

تأثیر پردازش متغیرهای ورودی شاخص بارش استاندارد در پیش‌بینی خشکسالی در شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از تبدیل موجک

حمیده افخمی^{۱*}، محمدرضا اختصاصی^۲ و مژده محمدی^۳

۱- نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کوبرشناسی، دانشگاه یزد، ایران

پست الکترونیک: hamide.afkhami@gmail.com

۲- دانشیار، دانشکده منابع طبیعی و کوبرشناسی دانشگاه یزد، ایران

۳- دانشجوی دکتری، علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کوبرشناسی، دانشگاه یزد، ایران

تاریخ پذیرش: ۹۳/۸/۱۹

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۱/۶

چکیده

خشکسالی یک رویداد طبیعی است که می‌تواند خسارت‌های قابل توجهی را به زندگی بشر وارد سازد. پیش‌بینی خشکسالی نقش مؤثری را در مدیریت منابع آب ایفا می‌کند. در این تحقیق به منظور پیش‌بینی خشکسالی سه مدل ترکیبی از انواع شبکه‌های عصبی و تبدیل موجک ارائه شده است و بعد با استفاده از این مدل‌ها، شاخص بارش استاندارد (SPI) برای ۱۲ ماه آینده در ایستگاه سینوپتیک یزد پیش‌بینی شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی دارند. تبدیل موجک نیز با تجزیه سری‌های زمانی اصلی به سیگنال‌های فرعی منجر به وضوح بهتر آنها می‌گردد. در تحقیق حاضر با استفاده از مدل‌های ترکیبی، که شامل شبکه‌های پرسپترون موجکی (MLP-W)، شبکه‌های برگشتی موجکی (TR-W) و شبکه‌های برگشتی با تأخیر زمانی موجکی (TLRN-W) می‌باشند، به پیش‌بینی سیگنال‌های فرعی حاصل از تبدیل موجک پرداخته شده است. همچنین به منظور بررسی تأثیر تبدیل موجک در عملکرد مدل‌های ترکیبی، نتایج حاصل از این مدل‌ها با نتایج بدست آمده از مدل‌های شبکه عصبی منفرد مقایسه و کارایی آنها با استفاده از برخی آماره‌های ارزیابی اندازه‌گیری شده است. در نهایت، نتایج بدست آمده از مدل‌های ترکیبی، ضریب همبستگی بالاتر و خطای پایین‌تری را نسبت به مدل‌های منفرد نشان داده‌اند. ضریب همبستگی در بهترین مدل ترکیبی (TLRN-W) حدود ۰/۹۷۷ و RMSE و MAE به ترتیب ۰/۰۵ و ۰/۰۲۰ بدست آمد، در حالی که این مقادیر در بهترین مدل منفرد (TLRN) به ترتیب برابر با ۰/۸۹۵، ۰/۰۷ و ۰/۰۲۰ اندازه‌گیری شد. در مجموع یافته‌های این تحقیق، بهبود کارایی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی شاخص خشکسالی را با استفاده از تبدیل موجک نشان می‌دهند.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی خشکسالی، شاخص خشکسالی SPI، تئوری موجک، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ایستگاه یزد.

مقدمه

سوی دیگر، تعیین دقیق زمان شروع و پایان این پدیده مشکل می‌باشد، بنابراین اغلب خشکسالی را پدیده‌ای خزنده توصیف می‌کنند (Mishra, 2006). با وجود تأثیرات تدریجی خشکسالی، تأثیر بلندمدت آن بر جوامع انسانی بسیار قابل توجه می‌باشد (Obasi, 1994). وقوع خشکسالی

خشکسالی یک رخداد طبیعی و اجتناب‌ناپذیر در طول زمان می‌باشد که تأثیر آن تدریجی و در یک دوره زمانی نسبتاً طولانی ظاهر می‌گردد و حتی ممکن است اثرات خشکسالی چند سال پس از پایان آن مشخص گردد. از

روابط غیرخطی بین داده‌ها در مسائل مربوط به مهندسی آب از خود نشان داده است (افخمی و همکاران، ۱۳۸۹). این شبکه‌ها توسط داده‌های مناسبی که دربرگیرنده ورودی و خروجی باشد آموزش دیده و پایان مرحله آموزش، شبکه توسط بخش دیگری از داده‌ها مورد آزمایش قرار می‌گیرد (منهاج، ۱۳۸۴).

در پیش‌بینی سری‌های زمانی، کاربرد نظریه تجزیه سیک (Seek)، مبنی بر تجزیه فرکانس‌های اصلی به فرکانس‌های فرعی‌تر از اهمیت زیادی برخوردار می‌باشد (Kim & Valdes, 2003). امروزه استفاده از تئوری تحلیل موجک (Wavlet) به‌عنوان روشی نوین و کارآمد در زمینه آنالیز سیگنال‌ها و سری‌های زمانی مؤثر واقع شده است (Kim & Valdes, 2003). موجک نوسان‌های حداقلی دارد که به سمت صفر میل می‌کند. این انعطاف‌پذیری در جهات مثبت و منفی دامنه‌اش منجر شده تا موجک همانند یک تابع رفتار کند و قابلیت مدل‌سازی از رفتارهای موجی نامنظم پدیده‌های هیدرولوژیک را داشته باشد (Nori et al., 2009). از طرفی تلفیق موجک با شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز منجر به توسعه مدل‌های جدیدی به نام شبکه‌های عصبی موجکی شده است. مدل تلفیقی هر دو قابلیت‌های سودمند مدل‌های عصبی را به همراه تحلیل موجک دارند، در مدل‌های تلفیقی ایجاد شده، توابع فعال نرون‌های لایه مخفی از توابع موجک پیوسته تبعیت می‌کند (Zhang & Benveniste, 1992). به همین دلیل توانایی این شبکه‌ها در پیش‌بینی سری‌های زمانی افزایش می‌یابد (Abrishamchi et al., 2007).

