

پایش خشکسالی با استفاده از مدل درختی چندمقیاسه WM5

* مهدی کمامی*

استادیار، دانشکده فنی مهندسی
عمران، دانشگاه آیت‌الله
بروجردی (ره).
پست الکترونیک:
komasi@abru.ac.ir

خشکسالی یکی از پدیده‌های محیطی است که سالانه موجب وارد آمدن خسارات زیادی به جوامع انسانی می‌گردد. برای بررسی تغییرات شرایط اقلیمی بهخصوص خشکسالی‌ها، شاخص‌های خشکسالی به عنوان یک ابزار مدیریتی و برنامه‌ریزی قوی ارائه شدند. علاوه‌بر استفاده از شاخص خشکسالی، پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل‌های مناسب، می‌تواند در کنترل و مدیریت خشکسالی مناسب باشد. در این پژوهش، داده‌های بارش در دو حوضه واقع در استان‌های همدان و لرستان جهت محاسبه‌ی شاخص‌های خشکسالی SPI و EDI که از جمله پرکاربردترین شاخص‌ها در خشکسالی می‌باشند، مورد استفاده قرار گرفته است. پس از محاسبه‌ی شاخص‌های خشکسالی M5 با استفاده از مدل درختی چندمقیاسه WM5 که یک مدل توسعه‌یافته از مدل درختی EDI در می‌باشد، پایش خشکسالی صورت گرفته است. ضریب تبیین در مدل M5 برای شاخص EDI در بهترین حالت ۰/۹۵ و در مدل درختی چندمقیاسه WM5 ۰/۹۹ به دست آمده است. همچنین ضریب تبیین برای شاخص SPI در بهترین حالت در مدل M5 ۰/۹۰ و در مدل درختی چندمقیاسه WM5 ۰/۹۵ به دست آمده است. این مهم بیانگر این نکته است که مدل درختی چندمقیاسه WM5 نسبت به مدل درختی M5 دارای برتری می‌باشد. همچنین از مزایای مدل درختی چندمقیاسه WM5 نسبت به مدل درختی M5 می‌توان به رصد نمودن نقاط حداکثری اشاره نمود.

واژگان کلیدی: خشکسالی، مدل درختی M5، موجک، شاخص SPI، شاخص EDI.

سوده قبادی خسرو

دانشجوی کارشناسی ارشد آب و
سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده
فنی مهندسی عمران، دانشگاه
آیت‌الله بروجردی (ره).
پست الکترونیک:
S.Ghobadi 2012@gmail.com

سید محمد رضا هاشمی

دانشجوی کارشناسی ارشد آب و
سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده
فنی مهندسی عمران، دانشگاه
آیت‌الله بروجردی (ره).
پست الکترونیک:
Mohammadrezahashemi44@yahoo.com

تغییرات شرایط اقلیمی بهخصوص خشکسالی‌ها،
شاخص‌های خشکسالی به عنوان یک ابزار مدیریتی و
برنامه‌ریزی قوی ارائه شدند. از جمله مناسب‌ترین
شاخص‌ها که در محاسبه آن، تعیین ساده و کمی سه
مشخصه شدت، تداوم و گستردگی مکانی خشکسالی مورد
نظر قرار گرفته، می‌توان به شاخص محاسباتی پالمر که
اساس آن بر عرضه و تقاضای آب می‌باشد، اشاره کرد [۱].
در سال ۱۹۹۳ مک‌کی^۱ و همکارانش به منظور کمی‌سازی
کمبود بارش و پایش وضعیت خشکسالی برای مقیاس‌های

۱- مقدمه

خشکسالی یک پدیده‌ی تکرارشونده در اقلیم‌های مختلف است و اثرات آن فقط به نواحی خشک و نیمه‌خشک مربوط نمی‌شود و می‌تواند در نواحی با بارش زیاد و در هر فصل رخ دهد. از جمله مهم‌ترین مراحل پایش خشکسالی، تعیین شاخص‌هایی به منظور تحلیل شدت، تداوم و فراوانی خشکسالی است. برای بررسی

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۷/۰۵/۱۳۹۵، بازنگری ۲۵/۱۱/۱۳۹۵، پذیرش ۰۸/۱۲/۱۳۹۵.

^۱-McKee

زمانی فصلی می‌باشد [۴]. هرچند که این نگرش منجر به ایجاد مدل‌هایی می‌گردد که اساساً دارای ساختار خطی هستند و غالباً برای سری‌های ایستا کاربرد دارند؛ ولی به‌حال توانایی محدودی در مدل‌کردن سری‌های ناایستا و پدیده‌هایی که دارای ماهیت غیرخطی هستند، دارد. بنابراین برای حل مشکل یادشده دسته دیگری از مدل‌های جعبه‌سیاه بر پایه شبکه‌های عصبی- مصنوعی توسعه و گسترش یافته‌اند [۵]. مکا و پچ^۸ به پیش‌بینی شاخص‌های خشکسالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها برای پیش‌بینی خشکسالی از مدل پرسپترون چندلایه پیش‌روندۀ استفاده کردند و از مدل شبکه عصبی یکپارچه برای پیش‌بینی شاخص‌های SPI و SPEI استفاده نمودند. نتایج نشان می‌داد که مدل شبکه عصبی یکپارچه نسبت به مدل پرسپترون چندلایه پیش‌روندۀ عملکرد بالاتری را دارا می‌باشد [۶].

