

بررسی و پایش خشکسالی ایستگاه‌های منتخب ایران

بهروز سبحانی^{۱*}، وحید صفریان زنگیر^۲

۱- استاد گروه جغرافیای طبیعی، اقلیم‌شناسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل

۲- دکتری گروه جغرافیای طبیعی، اقلیم‌شناسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل

چکیده

خشکسالی از جمله مخاطرات طبیعی می‌باشد که در دهه‌های گذشته کشور ایران را با مشکلات و مخاطرات محیطی جدی زیادی مواجه کرده است از جمله این مناطق، بخش‌های جنوبی ایران می‌باشد. پژوهش‌های صورت گرفته در منطقه جنوبی ایران در زمینه مدل‌سازی آماری خشکسالی به ندرت و خیلی ناچیز می‌باشد. بنابراین هدف از پژوهش حاضر فازی‌سازی شاخص *S.M.S* مدل‌سازی و پیش‌بینی خشکسالی در نیمه جنوبی ایران می‌باشد. برای انجام این پژوهش از داده ۲۹ ساله دما و بارش در ۲۸ ایستگاه سینوپتیک در نیمه جنوبی ایران در بازه زمانی (۲۰۱۸-۱۹۹۰) استفاده شد. در این پژوهش، ابتدا سه شاخص خشکسالی *SPI*, *MCZI*, *SET* جداگانه محاسبه و ترکیب شده و شاخص فازی *S.M.S* به دست آمد سپس در دو مدل شبکه عصبی *ANFIS* و *RBF* در نرم افزار *MATLAB* مقایسه و مدل‌سازی و برای ۱۶ سال آینده پیش‌بینی شدند و در نهایت با استفاده از مدل تصمیم‌گیری چند متغیره *TOPSIS* مناطق درگیر خشکسالی برای سال‌های آتی یعنی ۱۶ سال آینده اولویت‌سنجی شدند. یافته‌های پژوهش نشان داد شاخص جدید فازی سه شاخص مذکور خشکسالی را با دقت قابل قبول در خود منعکس کرد. در ارزیابی دو مدل *ANFIS* و *RBF* مدل *RBF* با مقدار *RMSE* برابر با ۱/۱۵ و مقدار *R2* برابر با ۰/۹۹ بیشترین دقت را نسبت به مدل *ANFIS* برای پیش‌بینی به خود اختصاص داد. براساس شاخص فازی *S.M.S* ایستگاه‌های مانند کرمان، یاسوج و آبادان به ترتیب با درصد خشکسالی (۰/۹۷، ۰/۸۹ و ۰/۸۹) در مناطق مورد مطالعه بیش‌تر در معرض خشکسالی آینده قرار گرفتند. همچنین براساس مدل *Topsis* نیز ایستگاه‌های مرکزی و شمالی منطقه مورد پژوهش مانند کوهرنگ و صفاشهر به ترتیب (۰/۱۹ و ۰/۲۱) در سال‌های آتی در معرض خشکسالی با درصد کم‌تری قرار گرفتند.

کلید واژه‌ها: تحلیل آماری، مخاطره، مدل‌های *RBF* و *ANFIS*، شبیه‌سازی، فازی‌سازی.

مقدمه

پدیده خشکسالی در پی نوسانات و تغییر اقلیم در مناطق مختلف کره زمین می‌تواند رخ بدهد و مخاطرات اقلیمی زیادی را در بخش‌های مختلف زندگی بشر داشته باشد. با این وجود خشکسالی از فاجعه‌های اقلیمی با کمبود بارندگی، رطوبت و افزایش دما نسبت به شرایط نرمال گفته می‌شود (زینالی و صفریان‌زنگیر، ۱۳۹۶؛ امینی‌نیا و همکاران، ۲۰۲۰). پایش خشکسالی یکی از مهم‌ترین ارکان مدیریت خشکسالی در مناطق درگیر با خشکسالی می‌باشد (زینالی و همکاران، ۱۳۹۶؛ غفاری‌گیلانده و همکاران، ۲۰۲۰). هم‌چنین پدیده خشکسالی نشانه واضحی از نوسانات اقلیمی می‌باشد که بر جوامع بشری بیش‌تر از دیگر پدیده‌های طبیعی تاثیر می‌گذارد (پارسامهر و همکاران، ۱۳۹۷). در نتیجه خشکسالی، بارندگی‌های کم و متعاقباً دوره‌هایی با دبی کم، اثرات قابل توجهی بر مدیریت منابع آب داشته باشد (بایزید، ۱۳۹۷؛ مددی و همکاران، ۲۰۲۰). هم‌چنین در تعریفی دیگر خشکسالی پدیده‌ای اقلیمی می‌باشد که با کمبود بارش نسبت به متوسط مورد انتظار در منطقه شکل می‌گیرد (قربانی و همکاران، ۱۳۹۷؛ صفریان‌زنگیر و همکاران (الف)، ۲۰۲۰). امروزه خشکسالی یکی از مخاطرات مهم طبیعی است که دارای پیامدهای مستقیم و غیرمستقیم در مناطق مختلف کره زمین دارد (برقی و همکاران، ۱۳۹۷؛ رشیدکلویر و همکاران، ۲۰۲۰). با این وجود خشکسالی یکی از وقایع محیطی و بخش جدایی‌ناپذیر نوسانات اقلیمی می‌باشد این پدیده از ویژگی‌های اصلی و تکرار شونده‌ی اقلیم‌های مختلف به شمار می‌رود (حجازی‌زاده و جوی‌زاده، ۱۳۹۸؛ یزدانی و همکاران، ۲۰۲۰). پژوهشگران دیگری هم در زمینه مطالعه و تحقیق خشکسالی در داخل و خارج کشور اقدام به پژوهش کردند که از جمله آن می‌توان به: 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)، غلامعلی و همکاران (۲۰۱۱)، هوانگ و همکاران (۲۰۱۵)، جان درمیان و همکاران (۲۰۱۵)، خشتکاری‌ثان (۲۰۱۵)، تیموما و همکاران (۲۰۱۵)، اسپینونی و همکاران (۲۰۱۵)، هانگ و همکاران (۲۰۱۶)، کیس و همکاران (۲۰۱۷)، جینیوم و

همکاران (۲۰۱۷)، سبحانی و همکاران (۲۰۲۰)، صفریان زنگیر (ث)، (۲۰۲۰) اشاره کرد. هم‌چنین نوروزی و همکاران (۱۳۹۷) به پیش‌بینی وضعیت خشکسالی طی دوره ۲۰۳۷-۲۰۱۸ تحت رویکرد تغییر اقلیم در ایلام و دهلران اقدام نموده و به این نتیجه رسیدند که با افزایش دوره آماری، تداوم دوره‌های خشکسالی و ترسالی بیش‌تر و شدت آن‌ها کم‌تر خواهد بود. پارسامهر و همکاران (۱۳۹۷) با استفاده از تئوری RUN در تحلیل شدت، مدت و دوره بازگشت خشکسالی استان فارس را مطالعه کردند و به این نتیجه رسیدند که طی دهه اخیر شدت خشکسالی نسبت به دهه قبل از آن روند افزایشی داشته است. حجابی و همکاران (۱۳۹۷) به تعدیل شاخص شدت خشکسالی پالم (PDSI) بر مبنای طرحواره برهمکنش جو- سطح خشکی (ALSI) در حوضه آبریز کرخه پرداختند و به این یافته رسیدند که ارزیابی شاخص‌های خشکسالی برای دوره زمانی ۲۰۱۱-۱۹۸۳ در حوضه آبریز کرخه بیان‌گر گزارش وقوع خشکسالی‌های شدیدتر به ازای تداوم معین توسط شاخص AL-PDSI در مقایسه با شاخص SC-PDSI می‌باشد. بایزیدی (۱۳۹۷) به ارزیابی خشکسالی ایستگاه‌های سینوپتیک غرب کشور با استفاده از روش هریست و مدل عصبی- فازی تطبیقی اقدام نموده و به این یافته رسیدند که بیش‌ترین و کم‌ترین مقادیر شاخص خشکسالی (I) در ایستگاه‌های تکاب، سراب، سقز و سرپل‌ذهاب و در ایستگاه‌های لرستان و اردبیل رخ داده است. قربانی و همکاران (۱۳۹۷) به بررسی روند تغییرات مکانی- زمانی شاخص دو متغیره خشکسالی هواشناسی SPEI در ایران اقدام نمودند و به این یافته رسیدند که در سال‌های اخیر تغییر اقلیم رخ داده و ایران به سمت دوره‌های خشک‌تر متمایل بوده است. برقی و همکاران (۱۳۹۷) تحلیل و شناسایی پیامدهای خشکسالی بر ساکنین مناطق روستایی مورد پژوهش قرار دادند و به این یافته رسیدند خشکسالی در روستای مورد مطالعه در گروه عوامل اقتصادی (کاهش درآمد ناشی از تولیدات زراعی و باغی) را در پی داشته است. بابائیان و همکاران (۱۳۹۷) به پیش‌بینی ماهانه خشکسالی در حوضه آبریز جنوب غرب کشور با استفاده از مدل CFSv.2 پرداختند و به این یافته رسیدند با لحاظ فراوانی‌های کل رخداد‌های خشکسالی مشاهداتی برای وضعیت‌های نرمال، ترسالی و خشکسالی که به ترتیب ۷۶/۴،

