

توسعه مدل پیش‌بینی وقوع خشکسالی؛ مطالعه موردی شهرستان آبیگ استان قزوین

فاطمه مقصود^۱، ام البنین بذرافشان^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۲/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۰/۲۵

چکیده

بهره‌برداری بهینه از سیستم‌های منابع آب در کشور، مستلزم ارتقاء دقت پیش‌بینی و برآورد زمان وقوع خشکسالی است. یکی از مهم‌ترین مسائل در پایش و پیش‌بینی خشکسالی انتخاب شاخص متناسب با منطقه است. در این تحقیق ضمن محاسبه دو شاخص SPI و CZI در دو مقیاس زمانی کوتاه‌مدت و میان‌مدت با استفاده از مقادیر بارندگی دو ایستگاه باران‌سجی با طول دوره آماری ۴۳ ساله (۱۳۵۱-۱۳۹۴) در شهرستان آبیگ، اقدام به پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شبکه عصبی چندگامه مستقیم در شش ماه بعد گردید. جهت بررسی میزان توافق طبقات کیفی بین مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر مشاهده شده از آماره کاپا- کوهن استفاده گردید. نتایج حاصل از استفاده‌ی این شبکه، نشان از کارایی قابل قبول آن در پیش‌بینی چند ماه بعد خشکسالی هواشناسی داشت. همچنین آماره کاپا-کوهن نشان داد، با افزایش گام پیش‌بینی از میزان تشابه بین مقادیر پیش‌بینی و مشاهده‌ای در طبقات کیفی خشکسالی در دو شاخص مذکور کاسته شده و با افزایش مقیاس زمانی از ۳ به ۹ ماهه، میزان تشابه افزایش می‌یابد. نتایج حاصل از پیش‌بینی نشان داد که ایستگاه زیاران بواسطه قرارگیری در مرکز ثقل حوزه، کارایی مناسبی دارد، لذا انتخاب مناسب ایستگاه در مباحث مربوط به پیش‌بینی کمک شایانی به بهبود عملکرد مدل‌ها می‌نماید. در نهایت نتایج این تحقیق می‌تواند در پیش‌بینی زمان وقوع خشکسالی حداقل برای ۶ ماه آینده مفید بوده و کمک شایانی به مدیران در بخش برنامه‌ریزی کلان آب و منابع آبی در کشور نماید.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، خشکسالی، آماره کاپا، CZI، SPI.

^۱ دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس، ۰۹۱۲۴۷۸۰۷۱۱، f.maghsoud@modares.ac.ir

^۲ استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه هرمزگان، ۳۳۷۱۱۰۴۰-۷۶، O.bazrafshan@hormozgan.ac.ir (مسئول مکاتبه)

مقدمه

تلاش مؤثر به منظور تشخیص الگوی وقوع خشکسالی و پایش آن در تعیین رویکرد بهینه سیستم مدیریت منابع آب به ویژه در مناطق نیمه خشک پرجمعیت و صنعتی دارای اهمیت بالایی است (Mishra and Desai, 2007). کارآیی سیستم پایش خشکسالی متأثر از شاخصی است که با توجه به وضعیت خشکسالی منطقه انتخاب می‌گردد. طی سال‌های گذشته شاخص‌های متعددی جهت پایش خشکسالی در بخش‌های هواشناسی، کشاورزی، هیدرولوژیکی و اقتصادی- اجتماعی ابداع شده است (مندیسینو و همکاران، ۲۰۰۸)، که این شاخص‌ها با استفاده از مجموعه پارامترهای باران (SIAP, SPI), جریان رودخانه (SDI) و بارش - تبخیر و تعرق (CZI و RDI) مورد استفاده قرار می‌گیرند تا بتواند تصویر روشنی از این پدیده‌ها را ارائه دهد (بذرافشان و همکاران، ۱۳۹۲).

در بین شاخص‌های متنوع در پایش خشکسالی اقلیمی، شاخص SPI (McKee et al., 1993) به‌عنوان شناخته‌شده‌ترین شاخص، به لحاظ دسترسی ساده به داده آن (بارش)؛ امکان محاسبه آن در هر مقیاس زمانی؛ محاسبه بزرگی، فراوانی و تداوم؛ تشخیص سریع رطوبت خاک و امکان نمایش توزیع مکانی مناطق تحت سیطره خشکسالی، به‌صورت گسترده‌ای در سرتاسر دنیا مورد استفاده قرار می‌گیرد (Hayes et al., 1999). در بین شاخص‌های مبتنی بر بارش، شاخص CZI بدلیل سادگی آن و در دسترس بودن داده‌ها بی‌شابهت به شاخص SPI نبوده و تنها تفاوت آن در رویکرد استفاده از تابع توزیع آماری در محاسبه شاخص Z است (Ju et al., 1997).

برای پیش‌بینی رفتار عناصر هواشناسی، نظیر خشکسالی و ترسالی، روش‌های متفاوتی مورد توجه قرار گرفته است که از جمله، می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌بردار پشتیبان،

خوشه‌بندی و زنجیره مارکوف اشاره نمود (Zahraie and Karamouz, 2004).

در چند دهه اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^۱) قابلیت بالای خود را در مدل‌سازی سری‌های نایستا و غیرخطی هیدرولومتئورولوژیکی نشان داده است، به‌طوری‌که مدل‌هایی که بر پایه شبکه عصبی مصنوعی هستند، دارای ماهیت تجربی بوده و قادرند راه‌حل‌های دقیقی برای فرمول‌بندی و استخراج روابط بر مبنای داده‌های ورودی و خروجی ارائه داده (Basheer and Hajmeer, 2000) و در موارد بسیاری مورد توجه اقلیم‌شناسان قرار گرفته‌اند.

در زمینه پیش‌بینی خشکسالی و استفاده از انواع شاخص‌ها مطالعات زیادی صورت پذیرفته است از جمله، خوشحال دستجردی و همکاران (۱۳۸۹)، با استفاده از آمار ایستگاه‌های سینوپتیک، کلیماتولوژی و هیدرومتری استان اصفهان، به پیش‌بینی خشکسالی به روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پرداختند. نتایج آنها نشان از دقت بالای شبکه عصبی چندلایه جهت پیش‌بینی سیکل خشکسالی‌ها داشت، به طوری‌که از میان فاکتورهای اقلیمی مورد استفاده دمای بیشینه، دبی و بارش نقش مثبتی را در بالابردن دقت پیش‌بینی دارا بودند. عیوضی و همکاران (۱۳۸۸)، در تحقیق خود به بررسی وضعیت رطوبتی حوزه آبخیزگران‌رود، با استفاده از شاخص SPI در دوره‌های زمانی بلندمدت و کوتاه‌مدت پرداخته و سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و شبکه شعاعی به مقایسه‌ی دقت پیش‌بینی خشکسالی در حوزه مورد نظر پرداختند که نتایج بدست آمده نیز حاکی از دقت بالای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نسبت به شعاعی بود. حجابی (۱۳۹۰)، به پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی با استفاده از شاخص SPI و مدل آریمای مکرر، شبکه عصبی فازی و استنتاج فازی پرداخت، نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی خشکسالی است. قبائی سوق و مساعدی

¹ Artificial Neural Networks

عصبی چندگامی مستقیم^۳ که ترکیبی از مدل استوکاستیک خطی و مدل شبکه عصبی مصنوعی غیرخطی است، بدین نتیجه رسیدند که مدل هیبرید دارای کارایی بهتری نسبت به سایر مدل‌هاست (Mishra and Desai, 2007). نتایج محققین در کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در بخش‌هایی از حوزه آبخیز زاینده رود نشان داد که روش‌های مدرنی همچون شبکه عصبی مصنوعی توانایی محاسبات و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را جهت کاهش بحران‌های ناشی از پدیده‌هایی همچون سیل و خشکسالی را دارا بوده و لذا در راستای مدیریت منابع آبی بسیار حائز اهمیت می‌باشد (Nasri, 2010).

