

تحلیل سری زمانی شاخص‌های خشکسالی SPEI، SPI، SPTI با استفاده از روش‌های SOFM شبکه عصبی و مقایسه عددی در استان چهارمحال و بختیاری

محمدحسین جهانگیر^{۱*}، لیلا نورآذر^۲، سید محمداحسان عظیمی^۲

۱. استادیار، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد اکوهیدرولوژی، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت ۱۳۹۸/۰۲/۰۱؛ تاریخ تصویب ۱۳۹۸/۰۵/۱۵)

چکیده

تحلیل و مقایسه شاخص‌های خشکسالی از جمله مطالعات مورد نیاز به منظور پایش و ارزیابی صحیح خشکسالی توسط شاخص‌های متعدد است. تا کنون شاخص‌های متعددی به منظور پایش این پدیده معرفی و به کار برده شده است. مقاله حاضر به مقایسه کارایی سه شاخص خشکسالی SPEI، SPI و SPTI به منظور پایش خشکسالی در استان چهارمحال و بختیاری پرداخته است. اساس کار مقایسه شاخص‌ها، استفاده از شبکه عصبی SOFM است که با استفاده از نتایج توپولوژی این شبکه می‌توان نتیجه گرفت آیا مقادیر شاخص‌ها در یک رسته داده‌ای قرار گرفته‌اند یا خیر؟ پس از آن، به تحلیل فراوانی طبقات خشکسالی و انواع تحلیل زمانی خشکسالی پرداخته شده است. نتایج نشان داد هر دو روش مقایسه عددی و شبکه عصبی SOFM با دقت زیاد می‌توانند خروجی‌های شاخص‌های خشکسالی را مقایسه و ارزیابی کنند. همچنین، براساس نتایج به دست آمده، در هر سه شاخص خشکسالی مد نظر، براساس تعداد وقوع خشکسالی به صورت ماهانه، بین سال‌های ۱۹۸۸ تا ۱۹۹۰ شدیدترین دوره تداوم خشکسالی اتفاق افتاده است. از سوی دیگر، شدیدترین خشکسالی رخ داده در مطالعه حاضر در سپتامبر ۲۰۰۳ براساس شاخص SPEI در ایستگاه بهشت‌آباد با مقدار ۵/۹- روی داده است. از دیگر نتایج مقاله حاضر، می‌توان به حساسیت بسیار زیاد شاخص خشکسالی SPEI نسبت به دو شاخص خشکسالی در برآورد سایر طبقات خشکسالی اشاره کرد.

کلیدواژگان: استان چهارمحال و بختیاری، طبقات خشکسالی، SPEI، SPI، SPTI، SOFM.

مقدمه

به دلیل توسعه زمین‌های کشاورزی، مناطق صنعتی و همچنین افزایش جمعیت، تقاضای آب به طور چشمگیری زیاد شده است [۱]. در دو دهه گذشته، شاهد افزایش تقاضای آب در کشورهای در حال توسعه بوده‌ایم. بنابراین، کمبود شدید آب می‌تواند آسیب‌های زیادی را به مسائل اقتصادی و اجتماعی وارد کند [۲]. خشکسالی به دسته‌های متفاوتی از جمله هواشناسی، هیدرولوژیکی، کشاورزی و اقتصادی-اجتماعی طبقه‌بندی و تعریف می‌شود که هر یک به نوبه خود می‌تواند تأثیراتی بر جمعیت، سیاست، تکنولوژی، کاربری زمین، توسعه اقتصادی، استفاده از منابع آبی، پویایی اقتصاد و فرهنگ بگذارد [۳]. خشکسالی را می‌توان به‌عنوان دوره‌ای ضعیف در کمبود بارش در مقایسه با میانگین دوره پایه بارش در نظر گرفت [۴]. تمامی مناطق جهان با انواع تنوع آب‌وهوایی از خشکسالی رنج می‌برند، با این حال، ممکن است شدت ریسک هر منطقه متفاوت باشد. نکته کلیدی در مدیریت خشکسالی، تعریف شرایط خشکسالی منطقه مد نظر است.

چندین عامل هیدرولوژیکی مانند رطوبت نسبی، دما، شروع بارندگی، مدت‌زمان بارندگی و شدت آن، احتمال افزایش خشکسالی را افزایش می‌دهد [۵]. ویسنته سرانو و لویز مورنو (۲۰۰۵) خشکسالی را به‌عنوان پدیده پیچیده‌ای به منظور طبقه‌بندی مخاطرات طبیعی، معرفی کردند [۶]. شاخص‌های خشکسالی و تعیین وقوع آن در چند روش مانند استفاده از تک‌متغیره‌ها، ترکیب چند متغیر یا تجزیه و تحلیل چند خشکسالی با استفاده از چندین شاخص، به کار می‌روند [۷ و ۸]. از جمله شاخص‌های معروف خشکسالی SPI [۹]، SPEI [۱۰] و SPTI [۱۱] هستند. با این حال، بسیاری شاخص‌ها مانند PDSI [۱۲]، RAI [۱۳]، CMI [۱۴]، BMI [۱۵]، SWSI [۱۶]، ADI [۱۷]، HDI [۱۸]، JDI [۱۹]، MSDI [۲۰]، SODI [۲۱] و RDI [۲۲] طی سالیان اخیر معرفی و توسعه داده شده‌اند.