خشکسالی زیرزمینی اقدام نموده و به این یافته رسیدند که مدل توانایی ارزیابی خشکسالی را دارا می‌باشد و در دهه‌های اخیر خشکسالی اتفاق افتاده است. کی و همکاران (۲۰۱۹) به شبیه سازی و پیش‌بینی خشکسالی مبتنی بر شاخص SPI با استفاده از مدل ARMA-GARCH پرداختند و به این یافته رسیدند که دقت مدل ARMA-GARCH بسیار بالاتر از مدل ARMA است. جبرماسکیل و همکاران (۲۰۱۹) 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. همکاری قوی شهروندان و دولت نیز در نظارت و مدیریت خشکسالی مفید می‌باشد. ویی و همکاران (۲۰۱۹) به مدل‌سازی ارزیابی تلفات خشکسالی در جنوب غربی چین بر اساس یک فعالیت مماس هذلولی اقدام کردند و به این یافته رسیدند که ارزش تخمینی نیز بسیار مشابه زیان‌های واقعی اقتصادی بود. بنابراین، مدل ارزیابی خسارات ناشی از خشکسالی منطقه‌ای که در این مطالعه ایجاد شده است و مدل ارزیابی تلفات خشکسالی در جنوب غربی چین قابل اعتماد می‌باشد. 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 بسزای 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. هدف از پژوهش حاضر برای فایق آمدن به این موضوع ابتدا داده‌های دما و بارش آنالیز شده سپس با استفاده از مدل شبکه عصبی- مصنوعی ANFIS و RBF به صورت مقایسه‌ای مدل‌سازی شده و شاخص نوین خشکسالی S.M.S طراحی شد. در نهایت برای دید بهتر وضعیت خشکسالی از آینده، مناطق درگیر با خشکسالی در مناطق جنوبی ایران بعد از پیش‌بینی، خشکسالی ایستگاه‌های مورد مطالعه با استفاده از مدل Topsis اولویت‌سنجی و پهنه‌بندی شدند.

۱۲/۵ و ۸ درصد کل حالات را شامل می‌شوند، صحت کلی پیش‌بینی نمایه خشکسالی SPI به ۷۳/۴ درصد می‌رسد. حجازی‌زاده و جوی‌زاده (۱۳۹۸) به تحلیل آمار فضایی خشکسالی در ایران اقدام نموده و به این نتیجه رسیدند که داده‌های شاخص خشکسالی SPI دارای خود همبستگی فضایی و دارای الگوی خوشه‌ای می‌باشند. جیمز و همکاران (۲۰۱۵) به مدل‌سازی تأثیرات خشکسالی بر اساس شاخص-های خشکسالی هواشناسی در اروپا اقدام نمودند و به این یافته رسیدند که مدل‌های تأثیر گذار خشکسالی دارای دو مدل خوب مناسب ($Pseudo-R^2 = 0.225-0.716$) و توانایی پیش‌بینی عنوان شدند، که امکان استفاده از چنین مدل‌هایی برای پیش‌بینی احتمالی خشکسالی مناسب می‌باشد. آلام و همکاران (۲۰۱۷) به ارزیابی خشکسالی با استفاده از مدل SPEI خشکسالی برای مناطق مختلف کشاورزی و اکولوژیک هند اقدام کردند و به این یافته رسیدند در طول ۲۴ سال گذشته خشکسالی تقریباً در تمام شش منطقه افزایش یافته است. یافته‌های این مطالعه به شدت به ارزیابی تأثیرات خشکسالی بر تولید ناخالص اولیه و توسعه برنامه‌های آینده احتمالی در منطقه مشابه در سراسر جهان کمک خواهد کرد. کوسادا و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی تغییرات هیدرولوژیک در جهت رویکردی سازگار برای ارزیابی تغییرات در سیل و خشکسالی پرداخته و به این یافته رسیدند که اغلب روش‌های مورد استفاده در تشخیص روندهای افراطی هیدرولوژیکی برای تشخیص روند مناسب نیست و نمی‌تواند در تصمیم‌گیری مورد استفاده قرارگیرد. مدرسی‌راد و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی خشکسالی هواشناسی و هیدرولوژیکی اقدام نمودند و به این یافته رسیدند که شاخص SPI قادر با نشان دادن دو ویژگی اصلی خشکسالی هواشناسی و هیدرولوژیکی در ارائه‌ی برآورد دقیق در دوره‌ی برگشت مجدد خشکسالی شدید می‌باشد. زلکی و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از شاخص بارش استاندارد (SPI) و شاخص خشکسالی پالم (PDSI) و داده‌های ماهواره‌ای به بررسی خشکسالی در اتیوپی اقدام نموده و به این نتیجه رسیدند که دوره‌های خشکی و رطوبت مشاهده شده در شمال محدوده مورد مطالعه به طور عمده به تغییر انسو در فصل‌های بهار و تابستان بستگی دارد. مارسارتا و بلوم فیلد (۲۰۱۸) به مدل‌سازی فضایی و زمانی از وضعیت

مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیای طبیعی منطقه مورد مطالعه

منطقه جنوب غربی ایران که در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفت ۸ استان، شامل ۲۸ ایستگاه سینوپتیک می‌باشد که از لحاظ جغرافیای، نیمه جنوبی ایران مناطق با آب و هوای خاص خود را دارا می‌باشد که هر ساله خسارت مخاطره‌ای طبیعی زیادی را از لحاظ خشکسالی به خود می‌بیند. در شکل (۱) منطقه مورد مطالعه و در جدول (۱) مشخصات جغرافیای ۲۸ ایستگاه مورد مطالعه ارائه شدند.

روش تحقیق

در این پژوهش بعد از اخذ داده‌های ۲۹ ساله دما و بارش برای ۲۸ ایستگاه مناطق درگیر خشکسالی ایران، ابتدا داده‌های مذکور آنالیز و سپس نرمال‌سازی شدند و ایستگاه‌های که داده غیرنرمال داشتند نرمال‌سازی شدند. بعد از نرمال‌سازی داده‌های دما و بارش با استفاده از دو مدل نوین و قوی کاربردی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی در اقلیم‌شناسی یعنی مدل‌های شبکه عصبی ANFIS و RBF مدل‌سازی صورت گرفتند و سپس دو مدل مذکور برای پیش‌بینی دقیق برای آینده مقایسه شدند و بعد از آموزش دادن داده‌های سه شاخص:

۱- تبخیر و تعرق استاندارد شده تورنت وایت

SET: Standardized Evapotranspiration
Torrent White Index

۲- شاخص بارش استاندارد شده

SPI: Standardized Precipitation Index



شکل ۱- موقعیت منطقه و ایستگاه‌های مورد مطالعه در سطح کشور

۳- شاخص اصلاح شده CZI

MCZI: Modified CZI Index

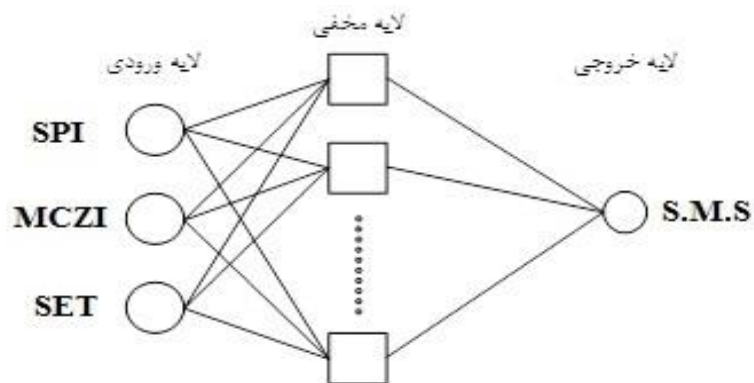
و ترکیب آن‌ها شاخص جدید خشکسالی با نام S.M.S، برای سال‌های آینده پیش‌بینی شدند و در نهایت با استفاده مدل تصمیم‌گیری چند متغیره TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) مناطق بیش‌تر درگیر با پدیده مخاطره‌ای خشکسالی اولویت سنجی شده و با بهره‌گیری از نرم‌افزار ArcGIS داده‌های خروجی پهنه‌بندی شدند.