هرچند که روش‌های مدل‌سازی سری زمانی هیدرولوژیکی بر پایه‌ی مبانی شبکه‌های عصبی یا عصبی- فازی مناسب می‌باشد، اما نقص اساسی این روش‌ها این است که روند حل و ساختار شبکه آموزش‌دیده در قالب یک ماتریس وزن بیان می‌گردد. در این حالت نمی‌توان تعبیر و تفسیر چندان روشی را از پدیده ارائه نمود. از این منظر برنامه‌نویسی ژنتیکی (GP^{۱۰}) که از اصول و مبانی محاسبات تکاملی استفاده می‌کند، برای شناسایی سازمان‌یافته و تفسیر روش یک پدیده ارائه گردیده است [۷]. حسن‌زاده و همکاران از روش‌های فرآکاوشی همچون الگوریتم ژنتیک و الگوریتم جامعه مورچگان، به‌منظور تخمین پارامترهای توزیع‌های آماری مورد استفاده در تحلیل فراوارانی جریان‌های سیلابی از قبیل مقدار حدی تعیین‌یافته، پیرسون نوع سوم، لوگ نرمال سه پارامتری، لجستیک تعیین‌یافته، پاریتویی تعیین‌یافته، کاپا و ویکی در استان آذربایجان شرقی استفاده نمودند و در نهایت

^۹-Maca and Pech
^{۱۰}- Genetic Programming

۶، ۱۲، ۲۴ و ۴۸ ماهه شاخص بارش استاندارد شده را ارائه دادند. این شاخص به‌علت ساده‌بودن محاسبات، استفاده از داده‌های بارندگی قابل دسترس، قابلیت محاسبه برای مقیاس زمانی دلخواه و قابلیت بسیار زیاد در مقیاس مکانی نتایج، به‌عنوان مناسب‌ترین شاخص برای بررسی خشکسالی شناخته می‌شود [۲]. این شاخص یکی از بهترین شاخص‌های شناخته شده برای پایش خشکسالی است که با وجود محدودیت‌های آن، هنوز به‌طور گسترده در سطح جهانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. جین^۳ و همکاران به مقایسه‌ی شش شاخص خشکسالی^۴ SPI^۵، RDDI^۶، RD^۷، CZI^۸ و SZI^۹ در حوضه‌ی رودخانه‌ی کن در مرکز هند پرداختند. آن‌ها شاخص‌های خشکسالی را براساس گام‌های زمانی نه ماهه مورد بررسی قرار دادند. بر مبنای نتایج به‌دست آمده، شاخص EDI وضعیت خشکسالی را زودتر از شاخص‌های دیگر پیش‌بینی می‌کند و از این لحاظ شاخص EDI یک شاخص مناسب برای پیش‌بینی حوضه‌ی مورد بررسی می‌باشد [۳].

آنچه که علاوه‌بر استفاده از نمایه مناسب برای ارزیابی خشکسالی اهمیت دارد، پیش‌بینی دقیق آن با استفاده از داده‌های سال‌های گذشته است. در دهه‌های گذشته از برخی مدل‌های جعبه‌سیاه برای مدل‌سازی سری زمانی استفاده می‌شد. از این منظر می‌توان به مدل‌هایی همچون سری زمانی ARIMA اشاره کرد که کاربردهای فراوانی در پیش‌بینی فرایندهای هیدرولوژیکی پیدا نموده است. بذر افshan و همکاران با استفاده از مدل ARIMA به پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژی در حوضه رودخانه کرج پرداختند. نتایج محققان، حاکی از دقت بالاتر مدل، در مقیاس زمانی ماهانه، نسبت به مقیاس

²- Jain

³- Standard Precipitation Index (SPI)

⁴- China Z Index

⁵- Rainfall Departure

⁶- Rainfall Decile based Drought Index

⁷- Z-Score Index

⁸-Effective Drought Index

پالمر (PMDI) در سراسر ایالت تگزاس را مورد بررسی قرار داد. ایشان نتایج حاصل از مدل ترکیبی فازی- موجکی را با نتایج انجام گرفته با مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ترکیبی شبکه عصبی- موجکی (WANN^{۱۴}) مورد مقایسه قرار داد و دریافت که مدل ترکیبی فازی- موجکی نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل ترکیبی شبکه عصبی- موجکی دارای برتری قابل توجهی می‌باشد [۱۱].

در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های جعبه‌سیاه در امر پیش‌بینی‌ها نتایج قابل قبولی را از خود نشان داده‌اند. مدل‌های شبکه عصبی و برنامه‌نویسی ژنتیکی از جمله مدل‌هایی است که در این زمینه مورد استفاده قرار گرفته‌اند و نتایج خوبی نیز با استفاده از این مدل‌ها در مطالعات اکثر پژوهشگران مشاهده شده‌است. با ورود تابع موجک در این مدل‌ها و ترکیب‌نمودن مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌نویسی ژنتیکی با تابع موجک، دقت و کارایی این مدل‌ها افزایش یافته‌اند. مدل‌های ترکیبی با داشتن دقت بالاتر و نتایج قابل قبول‌تر نسبت به مدل‌های کلاسیک توانسته‌اند توجه بسیاری از محققان را به خود جلب نمایند. مدل‌های درختی نیز به عنوان یکی از تکنیک‌های داده‌کاوی در پیش‌بینی پارامترهای هیدرولوژیکی و هواشناسی مورد توجه قرار گرفته‌اند. روش‌های مذکور به عنوان روش‌هایی معتبر و شناخته‌شده در مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده غیرخطی قادرند با استفاده از داده‌های هواشناسی ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی تخمین دقیق‌تری از پارامترهای هواشناسی منطقه ارائه دهند. بدین منظور، لاندھ و دیکسیت^{۱۵} مدل درختی M5 را برای پیش‌بینی جریان رودخانه در یک روز قبل در دو ایستگاه رودخانه نارمادا و دیگری در حوضه رودخانه کریشنا در هند به کار برdenد [۱۲]. علیپور و همکاران بررسی مقایسه‌ای بین مدل‌های درختی M5 و

نتیجه گرفتند که دو روش فرآکاوشی مذکور، در قیاس با سایر روش‌های معمول تخمین پارامتر همچون روش حداقل درست‌نمایی، گشتاورها و گشتاورهای وزنی احتمال، جواب‌های بهتری را ارائه می‌دهند [۸].

با وجود قابلیت‌های شبکه‌های عصبی، عصبی- فازی و برنامه‌نویسی ژنتیکی در مدل‌سازی سری‌های زمانی، گاهی به دلیل وجود نوسانات فراوان در سری زمانی که موجب نایستایی آن می‌گردد و نیز به دلیل تأثیرات مقایس‌های زمانی متفاوت از یک روز تا چندین دهه، کاستی‌ها و مشکلاتی در مدل‌سازی سری زمانی با روش‌های یادشده به وجود می‌آید. در چنین شرایطی شبکه عصبی و برنامه‌نویسی ژنتیکی بدون پیش‌پردازش داده‌های سری‌های زمانی ورودی و خروجی، قادر به مدل‌سازی مناسب سری‌های زمانی نایستا نمی‌باشند. بنابراین بهره‌گیری از تکنیک پیش‌پردازش تبدیل موجک، موجب دستیابی به مدلی دقیق‌تر از سری‌های زمانی نایستا همچون سری زمانی خشکسالی می‌گردد [۹].

