بررسی و پیش‌یابی خشکسالی ایران با استفاده از شاخص‌های ترکیبی

وحید صفریان زنگیر*[۱] بتول زینالی[۲]

۱- دانشجوی دکتری گروه جغرافیای طبیعی، اقلیم‌شناسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

۲- دانشیار گروه جغرافیای طبیعی، اقلیم‌شناسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

تاریخ دریافت: ۹۸/۰۵

تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۷

چکیده

در سال‌های اخیر کشور ایران در جنوب غرب آسیا تحت تاثیر خشکسالی قرار گرفته است. هدف از پژوهش حاضر تحلیل و پیش‌بینی خشکسالی در ایران می‌باشد. برای این کار ابتدا پارامترهای اقلیمی بارش و دما در بازه زمانی ۲۹ ساله (۲۰۱۸- ۱۹۹۰) در ۳۰ ایستگاه ایران جمع‌آوری شد. برای مدل‌سازی، شاخص فازی M.S.S ابتدا سه شاخص (SET, SPI, MCZI) با استفاده منطق فازی در نرم‌افزار Matlab فازی‌سازی شدند، سپس شاخص‌ها با هم مقایسه و از مدل تصمیم‌گیری چند متغیره Topsis، برای اولویت سنجی مناطق درگیر با خشکسالی استفاده شد و در نهایت برای پیش‌بینی از مدل شبکه عصبی مصنوعی RBF بهره گرفته شد. یافته‌های پژوهش نشان داد شاخص فازی نوین M.S.S طبقات خشکسالی، سه شاخص مذکور را با دقت بالا در خود منعکس کرد و دقت مدل M.S.S با سطح اطمینان بالا مورد تایید قرار گرفت. در سال‌های پایش خشکسالی ایستگاه‌های جنوبی و جنوب غربی ایران مانند بندرعباس و اهواز با مقادیر درصد فراوانی خشکسالی (۲۴/۳۰ و ۱۸/۴۷) بیش‌تر در معرض خشکسالی بودند. در سال‌های پیش‌بینی شده برای سال‌های آتی محدوده خشکسالی به طرف نواحی مرکزی ایران گسترش پیدا می‌کند از جمله این ایستگاه‌های سمنان و یزد با درصد فراوانی خشکسالی به ترتیب (۰/۸۶ و ۰/۹۱) براساس شاخص فازی M.S.S می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: تحلیل آماری، شاخص M.S.S، مدل‌سازی، خشکسالی، ایران

مقدمه

در سال‌های اخیر مناطق مختلف جهان، شاهد خشکسالی‌هایی با شدت بیش‌تری بوده‌اند. خشکسالی یکی از مهم‌ترین بلایای طبیعی تاثیرگذار در بخش کشاورزی و منابع آب می‌باشد. علاوه بر این خشکسالی پدیده‌ای طبیعی است که در همه شرایط اقلیمی و در تمام مناطق کره زمین به وقوع می‌پیوندد. همچنین خشکسالی به عنوان یک پدیده اقلیمی به شدت بر همه‌ی جوانب فعالیت‌های بشری تاثیر می‌گذارد (میرزایی و همکاران، ۱۳۹۴، شمس‌نیا و همکاران، ۱۳۸۷، صمدیان فرد و اسدی، ۱۳۹۶، زینالی و صفریان زنگیر، ۱۳۹۶). پژوهشگران دیگر داخلی و خارجی با استفاده از مدل‌های مختلف در زمینه خشکسالی تحقیق کرده‌اند از جمله: حدادی و حیدری (۱۳۹۴)، منتصری و امیرعطایی (۱۳۹۴)، سبحانی و همکاران (۱۳۹۴)، صلاحی و مجتبی‌پور (۱۳۹۵)، ذولفقاری و همکاران (۱۳۹۵)، دماوندی و همکاران (۱۳۹۵)، فنی و همکاران (۱۳۹۵)، (زینالی و همکاران، ۱۳۹۶)، علیزاده و همکاران (۱۳۹۶)، کماسی و همکاران (۱۳۹۶)، جعفری و همکاران (۱۳۹۶)، فتحی‌زاده و همکاران (۱۳۹۶)، پارسامهر و خسروانی (۱۳۹۶)، حلبیان و همکاران (۱۳۹۶)، علی‌آبادی و عباسعلی (۱۳۹۶) و شاهکویی و همکاران (۱۳۹۶)؛ Gholam Ali و همکاران (2011)، Jandarmian و همکاران (2015)، خشتکاری‌ثانی (۱۳۹۴)، Touma و همکاران (2015)، Spinoni و همکاران (2015)، Huanga و همکاران (2016)، Zelki و همکاران (2017)، Quesada و همکاران (2017)، Jinum و همکاران (2017)، Modaresi rad و همکاران (2017)، Kisi و همکاران (2017)، Sobhani و همکاران (2018)، Safarianzengir و همکاران (2019)، Sobhani و Safarianzengir (2019)، Sobhani و همکاران (2019a)، Sobhani و

نویسنده مسئول : صفریان‌زنگیر *V.Safarian@uma.ac.ir

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

همکاران (2019b)، Safarianzengir و Sobhani (2020)، Sobhani و Safarianzengir (2020). بایزیدی (۱۳۹۷) به ارزیابی خشکسالی ایستگاه‌های سینوپتیک غرب کشور با استفاده از روش هربست و مدل عصبی فازی تطبیقی پرداختند و به این نتیجه رسیدند ضریب تعیین و میزان خطا جز در ایستگاه‌های کرمانشاه، میانه و پیرانشهر مدل، عملکرد بهتری را نداشته است. ترابی‌پوده و همکاران (۱۳۹۷) به تخمین خشکسالی با استفاده از شبکه‌های هوشمند پرداختند و نشان دادند که استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی موجک می‌تواند در زمینه تخمین خشکسالی موثر باشد. اختیاری‌خواجه و دین‌پژوه (۱۳۹۷) به کاربرد شاخص خشکسالی موثر (EDI) برای بررسی دوره‌های خشکی اقدام نمودند و به این نتیجه رسیدند که سال‌های آبی ۸۷-۱۳۸۶، ۸۷-۱۳۸۶ و ۸۱-۱۳۸۰ به ترتیب برای ایستگاه‌های تبریز، بندر انزلی و زاهدان خشک‌ترین سال آبی در طول دوره آماری ۶۰ ساله می‌باشد. Marchanta و Bloomfield (2018) به مدل‌سازی فضایی و زمانی از وضعیت خشکسالی زیرزمینی اقدام نموده و به این نتیجه رسیدند که مدل توانایی ارزیابی خشکسالی را دارا می‌باشد و در دهه‌های اخیر خشکسالی اتفاق افتاده است. Qi و همکاران (2019) به شبیه‌سازی و پیش‌بینی خشکسالی مبتنی بر شاخص SPI با استفاده از مدل Arma-Garch پرداختند و به این نتیجه رسیدند که دقت مدل Arma-Garch بسیار بالاتر از مدل Arma است. Gebremeskel و همکاران (2019) در پژوهشی به علل، اثرات و انعطاف پذیری خشکسالی در شرق آفریقا پرداختند و به این نتیجه رسیدند که درک بهتر از علل و اثرات خشکسالی، مدیریت مشارکتی و اقدامات محلی برای ایجاد مقاومت در برابر خشکسالی ضروری است. Wei و همکاران (2019) به مدل‌سازی ارزیابی تلفات خشکسالی در جنوب غربی چین اقدام کردند نتایج تحقیق بر اساس مدل استفاده شده در این پژوهش خشکسالی اتفاق افتاده در منطقه مورد مطالعه را تایید می‌کند. با توجه تحقیقات صورت گرفته مذکور در اهمیت خشکسالی و مخاطرات حاصل از آن، در مورد روش مورد مطالعه می‌توان اذعان کرد که پدیده خشکسالی اهمیت بسزایی در مخاطرات طبیعی دارد. با توجه به بررسی‌های صورت گرفته روش‌های موجود برای مطالعه خشکسالی که تا کنون انجام شده به صورت کلی بوده و کفایت موضوع رو نداشته است و اگر هم پژوهشی که بتواند پایش خشکسالی را به صورت دقیق نشان دهد نادر می‌باشد. در این پژوهش از شاخص و مدل جدیدی در اقلیم‌شناسی بهره گرفته شد. بر همین اساس هدف پژوهش حاضر آنالیز و پیش بینی آماری خشکسالی در ایران می‌باشد.

مواد و روش‌ها

در پژوهش حاضر به آنالیز و پیش‌بینی خشکسالی در ایران با استفاده از داده‌های اقلیمی بارش و دما به صورت ماهانه و سالانه در برای بازه زمانی ۲۹ ساله (۲۰۱۸- ۱۹۹۰) در ۳۰ ایستگاه با استفاده از مدل‌سازی شاخص جدید به نام شاخص M.S.S[1] معماری، فازی‌سازی شده از سه شاخص (SET[2], SPI[3], MCZI[4]) معتبر در سازمان هواشناسی جهانی استفاده شد. موقعیت منطقه مورد مطالعه در شکل (۱) ارائه شد.