براساس تحقیق (Shahabfar and Eitzinger, 2013) در مقایسه کارایی دو شاخص SPI و CZI برای نمونه‌های اقلیمی ایران نشان داد، شاخص CZI برای اقلیم خشک و سرد در ایران مناسب است. برجی و همکاران در مطالعه خود با استفاده از شاخص (SDI) و شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی جریان پرداختند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل در پیش‌بینی بلندمدت نسبت به مقیاس کوتاه‌مدت خشکسالی است (Borji et al., 2016). محققین در پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شاخص بارش استاندارد SPI، به مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، مدل هیبرید شبکه عصبی مصنوعی- مویک و شبکه عصبی مصنوعی- ماشین بردار پشتیبان به منظور پیش‌بینی خشکسالی کوتاه مدت در حوزه آبخیز رودخانه آواش^۴ در اتیوپی پرداختند. نتایج آنان نشان داد که مدل هیبرید پاسخ مناسبی در مقیاس ۶ ماهه نسبت به ۳ ماهه ارائه نمود (Belayne et al., 2016). محققین در تحلیل روند خشکسالی اقلیمی با استفاده از شاخص SPI در مناطق خشک و جنوب ایران در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه بدین نتیجه دست یافتند که روند معنی‌داری در خشکسالی مشاهده نشد (Zarei and Eslamian, 2017).

(۱۳۹۱)، به طراحی و معرفی شاخص‌های خشکسالی هواشناسی در چند منطقه اقلیمی خشک و نیمه‌خشک می‌پردازند، شاخص‌ها شامل SPI، CZI، RAI و PNI، DI، RDI، Z-Score بودند. نتایج نشان‌دهنده کارایی مناسب شاخص CZI در اقلیم سرد و خشک (کرمانشاه) است.

بذرافشان و همکاران (۱۳۹۲)، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و بازگشتی و مدل آریمما به پیش‌بینی خشکسالی در حوزه آبخیز کرخه پرداختند، نتایج حاکی از عملکرد قابل قبول شبکه عصبی مصنوعی MLP در پیش‌بینی چندگام آینده نسبت به دو مدل ذکر شده بود. جهانگیر و همکاران (۱۳۹۴)، وضعیت خشکسالی استان تهران و البرز را با استفاده از شاخص بارندگی استاندارد (SPI)، مورد پایش و پیش‌بینی قرار دادند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون چندلایه دارای عملکرد مناسبی است. رضایی و معماریان (۱۳۹۴)، با استفاده از شاخص SPI و شاخص‌های اقلیمی به بررسی کارایی شبکه‌های عصبی - فازی با الگوریتم آموزش شبکه مومنتوم و تابع گوسی پرداختند. و شبکه عصبی مصنوعی را به عنوان مناسب‌ترین مدل جهت پیش‌بینی خشکسالی در منطقه اقلیمی بیرجند ارائه نمودند.

نتایج محققین در بررسی کارایی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۱ (MLP) با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا جهت پیش‌بینی خشکسالی در اسپانیا نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تداوم خشکسالی از دقت بالایی برخوردار می‌باشد (Cresp and Mora, 1993). نتیجه محققین در پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شاخص پالمرو و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور چندلایه در حوزه آبخیز رودخانه کونچس^۲ در مکزیکو نشان داد، شبکه فوق دارای قابلیت مناسبی در پیش‌بینی خشکسالی دارد (Kim et al., 2003). محققین در بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی، مدل آریمما و مدل شبکه

³ . Direct Multisteps Neural Networks (DMSNN)

⁴ Awash

1 .MLP(Multilayer Perceptron)

2 .Conches, Mexico

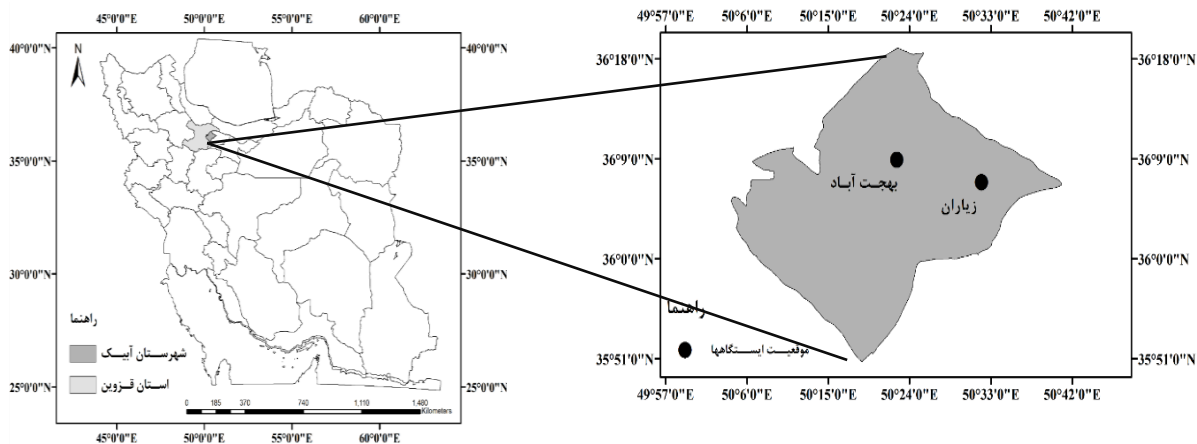
شهرستان آبیگ با ۱۳۱۳ کیلومترمربع یکی از شهرستان‌های استان قزوین می‌باشد که هم‌مرز با استان البرز بوده و از نظر جغرافیایی در موقعیت ۵۰ درجه و ۳۱ دقیقه شرقی و ۳۶ درجه و ۲ دقیقه پهنای شمالی و در ارتفاع ۱۲۵۰ متری از سطح دریا قرار دارد. این شهرستان دارای ۳ ایستگاه باران‌سنجی است که در این تحقیق از دو ایستگاه با طول آماری طولانی بهره گرفته شد (شکل ۱). (طول و عرض جغرافیایی ایستگاه بهجت‌آباد "۳۵' ۲۲" ۵۰° و "۵۴' ۰۸" ۳۶° و در ایستگاه زیاران "۵۷' ۳۱" ۵۰° و "۵۳' ۰۶" ۳۶° می‌باشد).