دجربوایی و سواج^{۱۶} با استفاده از مدل‌های شبکه‌ی عصبی، شبکه‌ی عصبی- موجکی و مدل‌های آماری به پیش‌بینی خشکسالی در حوضه‌ی رودخانه‌ی الگریس در الجزایر پرداختند. آن‌ها در ابتدا شاخص SPI را در مقایس‌های زمانی ۳، ۶ و ۱۲ ماهه محاسبه نموده و با کمک شبکه عصبی و شبکه عصبی- موجکی به مدل‌سازی پیش‌بینی خشکسالی پرداختند. با مقایسه بین نتایج مشاهداتی و محاسباتی دریافتند که مدل شبکه عصبی- موجکی عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر برای پیش‌بینی شاخص SPI در همه‌ی مقایس‌های زمانی را ارائه می‌دهد [۱۰]. او زگر^{۱۷} یک مدل ترکیبی فازی- موجکی (WFL^{۱۸}) برای پیش‌بینی خشکسالی‌های طولانی‌مدت با استفاده از شاخص اصلاح‌شده خشکسالی

¹¹-Djerbouai and Souag

¹²- Ozger

¹³-Wavelet Fuzzy Logic

¹⁴-Wavelet Artificial Neural Network

¹⁵-Londhe and Dixit

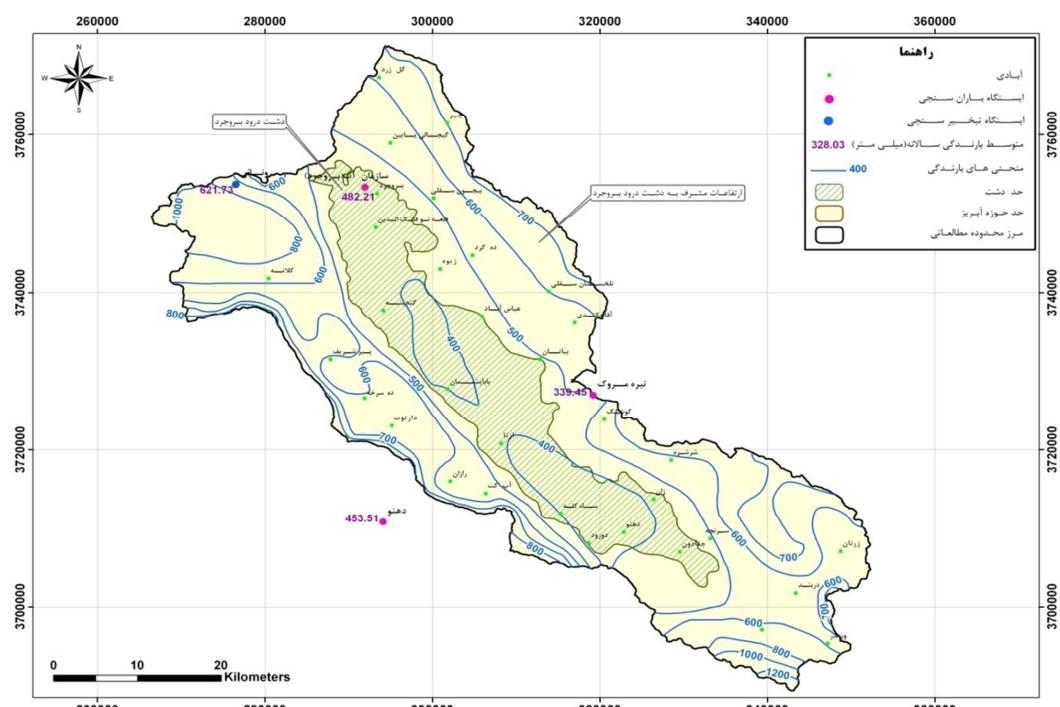
۱-۲- منطقه مطالعاتی

در این پژوهش از داده‌های دو حوضه‌ی آبریز جهت واسنجی و صحبت‌سنجی مدل ارائه شده، استفاده شده است. حوضه‌ی آبریز دورود- بروجرد واقع در استان لرستان می‌باشد. محدوده مطالعاتی دورود- بروجرد با وسعت نسبتاً زیاد به میزان ۲۵۴۱ کیلومترمربع در شمالی‌ترین قسمت حوضه آبریز کارون بزرگ واقع شده است. کمترین ارتفاع محدوده ۱۴۳۷ متر، مربوط به بخش‌های خروجی حوضه و بیشترین ارتفاع محدوده ۳۸۴۵ متر مربوط به جنوب‌شرقی محدوده می‌باشد. موقعیت جغرافیایی حوضه‌ی دورود- بروجرد در شکل ۱ نشان داده شده است. جهت بررسی دقیق نتایج، از داده‌های مربوط به حوضه مطالعاتی دشت بهار- همدان واقع در استان همدان نیز استفاده شده است. محدوده مطالعاتی دشت بهار- همدان با وسعت نسبتاً زیاد به میزان حدود ۳۲۰۰ کیلومترمربع می‌باشد. بیشترین ارتفاع محدوده ۳۵۸۰ متر و کمترین ارتفاع محدوده ۱۶۸۰ متر می‌باشد. موقعیت جغرافیایی دشت بهار- همدان در شکل ۲ ارائه گردیده است.

