative humidity, but precipitation is the most important in The occurrence of drought. In this research, the data of maximum temperature, minimum temperature, average temperature, relative humidity, precipitation and wind speed of Kerman synoptic station were used in a period of 29 years (from 1991 to 2020). standardized precipitation-evaporation index (SPEI) and artificial intelligence methods such as model tree (MT) and multivariate adaptive regression spline (MARS) are presented. The results of Kerman drought prediction using the standardized precipitation-evaporation and transpiration index showed that the frequency of wet and dry periods is high in short-term time scales and this frequency decreases with the increase of the time period. In the period of the first 6 months of 1992, the highest value of the drought index (SPEI=2.48) and the most severe droughts occurred in the period of 24 months ending in 2009 with the lowest value of the index (SPEI=-5.53). The performance of MARS artificial intelligence model according to the values of R, RMSE and MAE statistical indicators in the training stage (R=0.989, RMSE=0.148 and MAE=0.105) and testing (R=0.950, RMSE = 0.290 and MAE = 0.158), it is more suitable than the MT model.

Keywords: Drought, Standardized Precipitation-Evaporation Index, Artificial intelligence models, Model tree, Multivariate adaptive regression spline

HOW TO CITE THIS ARTICLE

Amiranipur, M.; Najafzadeh, M.; Mohamadi, S. (2021). Forecasting Drought Situation by Standardized Precipitation Evapotranspiration Index and Artificial Intelligence Models (Case Study: Kerman Synoptic Station). *J. Meteorol. Atmos. Sci.*, 4(3): 260-271

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/>).

