

کاربرد مدل شبکه عصبی موجک در تخمین شاخص بارش استاندارد

حمیدرضا باباعلی^۱، رضا دهقانی^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۹/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۲/۰۱

چکیده

خشکسالی یکی از پدیده‌های آب و هوایی است که در همه شرایط اقلیمی و در همه مناطق کره زمین به وقوع می‌پیوندد. پیش‌بینی خشکسالی نقش مهمی در طراحی و مدیریت منابع طبیعی، سیستم‌های منابع آب، تعیین نیاز آبی گیاه ایفا می‌نماید. بدین منظور در این پژوهش از داده‌های ۴ ایستگاه باران‌سنجی نورآباد، بروجرد، الستر و دورود واقع در استان لرستان، به بررسی خشکسالی با استفاده از شاخص بارش استاندارد SPI در مقیاس‌های زمانی ۶ و ۱۲ ماهه پرداخته شد. سپس، خشکسالی‌ها با مدل شبکه عصبی موجک ارزیابی گردید. نتایج این پژوهش نشان داد ایستگاه‌های بروجرد و دورود دارای طولانی‌ترین خشکسالی و ایستگاه نورآباد شدیدترین خشکسالی را دارا می‌باشد. همچنین نتایج حاصل از بررسی تعداد ماه‌های خشکسالی نشان داد بیشترین ماه‌های خشکسالی در ایستگاه بروجرد رخ داده است. نتایج تخمین خشکسالی‌ها با مدل شبکه عصبی موجک نشان داد این مدل در برآورد شاخص خشکسالی ایستگاه دورود نسبت به سایر ایستگاه‌ها نتایج مطلوبی در هر دو مقیاس زمانی ارائه می‌نماید در مجموع نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی موجک جهت تخمین خشکسالی در مقیاس زمانی طولانی مدت دقت بیشتری از خود نشان داده و استفاده از مدل شبکه عصبی موجک می‌تواند در زمینه تخمین خشکسالی مؤثر باشد که در نوبه خود برای تسهیل توسعه و پیاده‌سازی استراتژی‌های مدیریتی جهت جلوگیری از ایجاد خشکسالی‌ها مفید است.

واژه‌های کلیدی: بارش، خشکسالی، شاخص بارش استاندارد، شبکه عصبی موجک.

^۱ استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد خرم آباد، خرم آباد، ایران.
^۲ دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشگاه لرستان، لرستان، ایران. reza.dehghani67@yahoo.com (مستول مکاتبه)

مقدمه

خشکسالی یکی از خطرات طبیعی بسیار مهم و نگران کننده در مقیاس جهانی محسوب می شود. پدیده خشکسالی در بین خطرات مختلف طبیعی کمتر شناخته شده و در مقایسه با دیگر مخاطرات طبیعی و زیست محیطی دارای پیچیدگی های بیشتری است (He et al., 2011). پدیده خشکسالی دارای اثرات سوء اقتصادی و زیست محیطی بر فعالیت های بشری به ویژه در زمینه کشاورزی است. خشکسالی سبب کاهش تولید محصولات کشاورزی شده و از این طریق موجب بروز آسیب های اقتصادی می گردد (Nguyen et al., 2015). از نظر زیست محیطی نیز پدیده خشکسالی که عموماً با کاهش نزولات جوی و افزایش دما همراه است، سبب شور شدن اراضی می گردد (Mishra and Singh, 2010). به طور کلی پدیده خشکسالی نشان دهنده گونه ای از ناهنجاری اقلیمی است که سبب کمبود منابع آب می گردد که این کمبود می تواند ناشی از کاهش بارش، توزیع نامنظم بارش، افزایش نیاز آبی و یا ترکیبی از این عوامل باشد (شمس نیا، ۱۳۸۷). دوره خشکسالی از نقطه نظر هیدرولوژی عبارت است از دوره ای که در آن مقادیر جریان از مقدار تثبیت شده ای که طی یک سیستم مدیریتی دربرگیرنده مصارف آشامیدنی، کشاورزی و صنعت تعیین شده اند، بطور قابل ملاحظه ای کمتر باشد (کارآموز و عراقی نژاد، ۱۳۸۹). پایش مؤثر و به موقع خشکسالی به عنوان گام نخستین کاهش آسیب های خشکسالی محسوب شده و می تواند سبب توسعه سیستم های هشدار قبلی شود (Nguyen et al., 2015). از این رو ارزیابی کمی و دقیق شرایط خشکسالی در یک منطقه به عنوان قدم اول در مدیریت منابع آب محسوب می گردد. ارزیابی و پیش بینی شرایط خشکسالی با استفاده از شاخص های کمی خشکسالی امکان پذیر است که در بین این شاخص ها، شاخص بارش استاندارد شده (SPI¹) کاربرد

بیشتری دارد (Bonaccorso et al., 2003; Tsakiris and Vangelis, 2004; Mishra and Singh, 2010). شاخص بارش استاندارد یکی از مهم ترین شاخص های خشکسالی محسوب می شود. با توجه به اهمیت خشکسالی برای کشور ایران تاکنون پژوهش های اندکی درباره پیش بینی شاخص بارش استاندارد صورت گرفته است. از سوی دیگر با توجه به روند غیرخطی شاخص بارش استاندارد مدل های آماری نتایج قابل قبولی ارائه نمی کند. برای حل این مشکل باید از مدل هایی استفاده کرد که توانایی پیش بینی روندهای غیرخطی را دارند. امروزه سیستم های هوشمند به طور گسترده برای پیش بینی پدیده های غیرخطی مورد استفاده قرار می گیرد، که شبکه عصبی موجک از جمله این روش ها است. طی سال های اخیر استفاده از روش های هوشمند در مطالعات شاخص بارش استاندارد حوضه های آبریز مورد توجه محققین قرار گرفته است، که از جمله می توان به موارد ذیل اشاره نمود:

نصیری (۱۳۸۹) با استفاده از عناصر اقلیمی و الگوهای سنجش از دور، خشکسالی های شهر شیراز را با مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش بینی نمود. و نشان داد که پیش بینی گسسته ی خشکسالی زمستانه به مراتب دقیق تر از پیش بینی پیوسته ی خشکسالی است. گلابی و همکاران (۱۳۹۲) عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و سری های زمانی را جهت مدل سازی شاخص خشکسالی بارش استاندارد در ایستگاه های منتخب استان خوزستان مورد بررسی قرار دادند و نشان دادند مدل های سری زمانی در دوره های زمانی مورد مطالعه عملکرد بهتری در پیش بینی مقادیر شاخص بارش استاندارد نسبت به شبکه های عصبی مصنوعی دارند و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه نیز نسبت به شبکه عصبی مصنوعی تابع پایه ی شعاعی توانایی بهتری دارد. نگارش و آرمش (۱۳۹۰) از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی خشکسالی شهر خاش بهره گرفتند و نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیون