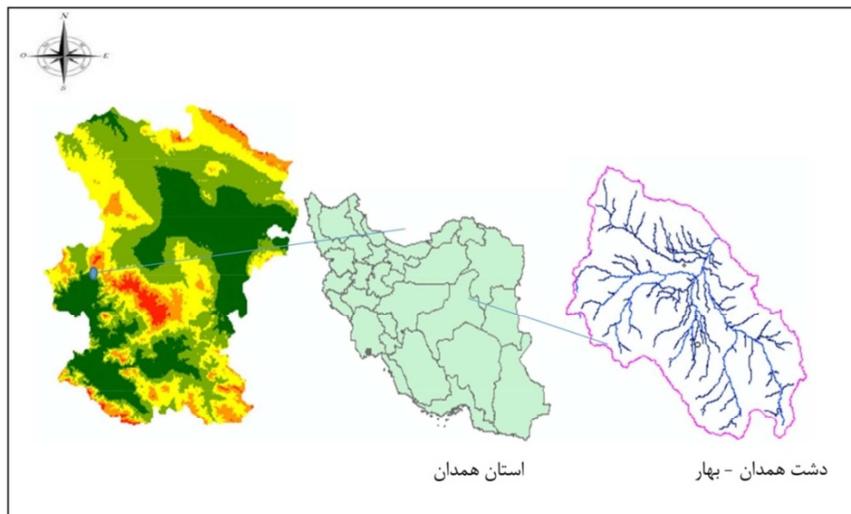
شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر و تعرق را انجام دادند. نتایج این بررسی نشان داد که هر دو مدل شبکه عصبی و مدل درختی M5 دقت خوبی در برآورد میزان تبخیر و تعرق مرتع دارند [۱۳]. ستاری و همکاران برآورد پیش‌بینی بارش ماهانه با استفاده از دو مدل درختی M5 و مدل شبکه عصبی را ارائه نمودند. بررسی پژوهش آنها حاکی از بالابودن دقت هر دو مدل در ارزیابی بارش ماهانه بود، اما مدل درختی M5 را یک مدل کاربردی‌تر ارزیابی نمودند. مدل درختی M5 به لحاظ سادگی، قابل فهم بودن و ارائه‌ی روابط خطی ساده توانسته است در سال‌های اخیر مدل قابل قبولی برای مدل‌سازی در زمینه‌ی پیش‌بینی باشد [۱۴].

در پژوهش حاضر، با ترکیب توابع موجک و مدل درختی M5 و با استفاده از شاخص SPI و EDI به پیش‌بینی خشکسالی پرداخته شده است. مدل درختی چندمقیاسه WM5 یک مدل توسعه‌یافته از مدل درختی M5 می‌باشد که به نظر می‌رسد تاکنون مورد ارزیابی قرار نگرفته است.

۲- مواد و روش‌ها



شکل ۱- موقعیت حوضه‌ی دورود- بروجرد



شکل ۲- موقعیت حوضه‌ی بهار- همدان.

به یک متغیر پیش‌بینی‌کننده است و به وسیله‌ی شاخه‌ها عمل انشعاب در گره انجام می‌شود. شاخه‌ها شامل بازه‌ای عددی است که از گره والد منشعب می‌شود و به گره فرزند می‌رسد. در مدل درختی M5 از هر گره والد دو شاخه منشعب می‌شود و به گره فرزند می‌رسد.

ساخت مدل درخت تصمیم‌گیری در دو مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول درخت تصمیم‌گیری با انشعاب داده‌ها تشکیل می‌شود. معیار انشعاب در مدل درختی M5 بیشینه‌سازی کاهش انحراف معیار داده‌ها در گرهی فرزند است. زمانی که امکان کاهش انحراف معیار داده‌های گره فرزند میسر نباشد، گره والد آن منشعب نمی‌شود و به گره پایانی یا برگ نمی‌رسد. کاهش انحراف معیار با رابطه‌ی (۱) برآورد می‌شود [۱۵]:

$$SDR = sd(T) - \sum \frac{|T_i|}{|T|} sd(T_i) \quad (1)$$

SDR کاهش انحراف معیار در گره فرزند، T مجموعه داده‌های ورودی به گره والد و sd انحراف معیار است. به علت فرآیند انشعاب، انحراف معیار داده‌ها در گره فرزند کمتر از گره والد است. بنابراین همگنی بیشتری دارد. در مدل M5 بعد از آزمودن همه‌ی انشعابات ممکن از یک گره، انشعابی که بیشترین کاهش انحراف معیار را تولید کند انتخاب می‌شود. این گونه انشعاب‌سازی اغلب به

۲-۲- مدل درختی M5

اولین بار مدل درختی M5 را کوئتلن (۱۹۹۲) براساس روش طبقه‌بندی درختی برای ایجاد رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته ارائه کرد. این مدل، برخلاف مدل درخت تصمیم که برای داده‌های کیفی استفاده می‌شود؛ برای هر دو نوع داده‌های کیفی و کمی قابل استفاده است. مدل درختی M5 مشابه توابع خطی و جداول است که ترکیبی از مدل‌های رگرسیون خطی و رگرسیون درختی است و در علوم مختلف کاربرد فراوان دارد. مدل رگرسیون برای کل فضای داده‌ها یک معادله‌ی رگرسیون ارائه می‌دهد ولی در مدل رگرسیون درختی محدوده‌ی داده‌ها به زیرناحیه‌هایی که برگ نامیده می‌شوند، تقسیم شده و به هر برگ یک برچسب عددی داده می‌شود. جایگزینی معادله‌ی رگرسیون خطی به جای برچسب در گره‌ها، شیوه‌ای است که در مدل درختی M5 اجرا می‌شود و می‌تواند متغیرهای عددی پیوسته را پیش‌بینی یا برآورد کند.

ساختار درخت تصمیم‌گیری شبیه درختی است که از ریشه، شاخه‌ها، گره‌ها و برگ‌ها تشکیل شده است. درخت تصمیم از بالا به پایین ترسیم می‌شود. ریشه به منزله‌ی اولین گره، در بالا قرار می‌گیرد و زنجیره‌ای از شاخه‌ها و گره‌ها به برگ‌ها ختم می‌شود. هر گره مربوط

$$T(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} g^*(\frac{t-b}{a}) x(t) dt \quad (2)$$

$$g_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} g(\frac{t-nb_0 a_0^m}{a_0^m}) \quad (3)$$

در رابطه فوق m و n اعداد صحیحی هستند که به ترتیب میزان مقیاس و انتقال موجک را کنترل می‌نمایند. همچنین a_0 گام مقیاس کوچک ویژه برای پارامتر انتقال $(a_0 > 1)$ و b_0 پارامتر انتقال موقعیت $(b_0 > 0)$ می‌باشند. معمولی‌ترین حالت برای پارامترهای رابطه (2) مقادیر $a_0 = 2$ و $b_0 = 1$ هستند که این مقیاس لگاریتمی با توان دو برای انتقال و مقیاس تحت عنوان آرایش شبکه دوتایی^{۱۶} نامیده می‌شود. تبدیل موجک دوتایی بهصورت رابطه زیر قابل ساده‌سازی است:

$$g_{m,n}(t) = 2^{-m/2} g(2^{-m} t - n) \quad (4)$$

به‌طور معمول در تبدیل موجک دوتایی گستته، موجک‌ها بهصورت متعامد یکه^{۱۷} انتخاب می‌شوند که معادله ریاضی حاکم در این حالت بهصورت رابطه (5) می‌باشد. در این رابطه δ بیانگر دلتای کرونونکر است.