در راستای پیش‌بینی شاخص خشکسالی، مطالعات زیادی توسط محققان انجام شده است. (Morid et al., 2007) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی دو شاخص خشکسالی شامل شاخص بارش استاندارد (SPI) و شاخص خشکسالی مؤثر (Effective Drought Index) برای ۱ تا ۱۲ ماه آینده در ۱۴ ایستگاه استان تهران پرداختند. نتایج نشان داد که پیش‌بینی شاخص خشکسالی مؤثر (EDI) در تمام ایستگاه‌ها و در تمام زمان‌ها نسبت به

بر منابع آب نیز بشدت تأثیرگذار بوده و هزینه‌های اقتصادی اجتماعی و محیط زیستی بسیاری را به همراه دارد. با وجود تحقیقات گسترده در این زمینه هنوز محققان نتوانسته‌اند آگاهی کافی از محل و زمان وقوع این پدیده بدست بیاورند (Yurekli & Kurunc, 2004). با توجه به آنچه بیان شد تعیین ویژگی‌های خشکسالی و ترسالی در یک منطقه، یکی از نیازهای اساسی برنامه‌ریزی محیط‌زیستی و اقتصادی به‌ویژه برنامه‌ریزی برای مدیریت منابع آب است. از آنجا که زمان دقیق رخداد خشکسالی مشخص نمی‌باشد و همچنین جلوگیری کامل از وقوع این پدیده امکان‌پذیر نمی‌باشد، تجزیه و تحلیل آمار و اطلاعات گذشته برای مناطق مختلف در دوره بازگشت‌های متفاوت گاهی می‌تواند وقوع خشکسالی‌ها و مدیریت مقابله با آن را برای مدیران فراهم کند. برای تجزیه و تحلیل و استخراج اطلاعات، شاخص‌های مختلفی در رابطه با خشکسالی طراحی شده است (Wilhite, 2000). شاخص‌های خشکسالی یک ارزیابی کمی و کیفی از ویژگی‌های زمانی و مکانی رخداد خشکسالی را ارائه می‌دهد (Mishra, 2006). در میان این شاخص‌ها، شاخص استاندارد بارش (Standardized precipitation index (SPI)) به علت سادگی در محاسبات، استفاده از داده‌های قابل استفاده بارش و قابلیت محاسبه برای مقیاس زمانی دلخواه، به‌عنوان مناسب‌ترین شاخص در برآورد مشخصات خشکسالی شناخته شده است (Hayes et al., 1999). علاوه بر این، پیش‌بینی شاخص بارش استاندارد می‌تواند به‌عنوان ابزار مناسبی در راستای برنامه‌ریزی مورد استفاده قرار گیرد. مدل‌های آماری از جمله مدل‌های رگرسیونی (regression) و اتورگرسیونی (autoregressive moving average)، مدل‌هایی هستند که به‌منظور پیش‌بینی خشکسالی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این مدل‌ها از انواع مدل‌های خطی هستند و اساس آنها بر مبنای سری‌های زمانی می‌باشد و دارای توانایی اندکی در مواجهه با داده‌های غیرخطی و غیرآماري می‌باشند (Chazanfari et al., 2008). در چند دهه اخیر تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی بالایی را در پیش‌بینی

پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی از الگوریتم آتروس (Atrous) برای تبدیل موجک دوتایی گسسته (discrete dyadic wavelet transform) همراه با سه لایه پیش‌خور (feed forward) شبکه عصبی استفاده گردید و برای شناسایی سیگنال‌های اقلیمی، تئوری تحلیل موجک به‌کار گرفته شد. نتایج بدست آمده نشان داد که کاربرد تئوری موجک به صورت تلفیق با شبکه عصبی منجر به ارائه نتایج بهتری نسبت به استفاده از مدل‌های شبکه عصبی به صورت منفرد شده است.

در این مقاله کارایی مدل‌های شبکه عصبی موجکی در پیش‌بینی SPI ایستگاه سینوپتیک یزد مورد بررسی قرار گرفته است. هدف اصلی از ارائه مدل‌های ترکیبی، تأثیر کاربرد تئوری موجک در فرایند پردازش داده‌ها قبل از ورود به مدل‌های موجود می‌باشد. در این راستا، ابتدا پیش‌بینی شاخص خشکسالی با استفاده از چند مدل شبکه عصبی مصنوعی به صورت منفرد انجام شد و در مرحله بعد این مدل‌ها با تئوری موجک تلفیق گردید و مجدداً شاخص خشکسالی پیش‌بینی گردید و در نهایت کارایی پیش‌بینی مدل‌ها در دو سناریو با همدیگر مقایسه و با استفاده از برخی شاخص‌های آماری ارزیابی گردید و در نهایت تأثیر استفاده از تئوری موجک در مدل‌های ترکیبی مشخص شد.

مواد و روش

موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

استان یزد بدلیل واقع شدن در کمربند خشک جهانی بین ۲۵ تا ۴۰ درجه عرض شمالی یکی از استان‌های خشک کشور محسوب می‌شود. بنابراین وقوع خشکسالی در این استان امری اجتناب‌ناپذیر می‌باشد و این مسئله تأثیر عمده‌ای را در بخش مدیریت منابع آب داشته است. بیشترین درجه حرارت در تیرماه به ۴۶ درجه سانتی‌گراد می‌رسد که این منجر به تبخیر بیشتر از سطح سفره‌های آب زیرزمینی و تفرق از سطح پوشش گیاهی می‌شود. میزان بارش سالیانه در استان متفاوت است و از حدود ۵۰ میلی‌متر در ایستگاه سینوپتیک یزد تا ۲۵۰ میلی‌متر در اطراف شیرکوه می‌باشد.