همچنین، مناطق جغرافیایی شرایط اقلیمی و هیدرولوژیکی متفاوتی دارند، بنابراین باید بر پایه همان ویژگی‌ها، شاخص‌های خشکسالی مناسبی توسعه داده شود [۲۳]. انتخاب صحیح شاخص‌های خشکسالی گام مهمی در توسعه و ارزیابی وضعیت منطقه است؛ بنابراین انتخاب شاخص‌های خشکسالی به نوع خشکسالی، منطقه

مطالعه شده، اهداف و اطلاعات مورد نیاز برای هر شاخص بستگی دارد [۲۴]. طبقه‌بندی کلی منطقه می‌تواند با توجه به شرایط خشکسالی با استفاده از شدت و مدت خشکسالی صورت گیرد [۲۵]. SPI ساده‌ترین شاخصی است که براساس بارش تجمعی محاسبه می‌شود. با این حال، استفاده از یک متغیر برای سنجش و ارزیابی خشکسالی، زیاد معتبر نیست، بنابراین عوامل متعددی از جمله بارش، باد، رطوبت و دما می‌توانند در بروز خشکسالی مؤثر باشند [۷ و ۲۶-۲۹]. ویسنته سرانو و همکاران (۲۰۱۰) شاخص جدیدی را به‌عنوان SPEI توسعه یافته یا همان SPEI معرفی کردند [۱۰]. SPEI براساس دما و تبخیر و تعرق پتانسیل پایه‌گذاری شده است. آنها از معادله تورنت وایت به منظور محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل برای برآورد شاخص یادشده استفاده کردند، زیرا معادله از دمای میانگین ماهانه بهره می‌گیرد. حسین و همکاران (۲۰۱۶) با فرض آنکه شاخص SPEI به خوبی قابلیت تغییرات دما را در شاخص نشان نمی‌دهد، با استفاده از ساختار خشکسالی SPEI و SPI اقدام به معرفی شاخص جدیدی به نام SPTI کردند [۱۱]. برای نخستین بار از شاخص یادشده به منظور ارزیابی خشکسالی استان ک.پ.ک پاکستان استفاده شد. از آنجا که هر سه شاخص مبنای محاسباتی تقریباً مشابهی دارد، باید مقایسه کارایی آنها در مناطق مختلف اقلیمی ارزیابی شود.

روش‌های متعددی برای مقایسه داده‌ها ارائه شده که SOFM شبکه عصبی از انواع جدید آن است. کاوازوس^۱ (۲۰۰۰) با استفاده از روش SOFM شبکه عصبی به تطبیق جریان‌های جفت‌شده جوی اقیانوسی به منظور تأثیر آنها بر اقلیم محلی با هدف بررسی همگنی اقلیم پرداخت و نیز از شبکه عصبی MLP برای ریزمقیاس‌نمایی سناریوها استفاده کرد [۳۰]. تکنیک SOFM ارزیابی دقیقی از خوشه‌بندی اطلاعات تحت پردازش در اختیار مطالعه‌کننده قرار می‌دهد. از جمله کاربردهای مدل SOFM، تخمین متغیرها با استفاده از قاعده وزن‌های مرکزی و همسایه در توپولوژی خروجی شبکه است. چانگ^۲ و همکاران (۲۰۱۰) از یک شبکه عصبی نقشه خودسازمان (SOFM) برای ارزیابی تغییرات تبخیر روزانه براساس متغیرهای هواشناسی استفاده کردند. آنها به منظور طبقه‌بندی روش‌های تبخیر و تعرق، دیتای روزانه

1. Cavazos
2. Chang

کشور ایران نشان می‌دهد. مساحت این استان ۱۶۵۳۳ کیلومترمربع است که با استان‌های کهگیلویه و بویراحمد، خوزستان، لرستان و اصفهان مرز مشترک دارد. این منطقه در ۳۱ درجه و ۹ دقیقه تا ۳۲ درجه و ۳۸ دقیقه عرض شمالی و ۴۹ درجه و ۳۰ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۳۰ دقیقه طول شرقی واقع شده است. میانگین بارش سالانه استان یادشده ۶۲۱ میلی‌متر، میانگین گرم‌ترین و سردترین ماه سال به ترتیب ۱۴/۲۴ و ۰/۳۵ درجه سانتی‌گراد و میانگین رطوبت نسبی آنجا ۲۵ درصد است. منطقه یادشده براساس طبقه‌بندی اقلیم دومارتن نیمه‌خشک است و براساس روش کوپن تابستان‌های خشک و زمستان‌های نیمه‌سرد دارد. همان‌طور که در شکل ۱ نیز مشخص است، کمترین ارتفاع در این استان ۱۶۸ متر زیر سطح دریا و مرتفع‌ترین نقطه آن، ۵۴۶۴ متر بالاتر از سطح دریا قرار گرفته و به بام ایران معروف است. در این منطقه از پنج ایستگاه هواشناسی به منظور پایش خشکسالی استفاده شده که مشخصات آنها در جدول ۱ آورده شده است. در مطالعه حاضر از دوره آماری ۳۱ ساله (۱۹۸۷ تا ۲۰۱۷) که از سازمان هواشناسی به‌دست آمده، بهره برده شده است. شکل‌های ۲ و ۳ به ترتیب نمودار دما و بارش ماهانه ایستگاه‌های مطالعه‌شده را نشان می‌دهند.

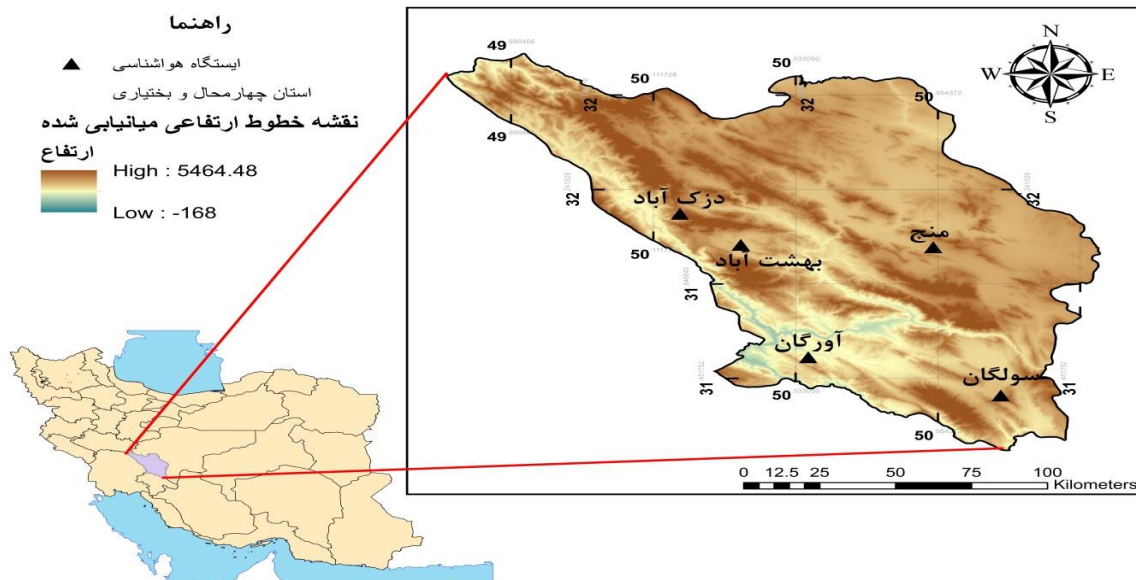
تبخیر و تعرق دو شاخص پنمن و پنمن مانیتیت را به عنوان ورودی به SOFM دادند و یک نقشه توپولوژی براساس شباهت‌های روابط چند همسایه تهیه کردند. براساس نقشه توپولوژی به‌دست آمده، SOMN توانست نقشه معناداری برای ارائه خوشه‌های متغیرهای هواشناسی ارائه دهد و تبخیر روزانه را با استفاده از شبکه به‌خوبی برآورد کند [۳۱]. در مطالعه‌های دیگر، فرسدنیا^۱ و همکاران (۲۰۱۴) به منظور شناسایی مناطق همگن برای منطقه‌سازی حوضه‌های مجاور ساحل جنوبی دریای خزر، از خروجی نقشه SOFM با هدف تعیین مناطق همگن استفاده کردند [۳۲].