در این پژوهش بعد از اخذ داده‌های ۲۹ ساله (۲۰۱۸-۱۹۹۰) دما و بارش برای ۳۰ ایستگاه مناطق درگیر خشکسالی ایران، ابتدا داده‌های مذکور آنالیز و سپس نرمال‌سازی شدند. بعد از نرمال‌سازی داده‌های دما و بارش با استفاده از دو مدل شبکه عصبی ANFIS و RBF مدل‌سازی صورت گرفت و بعد از آموزش دادن داده‌های سه شاخص SET, SPI, MCZI و ترکیب آن‌ها شاخص جدید خشکسالی با نام M.S.S، برای سال‌های آینده پیش‌بینی شدند و در

[1] شاخص ترکیب یافته براساس سه شاخص: شاخص تبخیر و تعرق استاندارد شده تورنت وایت، شاخص بارش استاندارد شده و شاخص اصلاح شده CZI

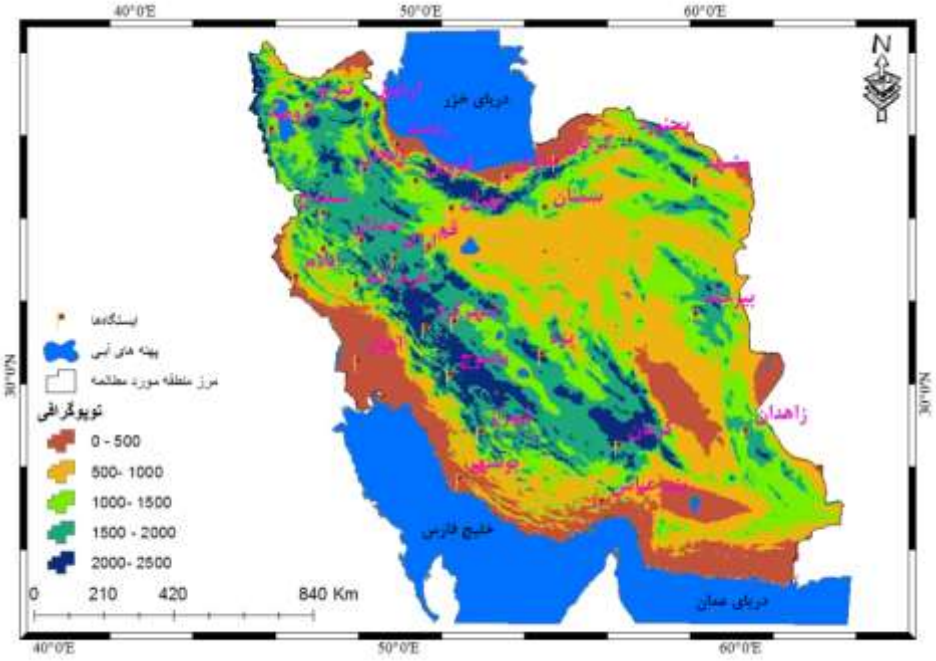
[2] Standardized Evapotranspiration Torrent White Index (شاخص تبخیر و تعرق استاندارد شده تورنت وایت)

[3] Standardized Precipitation Index (شاخص بارش استاندارد شده)

[4] Modified CZI Index (شاخص اصلاح شده CZI)

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

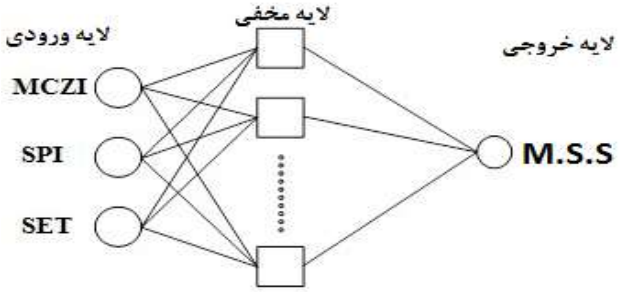
نهایت با استفاده مدل تصمیم‌گیری چند متغیره TOPSIS[5] مناطق بیش‌تر درگیر با پدیده مخاطره‌ای خشکسالی اولویت سنجی شده و با بهره‌گیری از نرم‌افزار ArcGIS داده‌های خروجی پهنه‌بندی شدند.



شکل (۱): محدوده منطقه مورد مطالعه

مدل شبکه عصبی RBF

شبکه‌های عصبی با تابع پایه شعاعی به طور گسترده برای تخمین غیر پارامتریک توابع چند بعدی ازطریق مجموعه‌ای محدود از اطلاعات آموزشی به کار می‌روند. شبکه‌های عصبی شعاعی با آموزش سریع و فراگیر، بسیار جالب و کارآمد هستند و به آن توجه خاصی شده است (Hartman et al., 1990). ژیروسی، پوگی و همچنین هارتمن و کپلر در سال ۱۹۹۰ میلادی اثبات کردند که شبکه‌های با تابع پایه شعاعی، تقریب سازهای بسیار قدرتمندی هستند؛ به طوری که با داشتن تعداد نرون‌های کافی در لایهٔ مخفی، قادر به تقریب زدن هر تابع پیوسته و با هر درجه دقت هستند. این شبکه‌ها، اغلب با شبکه عصبی پس انتشار خطا مقایسه می‌شود. معماری اصلی RBF متشکل از یک شبکه دو لایه مانند شکل (۲) است (خانجانی و همکاران، ۱۳۹۵).



شکل (۲): ساختار معماری مدل شبکه عصبی RBF

[5] Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

لایهٔ پنهان، یک انطباق غیرخطی مابین فضای ورودی و یک فضای معمولاً با بُعد بزرگ‌تر برقرار می‌کند و نقش مهمی در تبدیل الگوهای غیرخطی به الگوهای تفکیک‌پذیر خطی دارد. لایهٔ خروجی، جمع وزنی الگوهای خطی شده را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند. در صورتی که از برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی مفید RBF خواهد بود؛ ولی در صورتی که نیاز باشد طبقه‌بندی الگوها انجام شود، آن گاه یک محدودکنندهٔ سخت یا یک تابع سیگموئید را می‌توان بر روی عصب‌های خروجی قرار داد تا مقادیر خروجی ۰ یا ۱ تولید شوند. همان طور که از توضیحات بالا مشخص می‌شود، خصوصیت منحصر به فرد این شبکه، پردازشی است که در لایهٔ پنهان انجام می‌شود (خانجانی و همکاران، ۱۳۹۵). تابع لایهٔ پنهان، رابطه‌ای مطابق با رابطه (۱) دارد:

$$F(x) = \sum_{j=1}^{p} w_j \emptyset\left(\|x - u_j\|\right) \qquad (۱)$$

wj ها وزن‌های مربوط به هر نرون و uj ها مراکز ثقل تابع هر نرون هستند. تابع معروف در شبکه‌های شعاعی تابع گوسی یا نمایی به فرم رابطه (۲) است:

$$\emptyset(\|x - u_j\|) = e^{\frac{(\|x-u_j\|)}{\sigma_j}} \qquad (۲)$$

در این رابطه jσ فاکتور عرض کرنل j ام است. شبکه عصبی با تابع شعاع مداری نیز مانند هر شبکه عصبی دیگر، دو مدل عملکردی آموزش و مرجع دارد. در طی مدل آموزش، پارامترهای تعدیل‌پذیر شبکه که عبارتند از: ui و σi و ماتریس وزن لایهٔ خروجی W چنان تغییر می‌کند که خطای میانگین بین خروجی‌های شبکه در یک مجموعه آموزشی و مقادیر واقعی به حداقل برسد. در مدل مرجع، شبکه آموزش دیده با ارائه بردارهای ورودی جدید به شبکه، بردارهای خروجی را به دست می‌آورد (خانجانی و همکاران، ۱۳۹۵). تابعی که برای لایهٔ پنهان در نظر گرفته می‌شود، تابع گوسی معرفی شده با رابطه (۱) است و برای نرم اقلیدسی از رابطه (۳) استفاده می‌شود.

$$\|x - u_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^{p}\left[x(k) - u_j(k)\right]^2} \qquad (۳)$$

که در این رابطه p تعداد نقاط موجود در فضای حالت است. برای محاسبهٔ مراکز ثقل از الگوریتم k میانگین استفاده شده است (Hartman et al., 1990). عرض کرنل‌ها نیز در راستای مینیمم کردن خطای میان خروجی شبکه آموزش دیده و مقادیر واقعی برابر ۳۰/۰۹ به دست آمد. خروجی شبکه RBF مقدار فراوانی گرد و غبار خواهد بود. میانگین مربعات خطا، RMSE[6]، است. این معیار را می‌توان طبق رابطه (۴) محاسبه کرد. هر چقدر خطای RMSE پیش‌بینی کم‌تر باشد، عملکرد شبکه بهتر بوده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \qquad (۴)$$