شاخص SPI کارایی بالاتری را نشان داده است. همچنین مطالعاتی در رابطه با استفاده از مدل‌های تلفیقی شبکه عصبی موجکی نیز انجام شده است. (Cannas et al, 2006) تأثیر پردازش مقدماتی داده‌ها را در کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از تبدیل موجکی پیوسته و گسسته بررسی کردند. نتایج آنان نشان داد که پردازش مقدماتی با استفاده از آنالیز موجک قبل از ورود به مدل‌های شبکه عصبی منجر به افزایش کارایی شبکه در مدل‌سازی سری‌های زمانی شده است. (Partal & Cigizoglu, 2009) از مدل ترکیبی شبکه عصبی موجکی برای پیش‌بینی بارش روزانه در ترکیه استفاده کردند. نتایج تحقیق فوق نشان داد که مدل ترکیبی از قابلیت بهتری در پیش‌بینی بارش آینده نسبت به مدل‌های منفرد برخوردار است. (Abrishamchi et al., 2007) از مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک برای پیش‌بینی ۳،۱ و ۶ ماهه خشکسالی استفاده کردند. نتایج بدست آمده از این تحقیق نشان داد که استفاده از آنالیز موجک در تلفیق با شبکه‌های عصبی منجر به افزایش کارایی این مدل‌ها شده است. حسن‌زاده و همکاران (۱۳۹۱) برای پیش‌بینی آینده خشکسالی، از تلفیق الگوریتم ژنتیک و مدل ترکیبی شبکه عصبی موجکی در تحلیل شاخص بارندگی استاندارد استفاده کردند و در نهایت به این نتیجه رسیدند که بکارگیری روش تلفیقی مذکور در مقایسه با تلفیق الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی، نتایج مطلوبی را ارائه می‌دهد، به طوری که به عنوان مثال ضریب همبستگی برای SPI₄₈ با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی حدود ۰/۹۷ و برای شبکه عصبی تلفیق‌شده با الگوریتم ژنتیک حدود ۰/۹۳ محاسبه شده است. (Kim & Valdes, 2003) از مدل پیوسته بر پایه تبدیل موجک دوتایی (Dyadic wavelet) و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شاخص خشکسالی پالم در حوزه رودخانه کنچز (Conches) در مکزیک استفاده کردند. این محققان برای پیش‌بینی سیگنال‌های زیرین (sub-signals) حاصل از تجزیه موجک و نیز بازسازی سیگنال اصلی از سیگنال‌های زیرین، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. در این تحقیق به منظور

این شاخص، توزیع گاما بر سری‌های زمانی داده‌های بارندگی برآزش داده می‌شود و به این ترتیب احتمال تجمعی بارندگی برای ماه مشخص بدست می‌آید. تابع چگالی احتمال (Probability density function) توزیع گاما به صورت زیر تعریف می‌شود (Mishra & Desai, 2005).

(۱)

که در این رابطه $X \geq 0$ مقدار بارندگی، $\alpha > 0$ پارامتر شکل (Shape parameter)، $\beta > 0$ پارامتر مقیاس (Scale parameter) و $\tau(\alpha)$ تابع گاما هستند. این احتمال به متغیر تصادفی Z تبدیل گردید که یک مقدار نرمال شده با میانگین صفر و انحراف معیار یک است. در واقع SPI مقدار انحراف استاندارد است که یک رویداد مشخص از شرایط نرمال منحرف می‌شود. بر این اساس طبقه‌بندی خشکسالی بر اساس مقادیر SPI در جدول ۱ ارائه شده است (Mishra et al., 2009).

به نحوی که وقوع خشکسالی و برداشت بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی در سال‌های اخیر منجر به افت شدید سطح آب در این استان شده است، به طوری که میزان افت سطح سفره آب زیرزمینی طی دو دهه گذشته در دشت یزد-اردکان حدود ۲۴ متر گزارش شده است (گزارش‌های سازمان آب منطقه‌ای یزد). از این رو مدیریت مناسب بر منابع آب امری ضروری می‌باشد. در این مقاله به منظور پیش‌بینی شاخص خشکسالی، از ایستگاه سینوپتیک یزد استفاده شده است. این ایستگاه با موقعیت ۵۴ درجه و ۱۷ دقیقه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۵۳ دقیقه عرض شمالی و ارتفاع ۱۲۳۰ متر از سطح دریا در بین سایر ایستگاه‌های موجود در استان از آمار اقلیمی به نسبت کامل و بلندمدتی برخوردار می‌باشد. برای انجام این پژوهش از آمار ۴۰ ساله بارش ماهیانه در بازه زمانی سال‌های ۱۹۶۶ تا ۲۰۰۵ میلادی استفاده شده است.

شاخص بارش استاندارد

در تحقیق حاضر به منظور پیش‌بینی خشکسالی از شاخص استاندارد بارش استفاده شده است. برای محاسبه

جدول ۱- طبقه‌بندی خشکسالی بر اساس شاخص SPI

شدت خشکسالی	مقادیر شاخص
ترسالی خیلی شدید	۲ و بیشتر
ترسالی شدید	۱/۵۰ تا ۱/۹۹
ترسالی ملایم	۱ تا ۱/۴۹
نزدیک به نرمال	-۰/۹۹ تا ۰/۹۹
خشکسالی ملایم	-۱ تا -۱/۴۹
خشکسالی شدید	-۱/۵۰ تا -۱/۹۹
خشکسالی خیلی شدید	-۲ و کمتر

زمانی (Time Lag Recurrent Network (TLRN)) می‌باشد. در این تحقیق در شبکه‌های پرسپترون از الگوریتم یادگیری لونبرگ مارکواردت (Levenberg-Marquardt) استفاده شده است که این الگوریتم دارای بازدهی بالا بوده و بسیار پایدار می‌باشد (Toth et al, 2000). همچنین مناسب‌ترین الگوریتم یادگیری مورد استفاده در شبکه‌های

شبکه عصبی مصنوعی

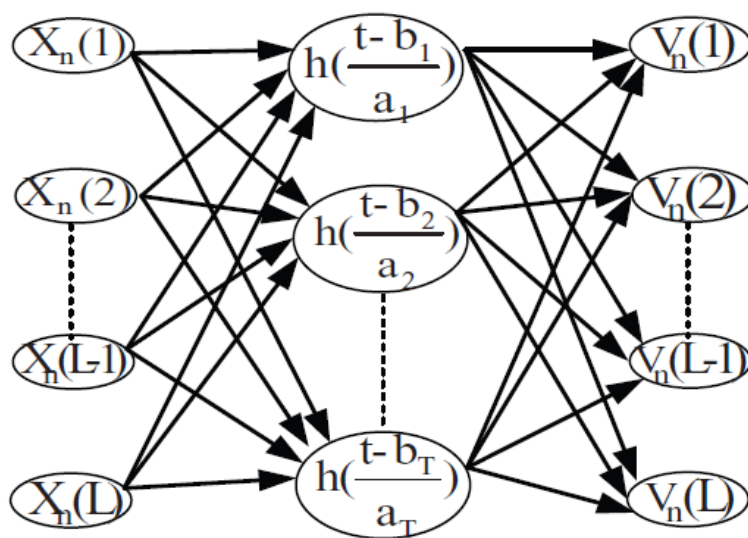
ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است شامل شبکه‌های پرسپترون چند لایه ((Multi Layer Perceptron (MLP)، شبکه‌های عصبی مصنوعی برگشتی (Recurrent Network (RN))، و شبکه‌های عصبی مصنوعی برگشتی با تأخیر