هدف از مقاله حاضر، ارزیابی کارایی شاخص‌های مطالعه‌شده برای استان چهارمحال و بختیاری است. در قسمت بعد منطقه مطالعه‌شده و شاخص‌ها و شبکه عصبی معرفی می‌شود. در بخش سوم نتایج به‌دست آمده از شاخص‌های خشکسالی و مقایسه عددی و شبکه عصبی بررسی خواهد شد و در بخش آخر، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری براساس نتایج و بحث، ارائه خواهد شد.

مواد و روش

منطقه مطالعه‌شده

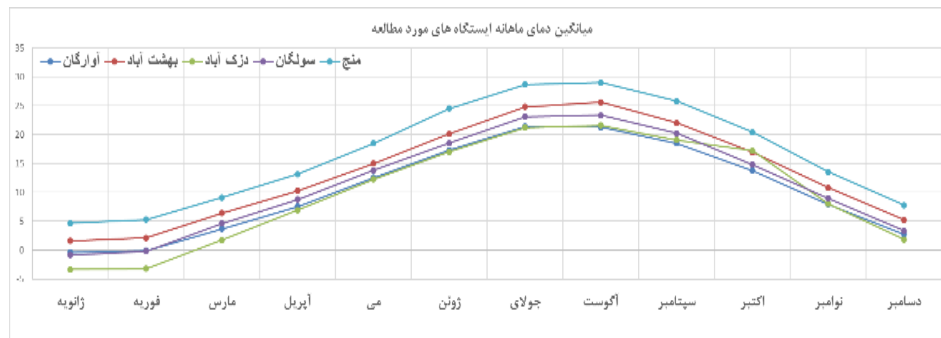
شکل ۱ موقعیت استان چهارمحال و بختیاری را نسبت به



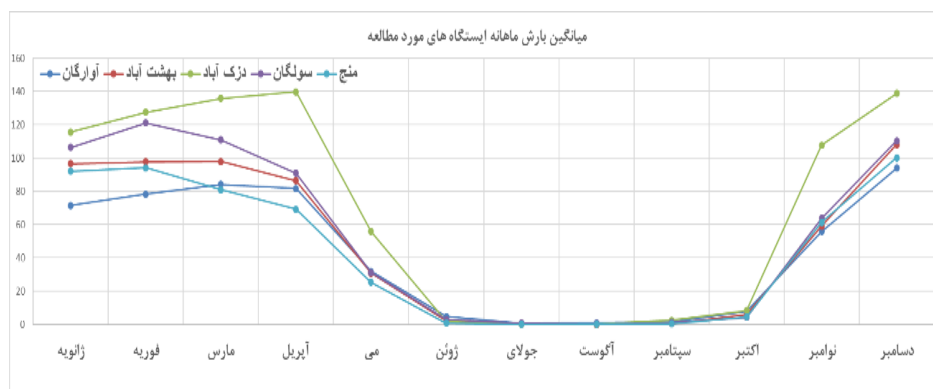
شکل ۱. منطقه مطالعه‌شده به همراه موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری

جدول ۱. مشخصات ایستگاه‌های مطالعه‌شده

ایستگاه	میانگین بارش (سال)	میانگین دما (سال)	ارتفاع	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی
بهشت‌آباد	۵۸۲	۱۳/۶	۱۶۹۵	۳۲/۰۱	۵۰/۳۷
دزک‌آباد	۸۳۲	۱۰/۱	۲۱۶۷	۳۲/۱۴	۵۰/۱۹
سولگان	۶۴۵	۱۱/۳	۲۰۹۲	۳۱/۳۸	۵۱/۱۴
منج	۵۲۸	۱۶/۴	۱۸۴۰	۳۲	۵۰/۹۴
آورگان	۵۱۵	۱۰/۶	۲۲۵۸	۳۱/۵۴	۵۰/۵۷



شکل ۲. نمودار دمای میانگین ماهانه ایستگاه‌های مطالعه‌شده



شکل ۳. نمودار میانگین بارش ماهانه ایستگاه‌های مطالعه‌شده

مقدار بارندگی باشد، تابع چگالی احتمال دوپارامتری گاما به صورت معادله ۱ تعریف می‌شود:

$$F(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad x > 0 \quad (1)$$

که در آن، α پارامتر شکل، β پارامتر مقیاس توزیع شده و $\Gamma(\alpha)$ تابع گاما است که به صورت معادله ۲ تعریف می‌شود:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty y^{\alpha-1} e^{-y} dy \quad (2)$$

در ضمن، ضرایب α و β از مجموعه روابط ۳ قابل محاسبه است.