مدل شبکه عصبی RBF

شبکه‌های عصبی با تابع پایه شعاعی به طور گسترده برای تخمین غیرپارامتریک توابع چند بعدی از طریق 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، (هارتمن و همکاران، ۱۹۹۰). 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 لایه 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).

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌ها و طول دوره آماری داده‌ها

ردیف	نام ایستگاه‌ها	طول جغرافیایی (شرقی)	عرض جغرافیایی (شمالی)	ارتفاع از سطح دریا (متر)	طول دوره آماری
۱	بستان	۴۸° ۰۰'	۳۱° ۴۳'	۷/۸	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲	صافی آباد	۴۸° ۲۵'	۳۲° ۱۶'	۸۲/۹	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۳	آبادان	۴۸° ۱۵'	۳۰° ۲۲'	۶/۶	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۴	دزفول	۴۸° ۲۳'	۳۲° ۲۴'	۱۴۳	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۵	مسجد سلیمان	۴۹° ۱۷'	۳۱° ۵۶'	۳۲۰/۵	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۶	بوشهر	۵۰° ۴۹'	۲۸° ۵۸'	۹	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۷	بندر دیر	۵۱° ۵۶'	۲۷° ۵۰'	۴	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۸	کنگان جم	۵۲° ۲۲'	۲۷° ۴۹'	۶۵۵	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۹	شیراز	۵۲° ۳۶'	۲۹° ۳۲'	۱۴۸۴	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۰	فسا	۵۴° ۱۷'	۲۸° ۴۷'	۱۰۹۸/۲	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۱	نیریز	۵۴° ۲۰'	۲۹° ۱۲'	۱۶۳۲	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۲	صفاشهر	۵۳° ۵۰'	۳۰° ۳۵'	۲۲۵۱	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۳	کازرون	۵۱° ۳۹'	۲۹° ۳۶'	۸۴۰	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۴	بروجن	۵۱° ۱۸'	۳۱° ۵۹'	۲۲۶۰	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۵	شهرکرد	۵۰° ۵۱'	۳۲° ۱۷'	۲۰۴۸/۹	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۶	کوهرنگ	۵۰° ۷۰'	۳۲° ۲۶'	۲۲۸۵	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۷	لردگان	۵۰° ۴۹'	۳۱° ۳۱'	۱۵۸۰	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۸	بندرعباس	۵۶° ۲۲'	۲۷° ۱۳'	۹/۸	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۱۹	میناب	۵۷° ۵۰'	۲۷° ۶۰'	۲۹/۶	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۰	دوگنبدان	۵۰° ۴۹'	۳۰° ۲۰'	۷۲۶	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۱	یاسوج	۵۱° ۳۳'	۳۰° ۴۱'	۱۸۱۶/۳	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۲	زاهدان	۶۰° ۵۳'	۲۹° ۲۸'	۱۳۷۰	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۳	چابهار	۶۰° ۳۷'	۲۵° ۱۷'	۸	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۴	زابل	۶۱° ۲۹'	۳۱° ۲۰'	۴۸۹/۲	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۵	کرمان	۵۶° ۵۸'	۳۰° ۱۵'	۱۷۵۳/۸	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۶	کهنوج	۵۷° ۴۲'	۲۷° ۵۸'	۴۶۹/۷	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۷	رفسنجان	۵۵° ۵۴'	۳۰° ۲۵'	۱۵۸۰/۹	۱۹۹۰-۲۰۱۸
۲۸	جیرفت	۵۷° ۴۸'	۲۸° ۳۵'	۶۰۱	۱۹۹۰-۲۰۱۸



شکل ۲- ساختار معماری مدل شبکه عصبی RBF

است، (هارتمن و همکاران، ۱۹۹۰). عرض کرنل‌ها نیز در راستای مینیمم کردن خطای میان خروجی شبکه آموزش دیده و مقادیر واقعی برابر $30/09$ به دست آمد. خروجی شبکه RBF مقدار فراوانی گرد و غبار خواهد بود. میانگین مربعات خطا، $RMSE^1$ است. این معیار را می‌توان طبق رابطه (۴) محاسبه کرد. هر چقدر خطای $RMSE$ پیش‌بینی کم‌تر باشد، عملکرد شبکه بهتر بوده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

در این رابطه \hat{y}_i مقدار پیش‌بینی شده برای نمونه i ام و y_i مقدار واقعی آن نمونه است. یک معیار دیگر که برای ارزیابی عملکرد شبکه استفاده شده، ضریب همبستگی است. این ضریب بیان‌کننده میزان همبستگی بین نتایج پیش‌بینی شده مدل و داده‌های واقعی است که براساس رابطه (۵) محاسبه می‌شود. بدیهی است که هرچه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده نزدیکی بیش‌تر مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی است.

(۵)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \quad (5)$$

که در آن \bar{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، ۸۹). در این پژوهش پدیده خشکسالی به صورت سری زمانی به طول ۲۷۶ ماه ($276 = 12 \times 23$) 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, \dots, x_n مقدار آتی رابطه ۶ از مقدار قبلی خود است (اصغری اسکوتی، ۱۳۸۱).

$$x_k = f(x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-p}) \quad (6)$$

سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی "شرط-نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند

لایه 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. لایه خروجی، جمع وزنی الگوهای خطی شده را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند. در صورتی که از برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی‌ای مفید RBF خواهد بود؛ ولی در صورتیکه نیاز باشد طبقه‌بندی الگوها انجام شود، آن گاه یک محدودکننده 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 لایه پنهان انجام می‌شود (خانجانی و همکاران، ۱۳۹۵). تابع لایه پنهان، رابطه‌ای مطابق با رابطه (۱) دارد:

$$j = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

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

$$\phi(x - u_j) = \exp\left(-\frac{(x - u_j)^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (2)$$

در این رابطه σ_j 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: u_i و σ_i و ماتریس وزن لایه 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). شبکه عصبی در ورودی شامل M (بعد محاط) نرون خواهد بود و در لایه مخفی فضای حالت مفروض بازسازی خواهد شد. تعداد نرون‌های لایه پنهان با توجه به تعداد ورودی‌ها مشخص می‌شود. تابعی که برای لایه پنهان در نظر گرفته می‌شود، تابع گوسی معرفی شده با رابطه (۱) است و برای نرم اقلیدسی از رابطه (۳) استفاده می‌شود.

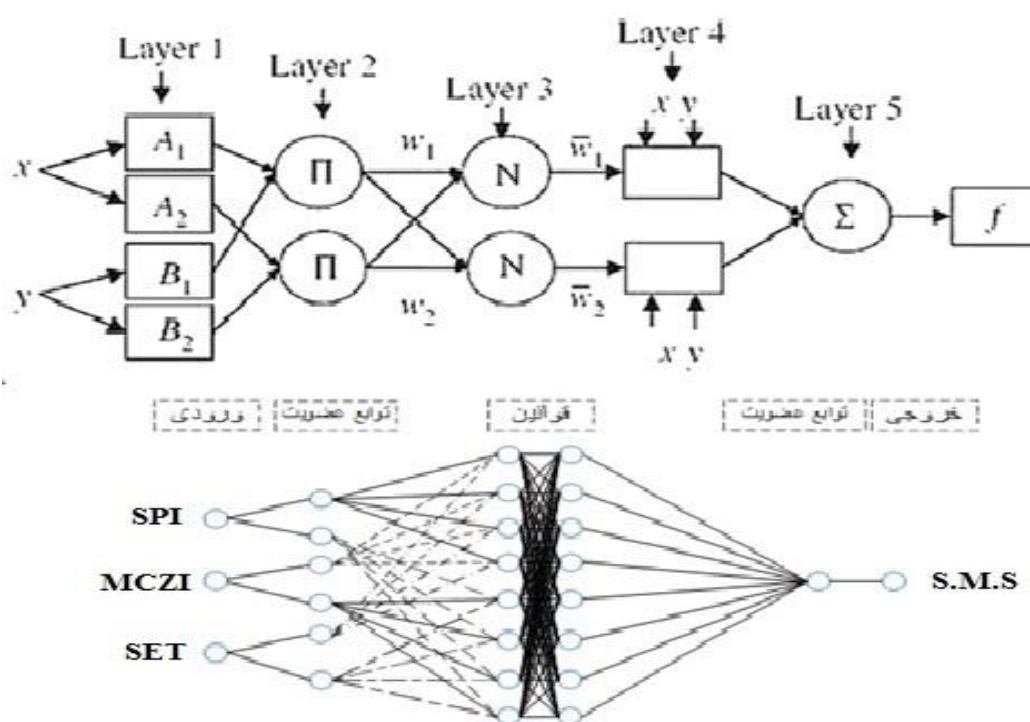
$$k = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

که در این رابطه p تعداد نقاط موجود در فضای حالت است. برای محاسبه مراکز ثقل از الگوریتم k میانگین استفاده شده

1. Root-mean-square error

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).