¹ Standardized Precipitation Index

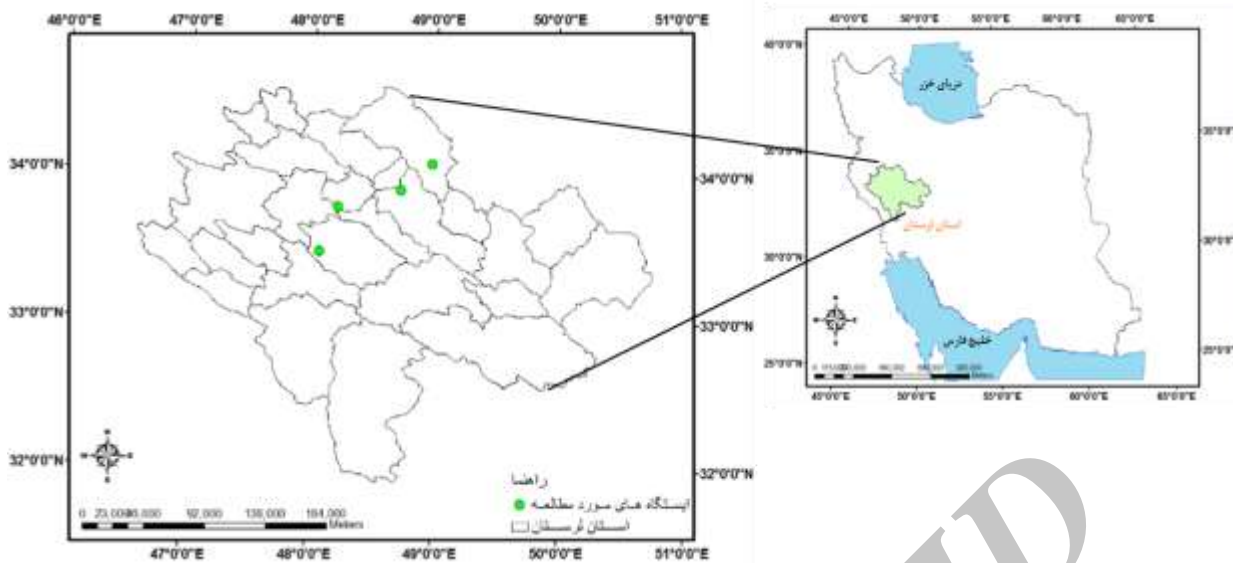
در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام‌شده و همچنین اهمیت دشت‌های نورآباد، الشتر، بروجرد و دورود واقع در استان لرستان از لحاظ شرب و کشاورزی که مهمترین دشت‌های تولید محصولات کشاورزی این استان بوده است تغییرات شاخص بارش استاندارد به‌منظور پیش‌بینی و اقدامات مدیریتی جهت جلوگیری از خشکسالی بیش‌ازپیش ضروری است. لذا هدف از این تحقیق تخمین شاخص بارش استاندارد این ایستگاه‌ها با استفاده از مدل شبکه عصبی موجک بر اساس پارامتر شاخص بارش استاندارد طی تأخیرهای متفاوت در مقیاس زمانی ماهانه می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

جغرافیای لرستان به دلیل قرار گرفتن این استان در رشته‌کوه‌های زاگرس جغرافیایی کوهستانی و چهارفصل است. این استان یکی از استان‌های کوهستانی غرب ایران بوده که بیشتر مناطق این استان را کوه‌های زاگرس پوشانده است. آب‌وهوای استان لرستان متنوع و تنوع آب‌وهوا در آن از شمال شرق به جنوب غرب کاملاً مشهود است. استان لرستان سومین استان پر آب کشور و ۱۲ درصد آب‌های کشور را در اختیار دارد. دشت‌های نورآباد، الشتر، بروجرد و دورود در این استان در ناحیه‌های شمال و شمال شرق با آب‌وهوای معتدل مرکزی قرار دارند که در شکل ۱ موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه در استان لرستان نشان داده شده است. همچنین در جدول ۱ موقعیت جغرافیایی این ایستگاه‌ها قابل مشاهده است.

از دقت بیشتری برخوردار است. نتایج حاصل از پژوهش صفشکن و رادمنش (۱۳۹۳) که جهت پیش‌بینی شاخص خشکسالی بارش استاندارد از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند نشان داد شبکه عصبی دقت بالایی در تخمین شاخص بارش استاندارد دارد. افخمی و همکاران (۱۳۹۴) در پژوهشی تأثیر پردازش متغیرهای ورودی شاخص بارش استاندارد در پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را مورد ارزیابی قرار دادند و نشان داد شبکه عصبی مصنوعی با تبدیل موجک عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی خشکسالی دارد (Mishra et al., 2007). برای پیش‌بینی خشکسالی در حوضه رودخانهی کاناباتی از مدل هیبریدی و یک شبکه غیرخطی عصبی مصنوعی استفاده کردند. و نشان دادند مدل ترکیبی هیبریدی دقت بالایی برای پیش‌بینی خشکسالی دارد. Barua et al., 2010 برای پیش‌بینی خشکسالی روش ADI، از شبکه‌های عصبی RMSNN و DMSNN بهره گرفتند و نشان دادند شبکه‌های RMSNN برای پیش‌بینی سه‌ماهه و شبکه‌های DMSNN برای بازه‌ی زمانی شش‌ماهه نتایج بهتری دارند (Belayneh et al., 2014). جهت پیش‌بینی شاخص بارش استاندارد در رودخانه آواش در اتیوپی از مدل‌های شبکه عصبی موجک و مدل ترکیبی موجک SVR استفاده نمودند و نشان دادند مدل شبکه عصبی موجک دقت بالایی در تخمین شاخص بارش استاندارد دارد. نتایج پژوهش Jalalkamali et al., 2015 که جهت تخمین شاخص بارش استاندارد از مدل‌های هوشمند استفاده کردند نشان داد مدل ARIMAX نسبت به مدل‌های هوشمند از عملکرد بهتری برخوردار است. Gaye et al., 2015 در پژوهشی به تجزیه و تحلیل شاخص بارش استاندارد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند در این پژوهش از داده‌های بارش حوضه سیواس در آناتولی مرکزی جهت بررسی شاخص بارش بهره گرفتند و نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی دقت بالایی در پیش‌بینی شاخص بارش استاندارد دارد.



شکل (۱): منطقه مورد مطالعه و ایستگاه‌های مورد بررسی

جدول (۱): مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد بررسی

ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع از سطح دریا (m)	میانگین بارش (m)
دورود	۴۸/۰۶۵	۳۳/۴۷۶	۱۸۰۰	۵۷/۶۸۹
پروجرد	۴۸/۷۱۹	۳۳/۹۰۰	۱۵۳۰	۴۲/۲۷۵
الشتر	۴۸/۲۰۷	۳۳/۷۸۶	۱۵۶۰	۴۸/۰۵۴
نورآباد	۴۸/۹۷۰	۳۴/۰۸۲	۱۴۵۰	۴۲/۵۶۱

زمانی پایان می‌یابد که SPI مثبت شود که در جدول ۲ نشان داده شده است. شاخص بارش استاندارد SPI طبق رابطه زیر قابل محاسبه است.

$$SPI_n = \frac{p_0 + \sum_{i=1}^n p_i - \mu_n}{\delta_n} \quad (1)$$

که در آن، n تعداد ماههایی که بارش تجمعی‌شان محاسبه شده است؛ P_0 مقدار نرمال شده بارش ماه فعلی؛ $P-i$ مقدار نرمال شده بارش ماه قبل؛ میانگین بارش تجمعی n ماه و انحراف معیار بارش تجمعی n ماه می‌باشد.

شاخص بارش استاندارد (SPI)

برای تعیین سال‌های شاخص خشکسالی و ترسالی در دوره آماری ۱۳۷۲-۱۳۹۲، از شاخص بارش استاندارد شده SPI استفاده شد. بسیاری از محققان انعطاف‌پذیری شاخص SPI و قابلیت آن برای مقیاس‌های مختلف زمانی را تأیید نمودند (Edwards.,1997). این شاخص برای هر منطقه بر اساس ثبت بارش‌های طولانی‌مدت آن محاسبه می‌شود. ابتدا توزیع آماری مناسب برای آمار بلندمدت بارندگی‌ها برآزش داده و سپس تابع تجمعی توزیع با استفاده از احتمالات مساوی به توزیع نرمال تبدیل می‌شود، بطوریکه استاندارد شده و متوسط آن برای هر منطقه و دوره مدنظر صفر شود (Edwards.,1997). مقادیر مثبت SPI نشان‌دهنده بارش بیش از میزان متوسط و مقادیر منفی آن معنای عکس دارد. طبق این روش دوره خشکسالی رخ می‌دهد که شاخص SPI بطور مستمر منفی و به مقدار -1 و کمتر برسد و

جدول (۲): طبقه‌بندی مقادیر شاخص SPI

مقادیر	طبقات
> 2	ترسالی بسیار شدید
$1/99 < SPI < 1/5$	ترسالی شدید
$1/49 < SPI < 1$	ترسالی
$0/99 < SPI < 0/99$	نرمال
$-1 < SPI < -1/49$	خشکسالی
$-1/5 < SPI < -1/99$	خشکسالی شدید
< -2	خشکسالی بسیار شدید

ویولت $\psi(x)$ نامیده می‌شوند را نیز بصورت زیر بیان نمود (Wang et al., 2000):

$$m, k \in \mathbb{Z} \quad (3)$$

$$\psi_{m,k}(x) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}x - k)$$

در حالت کلی همه توابع فیزیکی را می‌توان به کمک ویولت‌ها و توابع مقیاس بصورت زیر بیان نمود:

$$f(x) = f_0(x) + \sum_{m=-\infty}^0 \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{m,k} \psi_{m,k}(x) \quad (4)$$

$$f_0(x) = \sum_k a_{0,k} \phi_{0,k}(x) \quad (5)$$

روابط فوق بیان می‌دارند که هر تابع فیزیکی را می‌توان ابتدا به کمک تعدادی توابع مقیاس در رزولوشن صفر تقریب زد و سپس به کمک توابع ویولت در رزولوشن‌های مختلف آن تقریب را تا میزان دقت مورد نظر ادامه داد.