همانطور که اشاره گردید، تاکنون محققین زیادی از شاخص‌های متنوعی بعنوان فاکتور پیش‌بینی‌کننده^۱ جهت پیش‌بینی خشکسالی استفاده نمودند، اما تحقیقی که به کارایی پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی با پیش‌بینی‌کننده‌های SPI و CZI چه به لحاظ کمی (با استفاده از ضرایب تبیین و خطا) و چه طبقات کیفی (آماره کاپا) در شش ماه آینده پردازد، صورت نپذیرفته است.

به طور کلی دشت قزوین پهنه دربرگیرنده استان قزوین و قطب صنعت در جوار پایتخت، در سال‌های اخیر به سبب وقوع خشکسالی‌های متناوب، با مشکل کم‌آبی مواجه شده و در نتیجه‌ی آن خسارات جدی به بخش صنعت، کشاورزی و دامپروری وارد آمده است، بطوریکه طی سال‌های گذشته شاهد تشدید افت سطح آبخوان‌های دشت قزوین، که به نوبه‌ی خود بزرگترین منبع تامین‌کننده‌ی آب مورد نیاز کشاورزی، شرب و صنعت استان به شمار می‌رود نیز بوده‌ایم. طبق مطالعات صورت گرفته در آمار ۱۳۴۴ تا ۱۳۷۷، سطح این آبخوان سالانه ۲۵ سانتیمتر افت داشته است (عزیزی، ۱۳۸۲). در این بین، کمبود آب در شهرستان آبیگ که دارای صنایع سنگین و سبک متنوع، رشد جمعیت ۱۹۰ درصدی (تا سرشماری سال ۱۳۹۰) و ۲۴ هزار هکتار اراضی زراعی واقع در این استان را با مشکلاتی جدی مواجه نموده است. از آنجائی که دو شاخص CZI و SPI از نظر نوع پارامتر مورد نیاز (بارش) یکسان است و تنها در رویکرد برازش داده‌های باران بر تابع توزیع احتمال متفاوت است، لذا هدف از تحقیق فوق توسعه مدل پیش‌بینی وقوع خشکسالی با استفاده از دو شاخص مذکور و شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب بهترین شاخص پیش‌بینی‌کننده است، تا چه به لحاظ کمی و چه طبقات کیفی، تفاوت در آستانه‌های خشکسالی مورد پایش و پیش‌بینی قرار گیرد.

روش تحقیق

¹ Predictor



شکل (۱): نقشه موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی شهرستان آبیک در استان قزوین و کشور

متغیر تصادفی نرمال استاندارد SPI با میانگین صفر و واریانس یک صورت می‌گیرد.

- استخراج متغیر تصادفی SPI مربوط به هر مقدار بارندگی در سطوح هم‌احتمال از منحنی احتمالات تجمعی نرمال و تعیین وضعیت خشکسالی به لحاظ طبقات کیفی، با استفاده از جدول (۲).

(۳)

$$Z = SPI = - \left[t - \frac{C_0 + C_1 t + C_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] \quad \text{برای } 0 < H(x) \leq 0.5$$

(۴)

$$Z = SPI = + \left[t - \frac{C_0 + C_1 t + C_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] \quad \text{برای } 0 < H(x) \leq 0.5$$

(۵)

$$t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{1 - H(x)}\right)} \quad \text{برای } 0.5 < H(x) < 1$$

(۶)

$$t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{H(x)}\right)} \quad \text{برای } 0.5 < H(x) < 1$$

شاخص بارش استاندارد شده (SPI)

مراحل اجمالی تحقیق به صورت زیر می‌باشد:

- استخراج داده‌های بارندگی ماهانه و تصحیح نواقص آماری با روش رگرسیون‌گیری: که در این تحقیق به منظور بررسی وضعیت خشکسالی در سطح شهرستان آبیک، از آمار بارندگی ۲ ایستگاه باران‌سنجی که دارای کفایت آماری (۱۳۵۱-۱۳۹۴) بودند، استفاده گردید.

- تشکیل سری‌های زمانی در مقیاس \hat{I} ماهه (۹، ۶، ۳) در برنامه متلب.

- برازش توزیع آماری گاما بر سری‌های بارندگی حاصل از مرحله قبل و محاسبه احتمالات تجمعی توزیع گاما (McKee, et al., 1993).

$$g(x) = \frac{1}{B^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/B} \quad (1)$$

α پارامتر شکل و β پارامتر مقیاس است. x مقدار دبی و $\Gamma(\alpha)$ تابع گاما بوده و از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

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

- تغییر شکل هم احتمال توزیع تجمعی گاما به نرمال که در این مرحله پس از محاسبه‌ی تابع تجمعی کل، تغییر شکل هم احتمالی تابع تجمعی گاما به

جدول (۲): طبقه‌بندی SPI (McKee et al., 1993) و CZI (Ju et al., 1997).

SPI, CZI	طبقه
>۲	ترسالی خیلی شدید
۲ تا ۱/۵	ترسالی شدید
۱/۵ تا ۱	ترسالی متوسط
۱ تا ۰/۵	ترسالی خفیف
۰/۵ تا -۰/۵	نرمال
-۰/۵ تا -۱	خشکسالی خفیف
-۱ تا -۱/۵	خشکسالی متوسط
-۱/۵ تا -۲	خشکسالی شدید
-۲ <	خشکسالی خیلی شدید

رایج‌ترین ساختار مورد استفاده از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرومتئورولوژیکی، شبکه پرسپترون چندلایه است (Mishra and Desai, 2007). لذا در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده گردید که طبق گزارشات، ۹۰٪ تجارب انجام شده در این زمینه با این شبکه‌ها صورت می‌گیرد (Kim et al., 2003). در این بررسی از روش شبکه عصبی چندگامی مستقیم که توسعه‌یافته شبکه پرسپترون چندلایه است، برای پیش‌بینی شش ماه بعد استفاده شد. در واقع پیش‌بینی خشکسالی در ۶ ماه آینده می‌تواند دید مفیدی به برنامه‌ریزان بخش منابع آب و هشدار جهت مدیریت بهینه منابع آب ارائه دهد (Mishra and Desai, 2007).

روش شبکه عصبی چند گامی مستقیم

مزیت این مدل نسبت به مدل MLP داشتن خروجی‌های چندگانه است. یعنی لایه خروجی طبق هدف دارای چندین نرون است و هر نرون خروجی یک گام زمانی را پیش‌بینی می‌کند (Mishra and Desai, 2006). شکل ۲، یک شبکه عصبی چند گامی مستقیم را نشان می‌دهد.

