نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۲۵، شماره ۵، آذر - دی ۱۳۹۰، ص. ۱۲۲۶-۱۲۱۷

Journal of Water and Soil
Vol. 25, No. 5, Nov-Des 2011, p. 1217-1226

پیش‌بینی بارندگی با استفاده مستقیم از نظریه موجک

(مطالعه موردی: ایستگاه باران‌سنجی زرینگل استان گلستان)

پریوش طوفانی[۱]- ابوالفضل مساعدی[۲*]- احمد فاخری فرد[۳]

تاریخ دریافت:۹۰/۴/۱۳
تاریخ پذیرش:۹۰/۸/۱

چکیده

مدل‌بندی جبری بارش‌ها در پریودهای مختلف به‌دلیل ماهیت تصادفی آن‌ها از نظر مکانی و زمانی، همواره با مشکلات عدیده‌ای همراه بوده و عدم قطعیت در پیش‌بینی‌ها از اعتبار برآوردها از طریق مدل‌های مختلف می‌کاهد. یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر در رابطه با مدل‌سازی داده‌های هیدرولوژیکی مورد توجه قرار گرفته است، استفاده از موجک (Wavlet) به‌عنوان یکی از روش‌های نوین و بسیار موثر در زمینه تحلیل سیگنال‌ها و سری‌های زمانی است. در این روش سیگنال بارندگی با استفاده از موجک مادر منتخب تجزیه شده و داده‌های حاصل از تجزیه با معادلات مناسب برازش می‌یابد و مدل بدست‌آمده برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. روش مذکور در مورد پیش‌بینی بارندگی ماهانه ۳۳ سال آماری ایستگاه باران‌سنجی زرینگل با میانگین بارندگی سالانه ۸۰۸ میلی‌متر از سال آبی ۵۵-۱۳۵۴ تا ۸۷-۱۳۸۶ به کار گرفته شد. نتایج نشان داد که تجزیه سیگنال با موجک، منجر به ساده‌تر شدن سیگنال بارندگی می‌شود. به‌طوری‌که همبستگی میان داده‌های مشاهداتی و محاسباتی ۸۴ درصد به‌دست آمده و پیش‌بینی سیگنال بارندگی با دقت بیشتری صورت گرفته‌است. معنی‌دار نبودن آزمون F در سطح ۹۰ درصد، تایید کننده نبودن اختلاف معنی‌دار بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی است.

واژه‌های کلیدی: الگو سازی، بارش، زرینگل، سیگنال، نظریه موجک

مقدمه

برآورد و پیش‌بینی بارش و دستیابی به مقدار رواناب ناشی از آن، نقش اساسی و موثری را در مدیریت و بهره‌برداری صحیح از حوضه، مدیریت سدها و مخازن، به حداقل رسانی خسارات ناشی از سیلاب، خشکسالی و مدیریت منابع آب ایفا می‌کند و به همین دلیل مورد توجه هیدرولوژیست‌ها می‌باشد. پیش‌بینی هر واقعه‌ای، اساس مدیریت بحران آن را تشکیل می‌دهد و این امکان، زمانی حاصل می‌شود که بتوان مدل‌های پیش‌بینی مناسب را در اختیار داشت. روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی وقایع هیدرولوژیکی (از جمله بارندگی) به کار می‌روند. نتایج حاصل از به‌کارگیری هر یک از این روش‌ها همواره با مقداری خطا همراه می‌باشد. پیش‌بینی درست در سیگنال‌های هیدرولوژیکی نظیر بارندگی می‌تواند اطلاعات مفیدی را به‌منظور پیش‌بینی مقدار بارندگی و مدیریت منابع آب و خاک در یک حوضه ارائه دهد. علاوه بر این، پیش‌بینی درست در سیگنال‌های هیدرولوژیکی نقش مهمی را در کاهش اثرات خشکسالی بر سیستم-های منابع آب ایفا می‌کند.

بیشتر سیگنال‌های هیدرولوژیکی مخصوصاً فصلی و ماهانه دارای مشخصات غیرایستا[۴]، پرش[۵]، تمایل[۶] (روند) و تغییرات ناگهانی در بسامد هستند که برای مدل‌سازی آن‌ها استفاده از الگوریتم‌ها، معادلات غیرخطی و نظریه‌های جدید ریاضی ضروری به نظر می‌رسد. استفاده از شبیه‌سازها، مدل‌های فیزیکی، مدل‌های ریاضی، توزیع‌های آماری و برنامه‌های رایانه‌ای مربوطه از مواردی است که برای پیش-بینی پدیده‌ها استفاده می‌گردد. تاکنون مدل‌های هیدرولوژیکی

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان
۲- دانشیار دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد
(*- نویسنده مسئول: (Email: mosaedi@um.ac.ir
۳- استاد گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

4- Nonstationary
5- Drift
6- Trend

مختلفی جهت مدل‌سازی بارندگی پیشنهاد شده‌اند، اما با توجه به ماهیت غیرخطی، عدم قطعیت و عدم صراحت زیاد و ویژگی‌های متغیر زمانی و مکانی در سیستم گردش آبی، هیچ‌یک از مدل‌های آماری و مفهومی پیشنهاد شده به‌منظور الگوسازی دقیق بارش نتوانسته‌اند به‌عنوان یک مدل برتر و توانا شناخته شوند و این مسأله همواره از پیچیدگی‌های ویژه‌ای برخوردار است (۵). امروزه شبکه‌های غیر خطی به‌عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی یک چنین پدیده‌های پیچیده بسیار مورد استفاده قرار می گیرند. یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر در زمینه هیدرولوژی مورد توجه قرار گرفته است، استفاده از موجک[1] به‌عنوان روشی نوین و بسیار موثر در زمینه تحلیل سیگنال‌ها و سری‌های زمانی است.