شاخص خشکسالی SPI^1

مک کی^۲ و همکاران (۱۹۹۳) برای پایش خشکسالی، شاخصی با عنوان SPI ارائه کردند [۹]. این شاخص فقط براساس مقادیر بارش محاسبات خود را انجام می‌دهد و قابلیت محاسبه در انواع پنجره‌های زمانی را دارد. مسئله اصلی در محاسبه SPI برازش توزیع آماری مناسب روی اطلاعات بارندگی است. از این رو، مک کی و همکاران تابع توزیع گاما را برای این شاخص پیشنهاد داده‌اند، در صورتی که بارندگی در یک منطقه از توزیع گاما^۳ تبعیت کند و x

1. Standardized Precipitation Index
2. McKee
3. Gamma

شاخص خشکسالی SPTI^۱

شاخص SPTI برای نخستین بار توسط حسین و همکارانش به منظور پایش خشکسالی استان ک.پ.ک پاکستان براساس معادلات شاخص‌های SPI و SPEI معرفی شد [۱۱]. مراحل محاسبه شاخص SPTI تقریباً مشابه مراحل محاسبه شاخص SPI است. برای محاسبه این شاخص، در قدم نخست باید شاخص خشکی دومارتن محاسبه شود. فرمول این شاخص به صورت معادله ۱۰ است:

$$D = \frac{P}{T + 10} \quad (10)$$

که در آن P بارش تجمعی ماه و T میانگین دمای ماه است. D نیز می‌تواند برای پنجره‌های زمانی مختلف از جمله ۶، ۹، ۱۲ و ۲۴ ماهه محاسبه شود. شایان یادآوری است از معادله یادشده برای نمایش خشکسالی محاسبه می‌شود. در قدم بعد باید تابع توزیع بهینه برای این شاخص تعیین شود. طبق مطالعه زولیکار و همکارانش که برای نخستین بار شاخص SPTI را ارائه دادند، تابع توزیع گاما نیز مانند شاخص SPI به منظور محاسبه تکمیلی خشکسالی کارایی زیادی دارد [۱۱]. سایر محاسبات نیز به طور کاملاً مشابه محاسبه SPI خواهد بود.

شاخص خشکسالی SPEI^۲

شاخص بارش-تبخیر و تعرق پتانسیل استاندارد SPEI نخستین بار توسط ویسنته سرانو و همکاران (۲۰۱۰) معرفی شد [۱۰]. SPEI شاخصی چندکمیته است که در آن داده‌های بارش و دما ترکیب می‌شوند. چگونگی محاسبه آن مانند شاخص SPI است اما در شاخص SPEI مقادیر اختلاف بارش و تبخیر و تعرق پتانسیل استفاده می‌شود. شاخص حاضر براساس ترازمندی اقلیمی است و به منظور محاسبه آن، از مقادیر ماهانه بارش و دما استفاده می‌شود. فرمول ترازمندی آب و اقلیم به صورت معادله ۱۱ است:

$$D_i = P_i - PET_i \quad (11)$$

در رابطه ۱۱، Pi به معنای بارش ماهانه و PET تبخیر و تعرق ماهانه است. در مطالعه حاضر از روش تبخیر و تعرق تورنت وایت استفاده شده است. اگر x سری تجمعی D در پنجره زمانی معین باشد، در مرحله بعد یک توزیع احتمال مناسب بر سری x برآزش می‌یابد. طبق

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left[1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right] \quad (3)$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n = \text{count of all of months}}$$

$\beta = \frac{x}{\alpha}$
در محاسبه شاخص SPI، از توزیع احتمال تجمعی گاما استفاده می‌شود که در رابطه ۴ آورده شده است.

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} y^{\alpha-1} e^{-y} dt \rightarrow t = \frac{x}{\beta} \quad (4)$$

از آنجا که در رابطه یادشده، مقدار تابع تجمعی برای مقادیر X=0 تعریف نشده است و توزیع بارندگی ممکن است مقادیر صفر داشته باشد، بنابراین در این شرایط احتمال تجمعی از رابطه ۵ محاسبه خواهد شد.

$$H(x) = q + (1 - q)F(x) \quad (5)$$

$$q = \frac{m = \text{count of } 0}{n = \text{count of all of months}}$$

سپس، توابع تجمعی H(x) با استفاده از روابط ۶ و ۷ محاسبه می‌شوند.

$$SPTI = - \left(M + \frac{c_0 + c_1 M + c_2 M^2}{1 + d_1 M + d_2 M^2 + d_3 M^2} \right) \quad (6)$$

$$M = \sqrt{\ln \left(\frac{1}{(H(x))^2} \right)}$$

$$SPTI = + \left(M - \frac{c_0 + c_1 M + c_2 M^2}{1 + d_1 M + d_2 M^2 + d_3 M^2} \right) \quad (7)$$

$$M = \sqrt{\ln \left(\frac{1}{(1 - H(x))^2} \right)}$$

که معادله ۸ برای رابطه ۶ و معادله ۹ برای رابطه ۷ به کار برده می‌شود.

$$0 < H(x) < 0.5 \quad (8)$$

$$0.5 < H(x) < 1 \quad (9)$$

در روابط ۶ و ۷ مقادیر عبارتند از:

$C_0 = 2.515517$	$C_1 = 0.802853$	$C_2 = 0.010328$
$d_1 = 1.432788$	$d_2 = 0.189269$	$d_3 = 0.001308$

1. Standardized Precipitation Temperature Index
2. Standardized Precipitation Evaporation Index

معادله تبدیل کننده توزیع لوگ-لجستیک به توزیع نرمال استاندارد SPEI به صورت رابطه ۱۷ است:

$$SPEI = w - \frac{C_0 + C_1w + C_2w^2}{1 + d_1w + d_2w^2 + d_3w^3} \quad (17)$$

که در آن $P=1-F(x)$ اگر $P>0.5$ باشد، $1-P$ جایگزین P در معادله می شود. ثابت های معادله SPEI عبارت اند از:

$$C_0 = 2.515517 \quad C_1 = 0.802853 \quad C_2 = 0.010328$$

$$d_1 = 1.432788 \quad d_2 = 0.189269 \quad d_3 = 0.001308$$

از آنجا که تمامی شاخص های ارائه شده در پژوهش حاضر، یک فضای عددی و طبقه بندی دارند، بنابراین به صورت جامع در جدول ۲ طبقات شاخص ها آورده شده است.

جدول ۲. طبقات شاخص های خشکسالی SPI و SPEI و SPTI.
[۹-۱۰-۱۱].