در این رابطه y^i مقدار پیش‌بینی شده برای نمونهٔ i ام و yi مقدار واقعی آن نمونه است. یک معیار دیگر که برای ارزیابی عملکرد شبکه استفاده شده، ضریب همبستگی است. این ضریب بیان کننده میزان همبستگی بین نتایج پیش‌بینی شده مدل و داده‌های واقعی است که بر اساس رابطه (۵) محاسبه می‌شود. بدیهی است که هر چه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده نزدیکی بیش‌تر مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی است.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N}(y - \bar{y})(\hat{y} - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(y - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^{N}(\hat{y} - \bar{\hat{y}})^2}} \qquad (۵)$$

[6] root-mean-square error

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

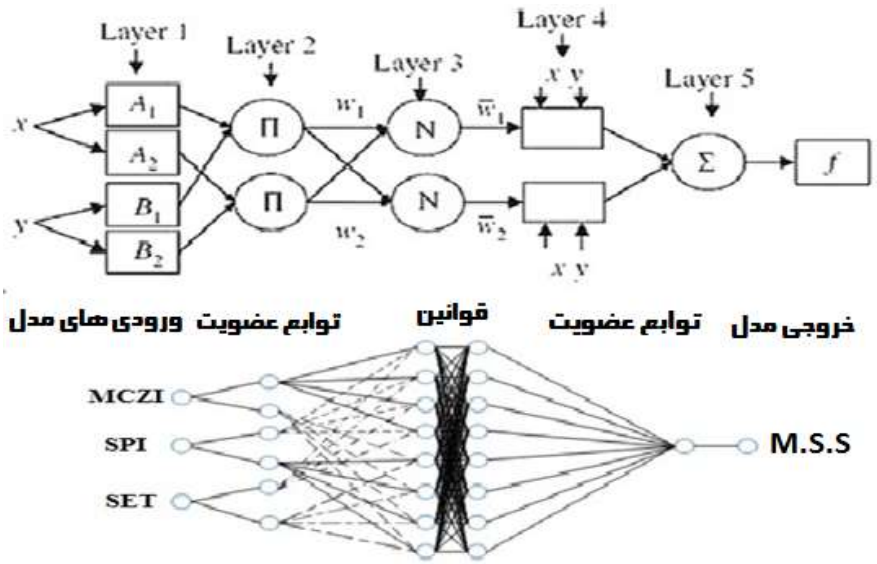
که در آن $\hat{y}$ خشکسالی پیش‌بینی شده و $\bar{\hat{y}}$ میانگین مقادیر پیش‌بینی شده، y مقدار واقعی گرد و غبار و $\bar{y}$ میانگین مقادیر واقعی هستند.

مدل شبکه عصبی ANFIS

در این مرحله امکان مدل‌سازی و پیش‌بینی گرد و غبار در منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل شبکه عصبی-فازی تطبیقی ANFIS بررسی می‌شود (انصاری، ۱۳۸۹). در این پژوهش پدیده خشکسالی به صورت سری زمانی به طول ۲۷۶ ماه (۲۷۶=۱۲×۲۳) در دو مدل شبکه عصبی ANFIS و RBF در هر کدام از ایستگاه‌ها در نظر گرفته شده است. در یک سری زمانی متشکل از n نمونه $x_1, x_2, \ldots, x_n$ مقدار آتی رابطه (۶) از مقدار قبلی خود است (اصغری اسکوئی، ۱۳۸۱).

$$x_k = f(x_{k-1}, x_{k-2}, \ldots, x_{k-p}) \qquad (۶)$$

سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی"شرط- نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می‌کند. ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی بوده، و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، منجر به ارائه سیستم استنتاج تطبیقی عصبی شده است. در شکل (۳) یک سیستم فازی سوگنو با سه ورودی، یک خروجی و دو قانون و سیستم ANFIS معادل آن ارائه شد. این سیستم دارای دو ورودی x و y و یک خروجی f می‌باشد (احمدزاده و همکاران، ۱۳۸۹). در پایان میزان خطای مدل‌های حاصل با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کمترین میزان خطا را در کم‌ترین زمان آموزش حاصل کند، به‌عنوان تابع عضویت برگزیده شد. اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه‌ها می‌شود. از این رو برای جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها و یکسان‌سازی ارزش داده‌ها برای شبکه، بایستی ورودی خالص آن‌ها در محدوده تابع سیگموئید (بین ۰ و ۱) قرار گیرد. این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها شده و از اشباع زود هنگام نرون‌ها جلوگیری می‌کند (کنارکوهی، ۱۳۸۹).



شکل (۳): ساختار مدل ANFIS

روش نزدیکی به حالت ایده‌آل (TOPSIS)

Hwang و Yoon در سال ۱۹۸۱ روش TOPSIS را پیشنهاد کردند. در این روش m گزینه (A1, A2, …, Am) با n شاخص (C1, C2, …, Cn)، ارزیابی شدند (مومنی، ۱۳۸۷). حل این مساله با این روش، مستلزم طی گام‌های زیر است (مکوندی و همکاران، ۱۳۹۱؛ نظم‌فر و علی‌بخشی، ۱۳۹۳):

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

۱- بی‌مقیاس‌سازی ماتریس تصمیم با استفاده از بی‌مقیاس‌سازی نورم، رابطه (۷):

$$r_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{j} f_{ij}^2}} \qquad j = 1, \dots, J \qquad i = 1, \dots, n \tag{۷}$$

۲- تشکیل ماتریس بی‌مقیاس موزون (Vij) با ضرب ماتریس بی‌مقیاس شده (rij) در ماتریس قطری وزن‌ها (Wi) رابطه (۸):

$$v_{ij} = w_i \times r_{ij} \qquad j = 1, \dots, J \qquad i = 1, \dots, n \tag{۸}$$

Wi وزن شاخص i ام است، جمع اوزان شاخص‌ها برابر ۱ است.

۳- تعیین راه حل ایده‌آل مثبت (A^*) و منفی (A^-) به صورت روابط (۹) و (۱۰).

$$A^* = \{v_1^*, \dots, v_n^*\} = \left\{\left(\max_j v_{ij} | i \in I'\right), \left(\min_j v_{ij} | i \in I''\right)\right\} \tag{۹}$$

$$A^- = \{v_1^-, \dots, v_n^-\} = \left\{\left(\min_j v_{ij} | i \in I'\right), \left(\max_j v_{ij} | i \in I''\right)\right\} \tag{۱۰}$$

۴- میزان فاصله هر گزینه تا ایده‌آل‌های مثبت و منفی تعیین می‌شود. فاصله هر گزینه تا ایده‌آل مثبت (D^*_j) به صورت رابطه (۱۱):

$$D_j^* = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(v_{ij} - v_j^*\right)^2} \quad , \quad j = 1, \dots, J \tag{۱۱}$$

فاصله هر گزینه تا ایده‌آل منفی (D^-_j) به صورت رابطه (۱۲):

$$D_j^- = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(v_{ij} - v_j^-\right)^2} \quad , \quad j = 1, \dots, J \tag{۱۲}$$

۵-تعیین نزدیکی نسبی (C^*_j) یک گزینه به راه‌حل ایده‌آل رابطه (۱۳):

$$C_j^* = \frac{D_j^-}{D_j^* + D_j^-} \quad , \quad j = 1, \dots, J \tag{۱۳}$$

۶- رتبه‌بندی گزینه‌ها بر اساس نزدیکی نسبی (C^*_j)، گزینه‌ای که (C^*_j) آن بزرگ‌تر باشد، بهتر است.