ونگ و دینگ (۱۱)، مدل شبکه موجکی را برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی کم‌عمق و آبدهی روزانه استفاده نمودند. آن‌ها الگوریتم آتروس را برای تبدیل موجک دوتایی گسسته همراه با سه لایه پیش-خور شبکه عصبی به‌منظور پیش‌گویی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی به کار گرفتند. این محققین گزارش نمودند که نتایج واسنجی و صحت‌سنجی مدل هیبرید موجکی عصبی نشان می‌دهد که این مدل نقش مهمی در بهبود دقت پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی دارد. کانس و همکاران (۶)، روی اثر پردازش مقدماتی داده‌ها در کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از تبدیل موجکی پیوسته و گسسته تحقیق نمودند. نتایج آن‌ها نشان داد که آموزش شبکه با پردازش مقدماتی داده‌ها، اجرای بهتری از آموزش شبکه تجزیه‌ناپذیر سیگنال‌های نارس آشفته[2] دارد. پارتال و کیشی (۹)، با توسعه مدل هیبرید موجکی عصبی- فازی، بارش روزانه را در حوضه-های آبخیز ترکیه پیش‌بینی کردند. آن‌ها داده‌های بارش‌های روزانه سه ایستگاه ترکیه را انتخاب و با استفاده از تبدیل موجکی آن‌ها را به تعدادی زیر سری تجزیه کردند. سپس این زیر سری‌ها را به‌عنوان ورودی مدل عصبی - فازی برای پیش‌بینی بارش روزانه استفاده نموده و در نهایت این مدل را با مدل عصبی - فازی مقایسه کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که پیش‌بینی این مدل از مدل عصبی-فازی دقیق‌تر است. نورانی و همکاران (۸)، در مقاله‌ای ترکیب دو قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی و آنالیز موجک را با کارآیی بهتر در پیش-بینی فرآیندهای هیدرولوژیکی به نام شبکه‌های عصبی- موجکی، ارائه دادند. آن‌ها از مدل ارائه شده برای پیش‌بینی بارش یک ماه بعد حوضه آبریز لیقوان‌چای واقع در آذربایجان‌شرقی استفاده کردند. در این راستا جهت مدل‌سازی، سه موجک Haar، db4 و Meyer را به کار گرفتند که نتایج آن‌ها حاکی از برتری موجک Haar (به دلیل ساختار ساده و ابتدایی موجک Haar) نسبت به دو موجک دیگر است و نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی- موجکی می‌تواند پیش‌بینی بارندگی را در هر دو دوره کوتاه مدت (پیش‌بینی ۱ ماه بعد) و بلند مدت (پیش‌بینی بیش از یک ماه)، به علت استفاده سری‌های زمانی چند مقیاسی از لایه ورودی شبکه عصبی مصنوعی به خوبی به انجام برساند.

کیشی (۷)، در مطالعه‌ای به پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه در دو ایستگاه از رودخانه فیلوس در منطقه غرب دریای سیاه ترکیه با استفاده از مدل رگرسیون موجکی (WR) پرداخت. نتایج وی نشان داد که مدل WR از دو مدل شبکه عصبی و مدل ARMA به کار گرفته در این تحقیق، نتایجی با دقت بالاتری را دارد. عبقری (۴) در مطالعه‌ای به بررسی روش‌های پیش‌بینی هوشمند مبتنی بر شبکه‌های عصبی موجکی و مدل‌های خودهمبستگی دبی ماهانه رودخانه نازلوچای ارومیه پرداخت. نتایج وی نشان داد که تجزیه سیگنال‌ها با استفاده از آنالیز موجکی گسسته الگوهای بارش- رواناب و پیش‌بینی دبی با شبکه‌های عصبی شعاعی، موجب افزایش دقت بیشتری نسبت به آنالیز خوشه‌بندی الگوهای آموزشی در پیش‌بینی رواناب با شبکه عصبی شعاعی می‌شود. صالحی‌پایدار (۳) با استفاده از مدل ترکیبی ANFIS-Wavelet به مدل‌سازی بارش رواناب حوضه‌های لیقوان-چای در آذربایجان‌شرقی و آق‌چای در آذربایجان‌غربی پرداخت. نتایج وی نشان داد که موجک هار برای سری زمانی بارش و موجک db4 برای سری زمانی رواناب به‌عنوان ورودی در مدل‌سازی به روش استنتاج عصبی فازی تطبیقی، در مقایسه با شبکه عصبی و دیگر روش‌ها نتیجه بهتری را ارائه می‌نماید.

با توجه به اینکه پیش‌بینی مقدار و زمان وقوع بارندگی می‌تواند کمک مهمی به مدیران، برنامه‌ریزان و کشاورزان (بخصوص در استان گلستان که یک قطب کشاورزی است) در رابطه با برنامه‌ریزی و استفاده بهینه از منابع آب بنماید، از روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی بارندگی استفاده می‌شوند. یکی از این روش‌ها که اخیرا مورد توجه قرار گرفته است، استفاده از نظریه موجک است. همان‌طور که ملاحظه شد، در تحقیقات پیشین انجام یافته با موجک، از روش هیبرید عصبی موجکی استفاده شده است. ضمن آنکه استفاده از نظریه موجک در پیش‌بینی بارندگی بخصوص در ایران به‌ندرت انجام شده‌است. تحقیق حاضر، بر استفاده از تجزیه‌های حاصل از موجک بدون ورود به شبکه عصبی یا سیستم استنتاج فازی تاکید دارد. به این منظور سیگنال بارش ماهانه که ماهیت تصادفی و پیچیده دارد با کمک موجک به امواج ساده‌تری تجزیه شده و با مدل‌بندی مستقیم این امواج، به پیش‌بینی بارندگی در ایستگاه زرینگل واقع در استان گلستان پرداخته شده‌است.

1- Wavlet
2- Noisy

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد بررسی: ایستگاه زرینگل یکی از ایستگاه‌های باران‌سنجی استان گلستان است که در موقعیت ۵۴ درجه و ۵۷ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۵ دقیقه عرض شمالی در ارتفاع ۲۸۰ متری از سطح دریا و با میانگین سالانه ۸۰۸ میلی‌متر بارندگی در کنار رود زرینگل واقع است. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی ایستگاه زرینگل در استان گلستان را نشان داده است. در این تحقیق به‌منظور بررسی مدل پیش‌بینی، سری زمانی بارندگی ماهانه ایستگاه زرینگل مورد استفاده قرار گرفته که نحوه بکارگیری داده‌ها به‌طور خلاصه در ادامه معرفی می‌شود. ابتدا آمار بارندگی ماهانه ۳۳ سال آماری ایستگاه زرینگل از سال آبی ۵۵-۱۳۵۴ تا ۸۷-۱۳۸۶ جمع‌آوری شد. این آمار کامل و فاقد داده مفقود بوده و دارای میانگین بارندگی ۶۸/۶۹ میلی‌متر، حداکثر بارندگی ۲۲۷ میلی‌متر، حداقل بارندگی ۱ میلی‌متر، انحراف معیار ۳۹/۵۷ میلی‌متر و ضریب تغییرات ۰/۵۷۶ است. معادله روند سری زمانی داده‌های بارندگی ماهانه مشاهداتی (P_i) در معادله ۱ ارایه شده است. شیب نزدیک به صفر این معادله نشان می‌دهد که داده‌های بارش ایستگاه زرینگل فاقد روند بوده و بیانگر این است که میانگین بارش ماهیانه در طول دوره مورد بررسی (i: شماره ماه) تغییری نداشته است.