شاخص Z چینی (CZI)^۱

این شاخص بر مبنای تبدیل ریشه مربعات ویلسون-هیلفرتی^۲ بدست می‌آید (Kendall and Stuart, 1977) و مقادیر بارش از توزیع پیرسون تیپ ۳ تبعیت می‌نماید. مراحل محاسبه شاخص CZI به شرح زیر است (Ju et al., 1997)

$$CZI = \frac{6}{C_s} \left(\frac{C_s}{g} \varphi_i + 1 \right)^{1/3} - \frac{6}{C_s} + \frac{C_s}{6} \quad (7)$$

$$C_s = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^3}{n \times \sigma^3} \quad (8)$$

$$\varphi_i = \frac{xi - \bar{x}}{\sigma} \quad (9)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (xi - \bar{x})^2} \quad (10)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum xi \quad (11)$$

C_s = ضریب چولگی؛ φ_i = متغیر استاندارد داده‌ها،
 \bar{x} = میانگین بارش کل دوره (میانگین بارش ماهانه)؛
 x_i = داده‌های بارش کل دوره؛ n = تعداد داده‌ها؛
 σ = انحراف معیار داده‌ها.

شبکه عصبی مصنوعی

¹ China Z Index

² Wilson- Hilferty

یک تا ۱۲ (۱۲، ۱۱، ۱۰، ۹، ۸، ۷، ۶، ۵، ۴، ۳، ۲، ۱) و تعداد نرون‌های لایه مخفی از یک تا $2n+1$ متغیر بود. با اجرای برنامه کلیدی حالات بررسی شد و ساختاری که کمترین خطای پیش‌بینی را داشت به عنوان ساختار بهینه‌ی شبکه‌ی عصبی معرفی شد و پیش‌بینی یک دو گام به جلو صورت گرفت.

در مطالعه حاضر سری‌های زمانی مقادیر SPI و CZI در مقیاس زمانی ماهانه با استفاده از داده‌های بارش، طول آماری ۳۰ سال (۱۳۵۱-۱۳۸۱) جهت مرحله کالیبراسیون یا مدل‌سازی و ۱۳ سال آماری پایانی (۱۳۸۱ تا ۱۳۹۴) جهت توسعه و صحت‌سنجی مدل استفاده گردید.

معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی

به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از مدل، سه معیار جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب همبستگی (R^2) به ترتیب در روابط ۱۲، ۱۳ و ۱۴ مورد بررسی قرار گرفت.

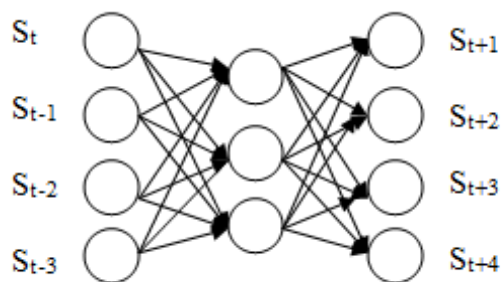
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (obs - pre)^2}{n}} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |obs - pre|}{n} \quad (13)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (obs - \overline{obs})(pre - \overline{pre})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (obs - pre)^2}} \quad (14)$$

عنوان حالات دارای بالاترین دقت در نظر گرفته شده که این موضوع حاکی از نزدیکی بیشتر مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده می‌باشد (Mishra and Desai, 2007).

آماره‌ی کاپا



لایه خروجی لایه مخفی ورودی‌ها

شکل (۲): شبکه عصبی چندگامی مستقیم

در مطالعه‌ی حاضر لایه‌ی خروجی شبکه دارای ۶ نرون است که نشان‌دهنده‌ی گام‌های زمانی یک و تا شش ماهه می‌باشد. در ابتدا، برنامه‌ای با استفاده از نرم‌افزار MATLAB برای شبکه‌ی عصبی چندگامی مستقیم نوشته شد. الگوریتم آموزش مورد استفاده، الگوریتم لوبنبرگ-مارکوات بر مبنای الگوریتم آموزش پس‌انتشارخطا و تابع انتقال مورد استفاده در لایه مخفی و خروجی به ترتیب تابع انتقال تانژانت-سیگموئید و تابع انتقال خطی بودند. تعداد تکرار برابر ۵۰۰ در نظر گرفته شد و تنها یک لایه‌ی مخفی برای شبکه در نظر گرفته شد. تعداد نرون‌های ورودی از

در روابط بالا n ، تعداد کل داده‌ها در هر مرحله آموزش و obs و ob به ترتیب نماد مقادیر مشاهداتی و میانگین مقادیر مشاهداتی و pre و pre نیز به ترتیب نماد مقادیر پیش‌بینی شده و میانگین مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشند. که در تحلیل نتایج حاصل از معیارهای فوق نزدیک‌ترین مقادیر RMSE و MAE به صفر و نزدیک‌ترین مقدار R^2 به یک، به

مجموع حاصل ضرب نسبت P_{ij} در w_{ij} بدست می‌آید. بنابراین، آماره‌ی کاپای وزنی از رابطه ۱۶ بدست می‌آید:

$$K = 1 - \frac{\sum w_{ij} P_{ij}}{\sum w_{ij} P_{e,ij}} \quad (16)$$

آماره‌ی آزمون معنی‌داری آماره‌ی کاپای وزنی با فرضیه‌ی صفر عدم توافق، به صورت زیر است:

$$t = \frac{K}{\sqrt{\frac{\sum w_{ij}^2 P_{e,ij} - (\sum w_{ij} P_{e,ij})^2}{n(\sum w_{ij} P_{e,ij})^2}}} \quad (17)$$

که در این رابطه، n تعداد مشاهدات سری است.

نتایج و بحث

شکل ۳ مقادیر معیارهای R^2 ، RMSE و MAE شاخص‌های SPI و CZI را در مقیاس‌های زمانی کوتاه مدت و میان مدت (۳، ۶ و ۹ ماهه) نشان می‌دهد. مطابق شکل، در ایستگاه بهجت آباد بهترین حالت پیش‌بینی در CZI9 ($R^2=0/95$ ، $RMSE=0/22$ و $MAE=0/17$) در یک ماه بعد بوده و کمترین مقدار ضریب همبستگی ($0/71$) در مقیاس زمانی ۳ ماهه در همین ایستگاه در شاخص SPI مشاهده گردیده است. در ایستگاه زیاران نیز بهترین حالت شاخص CZI در مقیاس ۹ ماهه با ضریب همبستگی $0/92$ و در شاخص SPI نیز در مقیاس ۹ ماهه با کمی اختلاف ($R^2=0/9$) است. در مجموع بهترین حالت پیش‌بینی در گام اول CZI9 بوده کما اینکه گام‌های زمانی اول در هر مقیاس نتایج با دقت بالاتری را نشان داده اند.