شبکه عصبی ویولت بر مبنای روابط (۴) و (۵) شکل می‌گیرد و دارای الگوریتم‌های آموزش مخصوص خود می‌باشد که در پژوهش Shin et al (2005) به صورت کامل مورد بررسی قرار گرفته است. لازم به ذکر است در حالت کلی خانواده ویولتهای پیوسته نیز به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{R} \quad (6)$$

و تبدیل ویولت برای توابع پیوسته به وسیله رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$W_{a,b}(f) = \tilde{f}_{(a,b)} = \langle \psi_{a,b}(t), f(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (7)$$

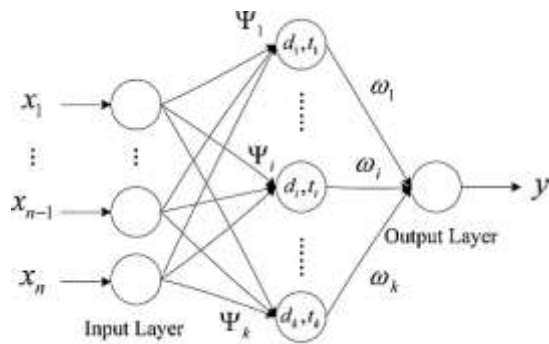
در اینجا پارامتر a بعنوان پارامتر گسترش و متناسب با فرکانس می‌باشد (بعبارت دیگر پارامتر تأخیر کوچک متناظر با فرکانس بالا و پارامتر تأخیر بزرگ متناظر با فرکانس پایین می‌باشد) و پارامتر b بعنوان پارامتر انتقال و متناسب با زمان می‌باشد.

شبکه عصبی موجک

شبکه‌های عصبی مبتنی بر ویولت که ویولت نامیده می‌شوند از ترکیب دو تئوری ویولتها و شبکه‌های عصبی بوجود آمده‌اند (Vapnik., 1998). این شبکه‌ها هم از مزایا و ویژگیهای شبکه‌های عصبی برخوردارند و هم جذابیت‌ها و انعطاف‌پذیری‌ها و مبنای ریاضی مستحکم ویولتها و آنالیز چند مقیاسی را دارا می‌باشند. در ویولت‌ها از دودسته توابع ویولت و توابع مقیاس (scaling functions) استفاده می‌شود. یک خانواده از توابع مقیاس $\phi(x)$ به صورت زیر معرفی می‌شوند

$$\phi_{m,k}(x) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m}x - k) \quad m, k \in \mathbb{Z} \quad (2)$$

اگر $\phi(x)$ را یک تابع مقیاس مادر در نظر بگیریم، مقادیر 2^{-m} و k به ترتیب مربوط به گسترش و انتقال تابع مقیاس مادر هستند. توابع مقیاس رزولوشن m ، $\phi_{m,k}(x)$ ، در اصل پایه‌های متعامد فضای برداری V_m در رزولوشن m می‌باشند. به عبارتی فضای برداری V_m حاوی کلیه تقریب‌های تابع $f(x)$ با رزولوشن m و توسط توابع $\phi_{m,k}(x)$ می‌باشد. بنابراین فضاهای برداری $\{V_m\}$ حاوی تقریب‌های مختلف تابع $f(x)$ در رزولوشن‌های مختلف می‌باشند. حال اگر w_m را فضای برداری متعامد با V_m در رزولوشن m فرض کنیم آنگاه می‌توان دسته‌ای دیگر از پایه‌های متعامد فضای w_m که



شکل (۲): نمای کلی یک شبکه عصبی موجک سه لایه‌ای

معیارهای ارزیابی

در این تحقیق به منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل‌ها، از نمایه‌های ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق خطا طبق روابط زیر استفاده گردید. بهترین مقدار برای این سه معیار به ترتیب یک، صفر و صفر می‌باشد.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad -1 \leq R \leq 1 \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |x_i - y_i| \quad (10)$$

در روابط بالا، x_i و y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی i ام، N تعداد گام‌های زمانی، \bar{x} و \bar{y} نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی می‌باشد. علاوه بر معیارهای فوق از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر مشاهداتی-محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت تحلیل بیشتر نتایج استفاده شده است.

الگوریتم ویولت

تلفیق تئوری موجک با مفاهیم شبکه عصبی منجر به ایجاد شبکه عصبی موجک می‌گردد و بکارگیری آن می‌تواند جایگزین مناسبی در شبکه‌های عصبی پیشخور جهت تخمین و تقریب توابع غیرخطی اختیاری باشد. در شبکه‌های عصبی پیشخور، دارای تابع فعالسازی سیگموئید در لایه پنهان می‌باشد در حالیکه در شبکه‌های عصبی موجک، توابع موجک بعنوان تابع فعالسازی لایه پنهان شبکه پیشخور در نظر گرفته می‌شوند در این شبکه‌ها هر دو پارامتر انتقال و تغییر مقیاس موجک‌ها در کنار وزن‌هایشان بهینه می‌گردند. در مجموع گام‌های مهم در آموزش و صحت سنجی شبکه عصبی موجک بصورت زیر است.

الف- داده‌های ورودی به دودسته جهت آموزش شبکه و صحت سنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

ب- موجک مادر با احراز شرایط یادشده پس از اعمال ضرایب انتقال و مقیاس مناسب به موجک فرزند تبدیل می‌شود.

ج- توابع فعالسازی نرون‌های لایه پنهان شبکه عصبی با انواع موجک‌های فرزند جایگزین می‌شود.

د- شبکه عصبی ویولت ایجادشده با استفاده از مجموعه داده‌های مربوط به آموزش شبکه، آموزش داده می‌شود.

ه- عملکرد کلی شبکه موجک با تجزیه و تحلیل نحوه تخمین داده‌های صحت سنجی مورد بررسی قرار می‌گیرد. و با رضایت بخش بودن عملکرد شبکه مرحله آموزش به اتمام می‌رسد. در غیر این صورت مراحل قبل تا دستیابی به بهترین حالت مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (کاوه و ایرانمنش، ۱۳۸۴). نمونه ایی از ساختار شبکه سه لایه‌ای متشکل از یک لایه ورودی، یک لایه مخفی، و یک لایه خروجی در شکل ۲ نشان داده شده است.