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، ۱۳۸). در پایان میزان خطای مدل‌های حاصل با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کم‌ترین



شکل ۳- ساختار مدل ANFIS

گرفته شد. به عنوان مثال اعداد فازی مربوط به شیب‌های پایین، متوسط و بالا در طول یک دامنه استاندارد شده عبارتند از: $(0, 0, 0.2, 0.4)$ = پایین، $(0.2, 0.5, 0.8, 1)$ = متوسط و $(0.6, 0.8, 1, 1)$ = بالا. تعداد اعداد فازی و بار عددی هر کدام بر روی یک دامنه استاندارد می‌توان به تناسب واژه‌های زبانی سه تایی، چهارتایی، هشت تایی و نظایر آن تعیین شدند، پس برای استانداردسازی شاخص‌های SPI از رابطه (۷ و ۸) شاخص‌های SET, MCZI از رابطه ۸ استفاده شد.

تعریف عملیاتی اعداد فازی

اعداد فازی حامل بار عددی ارزش‌های زبانی و واژه‌های زبانی در طول یک دامنه مشخص از اعداد است (سبحانی و همکاران، ۱۳۹۴). در واقع، هر عدد فازی در عطف به یک واژه زبانی و یک مجموعه فازی مطرح می‌شود. با تبدیل ارزش‌های زبانی با اعداد فازی، انجام عملیات‌های حسابی و منطقی بر روی آن‌ها، روال مشخصی به خود می‌گیرد (انصاری و همکاران، ۱۳۸۹: ۳۸). معمولاً به شکل استاندارد شده و در قالب بازه بسته ۰ تا ۱ و یا ۰ تا ۱۰۰، در نظر

می‌باشد (مالچسفسکی، ۱۳۸۵؛ صفریان‌زنگیر و همکاران(ب)، ۲۰۲۰). یکی از راه‌هایی که می‌توان واژه‌های زبانی را در قالب منظم، به اعداد فازی متناظر با آن‌ها تبدیل کرد استفاده از توابع عضویت در محیط نرم‌افزار Matlab می‌باشد که دامنه چهار شاخص ورودی بین ± 2 می‌باشد جدول (۲)، و دامنه شاخص خروجی بین صفر و یک جدول (۳)، است.

(۷)

$$x_{ij} = x_{jmax} - x_j x_{jmax} - x_{jmin} \quad (۸)$$

$$x_{ij} = x_j - x_{jmin} x_{jmax} - x_{jmin}$$

در این روابط x_{ij} معرف مقدار استاندارد شده، x_j مقدار شاخص مورد نظر، x_{jmax} بیش‌ترین مقدار موجود در سری اعداد و x_{jmin} معرف کم‌ترین مقدار در سری اعداد

جدول ۲- متغیرهای زبانی و مقادیر فازی سه شاخص ورودی (SPI, SET, MCZI)

مقدار فازی	متغیر زبانی
≥ 2	WVH
۱/۵ تا ۱/۹۹	WH
۰/۹۹ تا ۱/۳۹	WA
۰/۵ تا ۰/۹۹	WS
-۰/۳۹ تا ۰/۳۹	N
-۰/۹۹ تا -۰/۵	DS
-۱/۳۹ تا -۱/۰۰	DA
-۱/۹۹ تا -۱/۵۰	DH
≤ -2	DVH

جدول ۳- متغیرهای زبانی و مقادیر فازی، شاخص جدید حاصل از مدل‌سازی S.M.S

مقدار فازی	متغیر زبانی
۰، ۰، ۰/۱	WVH
۰، ۰/۱، ۰/۱، ۰/۲	WH
۰، ۰/۲، ۰/۲، ۰/۴	WA
۰/۲، ۰/۳۵، ۰/۳۵، ۰/۵	WS
۰/۳، ۰/۵، ۰/۵، ۰/۷	N
۰/۵، ۰/۶۵، ۰/۶۵، ۰/۸	DS
۰/۶، ۰/۸، ۰/۸، ۱	DA
۰/۸، ۰/۹، ۰/۹، ۱	DH
۰/۹، ۱، ۱، ۱	DVH

۱- بی‌مقیاس‌سازی ماتریس تصمیم با استفاده از بی‌مقیاس سازی نورم، رابطه ۹:

$$rij = f_{ij} = 1 - f_{ij} \quad j=1, \dots, J \quad i=1, \dots, n \quad (۹)$$

۲- تشکیل ماتریس بی‌مقیاس موزون (V_{ij}) با ضرب ماتریس بی‌مقیاس شده (r_{ij}) در ماتریس قطری وزن‌ها (W_i) رابطه (۱۰):

روش نزدیکی به حالت ایده‌آل (TOPSIS)

هوانگ و یون در سال ۱۹۸۱ روش TOPSIS را پیشنهاد کردند. در این روش m گزینه (A_1, A_2, \dots, A_m) با n شاخص (C_1, C_2, \dots, C_n) ارزیابی شدند (مومنی، ۱۳۸۷). حل این مساله با این روش، مستلزم طی گام‌های زیر است (مکوندی و همکاران، ۱۳۹۱؛ نظم‌فر و علی‌بخشی، ۱۳۹۳):

و اطمینان مدل شبکه عصبی RBF برای پیش‌بینی مورد تایید قرار گرفت که در شکل (۵) انحراف مقدار هدف نیز ارائه شد، پس در ادامه برای پیش‌بینی از مدل شبکه عصبی RBF استفاده شد.

پیش‌بینی خشکسالی براساس مدل شبکه عصبی RBF و شاخص نوین S.M.S

بعد از صحت‌سنجی اعتبار مدل‌های شبکه عصبی در مدل سازی، مدل شبکه عصبی RBF دقت بیش‌تری را برای پیش‌بینی پدیده خشکسالی نشان داد. بعد از فازی‌سازی سه شاخص SPI, SET, MCZI شاخص نوین خشکسالی با نام S.M.S به دست آمده این شاخص سه شاخص مذکور را به خوبی در خود منعکس کرد. براساس داده‌های به دست آمده از خروجی شاخص S.M.S ایستگاه‌های مرکزی و غربی منطقه مورد مطالعه بیشتر در معرض خشکسالی قرار گرفتند، سه ایستگاه کرمان، یاسوج و آبادان به ترتیب با درصد خشکسالی S.M.S (۰/۹۹، ۰/۹۷ و ۰/۸۹) بیش‌ترین درصد خشکسالی را به خود اختصاص دادند و ایستگاه‌های جیرفت، رفسنجان، و صفاشهر به ترتیب با درصد خشکسالی (۰/۱۹، ۰/۳۷ و ۰/۳۹) کم‌ترین مقدار درصد خشکسالی را شامل شدند شکل (۶)، هم‌چنین برای نشان دادن منعکس شدن سه شاخص خشکسالی SPI, SET, MCZI در شاخص نوین خشکسالی S.M.S نمودار خشکسالی ایستگاه آبادان در شکل (۷) ارائه شد. بعد از به دست آمدن شاخص S.M.S و نمایان شدن دقت اطمینان بالای مدل RBF نسبت به مدل ANFIS، مقدار دمای حداکثری ایستگاه‌ها براساس مدل RBF نیز برای سال‌های آتی پیش‌بینی شدند که سه ایستگاه زاهدان، آبادان و بندرعباس به ترتیب با مقدار (۵۳/۰۱، ۵۱/۱ و ۴۹/۰۸) درجه سانتی‌گراد بیش‌ترین مقدار ممکن دمای حداکثری برای سال‌های پیش‌بینی به خود اختصاص دادند و ایستگاه‌های نیریز، صفاشهر و جیرفت در بخش مرکزی مناطق مورد مطالعه به ترتیب با مقدار دمای حداکثری (۳۵/۱۶، ۳۷/۲۲ و ۳۸/۱۹) کم‌ترین مقدار دمای حداکثری را شامل شدند شکل (۸).