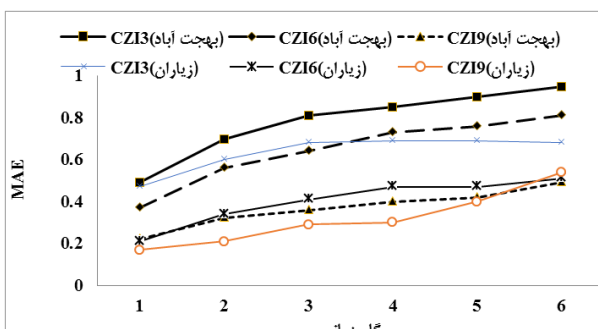
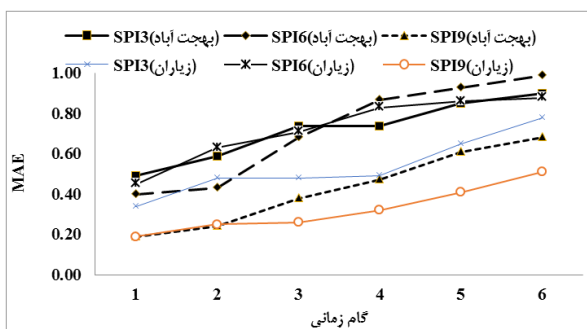
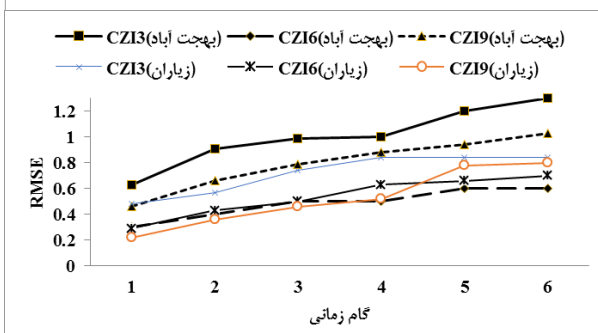
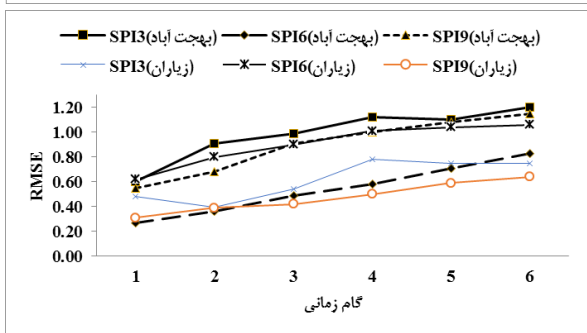
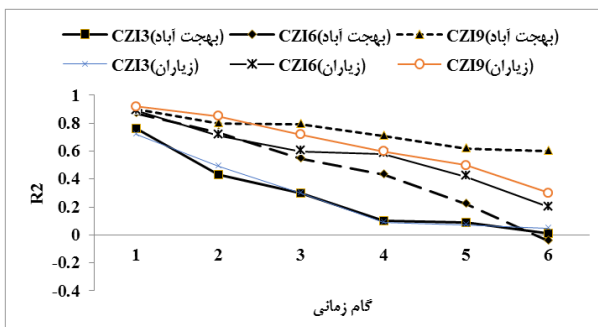
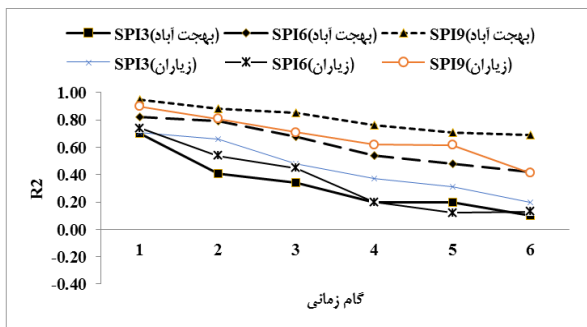
به منظور مقایسه‌ی طبقات مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده‌ی SPI و CZI، از آماره‌ی کاپای کوهن^۱ استفاده شد. آماره‌ی کاپا نخستین بار توسط کوهن به عنوان معیار اندازه‌گیری توافق در علم روان‌شناسی معرفی شد (Cohen, 1968). فرض کنید P_{ij} نسبت کل اجزایی از سری زمانی است که به طبقه‌ی I از یک سری و به طبقه‌ی J از سری دوم اختصاص دارد. این نسبت‌ها می‌توانند داخل یک ماتریس شکل بگیرند که قطر اصلی آن شامل نسبت‌های منحصر بفرد P_{ii} اجزایی است که در هر دو سری مطابقت دارند. P_0 مجموع مقادیر P_{ii} است. با در نظر گرفتن $P_{e,ii}$ به عنوان حاصل ضرب مجموع نسبت‌های ردیف و ستون مربوطه ($P_{e,ii}=P_{i,0}$ ، $P_{i,0}$)، مقدار قابل انتظار توافق، برابر است با جمع مقادیر $P_{e,ii}$ ؛ این جمع را P_e می‌نامیم. آماره‌ی کاپا به صورت معادله ۱۵ تعریف می‌شود:

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (15)$$

لندیس و کوچ^۲ (۱۹۷۷) پیشنهاد کردند که مقادیر K کمتر از $0/4$ نشان‌دهنده‌ی توافق ضعیف تا خیلی ضعیف بوده، مقادیر $0/40-0/55$ نشان‌دهنده‌ی توافق متوسط، مقادیر $0/70-0/55$ نشان‌دهنده‌ی توافق خوب و مقادیر بیش از $0/70$ نشان‌دهنده‌ی توافق خیلی خوب تا عالی می‌باشند (Cohen, 1968). در مقایسه‌ی طبقات SPI در سری‌های مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی مصنوعی، میزان عدم توافق بین طبقه‌ی خشکسالی خفیف و خشکسالی متوسط به میزان عدم توافق بین طبقه‌ی خشکسالی خفیف و خشکسالی شدید، تفاوت چندانی نیست. از این رو با در نظر گرفتن وزن‌های معین برای هر یک از حالات عدم توافق می‌توان مقایسه‌ی دقیق‌تری از طبقات SPI در سری‌های مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده داشت. با در نظر گرفتن وزن w_{ij} برای عدم توافق در درایه‌ی ij ماتریس، عدم توافق وزنی از

¹ - Cohen's Kappa statistic

² - Landis and Koch



شکل (۳): مقایسه مقادیر آماره‌ی خطا SPI و CZI مشاهده شده و پیش‌بینی‌شده‌ی ایستگاه‌های مورد استفاده در ۶ ماه آینده، در مقیاس‌های زمانی مورد مطالعه.

معنی‌دار بین میانگین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده است و فرضیه‌ی صفر مبنی بر برابری میانگین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل DMSNN پذیرفته می‌شود. همچنین در مورد مقایسه مقادیر واریانس‌های مشاهده شده و پیش‌بینی شده، نتایج نشان می‌دهد که فرضیه صفر مبنی بر برابری واریانس‌ها بجز در SPI9 در ایستگاه بهجت‌آباد و تمامی پنجره‌های زمانی شاخص SPI در ایستگاه زeyaran پذیرفته می‌شود. لذا بطور کلی نتایج نشان می‌دهد، مدل DMSNN بطور نسبی، بخوبی قادر بوده مقادیر میانگین و واریانس مشاهده‌ای را حفظ نماید.