یافته‌ها

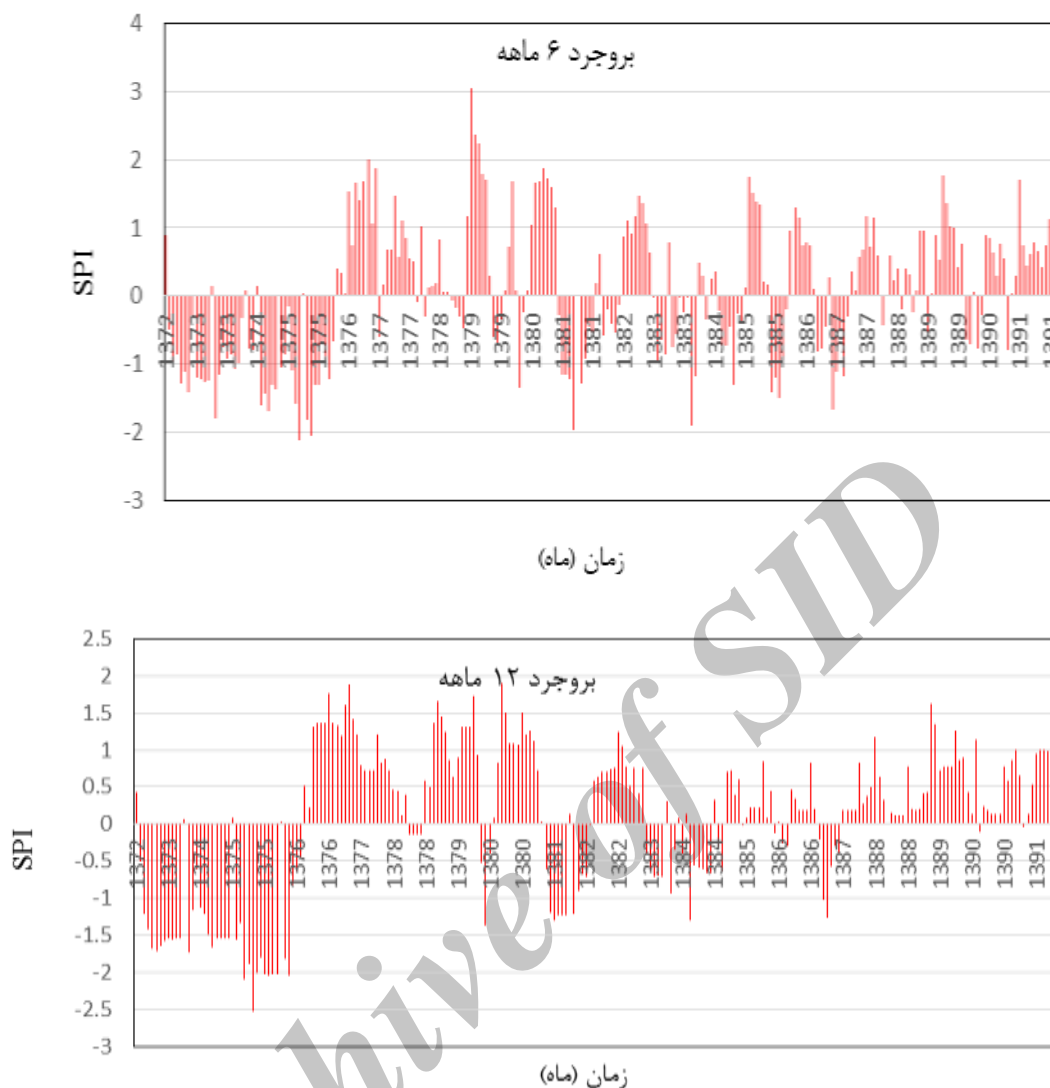
زمانی مشخص شد که در مقیاس زمانی کوتاه مدت شدت خشکسالی‌ها کمتر بوده و در مقیاس زمانی بلندمدت شدت خشکسالی‌ها افزایش و تداوم رخ داده‌های طولانی مدت خشکسالی نیز بیشتر شده است. به عبارتی، خشکسالی در مقیاس‌های زمانی کوتاه مدت از تداوم زیادی برخوردار نبوده و تحت تأثیر بارش‌های ماهانه نیست، در حالی که دوره‌های زمانی بلندمدت واکنش بسیار سریع‌تری نسبت به تغییرات بارش نشان می‌دهند.

همانگونه که گفته شد به منظور ارزیابی خشکسالی در استان لرستان با تأخیرهای ۶ و ۱۲ ماهه از روش شاخص استاندارد SPI، استفاده شد. با توجه به جدول ۳ ایستگاه‌های بروجرد و دورود در بین ایستگاه‌های مورد پژوهش، دارای طولانی‌ترین خشکسالی برای طول دوره آماری مورد مطالعه بودند و شدیدترین خشکسالی نیز در کل دوره مربوط به ایستگاه نورآباد و در مقیاس زمانی ۶ ماهه بوده که شدت آن برابر با ۲/۸۹- بوده و در اردیبهشت ماه سال ۱۳۷۴ رخ داده است. همچنین از مقایسه خشکسالی در دو مقیاس

جدول (۳): طولانی‌ترین دوره‌ی وقوع خشکسالی و شدت در طول دوره در هر ایستگاه‌های مختلف

ایستگاه	تاریخ رخداد طولانی‌ترین خشکسالی		بیشترین شدت
	۶ ماهه	۱۲ ماهه	
نورآباد	۷۶/۱-۷۵/۳	-	۲/۷۶-
الشر	-	۷۵/۱۱-۷۵/۳	۲/۷۹-
بروجرد	۷۳/۵-۷۲/۲	۷۶/۲-۷۴/۲	۲/۵۳-
دورود	۷۲/۵-۷۲/۲	۷۶/۲-۷۵/۳	۲/۳۲-

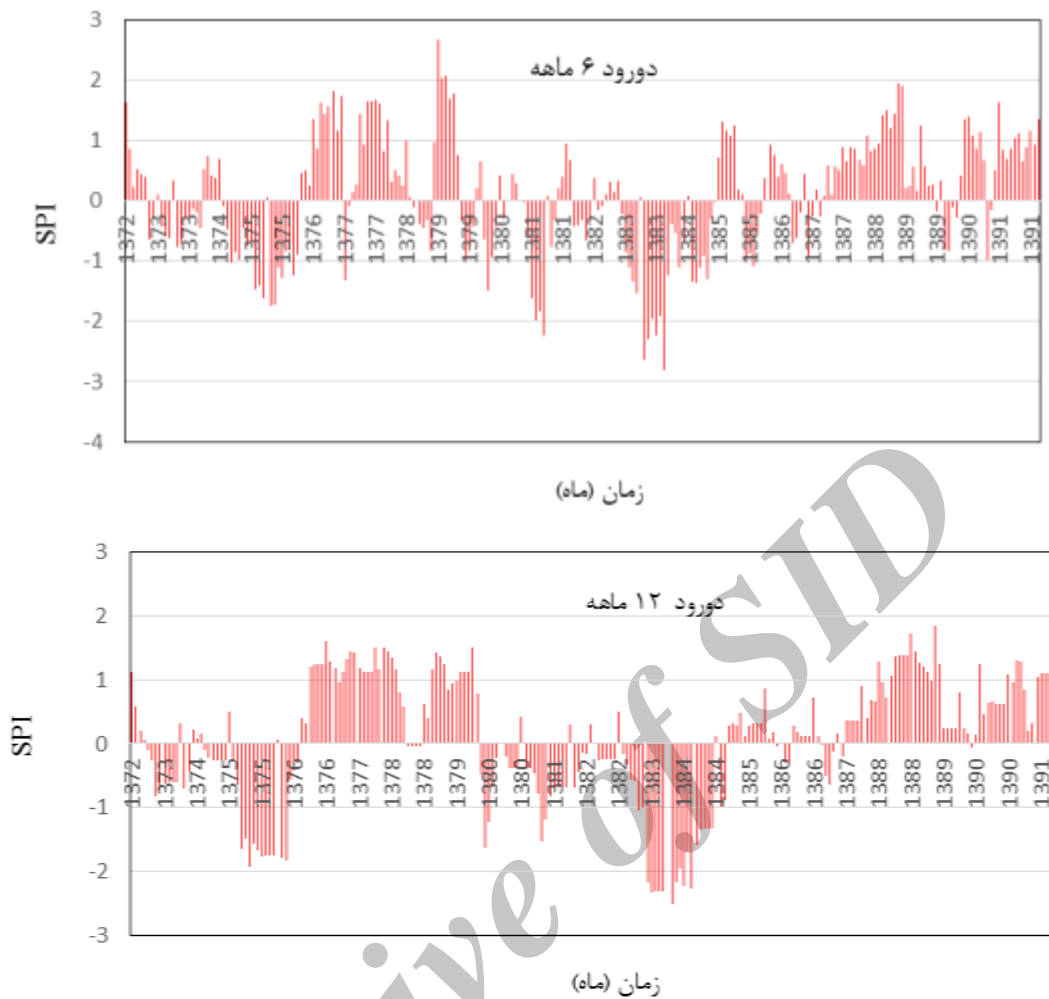
همانگونه که گفته شد در بین ایستگاه‌های مورد مطالعه ایستگاه‌های بروجرد و دورود دارای طولانی‌ترین خشکسالی در دوره آماری مورد مطالعه بودند که در ادامه تغییرات شاخص SPI در این ایستگاه‌ها برای طول دوره مطالعه به تفکیک ارائه شده است. مقادیر SPI برای ایستگاه بروجرد در شکل ۲ نشان می‌دهد که در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه ۴۳ ماه خشکسالی در ۷ دوره خشک رخ داده که شدیدترین مورد آن در ماه بهمن سال ۱۳۸۳ با مقدار ۲/۵۳- بوده است. در این مقیاس زمانی مقدار شاخص، بین ۱/۹ تا ۲/۵۳- نوسان دارد. طولانی‌ترین دوره خشکسالی در این مقیاس زمانی از ماه آبان سال ۱۳۸۳ تا آبان سال ۱۳۸۵ به مدت ۲۴ ماه و بیشترین مقدار شاخص در این دوره ۲/۵۳- با طبقه خشکسالی بسیار شدید است. در مقیاس زمانی ۶ ماهه ۳۹ ماه خشکسالی رخ داده است و در مجموع شدت آن در این دوره ۵۴/۹۳- بوده است و شدیدترین مورد خشکسالی در ماه بهمن سال ۱۳۷۵ با مقدار شاخص ۲/۱۱- و طبقه خشکسالی خیلی شدید است. در این مقیاس زمانی بادوام‌ترین خشکسالی آبان سال ۱۳۸۲ تا بهمن سال ۱۳۸۴ به مدت ۵ ماه در ایستگاه بروجرد رخ داده است (شکل ۳).