انجام شود، در نتیجه کارایی و توانایی شبکه‌های عصبی موجکی در مقایسه با شبکه‌های عصبی منفرد، در تحلیل و پیش‌بینی توابع غیرخطی از جمله شاخص خشکسالی‌ها افزایش یابد (Cong Coa & Chn Lin, 2008). سه شبکه عصبی موجکی مورد استفاده در این تحقیق شامل شبکه‌های پرسپترون چند لایه موجکی (Multi Layer Perceptron Wavelet (MLP-W)، شبکه‌های عصبی مصنوعی برگشتی موجکی (Recurrent Network Wavelet (RN-W) و شبکه‌های عصبی مصنوعی برگشتی با تأخیر زمانی موجکی (Time Lag Recurrent Network Wavelet (TLRN-W) می‌باشد. ساختار کلی شبکه‌های عصبی موجکی مورد استفاده در این تحقیق در شکل ۱ نشان داده شده است که اساس آن وجود لایه موجکی در لایه میانی می‌باشد.

برگشتی و برگشتی با تأخیر زمانی در تحقیق حاضر، الگوریتم پس انتشار خطا (Back Propagation) می‌باشد (Dastorani & Afkhami, 2011). تحقیقات نشان داده است برای حل بسیاری از توابع غیرخطی پیچیده وجود یک لایه پنهان در شبکه کافی می‌باشد (Cybenco, 1989). در این مطالعه نیز یک لایه پنهان در شبکه‌ها در نظر گرفته شده است.

شبکه‌های عصبی موجکی

در تحقیق حاضر به منظور افزایش توانایی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی شاخص خشکسالی سعی گردید تا از تلفیق آنالیز موجک با شبکه‌های عصبی استفاده گردد. تبدیل موجک با تجزیه فرکانس‌های اصلی سری‌های زمانی به فرکانس‌های جزئی‌تر منجر می‌شود تا شناسایی الگوها و فرایند یادگیری آن توسط شبکه عصبی با دقت بیشتری



شکل ۱- طرح کلی از یک نمونه شبکه عصبی موجکی

باشد (Daubechies, 1990).

اگر $h(t)$ موجک مادر باشد موجک $\{h_{a,b}\}$ می‌تواند از فرایند تأخیر (dilation) و انتقال (translation) مشتق شده

(۲)

استفاده از علامت اختصاری $f(t)$ بیان می‌شود که این تابع به‌عنوان موجک مادر شناخته می‌شود. تبدیل موجک مادر از $f(t)$ مطابق با رابطه ۳ بیان می‌گردد:

که پارامترهای a و b به ترتیب پارامترهای مقیاس (scale) و وضعیت (position) در دامنه اعداد حقیقی R هستند. نظریه اساسی که پشت نظریه موجک می‌باشد با

(۳)

موجک پیوسته معکوس (inverse continuous wavelet) از رابطه زیر بدست می‌آید:

که علامت $\langle f, h_{a,b} \rangle$ نتیجه درونی $f(t)$ و $h_{a,b}$ را نشان می‌دهد. علامت $*$ نشان‌دهنده مزدوج مختلط (conjugate) می‌باشد. شایان ذکر است که فرایند تبدیل

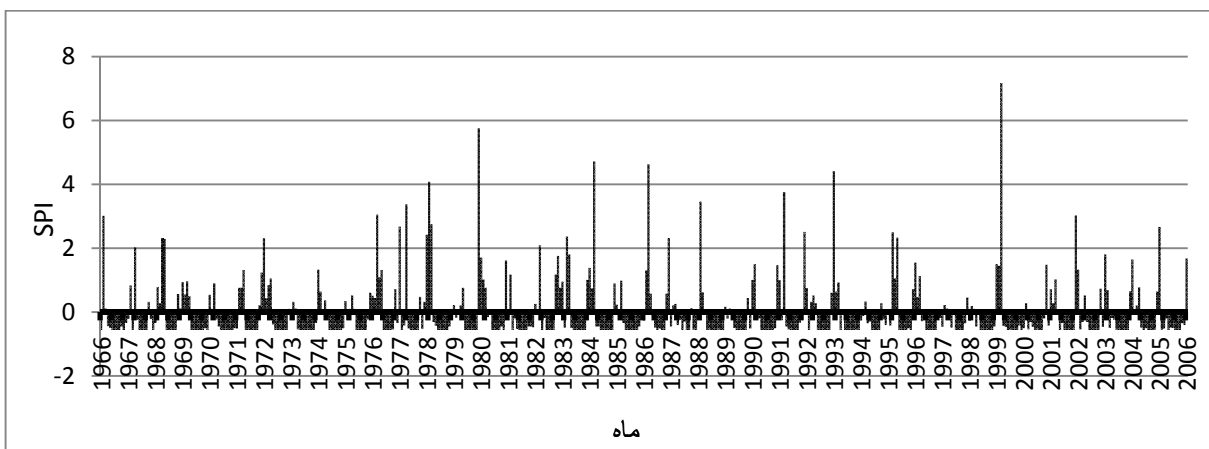
(۴)

شبکه‌های برگشتی با تأخیر زمانی و سناریوی دوم بر اساس مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی ذکر شده در بالا و تبدیل موجک می‌باشد. به این منظور ابتدا شاخص بارش استاندارد ماهیانه در طول دوره ۴۰ ساله با استفاده از متغیر بارش ماهیانه محاسبه گردید. شکل ۲ مقادیر SPI ماهیانه ایستگاه یزد در فاصله سال‌های ۱۹۶۶ تا ۲۰۰۵ را نشان می‌دهد.

که $C_f = \frac{1}{2\pi} \int_R \frac{h(\omega)^2}{|\omega|^2} d\omega < \infty$ یک مقدار ثابتی هست که به تابع $h(t)$ بستگی دارد.