مقادیر کمی شاخص های خشکسالی	طبقات کیفی شاخص های خشکسالی
≥ 2	بسیار مرطوب
1/5 تا 1/99	خیلی مرطوب
۱ تا ۱/۴۹	مرطوب متوسط
۰/۹۹ تا -۰/۹۹	نزدیک به نرمال
-۱ تا -۱/۴۹	خشکی متوسط
-۱/۵ تا -۱/۹۹	خیلی خشک
$-2 \leq$	بسیار خشک

روش خوشه بندی در شبکه عصبی

خوشه بندی در شبکه عصبی از جمله روش های غیر نظارتی یادگیری عمیق است. در روش یاد شده، هدفی به شبکه معرفی نمی شود و شبکه بر اساس نوسان داده ها، یک توپولوژی تصویری بر مبنای فاصله وزن هسته های خوشه به وجود می آورد. به بیان دیگر، تقریب SOFM نوعی تابع چگالی احتمالی است که روی داده ها بر اساس یک الگوریتم یادگیری منتخب ایجاد می شود. این روش فقط به منظور خوشه بندی به کار برده نمی شود و برای به تصویر کشیدن خلاصه سازی در دیتاها نیز به کار می رود [۳۲]. نقشه نگاشت های ویژگی خودسازمان (SOFM) یاد می گیرند تا بردارهای داده را به دسته های فضایی طبقه بندی کنند. روش خوشه بندی در شبکه عصبی با کمک نرم افزار متلب اجرا شده است. در توپولوژی این شبکه از تابع hextop استفاده شده است که

بررسی های ویسنته سرانو و همکاران (۲۰۱۰)، توزیع لوگ-لجستیک سه پارامتری کارایی مناسبی در مدل سازی سری x دارد [۱۰]. فرم تابع توزیع احتمالی یاد شده به صورت رابطه ۱۲ بیان شده است:

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x-y}{\alpha}\right)^{\beta-1} \left[1 + \left(\frac{x-y}{\alpha}\right)^{\beta}\right]^{-2} \quad (12)$$

که در آن α ، β و γ به ترتیب پارامترهای مقیاس، شکل و مبدأ و سری تجمعی مقادیر D در پنجره زمانی معین است. پارامترهای این تابع با استفاده از روش گشتاور L از معادلات ۱۳ به دست می آید:

$$\beta = \frac{2w_1 - w_0}{6w_1 - w_0 - 6w_2}$$

$$\alpha = \frac{(w_0 - 2w_1)\beta}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right)\Gamma\left(1 - \frac{1}{\beta}\right)} \quad (13)$$

$$y = w_0 - \alpha\Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right)\Gamma\left(1 - \frac{1}{\beta}\right)$$

که $\Gamma(0)$ تابع گاما و w_0 ، w_1 و w_2 گشتاورهای وزنی احتمال هستند و از معادله ۱۴ محاسبه می شوند:

$$w_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (1 - F_i)^s D_i \quad (14)$$

که F تابع توزیع تجربی، N تعداد کل داده ها، i شماره ردیف در داده های مرتب شده صعودی و s مرتبه گشتاور است و در اینجا برابر ۰، ۱ و ۲ در نظر گرفته می شود. مقدار F نیز در رابطه ۱۵ آمده است [۳۳]:

$$F_i = \frac{i - 0.35}{N} \quad (15)$$

پس از تعیین پارامترهای توزیع، نوبت به محاسبه تابع توزیع تجمعی لوگ-لجستیک x می رسد که فرم ریاضی آن به صورت رابطه ۱۶ است:

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x-y}\right)^{\beta}\right]^{-1} \quad (16)$$

حال می توان هر مقدار تجمعی x را در سطوح هم احتمال از توزیع تجمعی لوگ-لجستیک به توزیع نرمال استاندارد (با میانگین صفر و واریانس یک) تبدیل کرد.

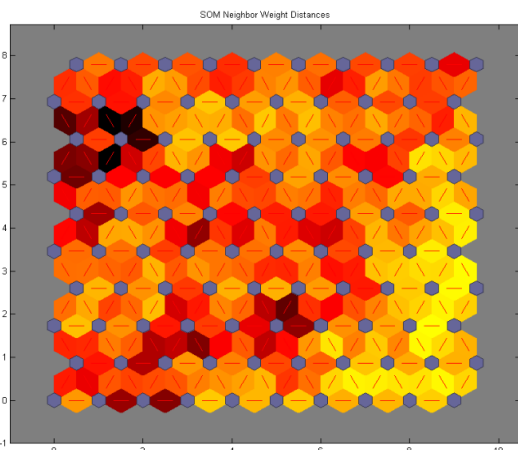
که در آن:

R تعداد اعضا در بردار ورودی، S1 تعداد نورون‌های رقابتی و S2 تعداد نورون‌های تابع انتقال خروجی است.

نتایج

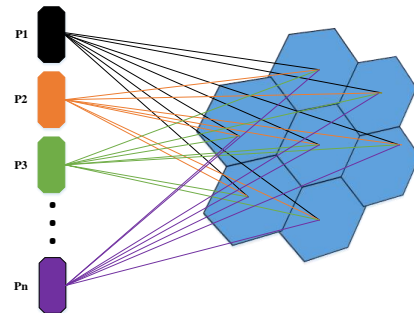
تجزیه و تحلیل شبکه عصبی SOFM^۱

شش ضلعی‌های آبی نشان داده شده در شکل ۶ نورون‌های رقابتی موجود در شبکه هستند. خطوط قرمز رنگ نیز اتصال بین نورون‌ها را نشان می‌دهند. در این شبکه از یک طیف رنگی روشن به تیره استفاده شده است که نورون‌های روشن، نشان‌دهنده فاصله کم بین وزن‌ها و ورودی‌ها هستند، یعنی هرچه رنگ نورون‌ها به سمت تیره بروند، فاصله بین داده‌های ورودی و وزن‌های آموزش دیده شده برای شبکه افزایش می‌یابد. همان‌طور که در شکل ۶ نیز دیده می‌شود، شبکه عمومیت زیادی داشته است و از سوی دیگر، بیشتر داده‌ها در یک طبقه یا در یک خوشه قرار گرفته‌اند؛ اما در سمت چپ مایل به بالا یک مجموعه نورون‌های تیره‌رنگ مشاهده شده است. این تیرگی به معنای آن است که برخی داده‌ها نسبت به سایر داده‌ها فاصله بیشتری داشته‌اند. نکته درخور توجه، عمومیت نزدیکی داده‌ها از نظر فضای خوشه‌بندی شده به یکدیگر است، اما در برخی موارد اختلاف این مقادیر معنادار شده و نورون‌های شبکه را به رنگ تیره درآورده است. تصویر این نتایج به صورت جامع در شکل ۶ قابل مشاهده است.