شکل (۳): شدت خشکسالی SPI در مقیاس‌های ۶ و ۱۲ ماهه برای ایستگاه بروجرد

۲/۵- با طبقه خشکسالی بسیار شدید است. در مقیاس زمانی ۶ ماهه ۳۲ ماه خشکسالی رخ داده است و در مجموع شدت آن در این دوره ۵۰/۵۴- بوده است و شدیدترین مورد خشکسالی در ماه اردیبهشت سال ۱۳۸۳ با مقدار شاخص ۲/۶۵- و طبقه خشکسالی خیلی شدید است. در این مقیاس زمانی بادوام‌ترین خشکسالی آبان سال ۱۳۸۱ تا بهمن سال ۱۳۸۱ به مدت ۴ ماه در ایستگاه بروجرد رخ داده است (شکل ۴).

بررسی مقادیر SPI در ایستگاه دورود در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه در شکل ۳ نشان داد که در این ایستگاه در مقیاس زمانی مورد بررسی ۳۲ ماه خشکسالی در ۶ دوره خشک رخ داده که شدیدترین مورد آن در ماه مهر سال ۱۳۸۴ با مقدار ۲/۳۲- بوده است. در این مقیاس زمانی مقدار شاخص، بین ۱/۸ تا ۲/۵- نوسان دارد. طولانی‌ترین دوره خشکسالی در این مقیاس زمانی از ماه مهر سال ۱۳۸۲ تا بهمن سال ۱۳۸۳ به مدت ۱۷ ماه و بیشترین مقدار شاخص در این دوره



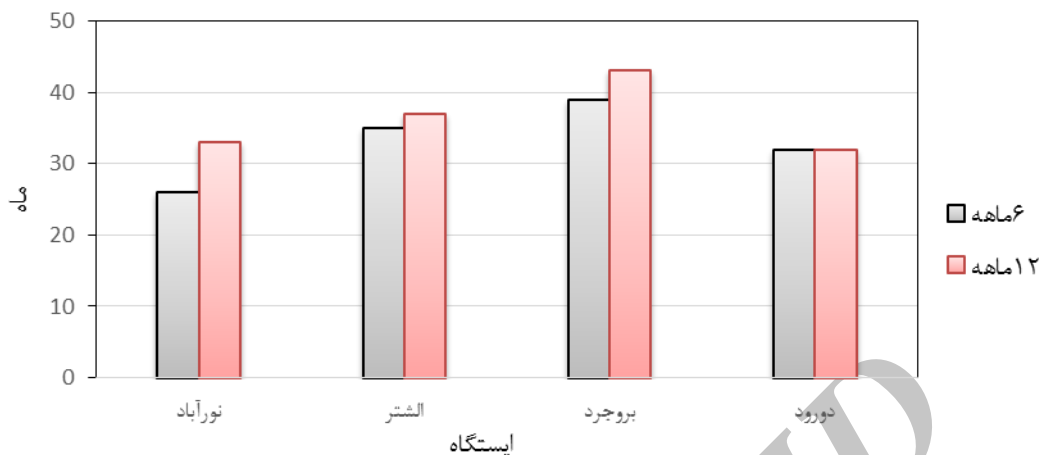
شکل (۴): شدت خشکسالی SPI در مقیاس‌های ۹ و ۱۲ ماهه برای ایستگاه دورود

فراوانی دوره‌های خشکی نسبت به دیگر نقاط استان معمولاً بیشتر بوده است. اکبر زاده و همکاران (۱۳۸۸) در بررسی تحلیلی مکانی شاخص خشکسالی SPI در استان آذربایجان شرقی طی دوره آماری (۱۹۸۷-۲۰۰۶) نشان دادند که شدیدترین مقدار مشاهده شده خشکسالی استان آذربایجان شرقی با توجه به محاسبات شاخص SPI در شرق استان به‌ویژه ایستگاه سراب رخ داده است، در حالی که بیشترین فراوانی وقوع خشکسالی در شمال غرب استان به‌ویژه در ایستگاه جلفا رخ داده که بطرف جنوب و جنوب شرقی از فراوانی وقوع کاسته می‌شود. همچنین طولانی‌ترین تداوم خشکسالی در شرق و مرکز استان (ایستگاه سراب و تبریز) رخ داده است. با توجه به شکل ۶

در شکل ۵ نیز تعداد ماه‌های خشکسالی برای کل دوره آماری مورد مطالعه در تأخیرهای زمانی ۶ و ۱۲ ماهه ارائه شده است. با توجه به شکل ۵ در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه ایستگاه‌های بروجرد، الشتر و نورآباد بیشترین ماه‌های خشکسالی و برای مقیاس زمانی ۶ ماهه ایستگاه‌های بروجرد و الشتر بیشترین فراوانی خشکسالی رخ داده است. اسدی و همکاران (۱۳۸۸) در ارزیابی و مطالعه خشکسالی ایستگاه‌های باران‌سنجی استان آذربایجان شرقی دریافتند که خشکسالی همواره با شدت‌های مختلف در منطقه به وقوع پیوسته است ولی در نواحی جنوبی استان در ایستگاه‌های مراغه، ملکان، بناب، کوهسار، میانه و سعیدآباد که متوسط بارندگی نسبتاً بالایی دارند، تداوم، شدت و

نورآباد و دورود و برای مقیاس زمانی ۱۲ ماهه در ایستگاه بروجرد مشاهده گردید.

کمترین شدت خشکسالی در کل دوره آماری برای مقیاس زمانی ۶ ماهه به ترتیب مربوطه به ایستگاه‌های



شکل (۵): مقایسه تعداد ماه‌های خشکی برای ایستگاه‌ها در دو مقیاس زمانی ۶ و ۱۲ ماهه



شکل (۶): مقایسه شدت خشکی برای ایستگاه‌های مختلف در دو مقیاس زمانی ۶ و ۱۲ ماهه

می‌باشد، استفاده شد. در نهایت تعداد ۱۸۹ رکورد برای آموزش و تعداد ۴۶ رکورد باقی‌مانده برای صحت سنجی روش‌های مورد بررسی انتخاب شد. در این پژوهش بمنظور تخمین خشکسالی، از مدل شبکه عصبی موجکی با لایه‌های پنهان و با تعداد نرون‌های متفاوت استفاده شده است. در مدل عصبی موجکی ابتدا موجک مناسب (سیملت) انتخاب گردید. سپس با اعمال تبدیل روی داده‌ها، ضرایب تقریب و جزئیات آنها استخراج گردید و داده‌ها بوسیله تابع موجک کلاه مکزیکی به‌عنوان توابع فعال‌سازی که مشتق دوم تابع

تخمین خشکسالی با مدل شبکه عصبی

موجک

یکی از مهمترین مراحل در مدلسازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای ورودی به‌منظور دستیابی به مدل بهینه جهت تخمین خشکسالی استفاده شد که در جدول ۴ آمده است. بدین منظور از داده‌های ایستگاه‌های باران‌سنجی نورآباد، الشتر، دورود و بروجرد که دارای ۲۴۰ رکورد ثبت‌شده طی بازه زمانی (۱۳۷۲-۱۳۹۲)، در مقیاس زمانی ماهانه

و مشاهداتی نسبت به زمان در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه قابل مشاهده است، همانطور که مشاهده می شود توانایی مدل شبکه عصبی موجک در تخمین اکثر مقادیر ایستگاه دورود مشهود است بطوریکه این مقادیر را نزدیک به مقدار واقعی شان پیش بینی نموده است. در نهایت نتایج پژوهش فوق با نتایج پژوهش های Belayneh et al., 2014 و Jalalkamali et al., 2015 همخوانی دارد در تبیین این نتایج میتوان بیان نمود تبدیل موجکی با جدا نمودن سیگنال به فرکانس های بالا و پائین ویژگی های چند مقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل توجهی، بالا می برد. سیگنال های بالا گذر و پایین گذر حاصل از تجزیه موجک، برازش بسیار خوبی با معادلات مجموع سینوسی دارند که هر چه تعداد مراتب این معادلات بیشتر می شود، دقت کار افزایش می یابد بسامدهای مراحل پایین تر تجزیه، نویز بیشتری دارند، ولی با افزایش سطح تجزیه از میزان نویز کاسته شده و سیگنال نرم تر می شود.