با توجه به شکل ۳ که به ترتیب مقادیر توابع عملکرد شبکه در دو شاخص SPI و CZI را نشان می‌دهند، نتایج نشان می‌دهد، میزان ضرایب همبستگی بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده از مقیاس زمانی ۳ به ۹ ماهه افزایش می‌یابد، همچنین با افزایش افق زمانی پیش‌بینی مقدار ضرایب همبستگی کاهش و مقادیر خطا افزایش می‌یابد.

جدول ۳ آزمون مقایسه میانگین و واریانس شاخص SPI و CZI را با دو آماره F و Z در یک ماه بعد نشان می‌دهد. نتایج آنالیز میانگین در دو ایستگاه در سه مقیاس زمانی مورد مطالعه بیانگر عدم تفاوت

جدول (۳): مقایسه مقادیر میانگین و واریانس مقادیر SPI و CZI مشاهده شده و پیش‌بینی شده ایستگاه‌های مورد مطالعه در یک گام زمانی بعد، با استفاده از آزمون Z و F در مقیاس‌های زمانی ۳، ۶ و ۹ ماهه.

ایستگاه	شاخص	پیش‌بینی شده	مشاهده شده	آزمون مقایسه میانگین‌ها		پیش‌بینی شده	مشاهده شده	آزمون مقایسه واریانس‌ها	
				Z	P-value			F	P-value
بهجت آباد	CZI3	۰/۰۰۲	-۰/۰۱۴	-۰/۱۳۰	**۰/۱۸۵	۰/۹۷۱	۰/۴۴۶	۰/۴۶۰	**۰/۰۰۰
	CZI9	-۰/۱۴	-۰/۰۲۰	۰/۹۰۰	*۰/۳۶	۱/۰۷۶	۰/۶۳۱	۰/۵۸۷	*۰/۰۱۶
	CZI9	۰/۰۴۵	۰/۰۴۳	-۰/۰۱۰	*۰/۴۸	۰/۹۴۶	۰/۸۹۵	۰/۹۴۶	*۰/۰۴۹
	SPI3	۰/۳۶۰	۰/۲۷۱	-۰/۷۵۰	*۰/۶۳۹	۰/۷۰۱	۰/۴۴۴	۰/۶۳۳	*۰/۰۳۹
	SPI6	۰/۰۳۸	-۰/۰۰۲	-۰/۳۵۰	**۰/۷۶	۰/۶۰۷	۰/۵۱۷	۰/۸۵۲	*۰/۰۴۱
	SPI9	۰/۱۶۲	۰/۱۱۳	-۰/۴۷۰	**۰/۶۵	۰/۴۸۹	۰/۴۵۲	۰/۰۰۲	*۰/۰۲
زیاران	CZI3	-۰/۱۶۶	-۰/۲۲۵	-۰/۴۴۰	**۰/۶۵	۰/۹۹۴	۰/۵۱۶	۰/۵۱۹	**۰/۰۰۳
	CZI9	-۰/۲۰۸	-۰/۲۳۸	-۰/۲۲۰	**۰/۱۸۷	۰/۸۸۸۲	۰/۶۷۶	۰/۷۶۶	**۰/۰۰۱
	CZI9	-۰/۲۵۲	-۰/۲۰	-۰/۰۷۰	**۰/۹۴	۰/۵۵۷	۰/۴۵۶	۰/۸۱۹	**۰/۰۰
	SPI3	۰/۰۷۴	۰/۱۲۱	۰/۴۲۰	**۰/۹۸	۰/۶۸۲	۰/۳۵۵	۰/۵۲۱	**۰/۰۰۳
	SPI6	۰/۱۳۳	۰/۱۳۱	-۰/۰۱۰	*۰/۷۶	۰/۵۵۱	۰/۴۶۴	۰/۸۴۲	*۰/۰۳
	SPI9	۰/۰۵۳	۰/۰۳۸۸	-۰/۱۲۰	۰/۰۱۳	۰/۶۲۹	۰/۶۰۲	۰/۹۵۸	*۰/۰۴

* معنی‌داری در سطح اعتماد ۹۵٪؛ ** معنی‌داری در سطح اعتماد ۹۹٪

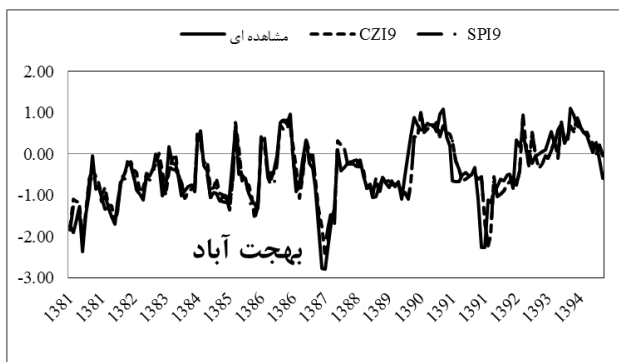
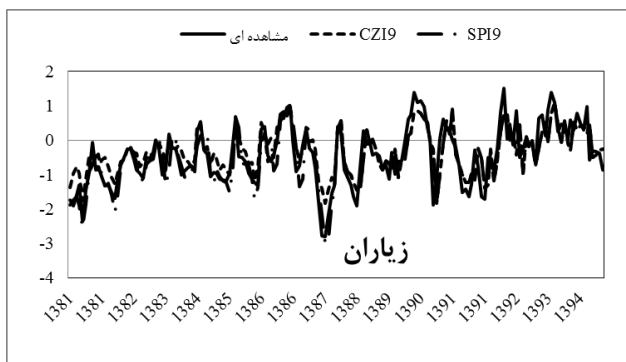
شاخص CZI9 و سپس SPI9 نشان داده است. در ایستگاه زیاران نیز مشابه می‌باشد و در مجموع، حداکثر توافق در مقیاس SPI9 ایستگاه بهجت‌آباد است. شکل ۵ نیز نمودارهای مربوط به مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهداتی را در بهترین حالت بدست آمده یعنی SPI9 و CZI9 در ایستگاه بهجت‌آباد و زیاران نشان می‌دهد. مطابق با آن مشاهده می‌شود که مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهداتی در ایستگاه بهجت‌آباد دارای تطابق بیشتری هستند.

جدول ۴ مقادیر آماره‌ی کاپا در هر مقیاس را نشان می‌دهد. مطابق جدول، پیش‌بینی‌های شش گام بعد در پنجره زمانی نه ماهه معنی‌دار بوده و توافق عالی در بین طبقات مشاهده شده و پیش‌بینی شده وجود دارد اما در SPI6 و CZI6 حداکثر در سه گام بطور میانگین توافق معنی‌دار وجود دارد. در ایستگاه بهجت‌آباد بیشترین و کمترین مقدار آماره‌ی کاپا در هر دو شاخص به ترتیب در مقیاس‌های زمانی ۹ و ۳ ماهه مشاهده گردیده است به‌طوری‌که بهترین حالت را

جدول (۴): مقادیر آماره‌ی کاپای وزنی هر دو ایستگاه در دو شاخص CZI و SPI در مقیاس‌های زمانی مورد بررسی.