روش انجام تحقیق

در این تحقیق به‌منظور پیش‌بینی شاخص خشکسالی SPI در ایستگاه سینوپتیک یزد از دو سناریو استفاده شد. سناریوی اول مبتنی بر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی منفرد، شامل شبکه‌های پرسپترون، شبکه‌های برگشتی و



شکل ۲- مقادیر SPI ماهیانه ایستگاه سینوپتیک یزد

در سناریو اول مقادیر SPI محاسبه شده مطابق با روابط ۵ و ۶ زیر نرمال گردید.

(۵)

(۶)

)
 داده‌های نرمال شده، X_o داده‌های واقعی، X_{max} بیشینه داده‌های واقعی و X_{min} کمینه داده‌های واقعی می‌باشد.
 در سناریو دوم مقادیر SPI ابتدا با استفاده از تبدیل موجک در سطوح مختلف و با استفاده از توابع موجک مادر مختلف، به فرکانس‌های جزئی‌تر تجزیه گردید، سپس داده‌های تولید شده از تبدیل موجکی به مدل‌های شبکه عصبی معرفی شد، بعد از فرایند مدل‌سازی با شبکه عصبی، خروجی شبکه عصبی که پیش‌بینی فرکانس‌های جزئی از مقادیر SPI بود تحت عملیات معکوس موجکی به فرکانس‌های اصلی تبدیل گردید و بعد کارایی مدل‌های ترکیبی با مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر مشاهده‌ای توسط شاخصه‌های ارزیابی، بررسی شد. در نهایت به منظور تأثیر عملکرد تبدیل موجک در فرایند پیش‌بینی شاخص خشکسالی، نتایج این ارزیابی با نتایج حاصل از مدل‌های شبکه عصبی به صورت منفرد مقایسه گردید.

(۷)

(۸)

(۹) F

که در آن O_i داده‌های مشاهداتی، P_i داده‌های شبیه‌سازی شده و n تعداد داده‌هاست.

نتایج

در تحقیق حاضر که به منظور افزایش کارایی مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص خشکسالی با استفاده از تبدیل موجک انجام شده است، از مدل‌های ترکیبی شبکه‌های عصبی موجکی استفاده شده است و بعد کارایی مدل‌های تلفیقی با مدل‌های منفرد مورد مقایسه قرار گرفته است. با مقایسه کارایی مدل‌های تلفیقی و منفرد تأثیر استفاده از آنالیز موجک در افزایش دقت کارایی مدل‌های تلفیقی مشخص شده است.

بر اساس مدل شبکه عصبی بهترین الگوریتم آموزشی در

که در آن
 X_n داده‌های نرمال شده، X_o داده‌های واقعی، X_{max} بیشینه داده‌های واقعی و X_{min} کمینه داده‌های واقعی می‌باشد.

در سناریو دوم مقادیر SPI ابتدا با استفاده از تبدیل موجک در سطوح مختلف و با استفاده از توابع موجک مادر مختلف، به فرکانس‌های جزئی‌تر تجزیه گردید، سپس داده‌های تولید شده از تبدیل موجکی به مدل‌های شبکه عصبی معرفی شد، بعد از فرایند مدل‌سازی با شبکه عصبی، خروجی شبکه عصبی که پیش‌بینی فرکانس‌های جزئی از مقادیر SPI بود تحت عملیات معکوس موجکی به فرکانس‌های اصلی تبدیل گردید و بعد کارایی مدل‌های ترکیبی با مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر مشاهده‌ای توسط شاخصه‌های ارزیابی، بررسی شد. در نهایت به منظور تأثیر عملکرد تبدیل موجک در فرایند پیش‌بینی شاخص خشکسالی، نتایج این ارزیابی با نتایج حاصل از مدل‌های شبکه عصبی به صورت منفرد مقایسه گردید.

در تمام شبیه‌سازی‌ها ۳۵ سال برابر ۴۲۰ ردیف از داده‌ها برای آموزش و ۵ سال برابر ۶۰ ردیف از داده‌ها در صحت‌یابی و آزمون مدل بکار رفتند که مقادیر آزمایش بصورت تصادفی انتخاب شد. شایان ذکر است شاخص خشکسالی ماه‌های گذشته به عنوان ورودی و شاخص خشکسالی آینده با یک تأخیر زمانی یکساله به عنوان خروجی در مدل‌ها بکار گرفته شد. تمام شبیه‌سازی‌های شبکه عصبی در نرم‌افزار Nural Solution و تبدیل موجک با استفاده از مطلب (Matlab) انجام شد.

ارزیابی کارایی مدل‌ها

برای ارزیابی کارایی مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق از آماره ضریب همبستگی

داده‌اند. تعداد نرون در لایه میانی نیز ۲ در نظر گرفته شده است که این تعداد متناسب با $2n$ می‌باشد که n تعداد ورودی‌ها به شبکه می‌باشد. در نهایت با استفاده از آماره‌های ارزیابی ذکر شده در بالا میزان ضریب همبستگی و مقدار خطا در مرحله صحت‌سنجی محاسبه شده که نتایج حاصل در جدول ۲ ارائه شده است.

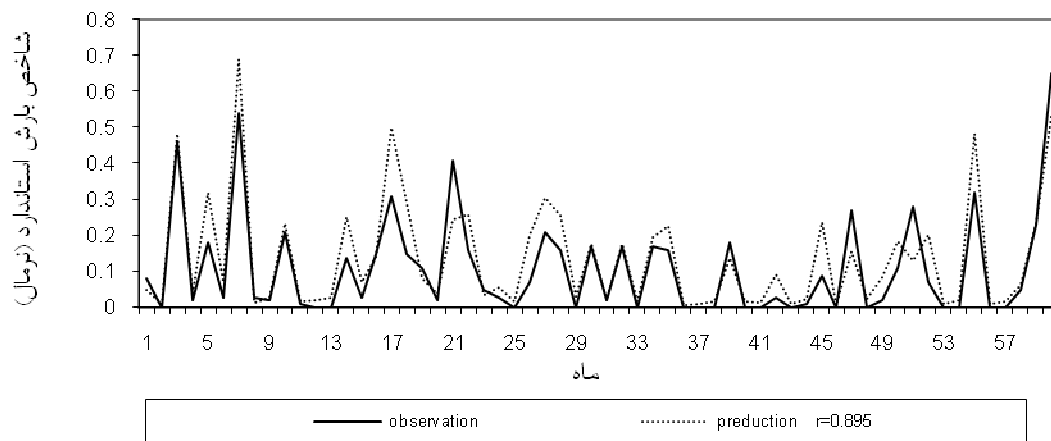
شبکه‌های پرسپترون لورنبرگ-مارکوارت و در شبکه‌های برگشتی و برگشتی با تأخیر زمانی الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد. همچنین تابع محرک سیگموئید در شبکه عصبی پرسپترون در لایه پنهان و خروجی بهترین عملکرد را از خود نشان داده است، در حالی که در دو شبکه برگشتی و برگشتی با تأخیر زمانی تابع سیگموئید در لایه میانی و تابع تانژانت هایپربولیک در لایه خروجی نتایج بهتری را ارائه