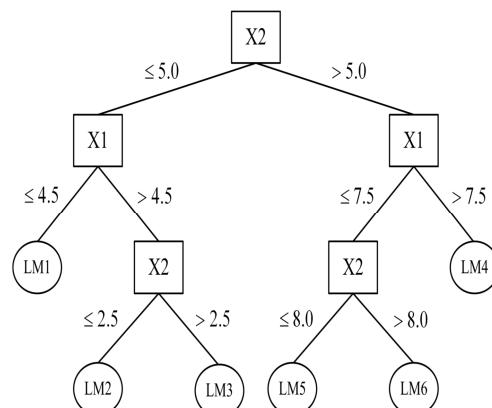
$$\int_{-\infty}^{+\infty} g_{m,n}(t) \cdot g_{m',n'}(t) dt = \delta_{m,m'} \cdot \delta_{n,n'} \quad (5)$$

گستته‌سازی بهروش فوق، موجب بازیابی کامل سری اولیه در قالب یک ترکیب خطی از موجک‌های متعامد یکه در قالب ضرایب انتقال و مقیاس می‌گردد. برای سری‌های گستته x_i تبدیل موجک دوتایی بهصورت زیر انجام می‌پذیرد:

$$T_{m,n} = 2^{-m/2} \sum_{i=0}^{N-1} g(2^{-m} i - n) x_i \quad (6)$$

در رابطه فوق $T_{m,n}$ ضریب موجک برای موجک تجزیه شده با پارامترهای مقیاس $a = 2^m$ و انتقال $b = 2^n$ می‌باشد. این

ایجاد درختی بزرگ منجر می‌شود و امکان دارد برآش بیش از حد روی داده‌های آموزشی رخ دهد [۱۶]. برآش بیش از حد باعث کاهش کلیتبخشی مدل می‌شود. به‌طوری‌که مدل فقط برای داده‌های اعتبار خواهد داشت که برای ساخت آن استفاده شده و برای داده‌های جدید از دقت لازم برخوردار نیست. بنابراین مرحله‌ی دوم طراحی مدل درختی کوچک‌کردن درخت بیش از حد بزرگ‌شده از طریق هرس شاخه‌ها و جایگزین‌شدن با توابع رگرسیون خطی است [۱۷]. در شکل ۳ نمونه‌ای از ساختار شماتیک مدل درختی M5 نشان داده شده است.



شکل ۳- ساختار شماتیک مدل درختی M5

۳-۲- تبدیل گستته موجک

در اکثر کاربردهای عملی فرآیندهای هیدرولوژی سری زمانی دارای حالت گستته می‌باشد. بنابراین برای گستته‌سازی انتگرال رابطه (2) می‌توان از روش ذوزنقه‌ای که ساده‌ترین حالت گستته‌سازی تبدیل موجک است استفاده نمود. این روش گستته‌سازی برای دسته داده‌ای به طول N تعداد N^2 ضریب بهوجود می‌آورد. در چنین حالتی ممکن است برخی از اطلاعات سری زمانی در قالب ضرایب مورد پوشش قرار نگیرد. یک راهکار اساسی برای غلبه بر مشکل یادشده، بهره‌گیری از فواصل لگاریتمی برای پارامتر a و دامنه بزرگ‌تر نظیر برای پارامتر b می‌باشد که در این حالت، موجک گستته بهصورت رابطه

(۳) بیان می‌شود [۱۸]:

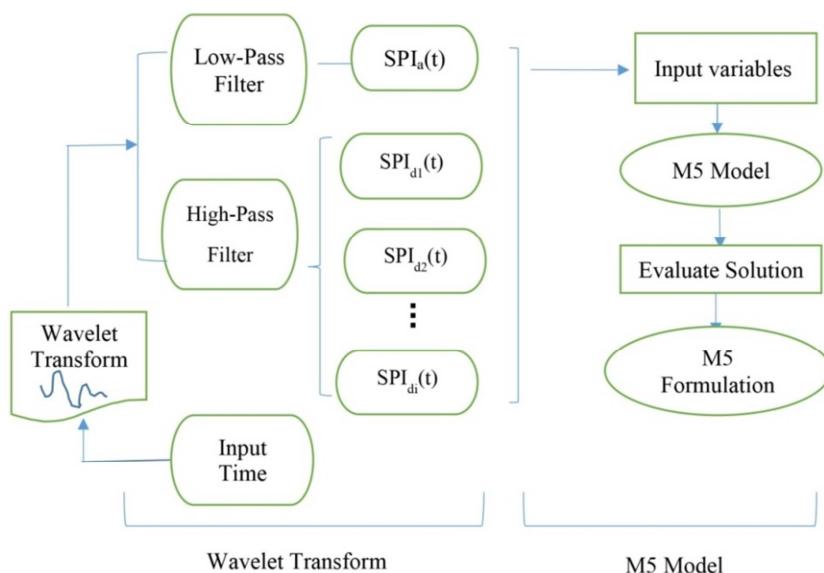
¹⁶- Dyadic
¹⁷- Orthonormal

سری زمانی اولیه است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت یک سری زمانی به طول N به تعداد N مؤلفه تجزیه خواهد شد. ازین‌رو، در انتخاب تعداد زیرسربی‌ها و یا به عبارتی درجه تجزیه یک سری، بایستی تعداد الگوهای تناوب موجود و یا محتمل در سری زمانی را ملاک انتخاب قرار داد.