$$vij=wi \times rij \quad j=1, \dots, J \quad i=1, \dots, n \quad (10)$$

Wi وزن شاخص \bar{a}_m و جمع اوزان شاخص‌ها برابر ۱ است.
۳- تعیین راه‌حل ایده‌آل مثبت (A^*) و منفی (A^-) به صورت روابط (۱۱ و ۱۲).

$$A^*=v1^*, \dots, vm^* \quad (11)$$

$$= \max_j v_{ij} \in I', \min_j v_{ij} \in I''$$

$$A^- = v1^-, \dots, vm^- \quad (12)$$

$$= \min_j v_{ij} \in I', \max_j v_{ij} \in I''$$

۴- میزان فاصله هر گزینه تا ایده‌آل‌های مثبت و منفی تعیین می‌شود. فاصله هر گزینه تا ایده‌آل مثبت (D_j^*) به صورت رابطه (۱۳):

$$Dj^* = |i=1 \dots n v_{ij} - v_j^*|, \quad j=1, \dots, J \quad (13)$$

فاصله هر گزینه تا ایده‌آل منفی (D_j^-) به صورت رابطه (۱۴):

$$Dj^- = |i=1 \dots n v_{ij} - v_j^-|, \quad j=1, \dots, J \quad (14)$$

۵- تعیین نزدیکی نسبی (C_i^*) یک گزینه به راه‌حل ایده‌آل رابطه (۱۵)

$$Cj^* = \frac{Dj^-}{Dj^- + Dj^*}, \quad j=1, \dots, J \quad (15)$$

۶- رتبه‌بندی گزینه‌ها براساس 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 ۹/۶۴ و مقدار R^2 برابر با ۰/۶۰۸۱ به دست آمد جدول ۴. اما نتایج به دست آمده از آموزش مدل شبکه عصبی RBF، در بهترین حالت مقدار RMSE برابر با ۱/۱۵ و مقدار R^2 برابر با ۰/۹۹۶۱ به دست آمد جدول (۵). با مقایسه صورت گرفته دو مدل مذکور، در نهایت جدول (۶)، 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

جدول ۴- نتایج آموزش خشکسالی برای مدل ANFIS در ۲۸ ایستگاه ایران

Model	Type of	Type of output	Number of	R^2	RMSE
-------	---------	----------------	-----------	-------	------

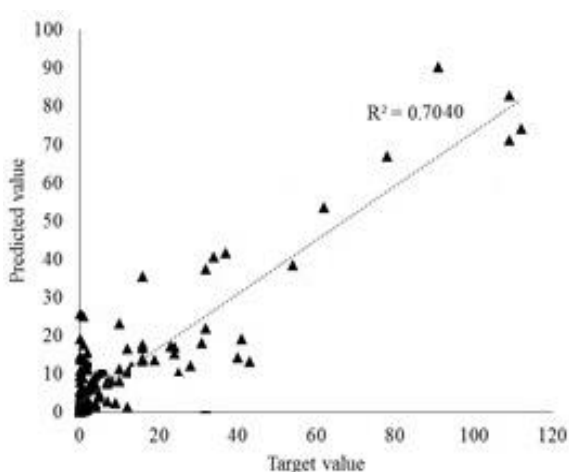
		MFs	function	MF	ANFIS
۱۲/۰۹	۰/۴۲۳۸	۲ ۲ ۲	Linear	Trap	
۹/۷۶	۰/۶۰۱۴	۳ ۳ ۳	Linear		
۱۲/۷۸	۰/۳۶۵۹	۲ ۲ ۲	Linear	Trim	
۱۱/۴۲	۰/۴۷۹۸	۳ ۳ ۳	Linear		
۱۲/۳۹	۰/۳۹۸۳	۲ ۲ ۲	Linear	Gbell	
۱۰/۱۸	۰/۵۷۰۸	۳ ۳ ۳	Linear		
۱۲/۵۲	۰/۳۸۸۱	۲ ۲ ۲	Linear	Gauss	
۹/۶۴	۰/۶۰۸۱	۳ ۳ ۳	Linear		

جدول ۵- نتایج آموزش خشکسالی برای مدل RBF در ۲۸ ایستگاه ایران

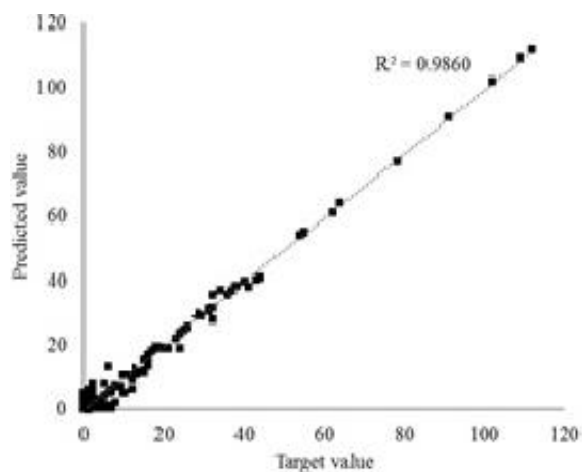
RMSE	R ²	Number of neurons	Model RBF
۷/۱۸	۰/۷۷۴۲	۱۰	
۱/۱۵	۰/۹۹۶۱	۱۵	
۳/۹۰	۰/۸۸۵۶	۲۰	
۲/۵۵	۰/۹۷۴	۲۵	
۶/۰۱	۰/۸۳۴۷	۳۰	