جدول ۲- نتایج حاصل از کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون استفاده از موجک

مدل	ساختار مدل	r	RMSE	MAE
MLP	۱-۲-۱	۰/۸۰۵	۰/۰۸	۰/۰۴۴
RN	۱-۲-۱	۰/۸۵۵	۰/۰۷	۰/۰۲۵
TLRN	۱-۲-۱	۰/۸۹۵	۰/۰۷	۰/۰۲۰

را نسبت به دو مدل دیگر شبکه عصبی بدنبال دارد که شکل ۳ میزان برازش نتایج حاصل از مقادیر پیش‌بینی شده با داده‌های واقعی را در شبکه‌های عصبی برگشتی با تأخیر زمانی بصورت گرافیکی نمایش می‌دهد.

نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که مدل شبکه‌های عصبی برگشتی با تأخیر زمانی با ضریب کارایی ۰/۸۹ و حداقل RMSE و MAE به ترتیب ۰/۰۷ و ۰/۰۲۰ بهترین کارایی



شکل ۳- نمایش گرافیکی مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده SPI در شبکه عصبی برگشتی با تأخیر زمانی

شد، با این تفاوت که ابتدا شاخص SPI تحت تأثیر آنالیز موجک به چندین زیر مؤلفه تبدیل و بعد به مدل‌های شبکه

در مدل‌های تلفیقی الگوریتم آموزشی و تابع محرک لایه پنهان و خروجی همانند مدل‌های شبکه عصبی در نظر گرفته

ردیف داده‌ها که ۴۸۰ عدد می‌باشد، درجه تجزیه ۴ در نظر گرفته شد. همچنین تشخیص تابع موجک مادر بر اساس آزمون و خطا انجام شد که نتایج حاصل از انواع توابع موجک در جدول ۳ آورده شده است.

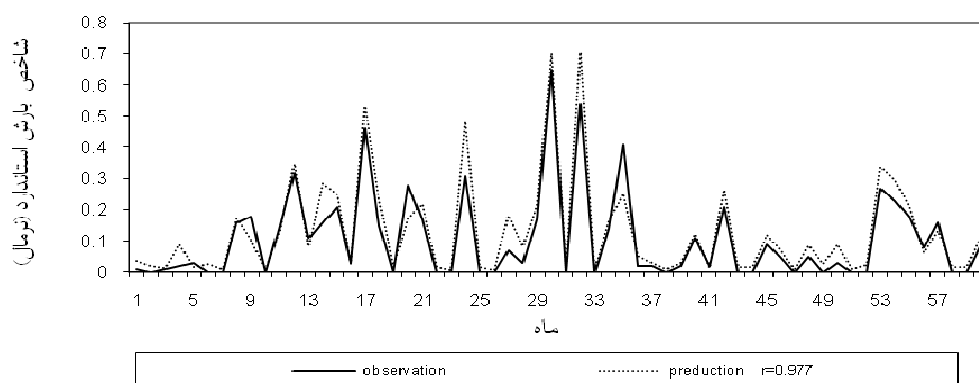
عصبی معرفی شد. پس از شبیه‌سازی با شبکه عصبی زیر مؤلفه‌های پیش‌بینی شده مجدداً با استفاده از آنالیز موجک به مؤلفه‌های اصلی تبدیل و مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی مقایسه گردید. در تبدیل موجکی با توجه به تعداد

جدول ۳- مقایسه نتایج حاصل از توابع موجکی مختلف در شبکه‌های عصبی موجکی

MAE	RMSE	r	نوع موجک مادر	مدل
۰/۰۲۸	۰/۰۶	۰/۹۳۴	Dmey	MLP-W
۰/۰۲۱	۰/۰۶	۰/۹۴۵	Sym4	
۰/۰۲۳	۰/۰۷	۰/۹۳۳	Coif5	
۰/۰۲۳	۰/۰۶	۰/۹۴۱	Db4	
۰/۰۲۲	۰/۰۶	۰/۹۵۶	Dmey	RN-W
۰/۰۲۰	۰/۰۵	۰/۹۵۸	Sym4	
۰/۰۳۱	۰/۰۶	۰/۹۴۸	Coif5	
۰/۰۲۱	۰/۰۵	۰/۹۵۸	Db4	
۰/۰۲۰	۰/۰۶	۰/۹۷۴	dmey	TLRN-W
۰/۰۲۰	۰/۰۵	۰/۹۷۷	Sym4	
۰/۰۲۲	۰/۰۵	۰/۹۷۱	Coif5	
۰/۰۲۱	۰/۰۵	۰/۹۷۶	Db4	

با ضریب کارایی ۰/۹۷۷ و RMSE و MAE به ترتیب ۰/۰۲۰ و ۰/۰۵ بهترین عملکرد را نسبت به دو مدل تلفیقی دیگر داشته است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که موجک مادر sym4 دارای شکل هندسی مناسب‌تری در رابطه با سری زمانی شاخص SPI می‌باشد و به همین دلیل بهترین عملکرد مدل‌های تلفیقی با استفاده از تبدیلات این تابع موجک می‌باشد. همان‌گونه که بیان شد در مدل‌های تلفیقی نیز همانند مدل‌های شبکه عصبی به تنهایی، مدل تلفیقی شبکه‌های برگشتی با تأخیر زمانی موجکی بهترین نتیجه را بدنبال داشته است. شکل ۴ این واقعیت را بخوبی نمایش می‌دهد.