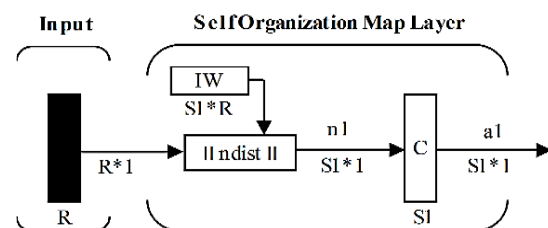
شکل ۶. نمودار فاصله همسایگی‌ها در SOFM

نورون‌ها مانند یک تابع توپولوژیکی در مکان فیزیکی فرض شده در شبکه عصبی چیده شده‌اند. این ساختار از دو لایه ورودی و خروجی تشکیل شده است. داده‌ها ابتدا به عنوان بردار ورودی وارد تابع ndist می‌شوند. این تابع، فاصله بین بردارهای ورودی با وزن‌های فرض شده را محاسبه می‌کند. سپس، بردار خروجی به تابع C یا Clustering که همان خوشه‌بندی است، وارد می‌شود. نورون‌ها در این شبکه به صورت یک صفحه دو بعدی فرض می‌شوند که بردارهای ورودی به تمامی این شبکه وارد خواهند شد. در SOFM، شبکه علاوه بر به‌روزرسانی نورون برنده، تمامی نورون‌های همسایه برنده را نیز با استفاده از قانون کوهنن برای کاهش خطای شبکه به‌روزرسانی می‌کند. شکل ۴ به خوبی فرایند ورود بردارها به ماتریس فرض شده نورون‌ها را نشان داده است.

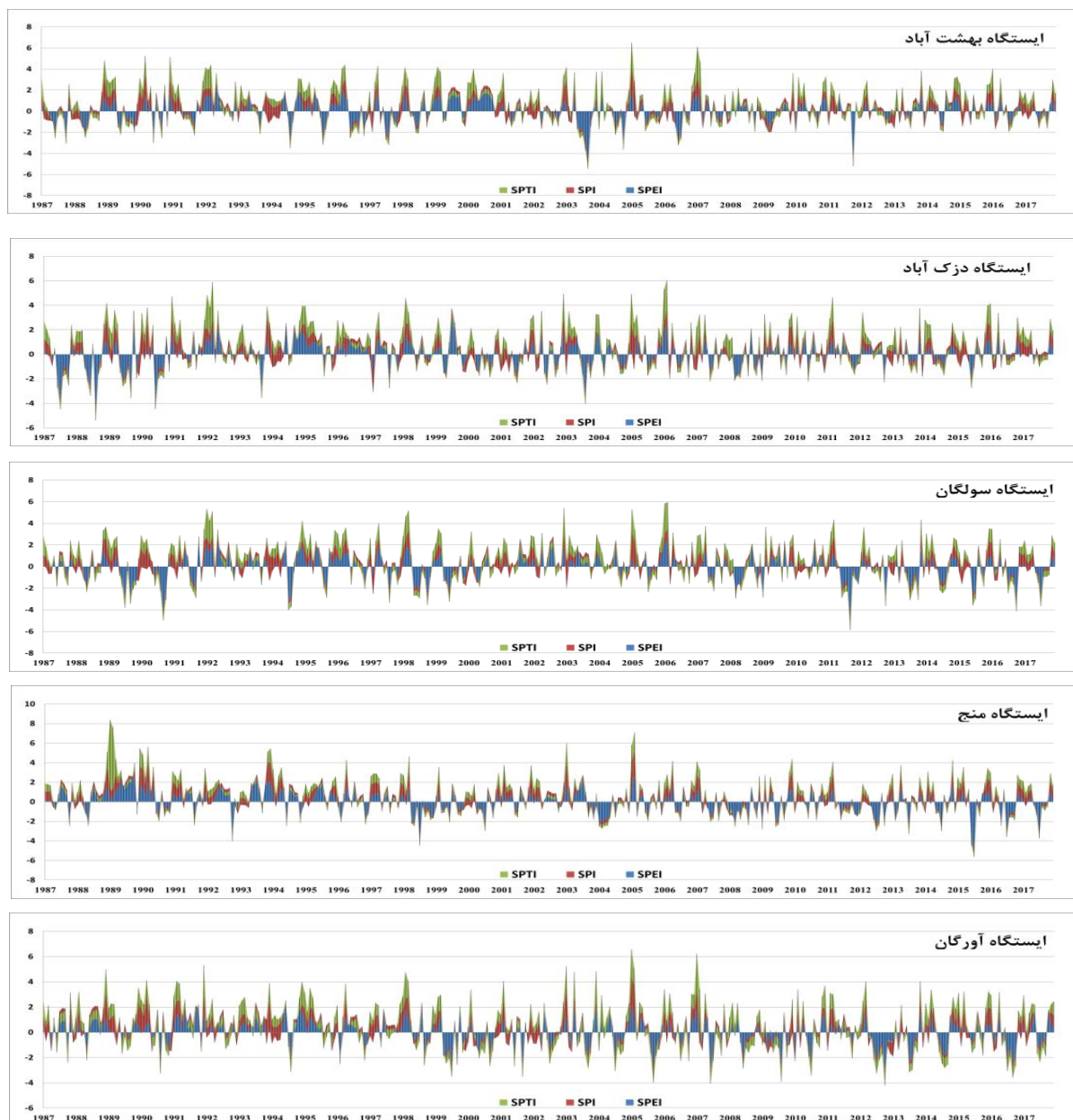


شکل ۴. طرح کلی فرایند ورود بردارهای ورودی به نورون‌های شبکه SOFM

تعداد نورون در این لایه بسیار مهم است زیرا اگر کم باشد، به خوبی نمی‌تواند شبکه را آموزش دهد و نورون برنده را در هر به‌روزرسانی تعیین کند و اگر تعداد نورون‌ها بیش از حد زیاد باشد، شبکه عمومیت خود را از دست می‌دهد و زمان زیادی نیز برای آموزش سپری می‌شود. در مقاله حاضر برای طراحی این شبکه از یک شبکه نورون [۸*۱۰] استفاده شده است. معماری کلی این شبکه در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵. معماری شبکه عصبی SOFM