نتایج و بحث

مقایسه دو مدل شبکه عصبی ANFIS و RBF

با توجه به مقایسه‌های صورت گرفته در دو مدل شبکه عصبی ANFIS و RBF توانایی دو مدل مذکور برای پیش‌بینی خشکسالی مورد آموزش قرار گرفتند. نتایج به دست آمده از آموزش مدل شبکه عصبی ANFIS، در بهترین حالت مقدار RMSE برابر با ۶/۷۸ و مقدار R^2 برابر با ۰/۸۸۷۴ به دست آمد (جدول ۱). اما نتایج به دست آمده از آموزش مدل شبکه عصبی RBF، در بهترین حالت مقدار RMSE برابر با ۱/۱۹ و مقدار R^2 برابر با ۰/۹۸۴۴ به دست آمد (جدول ۲). با مقایسه صورت گرفته دو مدل مذکور، در نهایت جدول (۳)، حاصل شد که نشان دهنده عملکرد بهتر مدل شبکه عصبی RBF بود (شکل ۴). طبق مدل‌سازی صورت گرفته و نتایج به دست آمده از مقایسه مدل‌ها، دقت و اطمینان مدل شبکه عصبی RBF برای پیش‌بینی مورد تایید قرار گرفت و از این مدل برای پیش‌بینی استفاده شد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

جدول (۱): نتایج آموزش خشکسالی برای مدل ANFIS در ۳۰ ایستگاه سینوپتیک ایران

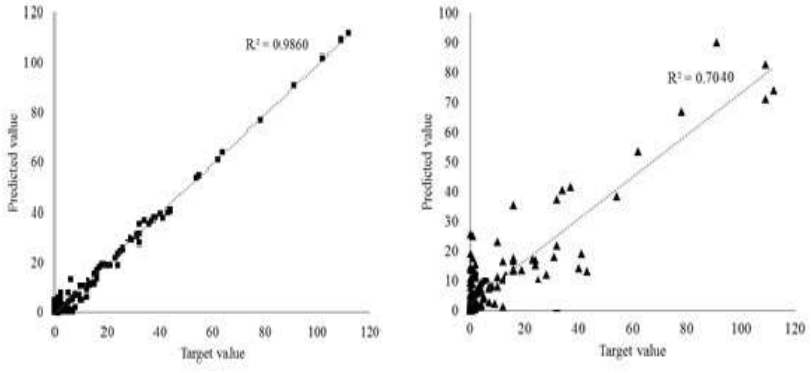
RMSE	R^2	Type of output function	Type of MF	Model
۱۰/۱۱	۰/۳۶۵۲	Linear	Trap	ANFIS
۹/۸۹	۰/۵۸۹۶	Linear		
۸/۹۱	۰/۶۹۸۴	Linear	Trim	
۱۰/۷۴	۰/۷۴۹۶	Linear		
۱۲/۳۹	۰/۲۰۴۷	Linear	Gbell	
۱۰/۱۸	۰/۷۸۹۶	Linear		
۷/۴۴	۰/۳۶۴۷	Linear	Gauss	
۶/۷۸	۰/۸۸۷۴	Linear		

جدول (۲): نتایج آموزش خشکسالی برای مدل RBF در ۳۰ ایستگاه سینوپتیک ایران

RMSE	R^2	Number of neurons	Model
۶/۱۴	۰/۴۷۸۹	۱۰	RBF
۱/۱۹	۰/۹۸۴۴	۱۵	
۵/۶۹	۰/۶۶۸۵	۲۰	
۴/۶۳	۰/۴۷۹۵	۲۵	
۴/۵۴	۰/۲۱۹۸	۳۰	

جدول (۳): مقایسه نتایج آزمایش برای مدل‌های RBF و ANFIS

RMSE	R^2	Model
۱/۱۹	۰/۹۸۴۴	The best RBF
۶/۷۸	۰/۸۸۷۴	The best ANFIS



ب الف

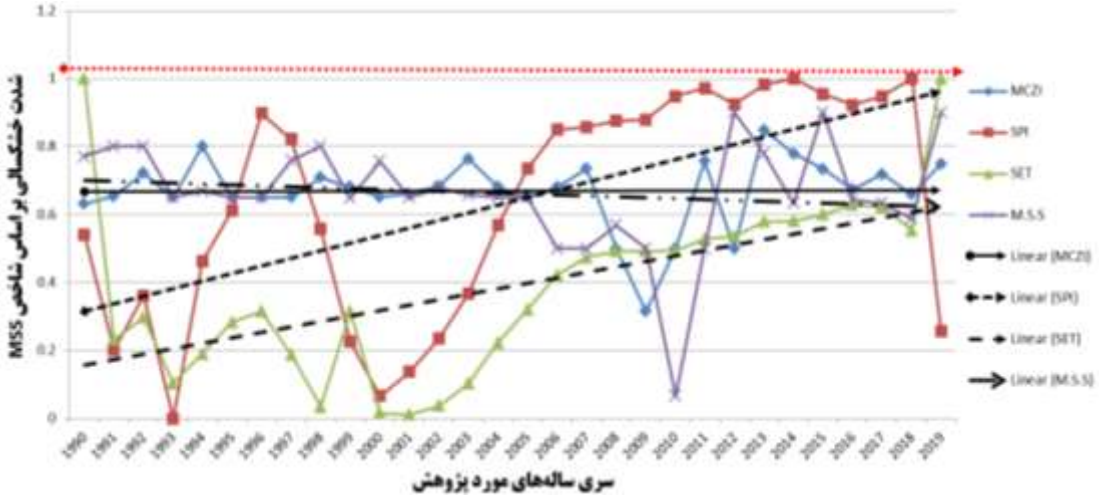
شکل (۴): نمودار دیاگرام برای آزمایش نتایج، الف) RBF ب) ANFIS

پایش نوسانات خشکسالی براساس سه شاخص تلفیق شده در مدل M.S.S

برای بررسی نحوه‌ی تاثیر نوسانات خشکسالی شاخص‌ها در شرایط خشکسالی ایستگاه‌های، می‌توان میزان تغییراتی را که در شاخص‌های (SET, SPI, MCZI) حاصل شده و در شاخص M.S.S نمود پیدا کرده است، مورد تحلیل قرار داد. با توجه به این که تعداد ایستگاه‌ها مورد مطالعه زیاد بودند، برای تفهیم بهتر، فقط نمودار سری خشکسالی، ایستگاه ارومیه در شکل (۵) ارائه شد (در شکل‌های مذکور خط فلش قرمز رنگ مقطع مرز خشکسالی با مقدار ۰/۷۴ و بیش‌تر

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

را نشان می‌دهد). بررسی این اشکال نشان می‌دهد که در ایستگاه ارومیه مقدار تبخیر و تعرق مشابه هم در زمان رخداد خشکسالی بوده یعنی مقدار آن از ماه مه سال ۱۹۹۳ تا آگوست سال ۲۰۰۲ سیر نزولی داشته است. شاخص‌های (SET, SPI, MCZI) بر روی شاخص M.S.S تاثیر گذاشته و تا حدودی یک روند را نشان می‌دهند و نشان‌گر این است شاخص فازی جدید M.S.S سه شاخص مذکور را به خوبی در خود منعکس کرده است و مقیاس طبقات خشکسالی آن در جدول (۴) ارائه شد. شاخص M.S.S در بین سال‌های ۲۰۱۱ – ۲۰۰۹ شکل تندتری را نشان می‌دهد. شایان ذکر است این شاخص تبیین سری نوسان خشکسالی را به خوبی نمایش گذاشته است.



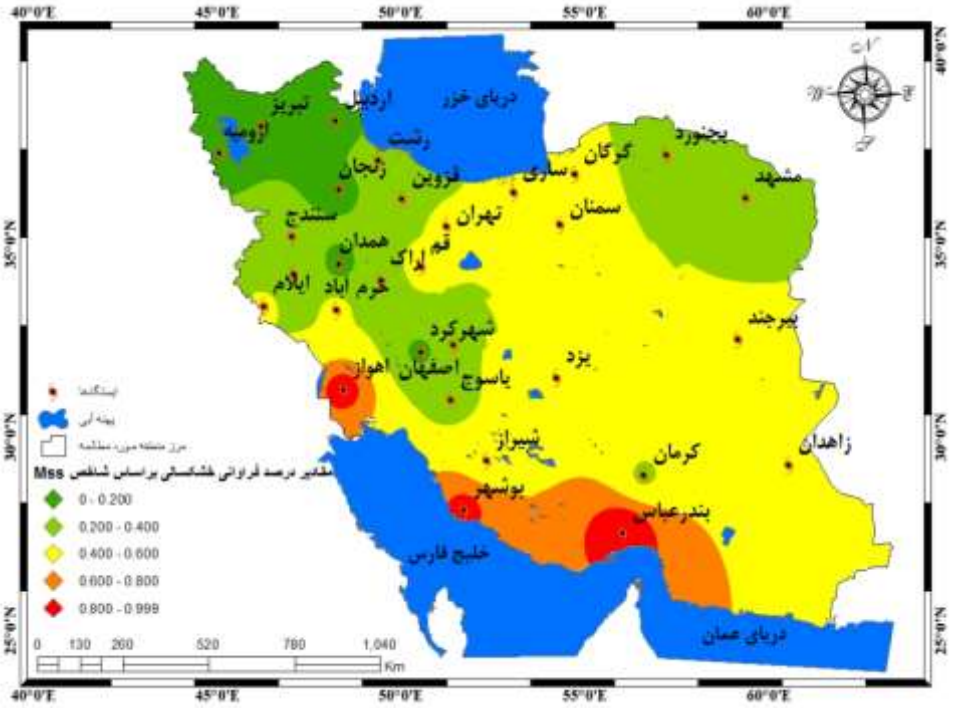
شکل (۵): نمودار نوسان شاخص‌ها در ایستگاه ارومیه در دوره آماری (۲۰۱۸-۱۹۹۰)