ایستگاه	شاخص	گام زمانی					
		۱	۲	۳	۴	۵	۶
بهجت آباد	CZI3	*۵۱/۰	*۴۴/۰	*۴۳/۰	*۳۳/۰	*۳۳/۰	*۳۳/۰
	CZI9	*۴۹/۰	*۳۵/۰	*۱۵/۰	۱۱/۰	۰۹/۰	۰۳/۰
	CZI9	*۸۳/۰	*۶۸/۰	*۵۹/۰	*۵۱/۰	*۴۲/۰	*۳۱/۰
	SPI3	*۳۵/۰	۱۶/۰	۰۲/۰	۰۲/۰	۰۰/۰	۰۰/۰
	SPI6	*۶۱/۰	*۵۰/۰	*۳۲/۰	*۲۴/۰	۱۳/۰	۰۶/۰
	SPI9	*۷۷/۰	*۶۶/۰	*۵۵/۰	*۴۰/۰	*۳۱/۰	*۱۸/۰
زیاران	CZI3	*۳۹/۰	۱۵/۰	۱/۰	۱/۰	۱/۰	۰۲/۰
	CZI9	*۶۹/۰	*۳۹/۰	*۳۱/۰	*۲/۰	۱۴/۰	۰۱/۰-
	CZI9	*۷۲/۰	*۵۲/۰	*۳۹/۰	*۴۱/۰	*۳/۰	*۳۲/۰
	SPI3	*۴۲/۰	۱۷/۰	۰۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۰
	SPI6	*۵۱/۰	*۳۱/۰	۱/۰	۱۲/۰	۰۲/۰	۰۸/۰-
	SPI9	*۶۲/۰	*۵/۰	*۴۲/۰	*۲۱/۰	*۳۱/۰	*۲۶/۰

*معنی‌داری با سطح اعتماد ۰/۰۵٪



شکل (۵): مقایسه نتایج مقادیر پیش‌بینی شده شاخص SPI9 و CZI9 با مقادیر مشاهداتی در مقیاس زمانی ۹ ماهه در ایستگاه بهجت آباد و زیاران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی.

نتیجه‌گیری

این تحقیق با هدف پیش‌بینی خشکسالی و بررسی کارایی دو شاخص SPI و CZI در مقیاس کوتاه‌مدت و میان‌مدت (۳، ۶ و ۹ ماهه)، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صورت پذیرفت. مقادیر پیش‌بینی شده بصورت کمی در شش گام زمانی با استفاده از معیارهای ارزیابی R^2 ، RMSE و MAE و میزان دقت

مدل در برآورد طبقات کیفی شاخص‌ها با استفاده از آماره کاپا مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق، نشان دهنده کارایی قابل قبول این شبکه و توانایی آن در برآورد مقادیر خشکسالی با استفاده از دو شاخص SPI و CZI است که با نتایج (Nasri, 2010)، (Dastorani and Afkhami, 2011) و (Basheer and Hajmeer, 2000) همخوانی دارد.

نتایج حجایی (۱۳۹۱)، جهانگیر و همکاران (۱۳۹۴) و Belayne et al. (2016) در پیش بینی خشکسالی هواشناسی با استفاده از شاخص SPI مطابقت دارد.

نتایج حاصل از پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از دو شاخص مذکور در سه پنجره زمانی ۳، ۶ و ۹ ماهه در ایستگاه بهجت آباد نسبت به ایستگاه زیاران بواسطه قرارگیری این ایستگاه در مرکز ثقل حوزه، مناسبتر به نظر می رسد، اگرچه به لحاظ آماری تفاوت معنی داری بین مقادیر بارندگی و مقادیر پیش بینی شده در آنها وجود ندارد، اما نتایج این تحقیق نشان می دهد انتخاب مناسب ایستگاهها بارانسجی و هیدرومتری در مطالعات هیدرومتئورولوژیکی و مباحث پیش بینی کمک شایانی به بهبود عملکرد مدل ها می دهد که با نتایج بذرافشان و همکاران (۱۳۹۲)، مبنی بر عملکرد ایستگاههای بخش میانی در بررسی خشکسالی در مقیاس زمانی میان مدت و بلندمدت مطابقت دارد، چرا که ایستگاههای واقع در بخش میانی در حوزههای کوچک در واقع بطور نسبی می تواند نماینده مناسبی از خصوصیات بارش در کل حوضه باشد.

با افزایش جمعیت، پدیده تغییر اقلیم، خشکسالی و کمبود آب در بخشهای مختلف، توسعه احداث مخازن ذخیره آب و اصلاح الگوی کشت ضروری است، این تحقیق می تواند در پیش بینی زمان وقوع خشکسالی حداقل برای ۶ ماه آینده مفید بوده و کمک شایانی به مدیران در بخش برنامه ریزی کلان آب و منابع آبی در کشور نماید.

نتایج پیش بینی شبکه چندگامی مستقیم نشان دهنده توانایی بالای این شبکه در پیش بینی چندگام به جلو خشکسالی هواشناسی است، در این تحقیق با افزایش گام زمانی خروجی های مدل چند گامی مستقیم، مقادیر ضرایب همبستگی و خطا بطور تقریبا منظم و قابل قبولی تغییر نشان می دهند، بطوریکه با افزایش گام زمانی ضریب همبستگی کاهش و خطای برآورد افزایش می یابد که با نتایج حجایی (۱۳۹۰) و میشر و دسای (۲۰۰۷) مبنی بر کاهش کارایی این شبکه در چند گام آینده همخوانی دارد.

نتایج حاصل از مقایسه میانگین و واریانس مقادیر مشاهده ای و پیش بینی شده حاکی از پاسخ مناسب شاخص CZI در دو ایستگاه مورد مطالعه در پنجره های زمانی مورد مطالعه است، در مورد پیش بینی مقادیر کمی و کیفی طبقات خشکسالی هواشناسی، نیز این شاخص پاسخ مناسب تری نسبت به شاخص SPI ارائه داده است، لذا نتایج این تحقیق با تحقیقات Wu and Hayes (2001) و قبائی سوق و مساعدی (۱۳۹۱) مبنی بر استفاده از شاخص CZI برای شرایط خشک و اقلیم سرد و خشک مطابقت دارد.

نتایج حاصل از استفاده از آماره کاپای وزنی نشان داد که با افزایش گام پیش بینی از میزان تشابه بین مقادیر پیش بینی و مقادیر مشاهده ای در طبقات کیفی خشکسالی در دو شاخص CZI و SPI کاسته می شود، و از طرفی با افزایش پنجره زمانی میزان تشابه افزایش می یابد که با

منابع

- بذرافشان، ا.، ع. سلاجقه، ا. فاتحی مرج، م. مهدوی، ج. بذرافشان و س. حجایی. ۱۳۹۲. مقایسه کارایی مدل های آماری و مفهومی در پیش بینی خشکسالی هیدروولوژی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز کرخه). نشریه مرتع و آبخیزداری، دوره ۶۶، شماره ۴، ص ۴۹۳-۵۰۸.
- جهانگیر، م.، ح.، م. خوش مشربان، و ح. یوسفی. ۱۳۹۴. پایش و پیش بینی وضعیت خشکسالی با استفاده از شاخص بارندگی استاندارد (SPI) و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (مطالعه موردی: استان های تهران و البرز). مجله اکوهیدروولوژی، شماره ۴، دوره ۲، ص ۴۲۸-۴۱۷.