شکل ۷. نمودارهای ماهانه شاخص‌های خشکسالی در ایستگاه‌های مطالعه‌شده

بحث

برای منطقه مطالعه‌شده از پنج ایستگاه سینوپتیک هواشناسی با دوره آماری ۳۱ ساله که کامل‌ترین داده‌ها را ثبت کرده، استفاده شده است. از بین ایستگاه‌های مطالعه‌شده، ایستگاه دزک‌آباد با میانگین ۸۳۲ میلی‌متر و دمای ۱۰ درجه سانتی‌گراد در سال، کمترین فراوانی ماهانه خشکسالی را تجربه کرده است. در مطالعه حاضر سری‌های زمانی سه شاخص خشکسالی SPTI و SPEI، SPI با استفاده از روش SOFM شبکه عصبی و مقایسه عددی بررسی شد. با توجه به اینکه تقریباً هر سه شاخص از ساختار

معادلاتی مشابهی تشکیل شده‌اند، هدف از بررسی این سه شاخص، تعیین میزان همگنی یا تطابق آنها در نتایج خشکسالی و کارایی آنها در منطقه مطالعه‌شده بود. شبکه SOFM به طور خاص در مطالعه حاضر، همگنی داده‌های سه شاخص خشکسالی را بررسی کرده است. از آنجا که این شبکه جزء مدل‌های غیر نظارتی است، سنجش این مدل یا به بیانی دیگر، ارزیابی کارایی این مدل معنایی ندارد، زیرا خود یک سنجنده آماری به حساب می‌آید. نتایج به‌دست‌آمده از این شبکه در مقاله حاضر به صورت نوعی توپولوژی از نورون‌های رنگ‌یافته تصویر شده است که طیف

شاخص SPEI به نسبت دو شاخص دیگر شدیدتر بوده است. به همین منظور، در زمان‌هایی که شاخص SPEI مقادیر بسیار خشک یا بسیار تر را محاسبه کرده است، شاخص‌های SPTI و SPI مقادیر نرمال‌تری را نشان داده‌اند و این امر در شبکه عصبی SOFM به عنوان مجموعه نورون‌های تیره‌رنگ پدیدار شده است. همچنین، در بین ماه‌های مطالعه‌شده، ماه ژوئن بیشترین فراوانی تنش خشکی را تجربه کرده است که در مطالعه حاضر به عنوان خشک‌ترین ماه سری زمانی تعریف شد. از سوی دیگر، حدود ۷۳ درصد از سری زمانی منطقه مطالعه‌شده وضعیت خشکسالی نزدیک به نرمالی را ثبت کرده است که اقلیم متعادل این منطقه حدود سه دهه گذشته را نشان می‌دهد. در آخر، شایان یادآوری است که از بین سه شاخص مطالعه‌شده، SPEI عملکرد بهتری داشته است.

منابع

- [1]. Aswathanarayana U. Water resources management and the environment. CRC Press; 2001 Jan 1.
- [2]. Wilhite DA. Drought as a natural hazard: concepts and definitions.
- [3]. Watkins A. Planning for drought. In New Mexico water planning conference proceedings. New Mexico water resources research institute report 2003 (No. 326).
- [4]. Schneider SH, Hare FK. Encyclopedia of climate and weather. New York: Oxford university press; 1996 Apr 25.
- [5]. Dracup JA, Lee KS, Paulson Jr EG. On the definition of droughts. Water resources research. 1980 Apr;16(2):297-302.
- [6]. Vicente-Serrano SM, López-Moreno JJ. Hydrological response to different time scales of climatological drought: an evaluation of the Standardized Precipitation Index in a mountainous Mediterranean basin.
- [7]. Hao Z, Singh VP. Drought characterization from a multivariate perspective: A review. Journal of Hydrology. 2015 Aug 1;527:668-78.
- [8]. Zargar A, Sadiq R, Naser B, Khan FI. A review of drought indices. Environmental Reviews. 2011 Sep 13;19(NA):333-49.
- [9]. McKee TB, Doesken NJ, Kleist J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology 1993 Jan 17 (Vol. 17, No. 22, pp. 179-183). Boston, MA: American Meteorological Society.

رنگی هر نورون میزان فاصله بردارهای ورودی شبکه را نشان می‌دهد. در توپولوژی یادشده هر چه نورون به رنگ روشن‌تر سوق پیدا کند، نشان‌دهنده همگنی زیاد بردارهای ورودی بر یکدیگر است. براساس نتایج به‌دست‌آمده، هر سه شاخص خشکسالی تقریباً در یک بازه عددی قرار گرفته‌اند یعنی نورون‌های توپولوژی شبکه آنها اغلب به رنگ روشن پدیدار شده که تطابق خوب سری زمانی هر سه شاخص بر یکدیگر را نشان می‌دهد. اما در برخی نواحی این توپولوژی نورون‌هایی تیره‌رنگ دیده می‌شود که به طور نادر در شبکه ظاهر شده‌اند و برخی ناهمگنی‌های سری‌های زمانی را نشان می‌دهند. تغییر رنگ این نورون‌ها به دلیل آن است که سری زمانی شاخص SPEI توانسته از توزیع بهتری در محاسبات خشکسالی بهره‌بردارد. براساس شاخص‌های خشکسالی SPEI و SPTI که در مطالعه حاضر نسبت به شاخص SPTI توزیع ضعیف‌تری از خشکسالی را ارائه داده‌اند، حدود ۸۵ درصد از ماه‌های مطالعه‌شده در وضعیت نزدیک به نرمال تخمین زده شده است که این نتیجه، وجود اقلیم متعادل از نظر خشکسالی در منطقه چهارمحال و بختیاری را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، براساس شاخص خشکسالی SPEI، حدود ۶۱ درصد از ماه‌های مطالعه‌شده، در شرایط نزدیک به نرمال قرار گرفته است که با احتساب هر سه شاخص خشکسالی، می‌توان گفت که حدود ۷۳ درصد از سری زمانی مدنظر، خشکسالی نزدیک به نرمال را تجربه کرده است. براساس ارزیابی‌های ماهانه سری زمانی ایستگاه‌های یادشده در هر سه شاخص، هر سال حداقل طی ماه می تا اکتبر یک ایستگاه در سال در یکی از ماه‌های این بازه دچار تنش خشکی نزدیک به نرمال یا شدیدتر بوده است. طی دوره یادشده، ماه ژوئن بیشترین مقدار فراوانی تنش خشکی را در بین سایر ماه‌های سال تجربه کرده است که از نظر مدیریت آب‌وهوایی، در نظر داشتن این واقعیت مهم است.