جدول (۴): طبقه‌بندی شدت خشکسالی و ترسالی بر اساس مدل‌سازی فازی شاخص M.S.S

طبقات خشکسالی	مقادیر شاخص M.S.S
خشکسالی خیلی شدید	۱ – ۰/۹۶
خشکسالی شدید	۰/۹۶ – ۰/۸۷
خشکسالی متوسط	۰/۸۷ – ۰/۷۴
خشکسالی ملایم	۰/۷۴ – ۰/۵۹
نرمال	۰/۵۹ – ۰/۴۴
ترسالی ملایم	۰/۴۴ – ۰/۲۹
ترسالی متوسط	۰/۲۹ – ۰/۱۵
ترسالی شدید	۰/۱۵ – ۰/۰۶
ترسالی خیلی شدید	۰/۰۶ - ۰

در سال‌های مورد تحقیق ایستگاه‌های مورد پژوهش در ایران طبق مدل مورد استفاده بیش‌تر در معرض خشکسالی قرار گرفت. ایستگاه‌های اهواز، بندرعباس و بوشهر به ترتیب در نیمه جنوبی، جنوب شرق و جنوب غرب ایران به ترتیب با مقادیر درصد فراوانی خشکسالی (۱۸/۴۷، ۲۴/۳۰ و ۱۴/۸۳) بیش‌ترین درصد فراوانی خشکسالی را در سال‌های مورد پایش با استفاده از شاخص جدید M.S.S به خود اختصاص دادند. ایستگاه‌های رشت، گرگان و ساری در نوار شمالی ایران به ترتیب با مقادیر درصد فراوانی خشکسالی (۰/۵۸، ۱/۱۰ و ۰/۷۹) کم‌ترین درصد فراوانی خشکسالی را شامل شدند (شکل ۶).

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]



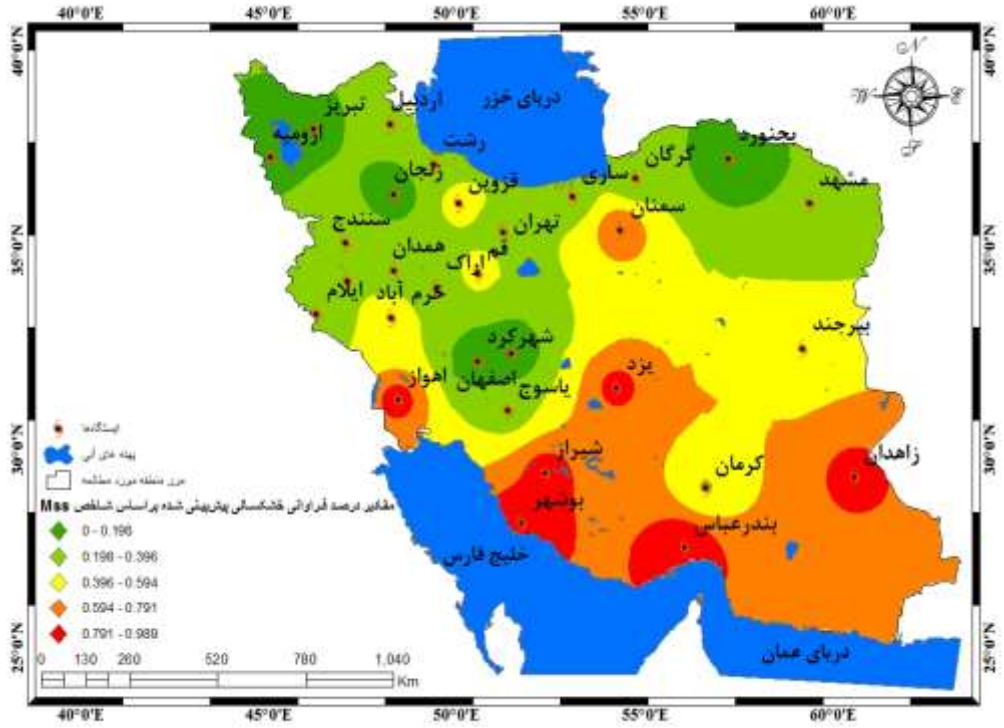
شکل (۶): پهنه‌بندی درصد فراوانی وقوع خشکسالی ایستگاه‌های مورد مطالعه، در دوره آماری (۲۰۱۸-۱۹۹۰)

با توجه به تعریفی که از خشکسالی بر اساس شاخص M.S.S ارائه شد، مقادیر ۰/۷۴ و بالاتر یا از طبقه خشکسالی ملایم به بالاتر به عنوان شرایط خشک مطرح می‌شود. بر این اساس، در مدل‌سازی شاخص جدید فازی M.S.S، شدت خشکسالی در ماه‌های گرم سال در سال‌های اخیر نسبت به سال‌های گذشته افزایش را نشان می‌دهد. همچنین ماه‌های سرد سال نیز با توجه به پایشی که صورت گرفت در سال‌های اخیر افزایش دما را نشان می‌دهد و این خود می‌تواند در سال‌های آتی بر روی جابجایی فصل‌ها اثر گذار باشد.

پیش‌بینی خشکسالی براساس مدل RBF

بعد از مدل‌سازی شاخص‌های خشکسالی و اطمینان سنجی، شاخص M.S.S برای ۱۵ سال آینده با استفاده از مدل شبکه عصبی RBF پیش‌بینی شدند. بعد از صحت سنجی اعتبار مدل‌های شبکه عصبی در مدل‌سازی، مدل شبکه عصبی RBF دقت بیش‌تری را برای پیش‌بینی پدیده خشکسالی نشان داد. داده‌های شاخص خشکسالی M.S.S، برای بازه زمانی (۲۰۳۳-۲۰۱۹) پیش‌بینی شد. بر اساس نتایج به دست آمده از پیش‌بینی‌ها ایستگاه‌های زاهدان، یزد، بندرعباس، بوشهر و اهواز به ترتیب با مقدار شاخص M.S.S (۰/۸۲، ۰/۸۶، ۰/۹۱، ۰/۹۸ و ۰/۹۵) در مناطق جنوبی، جنوب‌شرقی و جنوب غربی ایران بیش‌تر در معرض خشکسالی برای سال‌های آتی قرار گرفتند و بیش‌تر این شدت خشکسالی به طرف نواحی مرکزی و شمالی ایران در حال گسترش برای سال‌های پیش‌بینی را نشان می‌دهد. اما ایستگاه‌های نیمه شمالی، شمالی شرقی و شمالی غربی مانند ارومیه، زنجان، بجنورد و ساری به ترتیب با مقدار درصد فراوانی شاخص خشکسالی M.S.S (۰/۱۴، ۰/۱۸، ۰/۲۹ و ۰/۳۱) کم‌ترین مقدار خشکسالی بر اساس شاخص M.S.S را به خود اختصاص دادند (شکل ۷). نتایج به دست آمده از پیش‌بینی می‌تواند دیدی کلی مخاطرات ناشی از خشکسالی را در نقاطی که احتمال رخداد آن زیاد می‌باشد مشخص می‌کند. این خود می‌تواند برای مسئولان و برنامه‌ریزان مربوطه فواید ویژه‌ای داشته باشد و اقدامات لازم را برای مقابله با مخاطرات ناشی از آن اتخاذ کنند. این نتایج با دقت بالایی که نسبت به مقایسه دو شاخص ANFIS و RBF به دست آمده می‌تواند به آن در سطح بالا اعتماد کرد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

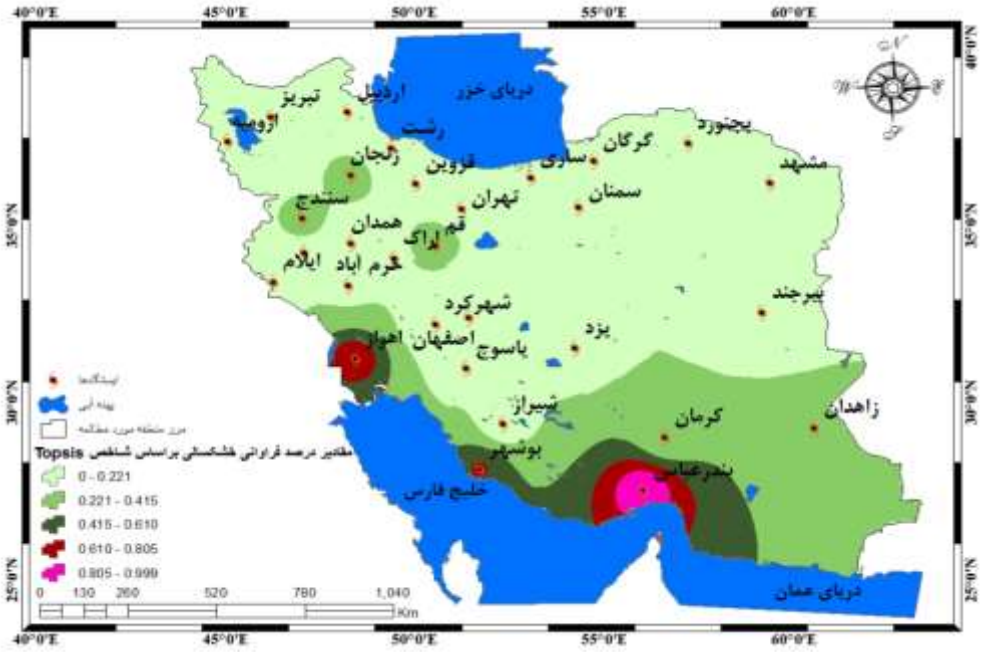


شکل (۷): بهنه‌بندی خشکسالی در سال‌های شبیه‌سازی شده بر اساس مدل M.S.S در دوره آماری (۲۰۳۳-۲۰۱۹)