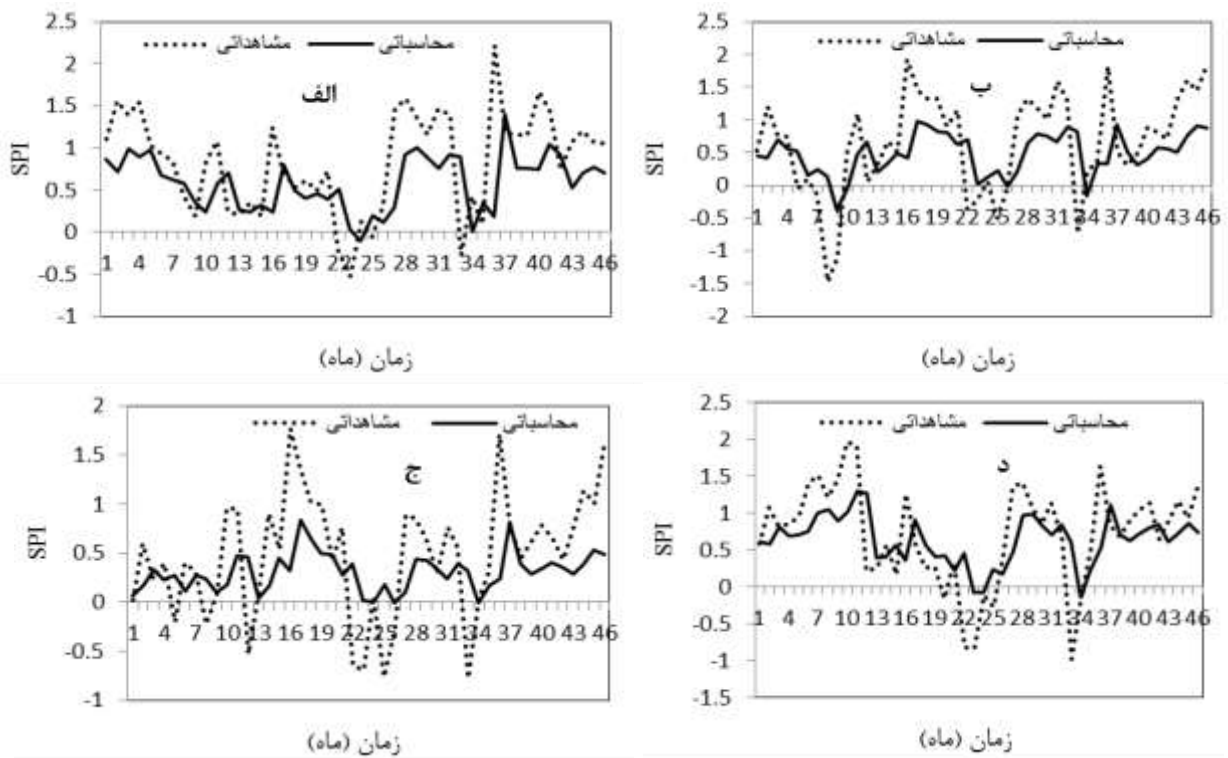
گوسی بوده، تبدیل می یابند. جهت آموزش شبکه از الگوریتم گرادیان نزولی که در یادگیری شبکه های عصبی و حداقل سازی مقدار خطای و تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می شود، بکار گرفته شد. معیارهای ارزیابی بین مقادیر مشاهده ای و محاسباتی تعیین شد که مقادیر آن ها در جدول ۵ ارائه شده است و همچنین برای ایستگاه دورود که دارای بیشترین مقدار همبستگی در بهترین شبکه بود نمودار مقایسه ای مربوط به داده های پیش بینی شده و داده های مشاهده شده ترسیم شد (شکل ۶). طول دوره داده های اعتبارسنجی در این بخش از دی ماه سال ۱۳۸۸ تا اسفند سال ۱۳۹۲ می باشد. بر اساس نتایج جدول ۵ مشخص گردید که بر اساس مجموع معیارهای ارزیابی مدل، برای ایستگاه دورود در مقیاس زمانی ۶ و ۱۲ ماهه حداکثر ضریب همبستگی و کمترین خطا و ایستگاه های نورآباد و بروجرد حداقل ضریب همبستگی و بیشترین خطا را دارد. همانطور که در جدول ۵ مشاهده می شود ایستگاه دورود در مقیاس زمانی ۶ ماهه با ضریب همبستگی 0.6011 و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE = 0.0793$ و کمترین میانگین قدر مطلق خطا $MAE = 0.0610$ در مرحله صحت سنجی نسبت به سایر ایستگاه ها جهت مدل سازی خشکسالی در مقیاس زمانی ماهانه مناسب تر خواهد بود. همچنین این ایستگاه (دورود) در مقیاس ۱۲ ماهه با ضریب همبستگی 0.6319 و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا 0.0674 و $RMSE = 0.0518$ و کمترین میانگین قدر مطلق خطا $MAE = 0.0518$ در مرحله صحت سنجی نسبت به سایر ایستگاه ها در اولویت قرار گرفت. در شکل ۷ نمودار بهترین مدل حاصل شده برای داده های بخش صحت سنجی در مقیاس زمانی ۶ ماهه، ایستگاه های مورد بررسی نشان داده شده است همانطور که در این شکل مشخص است مدل شبکه عصبی موجک در ایستگاه دورود نسبت به سایر ایستگاه ها از عملکرد قابل قبولی برخوردار است بگونه ای که این مدل در تخمین مقادیر میانی توانایی بالایی از خود نشان داده است. همچنین در شکل ۸ تغییرات مقادیر محاسباتی

جدول (۴): ترکیب‌های منتخب پارامترهای ورودی مدل شبکه عصبی موجک

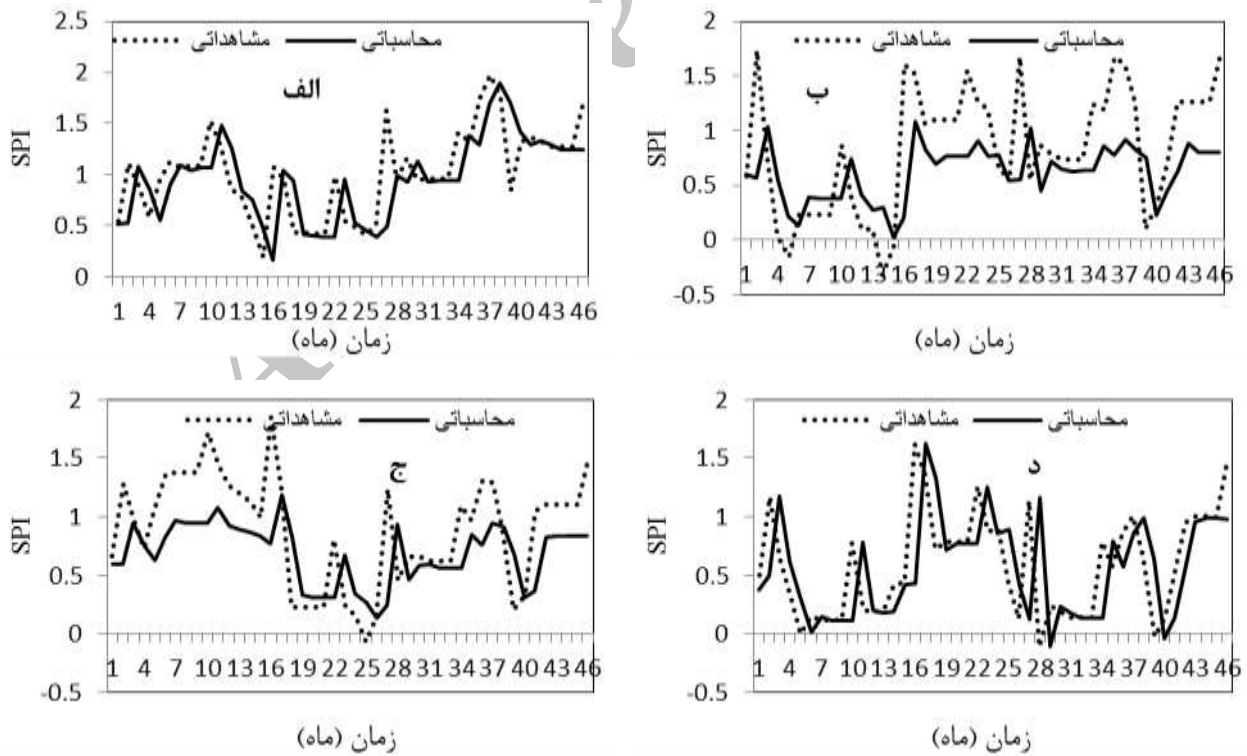
شماره	ساختار ورودی	خروجی
1	SPI (t-1)	SPI (t)
2	SPI (t-1), SPI (t-2)	SPI (t)
3	SPI (t-1), SPI (t-2), SPI (t-3)	SPI (t)