- حجایی، س. ۱۳۹۰. مطالعه تطبیقی روش‌های پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی در اقلیم‌های خشک و مرطوب ایران. پایان‌نامه دوره کارشناسی ارشد، دانشکده آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران، ۲۶۰ص.
- خوشحال دستجردی، ج. و س. م. حسینی. ۱۳۸۹. کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی عناصر اقلیمی و پیش‌بینی سیکل خشکسالی (مطالعه موردی: استان اصفهان)، مجله جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، ۳۹، ص ۱۰۷-۱۲۰.
- رضایی، م. و ه. هادیان. ۱۳۹۴. کاربرد سری‌های زمانی بارش و نمایه‌های آماری اقلیمی در پیش‌بینی خشکسالی به کمک شبکه CANFIS (مطالعه موردی: بیرجند-خراسان جنوبی). دو فصلنامه علمی- پژوهشی خشک بوم، جلد ۵، شماره ۲، ص ۵۱-۶۶.
- عزیزی، ق. ۱۳۸۲. ارتباط خشکسالی‌های اخیر و منابع آب زیرزمینی دشت قزوین. پژوهش‌های جغرافیایی، شماره ۴۶، ص ۱۳۱-۱۴۳.
- عیوضی، م.، مساعدی، ا. و ا. ا. دهقانی. ۱۳۸۸. مقایسه روش‌های مختلف پیش‌بینی شاخص خشکسالی SPI، مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، شماره ۲، جلد ۱۶، ص ۱۷-۲۸.
- قبایی سوق، م. و ا. مساعدی. ۱۳۹۱. طراحی و فرایند انتخاب شاخص مناسب بر مبنای پایش چند معرفه خشکسالی در محدوده تعدادی از ایستگاه‌های ناحیه‌ی خشک و نیمه خشک ایران، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۶، شماره ۲، ص ۴۱۴-۴۲۶.
- Basheer I. A., and M. Hajmeer. 2000. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *J Microbiol Methods*. 43:3-31.
- Belayneh, A., J. Adamowski, and B. Khalil. 2016. Short-term SPI drought forecasting in the Awash river basin in Ethiopia using wavelet transforms and machine learning methods. *Sustainable Water Resources Management*, 2(1): 87-101.
- Borji, M., A. Malekian, A. Salajegheh, and M. Ghadimi. 2016. Multi-time-scale analysis of hydrological drought forecasting using support vector regression (SVR) and artificial neural networks (ANN). *Arabian Journal of Geosciences*, 9(19): 725.
- Cohen, J. 1968. Weighted kappa: nominal scale agreement with provision for scaled disagreement or partial credit. *Psychological Bulletin*, 70: 213-220.
- Dastorani, M.T., and H. Afkhami. 2011. Application of artificial neural networks on drought prediction in Yazd (Central Iran). *Desert Journal*, 16: 39-48.
- Hayes, M.J., M.D. Svoboda, D.A. Wilhite, and O.V. Vanyarkho. 1999. Monitoring the 1996 drought using the standardized precipitation index. *Bull Am Meterol Soc*, 80:429-438
- Ju, X.S., X.W. Yang, L.J. Chen, and Y.M. Wang. 1997. Research on determination of indices and division of regional flood/drought grades in China (in Chinese). *Quarterly Journal of Applied Meteorology*, 8(1): 26-33.
- Kendall, M. G., and A. Stuart. 1977. *The Advanced Theory of Statistics*. Charles Griffin & Company: London, High Wycombe, 400.
- Kim, T., J. B. Valdes, and J. Aparicio. 2003. Frequency and spatial characteristics of drought in the Conches River Basin, Mexico. *Journal of Water International*, 27(3): 420-430.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, Anaheim, California. American Meteorological Society.
- Mishra, A. K., and V. R. Desai. 2006. Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. *Journal of Ecological Modelling*, 198, 127-138.
- Mishra, A. K., V. R. Desai, and P. Singh. 2007. Drought forecasting using hybrid stochastic and neural network model. *Journal of Hydrologic Engineering*, 6(626): 1084-10699.
- Nasri, M. 2010. Application of artificial neural networks (ANNs) in prediction models in risk management. *World Applied Sciences Journal*, 10(12): 1493-1500.

Shahabfar, A. R., and J. Eitzinger. 2013. Spatio-temporal analysis of droughts in semi-arid regions by using meteorological drought indices. *Atmosphere*, 94-112.

Wu, H., and M. J. Hayes. 2001. An evaluation of the standardized precipitation index, the china index and statistical Z- Score. *International journal of climatology*, 21: 741-758.

Zahraie, B., and M. Karamouz. 2004. Seasonal precipitation prediction using large scale climate signals. *Proceedings of EWRI-2004 Conference, Salt lake City, USA*, 1: 123-145.

Zarei, A. R., and S. Eslamian. 2017. Trend assessment of precipitation and drought index (SPI) using parametric and non-parametric trend analysis methods (case study: arid regions of southern Iran). *Int. J. Hydrology Science and Technology*, 7(1), pp.12-38.

Developing a Drought Forecasting Model ;Case study Abyek City in Ghazvin Province

F.Maghsoud¹, O.Bazrafshan²

Abstract

Optimum utilization of water resources in the country requires improving the accuracy of forecasting and estimation time of drought. One of the most important issues in monitoring and predicting drought is choosing an appropriate index for the area. In the present study, besides determining two indices of SPI and CZI in two scales of short-term and medium-term using the precipitation of two rain gauge stations in a period of 43 years (1972-2015) located in Abiyek City, the drought forecasting was performed using the Direct Multi-Step Neural Network in six time ahead. The Kappa- Cohen statistic used in order to review the consistency of quality classes between the predicted and observed values. The results of using this network in this study indicated an acceptable performance and capability of this network to estimate the drought using the two scales of SPI and CZI and predict some earlier steps of weather drought. Based on results of the weighted Kappa statistic showed that with increasing the prediction step, the similarity between the prediction amounts and the observed amounts in quality classes of drought decrease in two indices of SPI and CZI. So, by increasing the time scales (from 3 to 9 month), the similarity increases. The results of the prediction with the two mentioned indices and in different scales showed that Ziaran station seems more appropriate because it is located in the center of the area. Therefore, choosing an appropriate station in prediction issues helps improve the models significantly. Finally, this research can be useful in predicting the time of drought at least for the next six months, and help water planning and water resources managers in macro level in the country.

Key words: Forecasting, Drought, Kappa, CZI, SPI.

¹ PhD Student of Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources & Marine Sciences, Tarbiat Modares University. Email: f.maghsoud@modares.ac.ir

² Assistant Professor, Agriculture and Natural Resources Faculty, Hormozgan University. *Corresponding Author: O.Bazrafshan@hormozgan.ac.ir.