ارزیابی مناطق درگیر با خشکسالی بر اساس مدل تاپسیس

اولویت سنجی ایستگاه‌های درگیر با خشکسالی در ایران با استفاده از مدل تاپسیس تحلیل و بررسی شد. ابتدا برای انجام محاسبات و تجزیه و تحلیل داده‌های آماری، وزنی برای هر یک از پارامترهای مورد استفاده در نظر گرفته شد و سپس میزان مطلوبیت و عدم مطلوبیت هر یک از ایستگاه‌های مورد مطالعه از نظر شاخص‌های اقلیمی بررسی و در نهایت گزینه مناسب از راه نزدیکی نسبی به میزان ایده‌آل انتخاب گردید (سبحانی و صفریان‌زنگیر، ۱۳۹۷). نتایج اجرای مدل تاپسیس با استفاده از درجه ارجعیت معیارهای حاصل از روش آنتروپی حاکی از آن، از نظر خشکسالی مکان‌های بیش‌تر و کم‌تر درگیر با خشکسالی با تلفیق سه شاخص (SET, SPI, MCZI) بر اساس مدل تصمیم‌گیری چند متغیره Topsis مشخص شدند، ایستگاه‌های بیش‌تر درگیر با خشکسالی بر اساس مدل تاپسیس به ترتیب عبارتند از: بندرعباس، اهواز، زاهدان و بوشهر در مناطق جنوب و جنوب غربی و شرقی ایران با مقادیر اولویت امتیاز به ترتیب (۱، ۰/۹۱، ۰/۸۵ و ۰/۷۸) قرار گرفتند و سه ایستگاه گرگان، رشت، زنجان و ارومیه در مناطق نوار شمالی و غرب ایران به ترتیب امتیاز (۰/۰۲۶، ۰/۰۳۵، ۰/۰۲۹ و ۰/۰۳۵) اولویت‌های کم‌تری را برای مواجعه با خشکسالی را شامل شدند (شکل ۸). بر اساس نتایج به دست آمده از خروجی این مدل در اولویت سنجی ایستگاه‌های که بیش‌تر در معرض خشکسالی قرار دارند نیمه جنوبی ایران به ویژه منطقه شمالی حاشیه خلیج‌فارس و نیمه جنوب غربی منطقه مورد مطالعه بیش‌تر در خشکسالی قرار گرفتند.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]



شکل (۸): نقشه نهایی مناطق درگیر با شدت خشکسالی در ایران بر اساس مدل Topsis در دوره آماری (۲۰۳۳-۲۰۱۹)

آنالیز و پیش‌یابی خشکسالی در ایستگاه‌های سینوپتیک ایران با استفاده از شاخص نوین فازی M.S.S و مدل‌های ANFIS، RBF مقایسه شدند روش‌های مورد استفاده در پژوهش حاضر در اکثر مطالعات صورت گرفته، روش مناسبی در امر پایش، مدل‌سازی و مقایسه عنوان شده است. از جمله؛ مطالعاتی که داخل کشور صورت گرفته: زینالی و صفریان‌زنگیر (۱۳۹۶) با تحقیق پایش خشکسالی در حوضه دریاچه ارومیه با استفاده از شاخص فازی؛ بابائیان و همکاران (۱۳۹۷) با عنوان پیش‌بینی ماهانه خشکسالی در حوضه آبریز جنوب غرب کشور با استفاده از مدل CFSv.2؛ حجازی‌زاده و جوی‌زاده (۱۳۹۸). با مطالعه تحلیل آمار فضایی خشکسالی در ایران؛ حجابی و همکاران (۱۳۹۷) با تعدیل شاخص شدت خشکسالی پالمر (PDSI) بر مبنای طرحواره برهمکنش جو- سطح خشکی (ALSIS) در حوضه آبریز کرخه. مطالعات صورت گرفته در خارج از کشور: Marchanta و Bloomfield (2018) در پژوهشی با مدل سازی فضایی و زمانی از وضعیت خشکسالی زیرزمینی؛ Wei و همکاران (2019) با تحقیق مدل‌سازی ارزیابی تلفات خشکسالی در جنوب غربی چین؛ Gebremeskel و همکاران (2019) با پژوهش علل، اثرات و انعطاف پذیری خشکسالی در شرق آفریقا؛ Qi و همکاران (2019) در مطالعه شبیه سازی و پیش بینی خشکسالی مبتنی بر شاخص SPI با استفاده از مدل ARMA-GARCH، دقت قابل قبول مدل را تایید نمودند. با این حال با همه مقایسه صورت گرفته مدل‌ها و شاخص‌های مختلف در تحقیق‌های مذکور، از شاخص فازی جدید M.S.S و دو مدل شبکه عصبی ANFIS و RBF استفاده شده در پژوهش حاضر یعنی آنالیز و پیش‌بینی خشکسالی در ایران کارایی قابل قبولی دارد.

نتیجه گیری

خشکسالی از جمله بلایای طبیعی می‌باشد تحت تاثیر ناهنجاری‌های عناصر اقلیمی در بازه زمانی بلند مدت به وجود می‌آید. در سال‌های اخیر در جنوب غرب آسیا، کشور ایران با خشکسالی روبه رو شده است. در این پژوهش آنالیز و پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شاخص نوین خشکسالی M.S.S پرداخته شد. یافته‌های پژوهش نشان داد که مجموع درصد فراوانی خشکسالی‌ها در ماه‌های گرم سال نسبت به ماه‌های سرد سال در سال‌های اخیر از شدت بیش‌تری برخوردار می‌باشد. هم‌چنین آهنگ شدت خشکسالی در ماه‌های سرد سال به صورت افزایشی نشان داد. تداوم

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

شدت خشکسالی در ماه‌های گرم سال به خصوص ماه‌های ژوئن، ژولای و آگوست نسبت به ماه‌های فصل سرد سال بیش‌تر می‌باشد. تعداد فراوانی خشکسالی در سال‌های اخیر نسبت به ماه‌های سال‌های گذشته به صورت افزایشی می‌باشد و این افزایش بیش‌تر در ماه‌های مارس، آوریل و مه می‌باشد. خشکسالی در مقیاس زمانی کوتاه مدت تداوم کم‌تری داشته و تحت تاثیر پارامتر دما بودند. در حالی که شدت خشکسالی در دوره‌های زمانی طولانی مدت عکس‌العمل کندتری را نسبت به تغییرات بارندگی داشت. در سال‌های مورد پایش ایستگاه‌های اهواز، بندرعباس و بوشهر به ترتیب در نیمه جنوبی، جنوب شرق و جنوب غرب ایران به ترتیب با مقادیر درصد فراوانی خشکسالی (۱۸/۴۷، ۲۴/۳۰ و ۱۴/۸۳) بیش‌ترین درصد فراوانی خشکسالی شامل شدند. در سال‌های پیش‌بینی شده ایستگاه‌های زاهدان، یزد، بندرعباس، بوشهر و اهواز به ترتیب با مقدار شاخص M.S.S (۰/۸۲، ۰/۸۶، ۰/۹۱، ۰/۹۸ و ۰/۹۵) بیش‌تر در معرض خشکسالی برای سال‌های آتی قرار گرفتند. در نهایت بر اساس مدل تاپسیس بندرعباس، اهواز، زاهدان و بوشهر با مقادیر اولویت امتیاز به ترتیب (۱، ۰/۹۱، ۰/۸۵ و ۰/۷۸) قرار گرفتند.

منابع

۱. احمدزاده، ک.، م. لطفی و ک. محمدی (۱۳۸۹). مقایسه سیستم‌های هوش مصنوعی در (ANN و ANFIS) در تخمین میزان تبخیر تعرق گیاه مرجع در مناطق بسیار خشک ایران. نشریه آب و خاک، شماره ۴، صص ۶۸۹-۶۷۹.

۲. اختیاری‌خواجه، ش. و ی. دین‌پژوه (۱۳۹۷). کاربرد شاخص خشکسالی موثر (EDI) برای بررسی دوره‌های خشکی (ایستگاه‌های تبریز، بندر انزلی و زاهدان)، علوم و مهندسی آبیاری، شماره ۱، صص ۱۴۵-۱۳۳.

۳. اصغری اسکویی، م. (۱۳۸۱). کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی. فصل‌نامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، شماره ۱۲، صص ۹۹-۷۹.