۴-۲- مدل چندمقیاسه درختی (WM5)

مدل چندمقیاسه درختی WM5 برای ترکیب و برهم‌نهی ویژگی‌های تبدیل موجک و مدل درختی M5 جهت نیل به یک تقریب غیرخطی کارا طراحی گردیده است، درنتیجه این مدل قابلیت مناسبی را به عنوان یک مدل پیش‌بینی‌کننده دارد. در شکل ۴ یک آرایش شماتیک از مدل به تصویر کشیده شده است.

رابطه در حقیقت یک سری زمانی کراندار را شامل می‌شود که x_i داده‌های آن، $i=0,1,2,\dots,N-1$ یک عدد صحیح با پایه دو است ($N=2^m$). در این حالت دامنه‌های m و n به ترتیب $0 < m < 2^{M-m}$ و $1 < n < 2^M-1$ می‌باشند. در بزرگ‌ترین مقیاس (یعنی $m=M$) تنها یک موجک برای پوشش دامنه زمانی مورد نیاز است که این خود، تنها موجب تولید یک ضریب می‌گردد. در مقیاس بعدی (یعنی 2^{m-1}) دو موجک، دامنه زمانی را پوشش می‌دهد. بنابراین دو ضریب ایجاد می‌شود و این روند تا آخرین گام ($m=1$) ادامه می‌یابد. در حالت $m=1$ مقیاس a دارای مقدار 2^1 است که در این حالت تعداد 2^{M-1} یا $N/2$ برای سری زمانی به وجود می‌آید. با این حساب، تعداد کل ضرایب برای تجزیه سری زمانی به طول $N=2^M$ برابر مقدار $1+2+4+8+\dots+2^{M-1}=N-1$ خواهد شد. علاوه‌براین، یک زیرسربی تقریبی \bar{T} باقی خواهد ماند که میانگین



شکل ۴-معماری شماتیک مدل چندمقیاسه درختی WM5 برای مدل‌سازی خشکسالی

می‌گردد. بدین منظور، برای سری‌های زمانی نشان داده شده در شکل ۴، سری زمانی با اندرس $a_{(t)}$ از قبیل $SPI_{a(t)}$ زیرسربی تقریب شاخص خشکسالی یا همان زیرسربی‌های بلندمدت هستند و زیرسربی جزئی نام شاخص خشکسالی با $SPI_{d(t)}$ نشان داده شده است. در این شکل نیز بیانگر تجزیه سری زمانی شاخص خشکسالی

به‌طور کلی، مدل ارائه شده از دو بخش اصلی تبدیل موجک و مدل درختی M5 تشکیل یافته است. در این مدل، نخست سری‌های زمانی با استفاده از تبدیل موجک به یک زیرسربی با مقیاس بزرگ (برای بررسی روند کلی حاکم بر سری) و چندین زیرسربی با مقیاس کوچک (برای بررسی ویژگی‌ها و الگوهای کوتاه‌مدت سری زمانی) تجزیه

۱-۳- نتایج مدل درختی M5

به طور کلی برای پیش‌بینی رفتار پدیده‌های هیدرولوژیکی که بیشتر قوانین احتمالات بر آن‌ها حاکم است، در اکثر موارد متغیرها به صورت سری زمانی در نظر گرفته شده و روند تجزیه و تحلیل به گونه‌ای است که از اطلاعات گذشته سری، در جهت ایجاد الگو یا مدل پیش‌بینی‌کننده سری زمانی برای آینده بهره‌گیری می‌شود. در بین مدل‌های موجود در سری زمانی، مدل خودهمبسته با میانگین متحرک، مدل خودهمبسته تجمعی با میانگین متحرک و یا مدل‌های جعبه سیاه، هر دو از این ساختار پیروی می‌کنند. در اکثر مدل‌های هیدرولوژیکی، جهت مدل‌سازی سری‌های زمانی، خروجی مدل در زمان $t+1$ نه تنها به مقادیر ورودی‌های مدل در زمان t بستگی دارد؛ بلکه به مقادیر ورودی آن در یک یا چند گام پیشین نیز وابسته است. به منظور بهره‌گیری از مدل درختی M5 از ساختار متغیرهای مبتنی بر داده‌های سری زمانی شاخص خشکسالی SPI و EDI استفاده می‌گردد. بدین معنی که برای پیش‌بینی یک دوره بعد شاخص‌های مذکور، از شاخص‌های دوره‌های قبل استفاده می‌شود که بیان ریاضی آن را می‌توان به صورت رابطه‌های (۷) و (۸) بیان نمود:

$$SPI_{(t+1)} = f(SPI_{(t)}, SPI_{(t-1)}, SPI_{(t-2)}, \dots, SPI_{(t-n)}) \quad (7)$$

$$EDI_{(t+1)} = f(EDI_{(t)}, EDI_{(t-1)}, EDI_{(t-2)}, \dots, EDI_{(t-n)}) \quad (8)$$

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (S\hat{P}I_i - SPI_i)^2}{\sum_{i=1}^n (S\hat{P}I_i - \bar{SPI}_i)^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (SPI_i - S\hat{P}I_i)^2}{n}} \quad (10)$$

که در این رابطه i , $S\hat{P}I_i$, SPI_i و n به ترتیب داده‌های مشاهداتی، داده‌های محاسباتی، میانگین داده‌های

می‌باشد. با این احتساب، تعداد متغیرهای ورودی به مدل درختی M5، $i+1$ می‌باشد؛ چراکه تجزیه سری شاخص خشکسالی، تولید $i+1$ زیرسی می‌نماید. همچنین جهت بررسی خواص خودهمبستگی سری زمانی می‌توان از سری‌های زمانی شاخص خشکسالی در کنار زیرسی‌های تجزیه‌شده به عنوان ورودی به برنامه استفاده نمود. در ساختار این مدل، از آنالیز موجک به عنوان واحد پیش‌پردازش بهره‌گیری شده است. در این مدل، تأثیرگذاری روند بلندمدت و کوتاه‌مدت سری زمانی ورودی (شاخص خشکسالی) از رهگذر آنالیز موجک در فرمول‌بندی نهایی مدل برنامه‌نویسی ژنتیکی قابل بررسی و ارزیابی است. همانند دیگر مدل‌های موجکی، در مدل چندمقیاسه درختی WM5 نیز می‌توان جهت دریافت خواص خودهمبستگی از سری زمانی شاخص خشکسالی علاوه‌بر سری‌های تجزیه‌شده به عنوان متغیرهای ورودی در ساختار مدل استفاده نمود. همچنین دامنه انتخاب و تنظیم توابع برنامه برای یافتن فرمول حاکم بر پدیده (همچون توابع حسابی، \sin و غیره) گستردۀ بوده و می‌توان از گروه‌های مختلف توابع در ساختار تکاملی برنامه استفاده نمود.