جدول (۵): تحلیل نتایج مدل شبکه عصبی موجک برای ساختارهای مختلف شاخص بارش استاندارد

صحت سنجی			آموزش			ایستگاه
MAE	RMSE	R	MAE	RMSE	R	
۰/۰۵۱۸	۰/۰۶۷۴	۰/۶۳۱۹	۰/۰۷۵۰	۰/۰۸۶۳	۰/۷۵۲۰	دورود
۰/۰۵۳۸	۰/۰۶۷۰	۰/۶۲۵۴	۰/۰۶۲۸	۰/۰۸۶۵	۰/۷۴۱۰	
۰/۰۵۵۰	۰/۰۷۱۲	۰/۵۶۹۹	۰/۰۸۸۱	۰/۰۹۴۲	۰/۶۷۵۰	
۰/۰۵۳۶	۰/۰۶۹۷	۰/۴۷۳۱	۰/۰۷۱۶	۰/۰۸۲۴	۰/۵۵۶۰	بروجرد
۰/۰۵۵۳	۰/۰۷۰۵	۰/۴۷۳۳	۰/۰۷۳۵	۰/۰۹۷۳	۰/۵۳۲۰	
۰/۰۵۵۹	۰/۰۷۲۱	۰/۴۴۸۹	۰/۰۷۹۸	۰/۰۹۶۵	۰/۵۱۴۰	
۰/۰۴۹۰	۰/۰۶۴۲	۰/۵۹۴۲	۰/۰۶۷۰	۰/۰۸۲۳	۰/۶۴۲۰	نورآباد
۰/۰۵۰۸	۰/۰۶۴۴	۰/۴۳۳۳	۰/۰۶۰۹	۰/۰۸۲۷	۰/۵۵۸۰	
۰/۰۶۰۱	۰/۰۷۶۱	۰/۱۹۷۹	۰/۰۸۲۳	۰/۰۹۸۶	۰/۳۵۳۰	
۰/۰۶۳۹	۰/۰۸۲۳	۰/۵۷۰۵	۰/۰۷۶۴	۰/۰۹۳۶	۰/۶۸۲۰	الشتر
۰/۰۶۶۵	۰/۰۸۲۹	۰/۵۴۸۰	۰/۰۷۷۶	۰/۰۹۴۱	۰/۶۵۱۰	
۰/۰۷۰۰	۰/۰۸۶۲	۰/۴۹۴۰	۰/۱۰۱۰	۰/۰۹۷۳	۰/۵۲۴۰	
۰/۰۶۱۰	۰/۰۷۹۳	۰/۶۰۱۱	۰/۰۷۴۱	۰/۰۹۱۲	۰/۶۸۲۰	دورود
۰/۰۶۱۵	۰/۰۸۰۷	۰/۵۹۷۴	۰/۰۷۶۴	۰/۰۹۳۱	۰/۶۷۳۰	
۰/۰۶۵۵	۰/۰۸۲۶	۰/۵۷۷۱	۰/۰۷۸۲	۰/۰۹۴۷	۰/۶۲۵۰	
۰/۰۶۹۰	۰/۰۹۱۰	۰/۴۳۶۴	۰/۰۹۷۳	۰/۱۱۲۰	۰/۶۷۳۰	مقیاس ۶ ماهه
۰/۰۷۱۰	۰/۰۹۱۲	۰/۴۲۵۲	۰/۰۹۹۲	۰/۱۲۷۰	۰/۶۵۴۰	
۰/۰۸۵۴	۰/۱۰۲۶	۰/۳۶۱۳	۰/۱۰۸۰	۰/۱۴۶۰	۰/۵۴۸۰	
۰/۰۵۹۰	۰/۰۷۷۱	۰/۴۹۰۱	۰/۰۷۳۱	۰/۰۹۵۸	۰/۶۴۲۰	نورآباد
۰/۰۶۵۸	۰/۰۸۱۷	۰/۴۷۶۱	۰/۰۷۵۲	۰/۰۹۸۶	۰/۶۲۷۰	
۰/۰۶۷۲	۰/۰۸۴۱	۰/۴۶۸۶	۰/۰۸۳۷	۰/۱۰۵۰	۰/۶۰۴۰	
۰/۰۸۵۳	۰/۱۰۹۲	۰/۵۴۸۳	۰/۰۹۴۰	۰/۱۱۷۰	۰/۷۵۳۰	الشتر
۰/۰۸۸۳	۰/۱۱۱۹	۰/۵۲۶۳	۰/۱۰۵۰	۰/۱۲۸۰	۰/۷۳۶۰	
۰/۰۸۹۵	۰/۱۱۵۱	۰/۵۰۹۶	۰/۱۱۸۰	۰/۱۳۴۰	۰/۷۱۲۰	



شکل (۷): نمودار مقادیر بهینه مشاهداتی و محاسباتی زمانی ۶ ماهه مدل شبکه عصبی موجک برای داده‌های مرحله صحت سنجی الف (نورآباد در مقیاس ب) الشتر ج) بروجرد د) دورود



شکل (۸): نمودار مقادیر بهینه مشاهداتی و محاسباتی در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه مدل شبکه عصبی موجک برای داده‌های مرحله صحت سنجی الف (نورآباد ب) الشتر ج) بروجرد د) دورود

طولانی‌ترین خشکسالی و ایستگاه نورآباد شدیدترین خشکسالی را دارا می‌باشد. همچنین از مقایسه خشکسالی در دو مقیاس زمانی مشخص شد که در مقیاس زمانی کوتاه مدت شدت خشکسالی‌ها کمتر بوده و در مقیاس زمانی بلندمدت شدت خشکسالی‌ها افزایش و تداوم رخدادهای طولانی مدت خشکسالی نیز بیشتر شده است. از سوی دیگر نتایج حاصل از بررسی تعداد ماه‌های خشکسالی نشان داد در مقیاس‌های زمانی ۶ و ۱۲ ماهه بیشترین ماه‌های خشکسالی در ایستگاه بروجرد رخ داده است و کمترین شدت خشکسالی در مقیاس زمانی ۶ ماهه به ترتیب مربوطه به ایستگاه‌های نورآباد و دورود و برای مقیاس زمانی ۱۲ ماهه در ایستگاه بروجرد مشاهده گردید. مدلسازی تخمین شاخص بارش استاندارد نشان داد عملکرد مدل شبکه عصبی موجک در ایستگاه دورود در مقیاس‌های زمانی ۶ و ۱۲ ماهه نسبت سایر ایستگاه‌ها از دقت مطلوبی برخوردار بوده است. همچنین در مجموع مدل شبکه عصبی موجک در تخمین شاخص SPI برای هر دو مقیاس زمانی عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده است و می‌تواند جهت پیش‌بینی خشکسالی در منطقه مناسب باشد.