جدول ۶- مقایسه نتایج آزمایش برای مدل‌های RBF و ANFIS

RMSE	R ²	Model
۱/۱۵	۰/۹۹۶۱	The best RBF
۹/۶۴	۰/۶۰۸۱	The best ANFIS

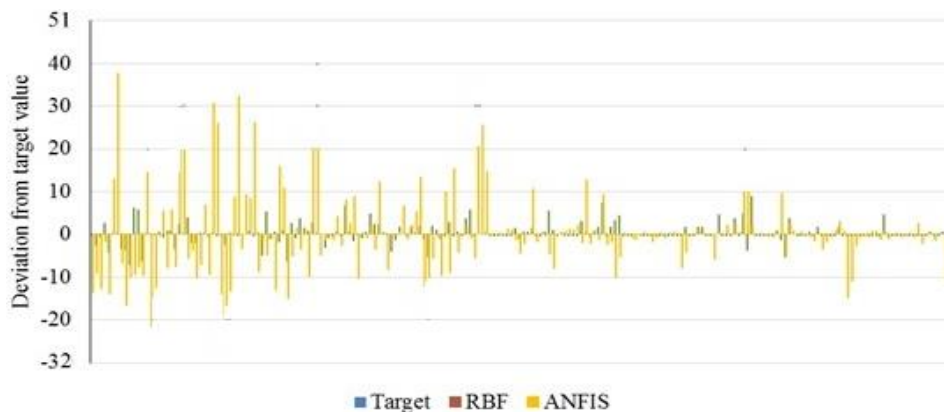


ب

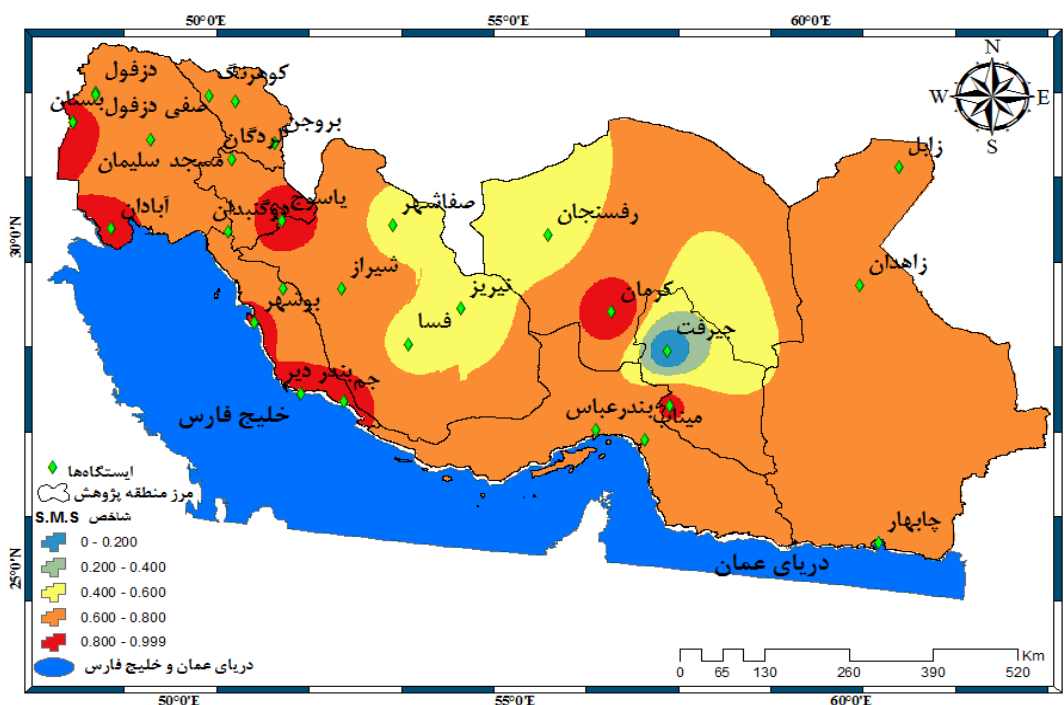


الف

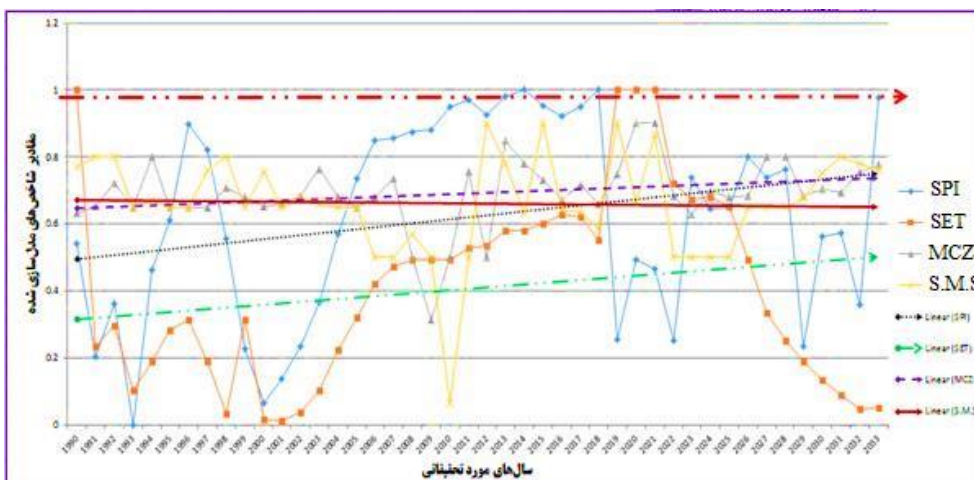
شکل ۴- نمودار دیاگرام برای آزمایش نتایج، الف) RBF ب) ANFIS



شکل ۵- انحراف از مقدار هدف برای مدل‌های RBF و ANFIS



شکل ۶- نقشه فراوانی خشکسالی در مناطق جنوبی ایران در سال‌های شبیه‌سازی شده براساس شاخص نوین S.M.S

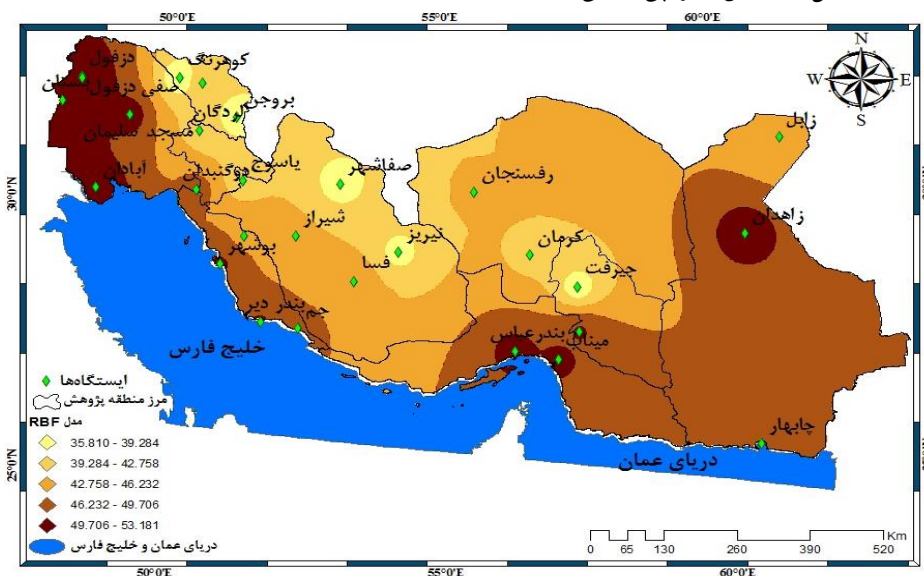


شکل ۷- نمودار فراوانی خشکسالی ایستگاه آبادان در سال‌های شبیه‌سازی شده براساس شاخص نوین S.M.S

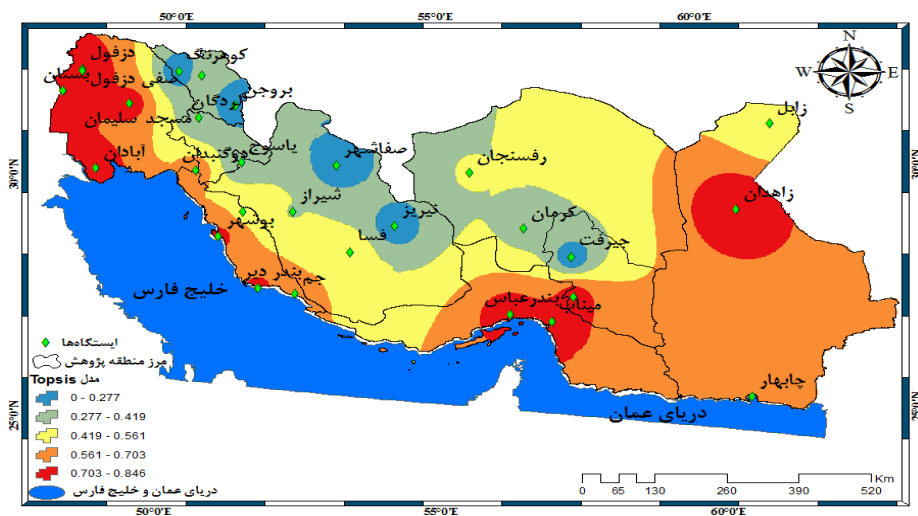
پهنه‌بندی شدت خشکسالی در مناطق جنوبی ایران با استفاده از TOPSIS

است که از نظر شدت خشکسالی مکان‌های بیش‌تر و کم‌تر درگیر با خشکسالی برای ۱۶ سال آینده در مناطق جنوبی ایران اقدام شد. سه ایستگاه بندرعباس، زاهدان و آبادان به ترتیب با درصد (۰/۹۹، ۰/۹۰ و ۰/۸۷) در معرض بیش‌تر خشکسالی برای سال‌های شبیه‌سازی شده قرار گرفتند و ایستگاه‌های مرکزی و شمالی منطقه مورد مطالعه شامل کوهرنگ، صفاشهر و جیرفت به ترتیب با درصد (۰/۱۹، ۰/۲۱ و ۰/۲۶) شدت خشکسالی را کم‌تر نشان داد شکل (۹). با توجه به مدل TOPSIS جنوب، شرق و غرب ایران برای سال‌های شبیه‌سازی شده بیش‌تر در معرض خشکسالی قرار گرفتند.