$$P_i = -0.0013\,i + 68.945 \qquad (۱)$$

موجک

به هر کمیت متغیر در زمان یا مکان که قابل اندازه‌گیری باشد، سیگنال گویند. برای تحلیل سیگنال‌ها، مبدل‌های ریاضی مورد استفاده قرار می‌گیرند تا بتوان اطلاعاتی را که از سیگنال‌های خام به‌آسانی قابل دسترس نیست، به‌دست آورد. تبدیل موجک یکی از تبدیل‌های ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال است. موجک‌ها توابع ریاضی هستند که شکل مقیاس- زمان از سری‌های زمانی و روابط آن‌ها جهت تحلیل سری‌های زمانی که شامل متغیرها و غیرثابت‌ها می‌باشد را ارایه می‌دهد. تحلیل موجکی[1] استفاده از فاصله‌های زمانی طولانی مدت را برای اطلاعات دارای بسامد پایین و تناوب‌های کوتاه‌تر را برای اطلاعات دارای بسامد بالا ارایه می‌دهد. تحلیل موجکی قادر به نمایش جنبه‌های مختلف داده‌های متفاوت، نقاط شکست و ناپیوستگی‌ها می‌باشد که ممکن است دیگر روش‌های تحلیل سیگنال آن‌ها را نشان ندهند.

موجک به معنی موج کوچک است و دارای سه مشخصه تعداد نوسان محدود، بازگشت سریع به صفر در هر دو جهت مثبت و منفی در دامنه خود و میانگین صفر است (این سه ویژگی شرط لازم برای این است که تابعی بتواند به‌عنوان تبدیل موجکی عمل کند) که شرط مقبولیت[2] نامیده می‌شود و به شکل زیر بیان می‌شود:

$$\int \psi(t)dt = 0 \qquad (۲)$$

که در آن $\psi(t)$ تابع موجکی می‌باشد.

دو نوع تبدیل موجکی وجود دارد: ۱- تبدیل موجکی پیوسته[3] (CWT)، ۲- تبدیل موجکی گسسته[4] (DWT)

تبدیل موجکی پیوسته با یکی از روابط زیر بیان می‌شود:

$$CWT(Scale, Position) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi(scale, position)dt \qquad (۳)$$

یا به‌صورت زیر:

$$CWT_s^{\psi}(s,\tau) = \frac{1}{\sqrt{|s|}}\int s(t)\psi_{s,\tau}^{*}(t)dt \qquad (۴)$$

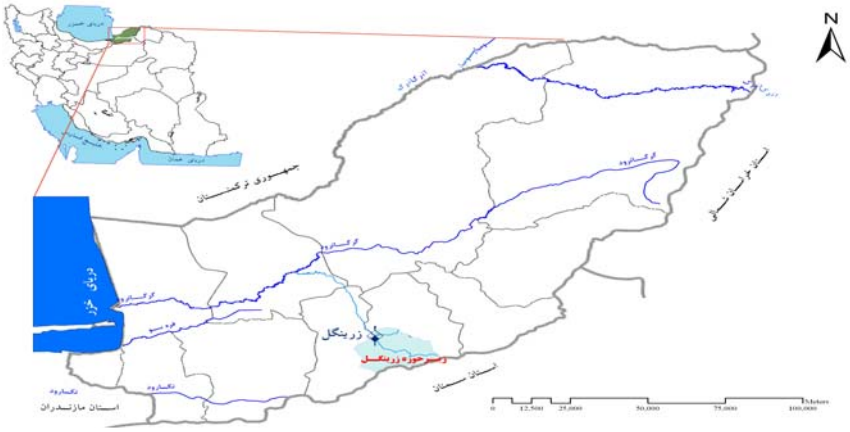
رابطه فوق تابعی از دو متغیر s و τ است که τ نشان دهنده انتقال[5]، s بیانگر مقیاس[6] (عکس بسامد) و علامت * نشان‌دهنده مزدوج مختلط[7] است. پارامترهای s و τ اعداد حقیقی هستند و s همیشه مثبت است که ممکن است مقادیر پیوسته یا گسسته به خود بگیرد. s و τ در تبدیل موجکی پیوسته دارای مقادیر پیوسته و در تبدیل گسسته دارای مقادیر گسسته هستند. $\psi(t)$ تابع موجک مادر[8] نامیده می شود. عبارت مادر به این دلیل به کار رفته که توابع (موجک‌های) متفاوت به‌وجود آمده بر اساس پارامترهای مقیاس و انتقال همگی از تابع پایه (موجک مادر) ناشی می‌شوند (۱۰). به عبارت دیگر موجک مادر، موجک اصلی برای تولید توابع پنجره دیگر است. کلیه توابع پنجره $\psi_{s,\tau}^{*}(t)$ که از تابع مادر ساخته می‌شوند، موجک‌های دختر[9] نامیده شده که از رابطه ۵ به‌دست می‌آیند. (ضریب مقیاس با یکی از حروف a یا s نشان داده می‌شود):

$$\psi_{s,\tau}(t) = \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \qquad (۵)$$

مقیاس به‌طور ساده به معنای کشیده شدن یا فشرده شدن موجک می‌باشد و میزان کشش یا مدت زمان موجک را بیان می‌کند. انتقال موجک به‌طور ساده به مفهوم به تاخیر انداختن یا جلو انداختن موجک و بیان‌کننده موقعیت موجک روی محور زمان است.