نتیجه‌گیری

شناخت ویژگی‌های خشکسالی لازمه مدیریت منابع آب است. تحلیل پایش خشکسالی از نیازهای اساسی برنامه‌ریزی‌های مدیریتی کشاورزی و منابع آبی محسوب می‌شود. بدین منظور باید از شاخص‌های خشکسالی استفاده گردد. شاخص استاندارد شده بارش (SPI) یکی از شاخص‌های مهمی است که هدف آن اختصاص ارزش عددی به مهم‌ترین فاکتور اقلیمی (بارندگی) است. این شاخص برای تعیین کمبود بارش در مقیاس‌های زمانی مختلف بکار می‌رود. مقیاس‌های زمانی، تأثیرات خشکسالی را در توانایی منابع آب نشان می‌دهند. در این پژوهش شدت خشکسالی در یک دوره ۲۰ ساله برای ۴ ایستگاه نورآباد، الستر، دورود و بروجرد در دو مقیاس ۶ و ۱۲ ماهه بررسی گردید. سپس بر اساس شدت‌های خشکسالی به دست آمده در ماه‌های مختلف با در نظر گرفتن مقیاس‌های زمانی، خشکسالی از دیدگاه‌های مختلف بررسی و رخداد شدیدترین خشکسالی‌ها و دوره تناوب آنها مقایسه و تحلیل گردید. همچنین در نهایت به تخمین خشکسالی با مدل شبکه عصبی موجک با استفاده از معیارهای ارزیابی پرداخته شد. نتایج شاخص بارش استاندارد نشان داد ایستگاه‌های بروجرد و دورود دارای

منابع

- اسدی، ا.، ا. مجنونی هریس، ا. فاخری فرد و ع. ا. صدرالدینی. ۱۳۸۸. بررسی خشکسالی استان آذربایجان شرقی با استفاده از شاخص SPI. دومین همایش ملی اثرات خشکسالی و راهکارهای مدیریت آن
- افخمی، ح. م.، اختصاصی و م. محمدی. ۱۳۹۴. تأثیر پردازش متغیرهای ورودی شاخص بارش استاندارد در پیش‌بینی خشکسالی در شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از تبدیل موجک. نشریه تحقیقات مرتع و بیابان ایران، سال ۲۲، شماره ۳، ص ۵۷۰-۵۸۲
- اکبرزاده، ی.، ف. صادقی و م. حسین بابایی. ۱۳۸۸. تحلیل مکانی شاخص خشکسالی SPI در استان آذربایجان شرقی طی دوره آماری (۲۰۰۶-۱۹۸۷)، همایش منطقه ای بحران آب و خشکسالی.
- شمس‌نیا، ا. س.، ن. پیرمردیان و م. ع. شاهرخ‌نیا. ۱۳۸۷. پایش و تحلیل پراکندگی مکانی شدت خشکسالی سال زراعی ۸۰-۱۳۷۹ استان فارس با استفاده از شاخص معیار شده بارش (SPI) در محیط سامانه‌ی جغرافیایی (GIS). مجله دانش نوین کشاورزی، سال چهارم، شماره ۱۳، ص ۷-۲۱.

صفشکن، ف.، ف. رادمنش. ۱۳۹۳. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شاخص خشکسالی بارش استاندارد شده در استان فارس. دومین همایش ملی بحران آب (تغییر اقلیم، آب و محیط زیست) کارآموز، م.، ش. عراقی نژاد. ۱۳۸۹. هیدرولوژی پیشرفته، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، چاپ دوم، ص ۳۵۶

گاو، ع.، ع. ایران‌منش. ۱۳۸۴. شبکه عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی سازه‌ها. چاپ سوم. انتشارات مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن.

گلایبی، م. ر.، ف. رادمنش و ع. م. آخوند علی. ۱۳۹۲. بررسی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی در مدل‌سازی شاخص خشکسالی بارش استاندارد (مطالعه موردی: ایستگاه‌های منتخب استان خوزستان). نشریه خشکیوم. سال ۳، شماره ۱، ص ۸۲-۸۷

نصیری، م. ۱۳۸۹. پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک شیراز، پایان نامه ی کارشناسی ارشد اقلیم شناسی، دانشگاه سیستان و بلوچستان
نگارش، ح. م. آرمش. ۱۳۹۰. پیش‌بینی خشکسالی شهر خاش با استفاده از مدل شبکه عصبی. مطالعات جغرافیایی مناطق خشک. سال ۲، شماره ۶، ص ۳۳-۵۰

Barua, S., B.J.C. Perera, A.M. NG and D.H. Tran. 2010. Drought forecasting using an aggregated drought index and artificial neural networks. *Journal of water and climate change*, 1 (3): 206-193
Belayneh, A., J. Adamowski, B. Khalil and B. Zielinski. 2014. Long-term SPI drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet neural network and wavelet support vector regression models. *Journal of Hydrology*, 508(4):418-429.

Bonaccorso, B., I. Bordi, A. Cancelliere, G. Rossi and A. Sutera. 2003. Spatial variability of drought: an analysis of the SPI in Sicily. *Water resources management*, 17(4):273-296

Edwards, D.C. 1997. Characteristics of 20th century drought in the United States at multiple time scales. *Climatology Report Number 97-2*. Colorado State University. Fort Collins, Colorado

Gaye, O., O. Yildiz and A. Duvan. 2015. A Drought Analysis Of Sivas Using The Standardized Precipitation Index (SPI) Method And Drought Estimation With The Artificial Neural Networks. *International Journal of Advances in Mechanical and Civil Engineering*, 2(5): 1-7

He, B., A. Lü, J. Wu, L. Zhao and M. Liu. 2011. Drought hazard assessment and spatial characteristics analysis in China. *Journal of Geographical Sciences*, 21(2):235-49.

Jalalkamali, A., M. Moradi and M. Moradi. 2015. Application of several artificial intelligence models and ARIMAX model for forecasting drought using the Standardized Precipitation Index. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 4(12):1201-1210

Mishra, A.K., V.R. Desai and P. Singh. 2007. Drought Forecasting Using a Hybrid Stochastic and Neural Network Model, *Journal of Hydrologic Engineering*, 12(6): 626-638

Mishra, A.K., V.P. Singh. 2010. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*. 391(1):202-216.

Nguyen, L.B., Q.F. Li, T.A. Ngoc and K. Hiramatsu. 2015. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Drought Forecasting in the Cai River Basin in Vietnam. *Journal of the Faculty of Agriculture Kyushu University*, 60(2): 405-415.

Shin, S., D. Kyung, S. Lee, J. Taik & Kim and J. Hyun. 2005. An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28(1): 127-135.

Tsakiris, G., H. Vangelis. 2004. Towards a Drought Watch System based on Spatial SPI. *Water Resources Management*, 18(1): 1-12.

Vapnik, V.N. 1988. *Statistical Learning Theory*. Wiley, New York.

Wang, D., A.A. Safavi and J.A. Romagnoli. 2000. Wavelet-based adaptive robust M-estimator for non-linear system identification. *AIChE Journal*, 46(8):1607-1615.

Application of Wavelet Neural Network for Predicting Standardized Precipitation Index

Hamid Reza Baba Ali ¹, Reza Dehghani ²

Abstract

Drought is one of the most important climatic phenomena which occurs in all climate conditions and regions of the earth. Drought forecasting, therefore plays an important role in designing and management of natural resources and water resources systems, assessing plant evapo-transpiration. For this purpose, in this study, data from four meteorological stations nourabad, borujerd, aleshtar and doroud in Lorestan province, on time scales of 6 and 12 months were used to analyze drought by using standardized precipitation index SPI. Then, droughts were evaluated using neural network model estimation. The results showed, Boroujerd and Doroud stations have the longest drought period, and severe drought is recorded in Nourabad station. The results of the survey showed that Boroujerd Station had maximum amount of drought months occurred during the drought period. The results of using wavelet neural network model showed best estimation of SPI for Doroud station than others in both time scales. In conclusion, the results showed more accuracy of wavelet neural network model in estimation of long-term drought, and the use of wavelet neural network model can estimate the drought effectively, Which in return facilitates the development and implementation of management strategies to avoid drought.

Key words: Precipitation, Drought, Standardized Precipitation Index, Wavelet Neural Network.

¹ Assistant Professor of Civil Engineering, Islamic Azad University, Khorramabad

² Ph.D. Student of Water Structure, Faculty of Agric., University of Lorestan, Khorramabad, Iran
(Corresponding author.; Email: reza.dehghani67@yahoo.com)