نتیجه‌گیری

به طور کلی، می‌توان گفت که هر دو روش مقایسه عددی و روش شبکه عصبی SOFM نتایج مشابهی ارائه کرده‌اند و دقت زیادی در مقایسه شاخص‌های خشکسالی داشته‌اند. براساس نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های مقایسه عددی و شبکه عصبی، معمولاً دامنه مقادیر هر سه شاخص در یک دسته عددی بین ۵- تا ۵+ قرار می‌گیرد که البته حساسیت

- [10]. Vicente-Serrano SM, Beguería S, López-Moreno JI. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of climate*. 2010 Apr;23(7):1696-718.
- [11]. Ali Z, Hussain I, Faisal M, Nazir HM, Abd-el Moemen M, Hussain T, Shamsuddin S. A novel multi-scalar drought index for monitoring drought: the standardized precipitation temperature index. *Water resources management*. 2017 Dec 1;31(15):4957-69.
- [12]. Palmer WC (1965) 'Meteorological drought.' Research Paper No.45 (U.S. Department of Commerce, Weather Bureau: Washington, D.C.)
- [13]. Van Rooy MP. A rainfall anomaly index independent of time and space. *Notos*. 1965;14(43):6.
- [14]. Palmer WC. Keeping track of crop moisture conditions, nationwide: The new crop moisture index.
- [15]. Bhalme HN, Mooley DA. Large-scale droughts/floods and monsoon circulation. *Monthly Weather Review*. 1980 Aug;108(8):1197-211.
- [16]. Shafer BA. Development of a surface water supply index (SWSI) to assess the severity of drought conditions in snowpack runoff areas. In Proceedings of the 50th Annual Western Snow Conference, Colorado State University, Fort Collins, 1982 1982.
- [17]. Keyantash JA, Dracup JA. An aggregate drought index: Assessing drought severity based on fluctuations in the hydrologic cycle and surface water storage. *Water Resources Research*. 2004 Sep;40(9).
- [18]. Karamouz M, Rasouli K, Nazif S. Development of a hybrid index for drought prediction: case study. *Journal of Hydrologic Engineering*. 2009 Feb 18;14(6):617-27.
- [19]. Kao SC, Govindaraju RS. A copula-based joint deficit index for droughts. *Journal of Hydrology*. 2010 Jan 15;380(1-2):121-34.
- [20]. Hao Z, AghaKouchak A. A nonparametric multivariate multi-index drought monitoring framework. *Journal of Hydrometeorology*. 2014 Feb;15(1):89-101.
- [21]. Sohrabi MM, Ryu JH, Abatzoglou J, Tracy J. Development of soil moisture drought index to characterize droughts. *Journal of Hydrologic Engineering*. 2015 Mar 23;20(11):04015025.
- [22]. Tsakiris G, Loukas A, Pangalou D, Vangelis H, Tigkas D, Rossi G, Cancelliere A. Drought characterization. Drought management guidelines technical annex. 2007:85-102.
- [23]. Svoboda MD, Fuchs BA, Poulsen CC, Nothwehr JR. The drought risk atlas: enhancing decision support for drought risk management in the United States. *Journal of Hydrology*. 2015 Jul 1;526:274-86.
- [24]. Smakhtin VU, Schipper EL. Droughts: The impact of semantics and perceptions. *Water Policy*. 2008 Apr 1;10(2):131-43.
- [25]. Niemeier S. New drought indices. *Options Méditerranéennes. Série A: Séminaires Méditerranéens*. 2008 Jun 12;80:267-74.
- [26]. Wilhite DA. Preparing for drought: A guidebook for developing countries. Diane Publishing; 1994.
- [27]. Sheffield J, Wood EF, Roderick ML. Little change in global drought over the past 60 years. *Nature*. 2012 Nov;491(7424):435.
- [28]. Beguería S, Vicente-Serrano SM, Reig F, Latorre B. Standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) revisited: parameter fitting, evapotranspiration models, tools, datasets and drought monitoring. *International Journal of Climatology*. 2014 Aug;34(10):3001-23.
- [29]. Vicente-Serrano SM, Van der Schrier G, Beguería S, Azorin-Molina C, Lopez-Moreno JI. Contribution of precipitation and reference evapotranspiration to drought indices under different climates. *Journal of Hydrology*. 2015 Jul 1;526:42-54.
- [30]. Cavazos T. Using self-organizing maps to investigate extreme climate events: An application to wintertime precipitation in the Balkans. *Journal of climate*. 2000 May;13(10):1718-32.
- [31]. Chang FJ, Chang LC, Kao HS, Wu GR. Assessing the effort of meteorological variables for evaporation estimation by self-organizing map neural network. *Journal of Hydrology*. 2010 Apr 15;384(1-2):118-29.
- [32]. Farsadnia F, Kamrood MR, Nia AM, Modarres R, Bray MT, Han D, Sadatinejad J. Identification of homogeneous regions for regionalization of watersheds by two-level self-organizing feature maps. *Journal of Hydrology*. 2014 Feb 13;509:387-97.
- [33]. Dai A. Increasing drought under global warming in observations and models. *Nature climate change*. 2013 Jan;3(1):52.