با توجه به نتایج حاصل از جدول ۳، مشاهده می‌شود که توابع موجک مادر sym4 و db4 نتایج نسبتاً قابل قبول‌تری نسبت به دیگر توابع موجک مادر داشته است. با وجود اینکه موجک مادر sym4 در مجموع نتایج بهتری را ارائه داده است. در این میان شبکه‌های تلفیقی پرسپترون موجکی با تابع موجک مادر sym4 با $r=0/945$ دارای بالاترین ضریب کارایی می‌باشد و RMSE و MAE به ترتیب با ۰/۰۶ و ۰/۰۲۱ کمترین میزان خطا را دارد. در شبکه‌های برگشتی موجکی، عملکرد تابع مادر sym4 و db4 تقریباً مشابه بوده و با ضریب کارایی ۰/۹۵۸ و $RMSE=0/05$ و $MAE=0/020$ بهترین نتیجه را داشته و در نهایت شبکه‌های برگشتی با تأخیر زمانی موجکی، تابع مادر sym4



شکل ۴- نمایش گرافیکی مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده SPI در شبکه عصبی برگشتی با تأخیر زمانی موجکی برای مقایسه، نتایج حاصل از مدل‌های تلفیقی و شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۴- مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی موجکی و شبکه‌های عصبی به تنهایی

MAE	RMSE	r	مدل
۰/۰۴۴	۰/۰۸	۰/۸۰۵	MLP
۰/۰۲۵	۰/۰۷	۰/۸۵۵	RN
۰/۰۲۰	۰/۰۷	۰/۸۹۵	TLRN
۰/۰۲۱	۰/۰۶	۰/۹۴۵	MLP-W
۰/۰۲۰	۰/۰۵	۰/۹۵۸	RN-W
۰/۰۲۰	۰/۰۵	۰/۹۷۷	TLRN-W

در مقایسه با مدل‌های منفرد افزایش ۸ تا ۱۴٪ را در ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده در ایستگاه یزد نشان می‌دهد. به دلیل ماهیت غیرخطی داده‌های بارش و به تبع آن شاخص خشکسالی SPI و همچنین پیچیدگی الگوهای حاکم بر این سری از داده‌ها، استفاده از آنالیز موجک منجر می‌شود تا شناسایی روند حاکم بر داده‌ها دقیق‌تر انجام شود. در واقع آنالیز موجک با ایجاد فرکانس‌های پایین با تناوب‌های کوتاه دقت شناسایی الگوهای حاکم بر سری‌های زمانی را افزایش می‌دهد، بدیهی است شناسایی دقیق در این مرحله منجر به یادگیری بهتر در مرحله آموزش مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی شده و در نتیجه کارایی مدل‌ها در پیش‌بینی خشکسالی برای زمان آینده افزایش می‌یابد. آنچه از نتایج این تحقیق نیز مشهود است ضریب همبستگی در مدل‌های تلفیقی ارائه شده در این تحقیق نسبت به مدل‌های منفرد افزایش و خطا کاهش یافته

مقایسه نتایج نشان می‌دهد در مجموع مدل‌های تلفیقی شبکه عصبی و موجکی دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی به تنهایی می‌باشد. در نهایت در میان شش مدل نامبرده در دو سناریو بالا مدل تلفیقی موجک با شبکه عصبی برگشتی با تأخیر زمانی بالاترین ضریب کارایی و کمترین خطا را نسبت به سایر مدل‌ها دارا می‌باشد.

بحث

پیش‌بینی خشکسالی یک رویداد مهم در مدیریت منابع آب می‌باشد. تلاش‌های زیادی در رابطه با افزایش دقت پیش‌بینی خشکسالی انجام شده است. در تحقیق حاضر به منظور افزایش دقت پیش‌بینی شاخص خشکسالی SPI در ایستگاه سینوپتیک یزد از تلفیق آنالیز موجک و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. نتایج بدست آمده از پیش‌بینی شاخص خشکسالی با استفاده از مدل‌های تلفیقی

می‌باشد. در آن مطالعه نیز تابع موجک مادر sym4 به‌عنوان تابع مناسب برای سری‌های زمانی خشکسالی جواب‌های مناسبتری نسبت به سایر توابع داشت.

در میان مدل‌های تلفیقی مورد استفاده در این تحقیق، شبکه برگشتی با تأخیر زمانی موجکی با بیشترین ضریب همبستگی ($r=0/997$) و کمترین خطا ($RMSE=0/05$) و ($MAE=0/02$) بالاترین عملکرد را در میان دیگر مدل‌ها داشته است.

منابع مورد استفاده

- افخمی، ح.، دستورانی، م.ت.، ملکی‌نژاد، ح. و مبین، م.ح.، ۱۳۸۹. بررسی تأثیر عناصر اقلیمی بر افزایش دقت روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی خشکسالی منطقه یزد. علوم و فنون و کشاورزی و منابع طبیعی، ۱۴(۵۱):۱۵۷-۱۶۹
- منهاج، م. ب.، ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی، هوش محاسباتی. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ایران، ۷۱۸ص.
- Abrishamchi, A., Mehdikhani, H., Tajrishy, M. and Marino, M. A., 2007. Application of conjunctive nonlinear model based on wavelet transforms and artificial neural networks to drought forecasting. American Geophysical Union, Fall Meeting, Abstract Number: PA33A-1021.
- Cannas, B., Fanni, A., See, L. and Sias, G., 2006. Data preprocessing for river flow forecasting using neural network: wavelet transforms and data partitioning. Physics and Chemistry of the Earth, 31(18): 1164-1171.
- Cong Cao, J. and Xing chun Lin, X., 2008. Application of the diagonal recurrent wavelet neural network to solat irradiation forecast assisted with fuzzy technique. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 21(8):1255-1263
- Cybenko, G., 1989. Approximation by superposition of a sigmoidal function. Mathematics of control. Signals and Systems, 2, 303-314.
- Dastorani, M. T. and Afkhami, H., 2011. Application of artificial neural networks on drought prediction in Yazd (Central Iran). Desert, 16: 39-48
- Daubechies, I., 1990. The wavelet transform, time frequency localization and signal analysis. IEEE, Information Theory, 36(5): 961-1005.
- Ghazanfari, M., Alizadeh, S. and Pour babak, T., 2008. Data mining and Discovering Knowledge. Press center of Ferdowsi University, 335p.
- Hassanzadeh, Y. Abdi, A. Talatahari, S. and Singh, V. P., 2011. Meta-heuristic algorithms for hydrologic