1- Wavelet analysis

2- Acceptability
3- Continues Wavelet Transform
4- Discrete Wavelet Transform
5- Translation
6- Scale
7- Complex Conjugate
8- Mother Wavelet
9- Daughter Wavelet



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه زرینگل در استان گلستان

تبدیل گسسته موجکی جهت پیش پردازش و تحلیل سری‌های زمانی مناسب‌تر از تبدیل پیوسته موجکی می‌باشد، زیرا داده‌های تبدیل یافته با DWT اجزای اضافی نداشته و بنابراین تبدیل معکوس را می‌توان برای هر دسته از داده‌های زمان- بسامد به کار برد. فرایند تجزیه سیگنال شامل یک یا چند مرحله است که در تجزیه چند مرحله‌ای، موج پس از اولین مرحله تفکیک با تجزیه مجدد قسمت تقریبی، تجزیه موج ادامه می‌یابد.

از انواع موجک‌های مادر می‌توان به موجک میر[1]، سیملت[2]، مورلت[3]، هار[4]، و کلاه مکزیکی[5] اشاره کرد. از آنجایی که در تجزیه تجزیه سیگنال توسط موجک تمام اطلاعات پنهان در سیگنال استخراج می‌گردد، بنابراین، روش‌های ابتدایی پردازش داده‌ها نظیر نرمال‌سازی داده‌های خام تاثیری در تجزیه نداشته، و نتایج تجزیه حاصل از هر دو حالت یکسان است. از این رو، در این تحقیق، از داده‌های خام بارندگی بدون هیچ‌گونه پیش‌پردازش اولیه داده‌ها استفاده شد. سری زمانی داده‌های مشاهداتی نظیر جریان‌های ماهانه و بارش روزانه ماهیتی گسسته دارند و بنابراین تبدیل موجک گسسته برای تجزیه و بازسازی این سری‌های زمانی استفاده می‌شود (۱۰).

از آنجا که مقادیر بارندگی ماهانه ایستگاه زرینگل در طول دوره مورد بررسی (از سال ۵۵-۱۳۵۴ تا ۸۷-۱۳۸۶) از ۱ میلی‌متر تا ۲۲۷ میلی‌متر متغیر است، بنابراین در گام ابتدایی برای این‌که دامنه تغییرات بارندگی ماهانه در بازه محدودتری قرار گرفته و در محدوده دامنه موجک‌های مختلف برای تصمیم‌گیری در رابطه با شباهت و یافتن موجک مادر مناسب قرار گیرند، عمل نرمال‌سازی داده‌های خام انجام شد. به این منظور از رابطه ۶ جهت نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد.

$$x_{normal} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \qquad (۶)$$

سپس سیگنال مقادیر بارش ماهانه از سال ۵۵-۱۳۵۴ تا ۸۷-۱۳۸۶ توسط نظریه موجک تجزیه شد. برای تجزیه می‌توان از جعبه ابزار[6] موجود در برنامه Matlab استفاده کرد. اما با توجه به محدودیت‌های موجود در این جعبه‌ابزار در تعداد مراحل تجزیه (جعبه ابزار برنامه Matlab در نهایت تا ۸ مرحله قابلیت تجزیه سیگنال را دارد) و نوع موجک مادر منتخب، برنامه کامل تجزیه در M.File برنامه Matlab ویرایش ۷/۶ کد نویسی شد، سپس تجزیه صورت پذیرفت. این کد امکان تجزیه تا مراحل مد نظر و استخراج ضرایب و داده‌های بازسازی شده را برای موجک مادر منتخب فراهم می‌کند، بنابراین بسامدهای سیگنال بارندگی موجود تا جایی که امکان ساده‌تر شدن وجود داشته باشد، ساده‌سازی می‌شود و تا هر مرحله که مد نظر باشد، تجزیه ادامه می‌یابد. ابتدا باید موجک مادر مناسب از بین موجک‌های گسسته موجود انتخاب شود. برای انتخاب موجک مادر شباهت کلی سیگنال با موجک‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت موجکی انتخاب شد که با تغییر پارامترهای مقیاس و انتقال، بیشترین قدرت انطباق با داده‌های مشاهداتی را داشت. سپس به کمک کد برنامه نوشته شده در برنامه Matlab سیگنال بارندگی تجزیه شد.

بعد از استخراج داده‌های حاصل از تجزیه نوبت استفاده از این داده‌ها برای ساختن معادله‌ای مناسب به‌منظور پیش‌بینی در ماه‌های

1- Meyer
2- Symlet
3- Morlet
4- Haar
5- Mexican Hat

6- Toolbox

آینده است. در این روش بعد از تجزیه سیگنال توسط موجک، برای هر کدام از جزئیات و تقریب یک معادله مناسب برازش داده شد. بدین منظور از جعبه ابزار Curve fitting موجود در برنامه Matlab ویرایش ۷/۶ استفاده شد. هر یک از جزئیات ۲ تا ۱۰ و تقریب ۱۰ام به‌عنوان ورودی وارد برنامه شدند. سپس از میان معادلاتی نظیر فوریه، گوسین[1]، چندجمله‌ای[2]، توانی[3]، مجموع سینوسی[4]، ویبول[5] و... که برازش داده شده‌اند، معادله‌ای انتخاب شد که داده‌های محاسباتی حاصل از آن بیشترین مقدار R_2 و کمترین مقدار RMSE را با داده‌های مشاهداتی داشت. در نهایت داده‌های حاصل از تجزیه، با معادله ۷ که معادله بازسازی سیگنال حاصل از تجزیه موجک است، بازسازی شدند.

$$S = \sum_{i=1}^{n} d_n + a_n \qquad (۷)$$

که در آن S: سیگنال مد نظر، d: جزئیات، a: تقریب و n: آخرین مرحله تجزیه است.

سپس داده‌های بارندگی ماهانه مشاهداتی به دو دسته ۸۵ درصد، (از ماه ۱ تا ماه ۳۳۶) و ۱۵درصد، (از ماه ۳۳۷ تا ۳۹۶) تقسیم شد و برای ۸۵ درصد داده‌های مشاهداتی باران ماهانه، معادلات مجموع سینوسی مناسب برازش یافت. از معادله نهایی حاصل، برای پیش‌بینی و صحت‌سنجی ۱۵ درصد باقی‌مانده استفاده شد. برای رسیدن به نتیجه مطلوب، در مرحله اول به هر یک از تجزیه‌ها معادله مناسبی برازش داده شد، سپس حاصل جمع آن‌ها به‌عنوان داده محاسباتی با داده‌های مشاهداتی مقایسه شد.