اولویت سنجی ایستگاه‌های درگیر با خشکسالی در مناطق جنوبی 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 صفریان‌زنگی، ۱۳۹۷). نتایج اجرای مدل تاپسیس با استفاده از درجه ارجعیت معیارهای حاصل از روش آنتروپی حاکی از آن



شکل ۸- نقشه فراوانی خشکسالی در مناطق جنوبی ایران در سال‌های شبیه‌سازی شده بر اساس مدل RBF



شکل ۹- نقشه نهایی شدت خشکسالی سال‌های آتی مناطق جنوبی ایران بر اساس مدل Topsis

نتیجه‌گیری

تحقیق براساس شبکه عصبی RBF سه ایستگاه زاهدان، آبادان و بندرعباس به ترتیب با مقدار (۵۳/۰۱، ۵۱/۱ و ۴۹/۰۸) درجه سانتی‌گراد بیش‌ترین مقدار ممکن دمای حداکثری برای سال‌های پیش‌بینی را شامل شدند و براساس مدل RBF بخش‌های شمالی خلیج فارس، تنگه هرمز و شرق منطقه مورد مطالعه بیش‌تر در معرض خشکسالی در سال‌های آینده قرار گرفتند و براساس مدل تصمیم‌گیری چند متغیره Topsis ایستگاه‌های مرکزی و شمالی منطقه مورد مطالعه شامل کوهرنگ، صفاشهر و جیرفت به ترتیب با درصد (۰/۱۹، ۰/۲۱ و ۰/۲۶) با شدت خشکسالی کم‌تر برای سال‌های آتی در معرض خشکسالی قرار گرفتند.

منابع

- Ahmadzadeh G, Majid L, Kourosh M. 2010. Comparison of artificial intelligence systems (ANN and ANFIS) in estimating the rate of transpiration of reference plants in very dry regions of Iran, 2(4). pp. 679-689.
- Alam N.M, Sharma G.C, Moreira E, Jana C, Mishra P.K, Sharma N.K, Mandal D. 2017. Evaluation of drought using SPEI drought class transitions and log-linear models for different agro-ecological regions of India, *Physics and Chemistry of the Earth*, (100). Pp. 31-43. Doi: 10.1016/j.pce.2017.02.008.
- Amininia K, Abad B, Safarianzengir V, Ghaffarigilandeh A, Sobhani B. 2020. Investigation and analysis of climate comfort on people health tourism in Ardabil province, Iran; *Air Quality, Atmosphere & Health*, 13 (9). <https://doi.org/10.1007/s11869-020-00883-x>.
- Ansari H, Davar K. 2007. Seasonal dry zoning using the standardized rainfall index in the GIS environment (Case study: Khorasan province), *Geographical research*, 6(60). pp. 97-108.
- Asghariasaki M. 2002. Application of Neural Networks in Time Series Forecasting, *Journal of Economic Researches of Iran*, 4(12). pp. 79-99.
- Babayan E, kazanedari L, Abbasi F, modirian R, Karimian M, Melboji S. 2018. Monthly Drought Forecasting in the Southwest Drainage Basin Using CFSv.2 Model, *Iranian Water Resources Research*, 14(3). pp. 133-145.
- Barqi H, Bazrafshan J, Shayan M. 2018. Analysis and Identification of Drought Effects on Rural Areas (Case Study: Chahgah

خشکسالی جزء مخاطرات طبیعی می‌باشد که به صورت تدریجی در طول سالیان بلند مدت بر اثر نواسانات اقلیمی در مناطق درگیر خود نمایان می‌باشد که اثرات خود را در بخش‌های مختلف محیط زندگی موجودات زنده می‌گذارد. یکی از این مناطق در جنوب غرب آسیا، کشور ایران می‌باشد که در سال‌های اخیر خشکسالی را در مناطق مختلف خود به ویژه مناطق جنوبی با شدت بالای نشان داده است. توجه به این نوع مخاطرات طبیعی (خشکسالی) و ارائه راهکار و شناسایی مناطق درگیر آن، می‌تواند کمک شایانی به بخش‌های آسیب‌پذیر از خشکسالی کند. با توجه به مطالعات صورت گرفته در خارج و داخل کشور در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی شناسایی مناطق مستعد خشکسالی در سال‌های آتی که بتواند دیدی کلی‌تر از آینده خشکسالی در مناطق جنوبی ایران را به ما نشان دهد تحقیق یا پژوهشی که بتواند دقت و کفایت موضوع را در برگیرد وجود نداشت و اگر هم باشد بسیار نادر می‌باشد. هدف از پژوهش حاضر مدل‌سازی و بررسی امکان پیش‌بینی خشکسالی در نیمه جنوبی ایران بود برای این کار از فازی‌سازی شاخص S.M.S که بر گرفته از سه شاخص SPI, MCZI, SET مقایسه و نتایج دو مدل جدید شبیه‌سازی در اقلیم‌شناسی یعنی مدل‌های شبکه عصبی ANFIS و RBF و هم‌چنین از مدل تصمیم‌گیری چند متغیره TOPSIS استفاده شد. نتایج پژوهش نشان داد شاخص S.M.S سه شاخص SPI, MCZI, SET را به خوبی در خود منعکس کرد. مقایسه دو مدل شبکه عصبی ANFIS و RBF، مدل RBF نسبت به مدل ANFIS دقت بیشتری را دارا می‌باشد. در نتیجه برای پیش‌بینی خشکسالی برای سال‌های آینده از مدل RBF استفاده شد. دقت مدل RBF در بهترین حالت با مقدار RMSE برابر با ۱/۱۵ و مقدار R^2 برابر با ۰/۹۹۶۱ مورد تایید قرار گرفت. نتایج فازی‌سازی شاخص S.M.S نشان داد که بخش‌های مرکزی و غربی مناطق مورد پژوهش ایستگاه‌های مانند کرمان، یاسوج و آبادان به ترتیب با درصد خشکسالی S.M.S (۰/۹۷، ۰/۸۹ و ۰/۸۹) بیش‌تر در معرض خشکسالی آینده قرار گرفتند. هم‌چنین نتایج به دست آمده از پیش‌بینی دمای حداکثری در مناطق مورد

18. Huang S, Huang Q, Chang J, Zhua Y, Leng G. 2015. Drought structure based on a nonparametric multivariate standardized drought index across the Yellow River basin China, *Journal of Hydrology*, (530). Pp. 127-136.
19. James H, Stagge A, IreneKohn b, Lena M, Tallaksen A, Kerstin S. 2015. Modeling drought impact occurrence based on meteorological drought indices in Europe, *Journal of Hydrology*, (530). PP. 37-50. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.039>.
20. Jinum M, Jeonbin K. 2017. Evaluatin historical drought characteristics simulated in Cordexast Asia against observations. *International journal of climatology*, (25). PP. 32-43.
21. Jonnymiron Y, Alireza S, Naseri H.R. 2015. Study of Drought Status and Its Relationship with Quantitative and Qualitative Changes in Groundwater in Sarab Plain, *International Conference on Development, Focusing on Agriculture, Environment and Tourism, Iran, Tabriz*. pp. 16-17.
22. Kashtkai S. 2015. Drought Study in West Azarbaijan province with Spi and GIs Index, *International Conference on Agricultural, Environment and Tourism, Iran, Tabriz*, pp. 16-19.
23. Kenarkohi A, SoleimanJahi H, Falahi S, Riahimadvar H, Meshkat Z. 2010. Using the New Intelligent Fuzzy-Neural Recognition Inventory System (ANFIS) to predict the human cannibalization potential of human papillo virus, *Journal of Arak University of Science and Technology*, 13(4). pp. 95-105.
24. Khanjani T, Ataei M, Peyman T. 2016. Influence of Wind Speed on RBF Neural Network Based on Chaos Theory, *Computational Intelligence in Electrical Engineering*, 7(3). pp.87-96. [In Persian]
25. Kis A, Rita P, Judit B. 2017. Multi- model analysis of regional dry and wet condition for the Carpatian Region, *International journal of climatology*, (17). PP. 4543-4560.
26. Madadi A, Hoseinisadr A, Kashani A, Ghaffarigilandeh A, Safarianzengir V, Kianian M. 2020. Monitoring of aerosols and studying its effects on the environment and humans health in Iran; *Environ Geochem Health*, (42). Pp. 126. [https://doi.org/10.1007/s10653-020-00709-w\(0123\)](https://doi.org/10.1007/s10653-020-00709-w(0123)).
27. Makvandi R, Maghsoudlokamali B, Mohammadfam, I. 2012. Utilization of TOPSIS Multivariate Decision Making Model for Assessing the Environmental Village, Fereydoun Shahr), *Journal of Environmental Risks*, 7(15). pp.141-160.
8. Bayazidi M. 2018. Drought evaluation of synoptic stations in the west of Iran using the Hirbst method and comparative neuro-fuzzy model, *Iran Water Resources Research*, 14(1). pp. 278-284.
9. Damavandi A.A, Rahimi M, Yazdani M.R, Norouzi A.A. 2016. Field monitoring of agricultural drought through time series of NDVI and LST indicators. MODIS data (case study: Markazi province), *Geographic Information Research (Sepehr)*, 25(99). pp. 115-126.
10. Fani Z, Khalilalahi H.A, Sajjadi J, Falsleman M. 2016. Analysis of the causes and consequences of drought in South Khorasan Province and Birjand, *Journal of Planning and Space Design*, 20(4). pp. 175-200.
11. Gebremeskel G, Tang Q, Sun S. 2019. Droughts in East Africa: Causes, impacts and resilience, *Earth-Science Reviews*, (124). Pp. 68-96. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.04.015>
12. Ghaffarigilandeh A, Safarianzengir V, Abad B, Maleki R, Sobhani B, Kianian M, Jameh M. 2020. Monitoring and Survey of Snow Climatological Parameter Area Using Remote Sensing Data in Zagros Mountains Range, Located on The Eastern Border of Iraq; *Carpathian Journal of Earth and Environmental Sciences*, (15). Pp. 515 – 531. Doi:10.26471/cjees/2020/015/149
13. Gholam Ali M, Younes K, Esmaeil H, Fatemeh T. 2011. Assessment of Geostatistical Methods for Spatial Analysis of SPI and EDI Drought Indices, *World Applied Sciences Journal*, (15). Pp. 474-482.
14. Haddadi H, Heidari H. 2015. Detection of the effect of precipitation fluctuations on surface water flood in Lake Urmia catchment basin, *Geography and Environmental Planning*, 57(1). pp. 247-262.
15. Hartman E, Keeler J.D, Kowalski J.M. 1990. Layered neural networks with Gaussian hidden units as universal approximations, *Neural Computation*, (2). Pp. 210-215.
16. Hejazizazadeh Z, Javiyazadeh S. 2019. Analysis of Drought Spatial Statistics in Iran, *Journal of Applied Geosciences Research*, 19(53). pp. 251-277.
17. Hijab S, Irannejad P, Bazrafshan J. 2012. Adjustment of the Palmer Drought Extreme Index (PDSI) Based on the Marine-Drought Level Interaction Scheme (ALSIS) in the Karkheh catchment basin, *Iranian Journal of Water Resources*, 14(3). pp. 204-219.