۳- بحث و نتایج

n گام‌های زمانی دوره‌های قبل می‌باشد و بنابراین هفت حالت مختلف به عنوان ورودی‌های مدل درختی M5 در نظر گرفته خواهد شد که این هفت حالت مختلف در جدول ۱ آورده شده است. نتایج مربوط به این حالت‌ها در جدول‌های ۲ تا ۴ آورده شده است. در این برنامه‌ها برای ارزیابی و مقایسه‌ی عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی نتایج از آماره‌ای ضریب تبیین (DC) و جذر میانگین مربع خطایها (RMSE) به شرح روابط (۹) و (۱۰) استفاده خواهد شد.

مشاهداتی و تعداد داده‌ها است. مشخص است که نزدیک‌بودن DC به یک و کمبودن مقدار RMSE حاکی از دقیق‌تر بودن مدل است.

جدول ۱ - پارامترهای ورودی به مدل درختی M5

EDI _t , EDI _{t-1}	SPI _t , SPI _{t-1}	حالت ۱
EDI _t , EDI _{t-1} , EDI _{t-2}	SPI _t , SPI _{t-1} , SPI _{t-2}	حالت ۲
EDI _t , EDI _{t-1} , EDI _{t-2} , EDI _{t-3}	SPI _t , SPI _{t-1} , SPI _{t-2} , SPI _{t-3}	حالت ۳
EDI _t , EDI _{t-1} , EDI _{t-2} , EDI _{t-3} , EDI _{t-4}	SPI _t , SPI _{t-1} , SPI _{t-2} , SPI _{t-3} , SPI _{t-4}	حالت ۴
EDI _t , EDI _{t-1} , EDI _{t-2} , EDI _{t-3} , EDI _{t-4} , EDI _{t-5}	SPI _t , SPI _{t-1} , SPI _{t-2} , SPI _{t-3} , SPI _{t-4} , SPI _{t-5}	حالت ۵
EDI _t , EDI _{t-1} , EDI _{t-2} , EDI _{t-3} , EDI _{t-4} , EDI _{t-5} , EDI _{t-6}	SPI _t , SPI _{t-1} , SPI _{t-2} , SPI _{t-3} , SPI _{t-4} , SPI _{t-5} , SPI _{t-6}	حالت ۶
EDI _t , EDI _{t-1} , EDI _{t-2} , EDI _{t-3} , EDI _{t-4} , EDI _{t-5} , EDI _{t-6} , EDI _{t-7}	SPI _t , SPI _{t-1} , SPI _{t-2} , SPI _{t-3} , SPI _{t-4} , SPI _{t-5} , SPI _{t-6} , SPI _{t-7}	حالت ۷

جدول ۲ - نتایج مدل‌سازی برای شاخص SPI با مقیاس زمانی ۶ ماهه

حوضه مطالعاتی بهار- همدان		حوضه مطالعاتی دورود- بروجرد		نام حوضه
M5		M5		متغیرهای ورودی به مدل
DC	RMSE	DC	RMSE	
۰/۸۵	۰/۴۷	۰/۷۸	۰/۵۸	
۰/۸۹	۰/۳۱	۰/۸۲	۰/۴۲	
۰/۸۸	۰/۳۳	۰/۸۲	۰/۴۳	
۰/۸۹	۰/۳۶	۰/۸۳	۰/۴۳	
۰/۸۷	۰/۳۸	۰/۸۴	۰/۴۳	
۰/۹۰	۰/۲۹	۰/۸۸	۰/۳۲	
۰/۸۸	۰/۴۰	۰/۸۹	۰/۳۷	

جدول ۳ - نتایج مدل‌سازی برای شاخص SPI با مقیاس زمانی ۱۲ ماهه.

حوضه مطالعاتی بهار- همدان		حوضه مطالعاتی دورود- بروجرد		نام حوضه
M5		M5		متغیرهای ورودی به مدل*
DC	RMSE	DC	RMSE	
۰/۸۷	۰/۴۰	۰/۸۷	۰/۳۶	
۰/۸۹	۰/۳۹	۰/۸۶	۰/۳۳	
۰/۸۸	۰/۴۰	۰/۸۷	۰/۳۵	
۰/۸۷	۰/۳۸	۰/۸۷	۰/۴۳	
۰/۸۸	۰/۴۰	۰/۸۹	۰/۳۹	
۰/۸۳	۰/۴۵	۰/۸۹	۰/۴۳	
۰/۹۰	۰/۳۵	۰/۹۰	۰/۳۹	

متغیر خروجی مدل SPI_{t+1}*

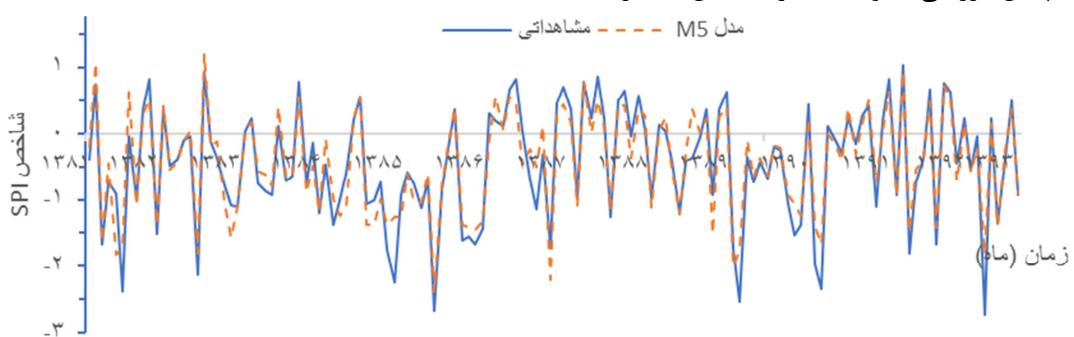
جدول ۴- نتایج مدل سازی برای شاخص EDI.