۴. انصاری، ح.، ک. داوری و ح. ثنائی‌نژاد (۱۳۸۹). پایش خشکسالی با استفاده از شاخص بارندگی وتبخیر و تعرق استاندارد شده SEPI، توسعه یافته بر اساس منطق فازی، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، شماره ۱، صص ۵۲-۳۸.

۵. بابائیان، ا.، ل. خزانه‌داری، ف. عباسی، ر. مدیریان، م. کریمیان و ش. ملبوسی (۱۳۹۷). پیش‌بینی ماهانه خشکسالی در حوضه آبریز جنوب غرب کشور با استفاده از مدل CFSv.2، تحقیقات منابع آب ایران، سال ۱۴، شماره ۳، صص ۱۴۵-۱۳۳.

۶. بایزیدی، م. (۱۳۹۷). ارزیابی خشکسالی ایستگاه‌های سینوپتیک غرب کشور با استفاده از روش هربست و مدل عصبی-فازی تطبیقی، تحقیقات منابع آب ایران، شماره ۱، صص ۲۸۴-۲۷۸.

۷. پارسامهر، ا. و ز. خسروانی (۱۳۹۶). بررسی تعیین خشکسالی با استفاده از تصمیم‌گیری چند معیاره بر مبنای TOPSIS. تحقیقات مرتع و بیابان ایران، شماره ۲۴، صص ۲۹-۱۶.

۸. ترابی‌پوده، ح.، ب. شاهی‌نژاد و ر. دهقانی (۱۳۹۷). تخمین خشکسالی با استفاده از شبکه‌های هوشمند، هیدروژئومورفولوژی، شماره ۱۴، صص ۱۹۷-۱۷۹.

۹. جعفری، غ.، ف. بختیاری و م. دوستکامیان (۱۳۹۶). بررسی و تحلیل ارتباط فضایی خشکسالی‌ها با دبی حوضه آبی قزل اوزن. جغرافیا و توسعه، شماره ۱۵، صص ۹۴-۷۹.

۱۰. حجابی، س.، پ. ایران‌نژاد و ج. بذرافشان (۱۳۹۷). تعدیل شاخص شدت خشکسالی پالمر (PDSI) بر مبنای طرحواره برهمکنش جو- سطح خشکی (ALSIS) در حوضه آبریز کرخه، تحقیقات منابع آب ایران، سال ۱۴، شماره ۳، صص ۲۱۹-۲۰۴.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

۱۱. حجازی‌زاده، ز. و س. جوی‌زاده (۱۳۹۸). تحلیل آمار فضایی خشکسالی در ایران، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، سال ۱۹، شماره ۵۳، صص ۲۷۷-۲۵۱.
۱۲. حدادی، ح. و ح. حیدری (۱۳۹۴). آشکارسازی اثر نوسانات بارش بر روان آب سطحی حوضه آبریز دریاچه ارومیه. مجله‌ی علمی پژوهشی جغرافیا وبرنامه‌ریزی محیطی، شماره ۵۸، صص ۲۶۲-۲۴۷.
۱۳. حلبیان، ا.، ج. پورشهبازی و م. سلطانیان (۱۳۹۶). ارزیابی تغییر دما بیشینه و کمینه فصلی ایران، مجله آمایش جغرافیایی فضا، شماره ۲۳، صص ۱-۱۰.
۱۴. خانجانی، ط.، م. عطایی و پ. معلم (۱۳۹۵). پیش‌بینی سرعت باد با شبکه عصبی RBF براساس نظریه آشوب، هوش محاسباتی در مهندسی برق، دوره ۷، شماره ۳، صص ۹۶-۸۷.
۱۵. خشتکاری‌ثانی، ص. (۱۳۹۴). واکاوی خشکسالی‌های استان آذربایجان غربی با شاخص Spi و Gis، کنفرانس بین‌المللی بامحوریت کشاورزی، محیط زیست و گردشگری، ایران، تبریز، صص ۱۶-۱۷.
۱۶. دماوندی، ع.، م. رحیمی، م. یزدانی و ع. نوروزی (۱۳۹۵). پایش مکانی خشکسالی کشاورزی از طریق سری‌های زمانی شاخص‌های NDVI و LST داده‌های MODIS (مطالعه ی موردی: استان کرمان مرکزی)، مجله‌ی تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، شماره ۳، صص ۱۲۶-۱۱۵.
۱۷. ذوالفقاری، ح. و ز. نوری‌ساملە (۱۳۹۵). کاربرد شاخص خشکسالی (CPEL) در تعیین متغیرهای مناسب برای تحلیل خشکسالی‌های ایران، مجله‌ی تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، شماره ۳، صص ۱۱۴-۹۹.
۱۸. زینالی، ب.، ص. اصغری و و. صفریان‌زنگیر (۱۳۹۶). پایش خشکسالی و ارزیابی امکان پیش بینی آن در حوضه دریاچه ارومیه با استفاده از شاخص SEPT و مدل ANFIS، نشریه تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، شماره ۱، صص ۹۶-۷۳.
۱۹. زینالی، ب. و و. صفریان‌زنگیر (۱۳۹۶). پایش خشکسالی در حوضه دریاچه ارومیه با استفاده از شاخص فازی، مجله مخاطرات محیط طبیعی، شماره ۱۲، صص ۶۲-۳۷.
۲۰. سبحانی، ب. و و. صفریان‌زنگیر (۱۳۹۷). بررسی و پیش‌بینی اثرات مخاطره‌ای دمای فرین ماهانه بر روی محصولات باغی و کشاورزی در نوار شمالی ایران (استان‌های گلستان، گیلان و مازندران. نشریه تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، شماره ۴، صص ۱۴۴-۱۲۵.
۲۱. سبحانی، ب.، ع. غفاری‌گیلانده و ا. گلدوست (۱۳۹۴). پایش خشکسالی در استان اردبیل با استفاده از شاخص SEPI توسعه یافته براساس منطق فازی، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیای، شماره ۳۶، صص ۷۲-۵۱.
۲۲. شاهکویی، ا.، ع. قانقرمه و ر. یوسفی (۱۳۹۶). بررسی ناهنجاری‌های دمایی دوره سرد سال. محدوده مورد مطالعه: استان مازندران، مجله آمایش جغرافیایی فضا، شماره ۲۳، صص ۲۰۷- ۲۲۲.
۲۳. شمس نیا، ا.، ن. پیرمرادیان و ن. امیری (۱۳۸۷). مدل‌سازی خشکسالی در استان فارس با استفاده از تحلیل سری‌های زمانی، نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی، شماره ۲۸، صص ۱۸۹-۱۶۵.
۲۴. صلاحی، ب. و ف. مجتبی‌پور (۱۳۹۵). تحلیل فضایی خشکسالی اقلیمی شمال غرب ایران با استفاده از آماره‌ی خود همبستگی فضایی. مجله‌ی تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، شماره ۳، صص ۲۰-۱.
۲۵. صمدیان فرد، س. و ا. اسدی (۱۳۹۶). پیش بینی نمایه خشکسالی SPI به روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان و خطی چندگانه. حفاظت منابع آب و خاک، شماره ۶، صص ۱۶-۱.
۲۶. علی‌آبادی، ک. و ع. داداشی (۱۳۹۶). نقش مولفه‌های جغرافیایی بر چگونگی پراکندگی دمایی در سطوح شهری با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور. مطالعه موردی: شهر مشهد، مجله آمایش جغرافیایی فضا، شماره ۲۴، صص ۱۴۱-۱۳۱.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