در مرحله بعد به یکایک یا مجموع برخی از تجزیه‌ها معادلات برازش داده شدند که در نهایت برای هر کدام از جزئیات مرحله ۱ تا ۵ یک معادله جداگانه، و برای جزئیات ۶ تا ۱۰ و تقریب ۱۰ مقادیر با هم جمع شده و سپس معادله مناسب برازش داده شد.

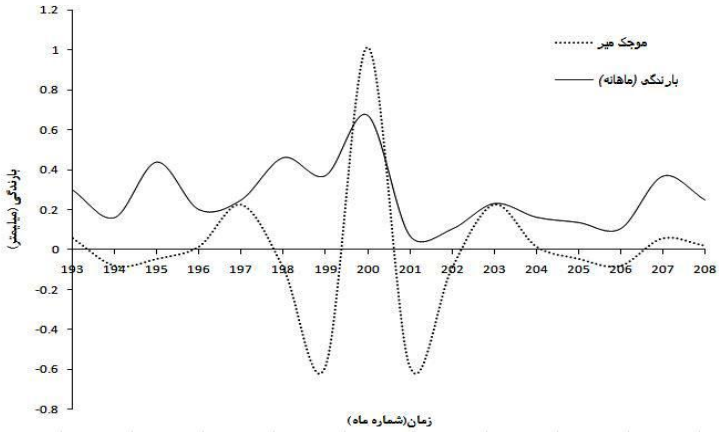
نتایج و بحث

همان‌گونه که ذکر شد، اولین قدم برای تجزیه سیگنال با موجک، انتخاب موجک مادر است. برای انتخاب موجک مادر، شکل سری زمانی داده‌های بارندگی نرمال‌شده ترسیم شد. با دریافت کلی از شکل سری زمانی، شباهت زیادی بین سری زمانی حاصل از داده‌ها و شکل موجک مادر میر وجود دارد که بخشی از آن به‌صورت یک پنجره تصادفی در شکل ۲ نشان داده شده است. پنجره تصادفی در پریود آماری داده‌ها (از ماه ۱ تا ماه ۳۳۶) حرکت کرده‌است که شکل ۲ تنها شامل بخشی از کل دوره مورد بررسی (از ماه ۱۹۳ تا ۲۰۸) است. موجک مادر میر که در شکل ۲ نمایش داده شده، با توجه به ویژگی‌های ذکر شده برای موجک مادر در بخش مواد و روش‌ها، هر دو مقدار مثبت و منفی را در دامنه خود و در یک بازه معین دارد، اما با توجه به ماهیت داده‌های بارش که مقادیر صفر یا مثبت هستند، موجک‌های دختر با تغییر پارامترهای مقیاس و انتقال با داده‌های مثبت بارندگی منطبق می‌شوند. نورانی و همکاران (۸) نشان دادند که موجک میر نتیجه بهتری نسبت به سایر موجک‌های مادر بر روی سیگنال بارندگی دارد. بنابراین، با توجه به ویژگی‌های نسبتا مشابه سیگنال بارندگی، این موجک به‌عنوان موجک مادر انتخاب شد.

هر چه تعداد مراحل منتخب برای تجزیه بیشتر باشد، سیگنال به همان تعداد به بسامدهای بالا گذر و پایین گذر تجزیه می‌شود و دقت کار افزایش می‌یابد، اما از مرحله‌ای به بعد مقادیر بسامدها تقریباً ثابت باقی می‌ماند. از آنجایی که سیگنال بارندگی موجود با ۸ مرحله تجزیه هنوز دارای بسامدهایی می‌باشد که نیاز به ساده‌تر شدن دارند و با توجه به اینکه هدف ساده‌تر سازی موج تا حد امکان است، با کمک کد برنامه نوشته شده، این امکان بوجود آمد تا هر مرحله که مد نظر باشد تجزیه ادامه یابد. نتایج نشان داد که موج‌های حاصل از ۱۰ مرحله تجزیه نسبت به ۸ مرحله تجزیه به مراتب ساده‌تر هستند که برای اطمینان از ساده‌تر شدن سیگنال ۱۲ مرحله تجزیه نیز انجام گرفت. با توجه به اینکه نتایج حاصل از هر یک از مراحل تفاوتی چندانی در قسمت جزئیات (d) با یکدیگر نداشتند، اما از آنجا که مراحل بالا در تجزیه حاوی خصوصیات و تغییرات کلی داده‌ها در طول زمان می‌باشد و همچنین در معادله نهایی آخرین تقریب (a) دخیل است، و به نوعی بار اصلی داده‌ها را بر عهده دارد، بنابراین مراحل بالاتر برتری دارد. از طرفی نتایج نشان می‌دهد که a10 با a12 تفاوت محسوسی ندارند، به عبارت دیگر از ۱۰ مرحله به بعد تقریباً بسامدی وجود ندارد که ساده‌تر شود و در نهایت تجزیه به ترند می‌رسد که با ۱۰ مرحله تجزیه این مورد صورت گرفته و بنابراین، دیگر نیازی به ۱۲ مرحله تجزیه و ورود معادلات بیشتر در قسمت برازش معادلات مناسب نمی‌باشد. به همین علت برای جلوگیری از ورود معادلات اضافی به محاسبات در نهایت ۱۰ مرحله تجزیه انتخاب شد.

همان‌گونه که ذکر شد، بعد از استخراج داده‌های حاصل از تجزیه، نوبت استفاده از این داده‌ها برای ساختن معادله‌ای مناسب به‌منظور پیش‌بینی در ماه‌های آینده است. از بین تمام معادلات، معادله‌ی مجموع سینوسی مرتبه هشتم (معادله ۸) شامل این شرایط بود.