است. اگرچه نتایج این تحقیق در یک ایستگاه مورد آزمایش قرار گرفته است اما مقایسه نتایج حاصل از تحقیق حاضر در راستای نتایج تحقیقات مشابه در داخل و خارج از کشور می‌باشد. به‌طوری‌که نتایج حاصل از مطالعه Kim و Valdes (۲۰۰۳) نیز نشان می‌دهد که استفاده از آنالیز موجک در تلفیق با مدل‌های شبکه عصبی منجر به افزایش دقت این مدل‌ها در پیش‌بینی خشکسالی حوضه رودخانه کانچوس (Conchos) شده است. همچنین Abrishamchi و همکاران (۲۰۰۷) نیز در حوضه سد زاینده‌رود نتایج مشابهی را بدست آوردند. در این مطالعه نیز تبدیل موجک منجر به بهبود و افزایش کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شاخص خشکسالی EDI شده است. در مجموع با توجه به نتایج بدست آمده از این تحقیق می‌توان نتیجه گرفت که:

شاخص SPI شاخص مناسبی برای پایش و ارزیابی خشکسالی می‌باشد.

پیش‌بینی آینده شاخص خشکسالی در ایستگاه سینوپتیک یزد با استفاده از سه مدل شبکه عصبی مصنوعی بصورت منفرد نشان می‌دهد که شبکه عصبی برگشتی با تأخیر زمانی با ضریب همبستگی $0/895$ و $RMSE$ برابر با $0/07$ و MAE برابر با $0/02$ نسبت به دو مدل دیگر کارایی بالاتری دارد.

با توجه به نتایج بدست آمده در تحقیق حاضر استفاده از تبدیل موجک منجر به افزایش کارایی و بهبود کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی شده است، به‌طوری‌که ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده SPI در سه شبکه‌های تلفیقی نسبت به شبکه‌های منفرد بالاتر و میزان خطا کمتر می‌باشد.

تابع موجک مادر sym4 در پیش‌بینی شاخص خشکسالی SPI ایستگاه سینوپتیک یزد عملکرد بهتری نسبت به سایر توابع موجک داشته است که دلیل این امر را می‌توان به تطابق شکل هندسی مناسب این تابع با سری زمانی SPI نسبت داد. این دستاورد در راستای نتیجه بدست آمده از مطالعه Hassanzadeh و همکاران (۲۰۱۱)

- Drought forecasting using artificial neural networks and time series of drought indices. *Journal of Climatol.* 27(15): 2103-2111
- Obasi, G. O. P., 1994. WMO's role in the international decade for natural disaster reduction. *Bull. Am. Meteorol. Society*, 75(1): 655-1661.
- Partal, T. and Cigizoglu, H. K., 2009. Prediction of daily precipitation using wavelet-neural networks. *Journal of Hydrological Sciences*, 54(2): 234-246.
- Shiri, J. and Kisi, O., 2010. Short-term and long-term streamflow forecasting using a wavelet and neuro-fuzzy conjunction model. *Journal of Hydrology* 394:486-493.
- Toth, E., Brath, A. and Montanari, A., 2000. Comparison of short-term rainfall prediction model for real-time flood forecasting. *Journal of Hydrology*, 239(1-4):132-147.
- Wilhite, D. A., 2000. Drought as a natural hazard: Concepts and definitions. In *Drought: A Global Assessment*. Routledge Publishers, London.
- Yurekli, K. and Kurunc, A., 2004. Simulation of drought periods using stochastic models. *Turkish Journal of Engineering and Environmental Science*, 28: 181-190
- Zhang, Q. and Benveniste, A., 1992. Wavelet networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 3(6): 889-898.
- frequency analysis. *Water Resources Management*, 25(7): 1855-1879.
- Hayes, M. J., Svoboda, M. D., Wilhite, D. A. and Vanyarkho, O. V., 1999. Monitoring the 1996 drought using the standardized precipitation index. *Bulletin of American Meteorological Society*, 80(3): 429-438.
- Kim, T. W., and Valdes, J. B., 2003. Nonlinear model for drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*, 8(6): 319-328.
- McKee, T. B., Doesken, N. J., and Kleist, J., 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. 8th Conference on Applied Climatology, Anaheim, CA, 179-184.
- Mishra, A. K. and Desai, V. R., 2005. Drought forecasting using stochastic models. *Journal of Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 19(5):326-339.
- Mishra, A. K. and Desai, V. R., 2006. Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. *Ecological Modelling*, 198(1-2): 127-138
- Mishra, A. K., Singh, V. P. and Desai, V. R., 2009. Drought characterization: A probabilistic approach. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(1): 41-55.
- Morid, S., Smakhtin, V. and Bgherzadeh, K., 2007.

Effects of input variables preprocessing in SPI prediction using artificial neural network and wavelet transformation

H. Afkhami^{1*}, M. R. Ekhtesasi² and M. Mohammadi³

1*-Corresponding author, Ph.D. Student in Watershed Management, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran, Email: hamide.afkhami@gmail.com

2- Associate Professor, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran

3- Ph.D. Student in Watershed Management, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Iran

Received:1/26/2014

Accepted:11/10/2014

Abstract

Drought is a natural event that can bring considerable damage to human life. The prediction of drought can play an important role in the water resources management during the drought periods. Currently, ANNs have shown great ability in forecasting non-linear time series. On the other hand, wavelet transform improves the resolution using decompositions of an original time series to sub-signals. In this study, three hybrid models including perceptron neural network wavelet (MLP-W), recurrent network wavelet (TR-W) and time lag recurrent network wavelet (TLRN-W) were presented for drought prediction and then, the Standardized Precipitation Index was predicted using these models for 12 months ahead in Yazd meteorological station. In addition, in order to evaluate the effect of wavelet transforms on performance of hybrid models, the results of hybrid models were compared with the results of the single ANN models using statistical criterion including R, RMSE, and MAE. Finally, the results of hybrid models showed a higher correlation coefficient and lower error in comparison with single ANN models. The correlation coefficient, RMSE and MSE in the best hybrid model were calculated to be 0.977, 0.05, and 0.020, while these values in the best single ANN model (TLRN) were .895 and 0.07 and 0.020, respectively. In general, it was found that wavelet transforms could improve the performance of neural networks in drought prediction.

Keywords: Prediction of drought, standardized precipitation index, wavelet theory, artificial neural networks, Yazd station.