۲۷. علیزاده، ش.، م. حسین و ک. پرویز (۱۳۹۶). مدل‌سازی پراکندگی خشکسالی‌های ناشی از تغییر اقلیم در ایران با به کارگیری سیستم دینامیک، آمایش سرزمین، شماره ۱، صص ۱۸۸-۱۶۹.
۲۸. فتحی‌زاده، ح.، ا. غلامی‌نیا، م. مبین و ح. سودایی‌زاده (۱۳۹۶). بررسی روابط بین خشکسالی هواشناسی و متغیرهای خورشیدی در برخی از ایستگاه‌های همدیدی ایران. مخاطرات محیط طبیعی، شماره ۶، صص ۸۷-۶۳.
۲۹. فنی، ز.، ح. خلیل‌الهی، ژ. سجادی و م. فال‌سلیمان (۱۳۹۵). تحلیل دلایل و پیامدهای خشکسالی در استان خراسان جنوبی و شهر بیرجند. فصل‌نامه‌ی برنامه‌ریزی و آمایش فضا، شماره ۲۰، صص ۲۰۰-۱۷۵.
۳۰. کماسی، م.، م. ملک‌محمودی و ح. منتصری (۱۳۹۶). پیش‌بینی خشکسالی با نمایه‌های SPI و EDI به روش مدل-سازی ANFIS در استان کهگیلویه و بویراحمد، نشریه هواشناسی کشاورزی، شماره ۱، صص ۴۷-۳۶.
۳۱. کنارکوهی، ع.، س. حوریه، ش. فلاحی، ح. ریاحی و ز. مشکات (۱۳۸۹). استفاده از سیستم جدید هوشمند استنتاج فازی–عصبی تطابقی (ANFIS) برای پیش‌بینی قدرت سرطان‌زایی ویروس پاپیلوهای انسانی. مجله علمی پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی اراک، شماره ۴، صص ۱۰۵-۹۵.
۳۲. مکوندی، ر.، ب. مقصودلوکمالی و ا. محمدفام (۱۳۹۱). بهره‌مندی از مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره TOPSIS در ارزیابی پیامدهای محیط زیستی پالایشگاه‌های نفت(مطالعه موردی: پالایشگاه نفت فوق سنگین خوزستان)، پژوهش‌های محیط زیست، شماره ۵، صص ۸۶-۷۷.
۳۳. منتصری، م. و ب. امیرعطایی (۱۳۹۴). پیش‌بینی استوکستیکی احتمالات وقوع خشکسالی (مطالعه موردی: شمال غرب کشور). نشریه مهندس عمران و محیط زیست، شماره ۴۵، صص ۲۶-۱۲.
۳۴. میرزایی، ف.، ش. عراقی‌نژاد و ا. بزرگ‌حداد (۱۳۹۴). توسعه مدل یکپارچه منابع آب WEAP برای مدل‌سازی شرایط خشکسالی، نشریه مهندسی و مدیریت آبخیز، شماره ۱، صص ۹۷-۸۵.
۳۵. نظم‌فر، ح. و آ. علی‌بخشی (۱۳۹۳). سنجش نابرابری فضایی در برخورداری از شاخص‌های آموزشی با استفاده از روش تاپسیس (مطالعه موردی: استان خورستان)، دو فصل‌نامه مطالعات برنامه‌ریزی آموزشی، شماره ۶، صص ۱۱۵-۱۳۴.

36. Gebremeskel G., Tang Q. and Sun S. *(2019). Droughts in East Africa: Causes, impacts and resilience, Earth-Science Reviews, 124, (68-96).* https://doi.org/10.1016/ j.earscirev.2019.04.015
37. Gholam Ali M., Younes K. Esmaeil H. and Fatemeh T. *(2011). Assessment of Geostatistical Methods for Spatial Analysis of SPI and EDI Drought Indices*. World Applied Sciences Journal, *15: 474-482*.
38. Hao Z., Hao F., Singh V., Xia Y. and Xinyishen O. *(2016). A theoretical drought classification method for the multivariate drought index based on distribution properties of standardized drought indices.* Advances in water resources, *14: 240-247*.
39. Hartman E., Keeler J.D. and Kowalski J.M. *(1990). Layered neural networks with Gaussian hidden units as universal approximations*, Neural Computation, *2, (210-215).*
40. Huanga S., Huanga Q., Changa J., Zhua Y. and Lengb G. *(2016). Drought structure based on a nonparametric multivariate standardized drought index across the Yellow River basin China*. Journal of Hydrology, *530: 127-136.*
41. Hwang C.L. and Yoon K. *(1981). Multiple attribute decision making.* Methods and Applications; A State-Of-The-Art Survey. New York: Springer-Verlag.
42. Jinum M.K. and Jeonbin K. *(2017). Evaluatin historical drought charactristics simulated in Cordexast Asia against observations*. International journal of climatology, *25: 32-43*.
43. Kis A., Rita P. and Judit B. *(2017). Multi- model analysis of regional dry and wet condition for the Carpatian Region*. International journal of climatology, *17: 4543-4560*.
44. Marchanta B.P. and Bloomfield J.P. *(2018). Spatio-temporal modelling of the status of groundwater droughts.* Journal of Hydrology, *564, (397-413).* https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.07.009
45. Modaresirad A., Ghahramani B., Khalili D., Ghahramani Z. and Ahmadiardakani S. *(2017). Integrated meteorological and hydrological drought model: A management tool for proactive water resources planning of semi-arid regions.* Advances in water resources, *54: 336-353.*

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

46. Qi L., Guanlan Z., Shahzad A., Xiaopeng W., Guodong W., Zhenkuan P. and Jiahua Z. *(2019). SPI-based drought simulation and prediction using ARMA-GARCH model*, Applied Mathematics and Computation, *355, (96-107).* https://doi.org/10.1016/j.amc.02.058.
47. Quesada B., Giuliano M., Asarre D., Rangecoft S. and Vanloon A. *(2018). Hydrological change: Toward a consistent approach to assess changes on both floods and droughts.* Advances in water resources. *5, P 31-35.*
48. Safarianzengir V. and Sobhani B. *(2020). Simulation and Analysis of Natural Hazard Phenomenon, Drought in Southwest of the Caspian Sea, IRAN*, Carpathian Journal of Earth and Environmental Sciences, Vol. 15, No. 1, p. *127 - 136; DOI:10.26471/cjees/2020/015/115.*
49. Safarianzengir V., Sobhani B. and Asghari S. *(2019). Modeling and Monitoring of Drought for forecasting it, to Reduce Natural hazards Atmosphere in western and north western part of Iran, Iran*. Air Qual Atmos Health *doi:10.1007/s11869-019-00776-8.*
50. Sobhani B., Safarianzengir V. and Kianian M.K. *(2019b). Modeling, Monitoring and Prediction of Drought in Iran.* Iranian (Iranica) Journal of Energy and Environment *10: 216 - 224. doi: 10.5829/ijee.2019.10.03.09.*
51. Sobhani B. and Safarianzengir V. *(2019). Modeling, monitoring and forecasting of drought in south and southwestern Iran, Iran.* Modeling Earth Systems and Environment 5: *https://doi.org/10.1007/s40808-019-00655-2.*
52. Sobhani B. and Safarianzengir V. *(2020). Evaluation and zoning of environmental climatic parameters for tourism feasibility in northwestern Iran, located on the western border of Turkey*, Modeling Earth Systems and Environment. https://doi.org/10.1007/s40808-020-00712-1.
53. Sobhani B., Safarianzengir V. and Kianian M.K. *(2019a). Drought monitoring in the Lake Urmia basin in Iran*. Arabian Journal of Geosciences *12:448. https://doi.org/10.1007/s12517-019-4571-1*.
54. Sobhani B., Safarianzengir V. and Kianian M.K. *(2018). Potentiometric Mapping for Wind Turbine Power Plant Installation guilan province in Iran*. J. Appl. Sci. Environ. Manage *22: 1363 –1368. https://dx.doi.org/10.4314/jasem.v22i8.36*.
55. Spinoni j., Naumann G. vogt j. and Barbosa P. *(2015). The biggest drought events in Europe from 1950-2012.* journal of hydrology: Regional, *3: 509-524.*
56. Touma D., Ashfaq M., Nayak M., Kao S-C. and Diffenbaugh N. *(2015). A multi-model and multi-index evaluation of drought characteristics in the 21st century.* Journal of Hydrology, *526: 196-207.*
57. Wei H., ZaiQing C., DongDong Z. and Guolin F. *(2019). Drought loss assessment model for southwest China based on a hyperbolic tangent function*, International Journal of Disaster Risk Reduction, *33, (477-484).* https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2018.01.017
58. Zeleke T., Giorgi T., Diro F. and Zaitchik B. *(2017). Trend and periodicity of drought over Ethiopia.* International journal of climatology, *65: 4733-4748*

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]

Investigation and Prediction of Iranian Drought Using Composite Indices

Vahid Safarian Zengir[1] Batol Zenali[2]

1- Ph.D. student, Dept. of physical geography, Climatology, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

2- Associate Professor, Department of physical Geography, Climatology, Mohaghegh Ardabili University, Ardabil, Iran

Received: 2019/08
Accepted: 2019/10

Abstract

In recent years, Iran in Southwest Asia it has been affected by drought. The purpose of the present study is to analyze and forecast drought in Iran. For this research at first, the precipitation and temperature climatic parameters over a 29 year period (1990- 2018) at 30 stations in Iran Collected. For modeling, the M.S.S fuzzy index, at first uses three indices (SET, SPI, MCZI) using fuzzy logic in Matlab software. Then the indicators are compared and compared with Topsis multivariate decision making model, For Prioritization Drought affected areas were used and finally to forecast the RBF artificial neural network model was used. The Research findings showed that the new M.S.S Index drought class fuzzy index reflected the above three indices with high accuracy and the accuracy of the M.S.S model was confirmed with high confidence. In the drought monitoring years, southern and southwestern stations of Iran such as Bandar Abbas and Ahvaz were more prone to drought (24.30 and 18.47%). In the years to forecast, the drought is expected to extend to the central parts of Iran. Including these stations Semnan and Yazd with drought frequency percent (0.86 and 0.91) are based on M.S.S fuzzy index, respectively.

Keywords: Statistical analysis, M.S.S index, Modeling, Drought, Iran

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-11-27]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1398.7.3.6.8]