1- Gaussian
2- Polynomial
3- Power
4- Sum of Sin. Function
5- Weibull



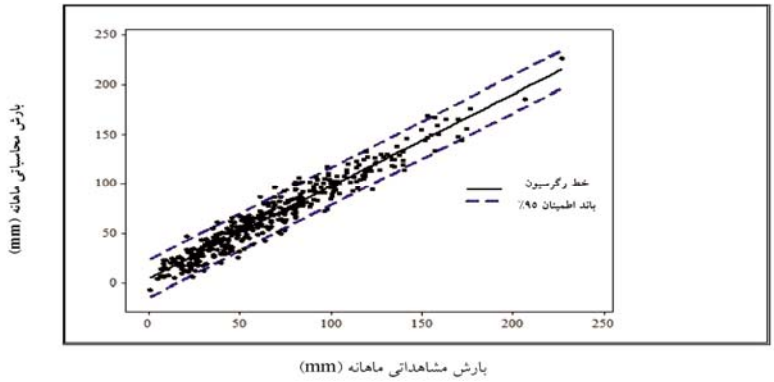
شکل ۲- موجک میر و سیگنال بارش ماهانه نرمال شده (از ماه ۱۹۳ تا ۲۰۸)

$$f(x)=a_1\times\sin(b_1x+c_1)+a_2\times\sin(b_2x+c_2)+ a_3\times\sin(b_3x+c_3)+a_4\times\sin(b_4x+c_4)+ a_5\times\sin(b_5x+c_5)+a_6\times\sin(b_6x+c_6)+ a_7\times\sin(b_7x+c_7)+a_8\times\sin(b_8x+c_8) \quad (۸)$$

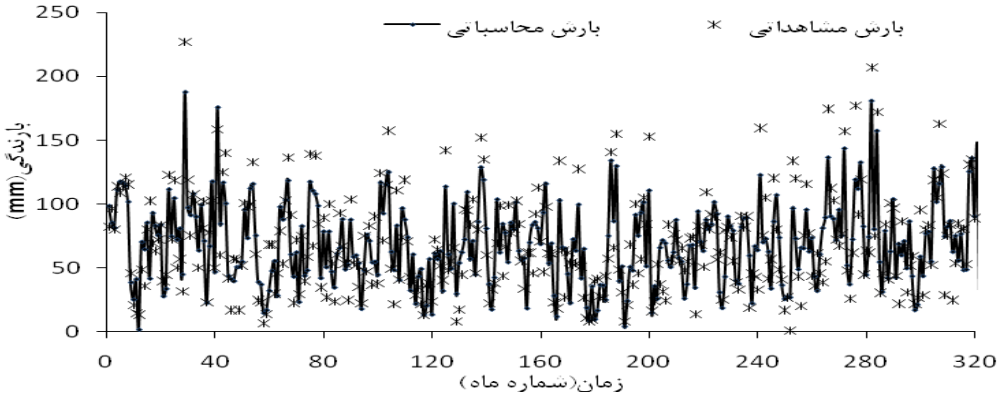
در این معادله a، b و c ضرایب معادله سینوسی بوده و x زمان وقوع بارش‌ها بر حسب شماره ماه است که اولین ماه شماره ۱ و آخرین ماه شماره ۳۹۶ را به خود اختصاص داد. برای d1 نیز از معادلات سری زمانی استفاده شد. چون d1 نویز محسوب می‌شد و در آن بسامدهای بسیار بالا از موج جدا شده که دامنه آن‌ها تصادفی است و تا حدود زیادی خاصیت سیگنال اصلی را دارا است، در صورت ورود به‌عنوان تابع سینوسی در معادلات، مقدار R^2 را به شدت کاهش می‌داد. نتیجه نشان داد که مقادیر باران‌های ماهانه محاسبه شده (حاصل از معادلات برازش داده‌شده) همبستگی بسیار بالایی با داده‌های مشاهداتی دارد و مقدار ضریب تبیین در حدود ۰/۹۳ بدست آمد که در شکل ۳ مشاهده می‌شود. به این ترتیب مشخص شد که این روش قدرت تطابق کافی را با داده‌های مشاهداتی دارد.

نتایج بدست آمده نشان داد که معادله نهایی برازش یافته به خوبی بسامد را منتقل کرده (شکل ۴) و با ضریب تبیین ۰/۸۴، همبستگی بالایی میان داده‌های بارندگی کاملاً تصادفی و داده‌های محاسباتی دارد (شکل ۵).

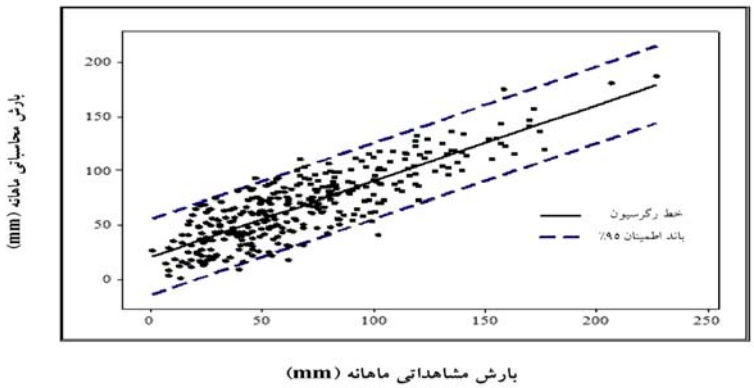
همان‌گونه که مشاهده شد، معادله پیش‌بینی شامل ۶ معادله مجموع سینوسی مرتبه هشتم است (۵ معادله مربوط به جزئیات ۱ تا ۵ و ۱ معادله مربوط به مجموع جزئیات ۶ تا ۱۰ و تقریب ۱۰ ام است و بنابراین در نهایت ۶ معادله مجموع سینوسی مرتبه هشتم بدست می‌آید). با بدست آمدن معادله نهایی و جایگذاری زمان‌های مورد نظر در معادله، پیش‌بینی صورت گرفت. نتایج حاصل از پیش‌بینی نشان داد که انتقال واریانس یا به‌عبارت دیگر انتقال نوسانات که شکل طبیعی داده‌های واقع شده را بیان می‌کند با استفاده از تجزیه سیگنال بهبود می‌یابد (شکل ۶). مقدار ضریب تبیین برای این سری داده‌ها در حدود ۰/۷۴ به‌دست آمد که در شکل ۷ نشان داده شده است.