- health in Central Iran, located in southwest Asia; *Air Quality, Atmosphere & Health*, (13). Pp. 8. <https://doi.org/10.1007/s11869-020-00843-5>
38. Safarianzengir V, Sobhani B, Yazdani M. H, Kianian M. 2020a. Monitoring, analysis and spatial and temporal zoning of air pollution (carbon monoxide) using Sentinel-5 satellite data for health management in Iran, located in the Middle East; *Air Quality, Atmosphere & Health*, (13). Pp. 4. <https://doi.org/10.1007/s11869-020-00827-5>
39. Safarianzengir V, Sobhani B, Asghari S. 2020b. Monitoring and investigating the possibility of forecasting drought in the western part of Iran; *Arabian Journal of Geosciences*, (13). Pp. 493. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-05555-9>
40. Safarianzengir V, Sobhani B, Madadi A, Yazdani M.H. 2020c. Monitoring, analyzing and estimation of drought rate using new fuzzy index in cities of west and southwest of Iran, located in the north of the Persian Gulf; *Environment, Development and Sustainability*, (22). Pp. 6. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-00925-5>
41. Salahi B, Mojtabapour F. 2016. Spatial Analysis of Climate Drought in Northwest of Iran Using Spatial Correlations Statistics, *Journal of Environmental Spatial Spatial Analysis*, 3(3). pp. 1-20.
42. Sobhani B, Ghafarigilandeh A, Golvost A. 2015. Drought monitoring in Ardebil province using the developed SEPI index based on fuzzy logic, *Journal of Applied Geosciences Research*, 15(36). pp. 51-72.
43. Sobhani B, Safarianzengir V, Yazdani M.H. 2020. Modelling, evaluation and simulation of drought in Iran, southwest Asia; *J. Earth Syst. Sci*, (129). Pp. 100. <https://doi.org/10.1007/s12040-020-1355-7>
44. Sobhani B, Safarianzengir V. 2018. Investigating and predicting the risk of monthly rainfed exposure to horticultural and agricultural products in the northern strip of Iran (Golestan, Gilan and Mazandaran provinces), *Journal of Environmental Spatial Analysis*, and 5(4). pp. 125-144.
45. Spinoni J, Naumann G, Vogt J, Barbosa P. 2015. The biggest drought events in Europe from 1950-2012, *journal of hydrology: Regional*, (3). PP. 509-524.
46. Touma D, Ashfaq M, Nayak M, Kao S.C, Diffenbaugh, N. 2015 A multi-model and multi-index evaluation of drought characteristics in the 21st century, *Journal of Hydrology*, (526). PP. 196-207.
- Consequences of Oil Refineries (Case Study: Khuzestan Extra Heavy Oil Refinery), *Environmental Studies*, 3(5). pp. 77-86.
28. Marchanta, B.P, Bloomfield J.P. 2018. Spatio-temporal modelling of the status of groundwater droughts. *Journal of Hydrology*, (564). Pp. 397-413. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.07.009>
29. Modaresirad A, Ghahramani B, Khalili D, Ghahramani Z, 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). Pp. 336-353.
30. Montazeri M, Amirataee B. 2015. Stochastic Estimation of Drought Prevalence (Case Study: Northwest of Iran), *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 3(45). pp. 12-26.
31. Nazmfar H, Amina A. 2014. Measurement of Spatial Inequality in Using Educational Indices Using Topsis Method (Case Study: Khorestan Province), *Two Chapters of Educational Planning Studies*, 3(6). pp. 115-134.
32. Nowrooz A, Rostami N, Jahangir M. 2018. The prediction of drought conditions during the period of 2018-2037 under a change-oriented approach (Case study: Ilam and Dehloran stations), *Ecohydrology*, 5(3). pp. 977-991.
33. Parasamehr A.H, Mobin, M.H, Khosravani Z. 2018. Using RUN Theory for Analyzing the severity, duration and duration of drought return (Case study: Fars province), *Ecohydrology*, 5(2). pp. 471-481.
34. Qi L, Guanlan Z, Shahzad A, Xiaopeng W, Guodong W, Zhenkuan P, Jiahua Z. 2019. SPI-based drought simulation and prediction using ARMA-GARCH model, *Applied Mathematics and Computation*, (355). PP. 96-107. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2019.02.058>
35. Qorbani K, Walizadeh I, Barkhranpour S. 2018. Investigation of spatial variations of spatial variance of SPEI drought variables in Iran, *Desert Management Journal*, 11(5). pp. 25-38.
36. Quesada B, Giuliano M, Asarre D, Rangecoft S, Vanloon A. 2008. Hydrological change: Toward a consistent approach to assess changes on floods and droughts, *Advances in water resources*, (5). PP. 31-35.
37. Rashidkolvir H, Madadi A, Safarianzengir V, Sobhani B. 2020. Monitoring and analysis of the effects of atmospheric temperature and heat extreme of the environment on human

49. Zeinali B, Asghari S, Safarianzingir V. 2017. Drought monitoring and assessment of its prediction in Lake Urmia Basin using SEPT and ANFIS model, *Environmental Impact Analysis Spatial Analysis Journal*, 4(1). pp. 73-96.
50. Zeinali B, Safarianzingir V. 2017. Drought Monitoring in Urmia Lake Basin Using Fuzzy Index, *Journal of Environmental Risks*, 6 (12). pp. 37-62.
51. Zelekei T, Giorgi T, Diro F, Zaitchik B. 2017. Trend and periodicity of drought over Ethiopia, *International journal of climatology*, (65). Pp. 4733-4748.
52. Zolfaghari H, Nourizamara Z. 2016. Application of Drought Index (CPEL) in Determining Proper Variables for Drought Analysis in Iran, *Journal of Spatial Analysis of Environmental Hazards*, 3(3). pp. 99-114.
47. Wei H, Zaiqing C, Dongdong Z, Guolin F. 2019. Drought loss assessment model for southwest China based on a hyperbolic tangent function, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, (33). pp. 477-484. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2018.01.017>.
48. Yazdani M.H, Sobhani B, Safarianzengir V, Ghaffarigilandeh A. 2020. Analysis, monitoring and simulation of dust hazard phenomenon in the northern Persian Gulf, Iran, Middle East; *Arabian Journal of Geosciences*, (13). Pp. 530. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-05470-z>