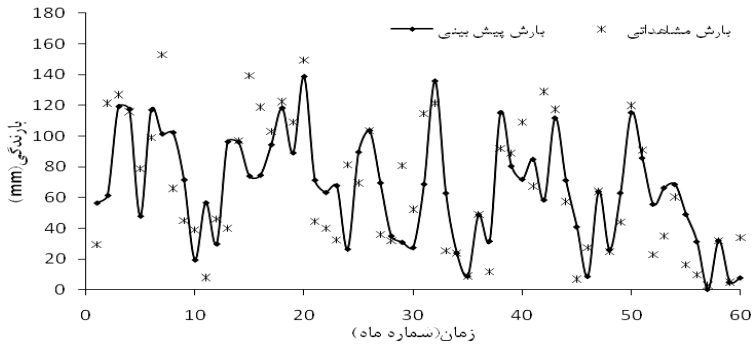
شکل ۳- نمودار همبستگی میان مقادیر بارندگی ماهانه مشاهداتی و محاسباتی حاصل از جمع معادلات برازش داده شده به تجزیه‌ها



شکل ٤- نمودار تطابق مقادیر بارندگی ماهانه مشاهداتی ایستگاه زرینگل و مقادیر محاسباتی در مرحله آموزش مدل

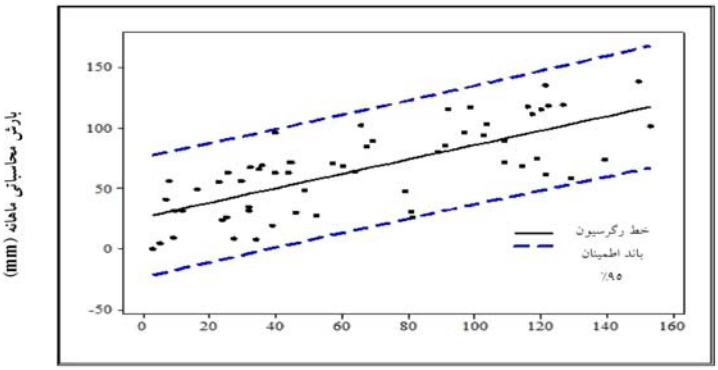


شکل ٥- نمودار همبستگی میان ۸۵٪ مقادیر بارندگی ماهانه مشاهداتی ایستگاه زرینگل و مقادیر محاسباتی در مرحله آموزش مدل



شکل ٦- نمودار تطابق میان ۱۵٪ مقادیر بارندگی ماهانه مشاهداتی ایستگاه زرینگل و مقادیر پیش‌بینی شده

انجام آزمون F روی نسبت اختلاف واریانس مشاهدات و محاسبات به واریانس مشاهدات و همچنین روی نسبت واریانس محاسبات به مشاهدات نشان داد که داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی در سطوح اعتماد ۹۰٪، ۹۵٪ و ۹۹٪ اختلاف معنی‌دار نداشته و هر دو به یک جامعه آماری تعلق دارند. منظور از آزمون معنی‌داری یا عدم معنی‌داری پارامترهای آماری دو جامعه می‌باشد. چنانچه این جوامع با هم اختلاف داشته باشند پارامترهای آماری آن‌ها نیز اختلاف معنی‌داری در این آزمون نشان خواهند داد و بیانگر این خواهد بود که دو جامعه کاملاً با هم متفاوتند. عدم معنی‌داری در این آزمون به معنی یکسان بودن دو جامعه می‌باشد. بنابراین پیش‌بینی مستقیم از طریق امواج تجزیه شده توسط موجک به خوبی واریانس را منتقل می‌کند.



شکل ۷- نمودار همبستگی میان ۱۵٪ مقادیر بارندگی ماهانه مشاهداتی ایستگاه زرینگل و مقادیر پیش‌بینی شده

در نهایت نتایج حاصل نشان داد که تجزیه سیگنال به امواج ساده‌تر امکان مدل‌شدن داده‌هایی با حالت تصادفی را فراهم می‌کند و دقت پیش‌بینی را نسبت به روش‌های مرسوم افزایش می‌دهد. هر تجزیه (d) یک سری تغییرات واریانس در اشل‌های (مقیاس‌های) کوچک و بزرگ را نشان می‌دهد. بسامدهای کوتاه‌تر نشانگر تغییرات ماهانه و فصلی هستند که این مشخصات به‌صورت مستتر در هر تجزیه موجود است. به‌عنوان مثال در تجزیه مرحله ۱۰، مقادیر جزئیات و تقریب، تقریباً نشان‌دهنده میانگین متحرک سیگنال بارش ایستگاه زرینگل هستند. به عبارت دیگر در مرحله دهم بسامدهای بالا گذر و پایین گذر تا بیشترین حد ممکن از یکدیگر جدا شده و سیگنال به‌صورت کاملاً ساده شده باقی مانده و تمام خواص پنهان سیگنال خام آشکارسازی شده و در نهایت تفاوت بسامد بالاگذر و پایین‌گذر تنها در مقادیر عددی آن‌ها بوده و از نظر خاصیت یکسان شده‌اند.

سبزیوند (۲)، ابراهیمی و بارانی (۱)، وانگ و دینگ (۱۱) بیان می‌کنند که وقتی اطلاعات نهفته درون سیگنال با وضوح مناسبی در اختیار نیست، جهت بازسازی سیگنال می‌توان از تبدیلات موجکی استفاده نمود. بنابراین با مدل‌بندی مناسب تجزیه‌های یک موج، می‌توان برای موجی که ساختار روشنی نداشته باشد، پیش‌بینی لازم را انجام داد.

نورانی و همکاران (۸) در پیش‌بینی فرآیندهای هیدرولوژیکی، قابلیت آنالیز موجکی را نشان دادند که با نتایج حاصل از این تحقیق کاملاً منطبق است. عبقری (۴) نیز نشان داد که تجزیه سیگنال‌ها با استفاده از تحلیل گسسته موجکی الگوهای بارش- رواناب، موجب افزایش دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌هایی به کار گرفته شده می‌شود که با نتایج این تحقیق مبنی بر تجزیه مستقیم امواج بارندگی ماهانه همخوانی دارد.

بنابراین، تجزیه سیگنال‌های کاملاً تصادفی هواشناسی با کمک نظریه موجک، منجر به ساده‌تر شدن این سیگنال‌ها شده و امکان مدل‌بندی این داده‌ها و پیش‌بینی برای زمان‌های آینده را با این مدل‌ها فراهم می‌سازد.

نتیجه‌گیری

از ویژگی‌های این تحقیق استفاده از تجزیه‌های موجک به‌صورت مستقیم به‌منظور مدل‌سازی سیگنال بارندگی است. تجزیه سیگنال‌های کاملاً تصادفی هواشناسی با کمک نظریه موجک، منجر به ساده‌تر شدن این سیگنال‌ها شده و امکان مدل‌بندی این داده‌ها و پیش‌بینی برای زمان‌های آینده را با این مدل‌ها فراهم می‌کند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش مدل‌سازی موجکی مستقیم با برازش مناسب روی هر کدام از تجزیه‌ها قدرت مدل‌کردن داده‌های کاملاً تصادفی بارندگی را بالا برد. سیگنال‌های بالاگذر و پایین‌گذر حاصل از تجزیه موجک، برازش بسیار خوبی با معادلات مجموع سینوسی دارند که هر چه تعداد مراتب این معادلات بیشتر می‌شود، دقت کار افزایش می‌یابد. بسامدهای مراحل پایین‌تر تجزیه، نویز بیشتری دارند، ولی با افزایش سطح تجزیه از میزان نویز کاسته شده و سیگنال نرم‌تر[1] می‌شود. همچنین نتایج نشان داد که افزایش سطوح تجزیه در روش مستقیم تا ۱۰ مرحله باعث بهبود مدل گردید ولی بعد از آن تغییر چندانی در نتایج حاصل نکرده و فقط تعداد معادلات را افزایش می‌دهد. در روش به کار گرفته شده در این تحقیق، بالا بودن مراحل تجزیه موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود، ولی در عین حال تعداد معادلات را نیز افزایش می‌دهد و در نتیجه موجب ایجاد اختلاف فاز میان معادلات هر مرحله با مراحل قبل می‌شود. از طرفی انتقال بسامد با استفاده از تجزیه سیگنال به وسیله موجک بهبود می‌یابد. به‌عبارت

1- Smooth

دیگر پیش‌بینی به روش مستقیم از طریق سیگنال تجزیه شده توسط موجک به خوبی واریانس را منتقل نموده و انجام آزمون F بر روی داده‌ها این نتیجه را تأیید می‌کند. هر مرحله تجزیه یک سری تغییرات واریانس در اشل‌های کوچک و بزرگ را نشان می‌دهد و خاصیتی از سیگنال اصلی را در خود مستتر دارد. ضمن آن‌که بساندهای کوتاه‌تر نشانگر تغییرات ماهانه و فصلی هستند که به‌طور مستتر در هر تجزیه وجود دارند.

همان‌طور که ملاحظه شد این تحقیق روی سیگنال ماهانه بارندگی ایستگاه باران‌سنجی زرینگل استان گلستان صورت گرفت. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات بعدی از دیگر عوامل هیدرولوژیکی نظیر تبخیر و تعرق، سیلاب، دبی و رسوب رودخانه‌ها و داده‌های روزانه، فصلی و سالانه در سایر ایستگاه‌های هواشناسی استفاده شود.

منابع

۱- ابراهیمی ل. و بارانی غ. ۱۳۸۴. معرفی مدل تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی خشکسالی حوزه‌های آبخیز سدها، مجموعه مقالات دومین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، ۳ و ۴ اسفند ۱۳۸۴، دانشگاه کرمان، ص ۲۳۵۹-۲۳۵۴.

۲- سبزیوند ر. ۱۳۸۲. پیش‌بینی بارش با استفاده از روش تبدیل موجک‌ها. سازمان مدیریت منابع آب ایران. ۱۲۳ ص.

۳- صالحی‌پایدار ک. ۱۳۸۸. مدلسازی بارش-رواناب با استفاده از مدل ترکیبی ANFIS-Wavelet. پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد، رشته مهندسی عمران-آب. دانشکده عمران، دانشگاه تبریز. ۱۸۶ ص.

۴- عبقری ه. ۱۳۸۷. بررسی روش‌های پیش‌بینی هوشمند مبتنی بر شبکه‌های عصبی موجکی و مدل‌های خود همبستگی دبی ماهیانه رودخانه. پایان‌نامه دکتری آبخیزداری- منابع آب، دانشگاه تهران.۱۷۳ ص.

۵- نوری م. و عبقری ه. ۱۳۸۶. شبیه‌سازی بارش- رواناب با شبکه‌های عصبی تابع بنیادی شعاعی (RBF) مبتنی بر طبقه‌بندی شبکه عصبی احتمالاتی (PNN). لوح فشرده مجموعه مقالات سومین کنفرانس آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، ۲۰ و ۲۱ آذر ۱۳۸۶، دانشگاه کرمان.

6- 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: 1164-1171.

7- Kisi O. 2010. Wavelet regression model for short-term stream flow forecasting. Journal of Hydrology. 389: 344-353.

8- Nourani V., Alami M., and Aminfar M. 2009. A combined neural-wavelet model for prediction of Lighvanchai watershed precipitation. Engineering Applications of Artificial Intelligence 22: 466-472.

9- Partal T., and Kisi O. 2007. Wavelet and neruro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. Journal of Hydrology 342: 199-212.

10- Polikar R. 1996. Fundamental concepts and overview of the wavelet theory. Second Edition. Accessible in: http://users.rowan.edu/~polikar/wavelets/WTpart3.html.

11- Wang W., and Ding J. 2003. Wavelet Network Model and Its Application to the Prediction of hydrology. Nature and Science, 1(1).

Journal of Water and Soil
Vol. 25, No. 5, Nov-Des 2011, p. 1217-1226

نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۲۵، شماره ۵، آذر - دی ۱۳۹۰، ص. ۱۲۲۶-۱۲۱۷

Prediction of Precipitation Applying Wavelet Network Model
(Case study: Zarringol station, Golestan province, Iran)

P. Toufani[1] - A. Mosaedi[2*] - A. Fakheri Fard [3]

Received:4-7-2011
Accepted:23-10-2011

Abstract

Obligatory modelling of precipitations in various periods, have a lot of problems and weakness because of their casual nature in time and space. Moreover, their uncertainty in predictions, reduce credibility of estimations which have done via these models. Wavelet is one of the novel and very effective methods in analyzing of time series and signals considered in the hydrology in recent years. In this research, precipitation signal has been decomposed via selected mother wavelet, and then the resulted data are used by fitting direct equations to anticipate the precipitation. These mentioned methods are applied in Zarringol station in Golestan province (Iran) for 33 years predict monthly precipitation with 808 mm annually during 1975-76 until 2007-2008. As a result, decomposed signal via wavelet, correlation among observed and calculated data is 84% and the precipitation prediction can be done with more precise. Meaningless of F test in 90% and above verifies this phenomenon.

Keywords: Precipitation, Modeling, Signal, Wavelet theory, Zarringol

1- Former MSc Student, Water Resources Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources
2- Associate Professor, Faculty of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad
(*- Corresponding Author Email: mosaedi@um.ac.ir)
3- Professor, Department of Water Engineering, Tabriz University