حوضه مطالعاتی بهار- همدان		حوضه مطالعاتی دورود- بروجرد		نام حوضه
M5		M5		متغیرهای ورودی به مدل*
DC	RMSE	DC	RMSE	
۰/۹۴	۰/۱۶	۰/۹۳	۰/۱۸	حالت ۱
۰/۹۵	۰/۱۵		۰/۱۹	حالت ۲
۰/۹۵	۰/۱۷		۰/۲۲	حالت ۳
۰/۹۵	۰/۱۴		۰/۱۷	حالت ۴
۰/۹۴	۰/۱۴		۰/۱۹	حالت ۵
۰/۹۴	۰/۱۵		۰/۱۹	حالت ۶
۰/۹۵	۰/۱۳		۰/۲۰	حالت ۷

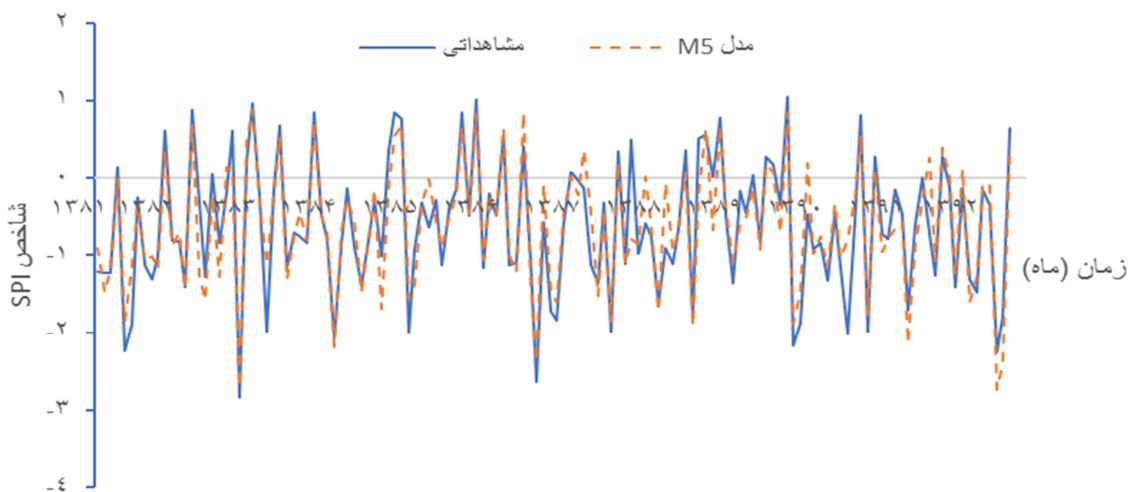
مدل EDI_{t+1} متغیر خروجی *

زمانی ۶ ماهه، مقدار ضریب تبیین در مدل درختی M5 کمتر از مقدار ضریب تبیین در شاخص SPI با بازه‌ی زمانی ۱۲ ماهه می‌باشد. علت این امر را می‌توان به نوسانات بیشتر بارش و شاخص SPI در بازه‌ی زمانی کمتر مرتبط دانست که باعث عملکرد نسبتاً ضعیفتر مدل درختی M5 در این بازه‌ی زمانی می‌شود. حال آنکه شاخص EDI که یک شاخص روزانه می‌باشد، نسبت به شاخص SPI دارای نتایج بهتری می‌باشد. اما استفاده از شاخص EDI نیز بهدلیل حجم زیاد داده‌ها محاسبات را طولانی‌تر خواهد کرد که این امر امکان احتمال اشتباه را نیز بالا خواهد برد. در شکل‌های ۵ تا ۷ تشابه بالای نتایج حاصل از مدل درختی M5 با سری زمانی مشاهداتی برای داده‌های صحتسنجی برای حوضه بهار- همدان نشان داده شده است.

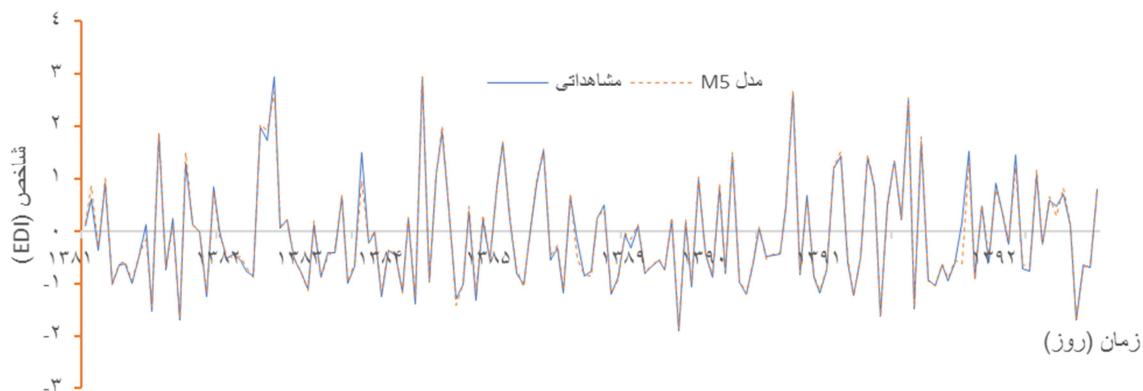
با مقایسه کلی نتایج، این نکته مشخص می‌گردد که پیش‌بینی سری زمانی با استفاده از هفت حالت مطرح شده تأثیر چندانی در بهبود دقت مدل درختی M5 نداشته است و این نکته برای شاخص EDI مشهودتر به نظر می‌رسد. این مهم بیانگر آن است که نیازی به در نظر گرفتن متغیرهای بیشتر برای مدل‌سازی نمی‌باشد و در نظر گرفتن سه یا چهار داده در زمان‌های قبل برای پیش‌بینی سری زمانی یک گام جلوتر می‌تواند مناسب باشد. به عبارتی می‌توان چنین نتیجه گرفت که مدل‌های خودهمبستگی به روش مارکوف توانایی چندانی در دریافت الگوی حاکم بر سری زمانی ندارند. نتایج ارزیابی مدل درختی M5 که در جداول ۲ تا ۴ آورده شده است، مؤید این مطلب می‌باشد. همچنین از نتایج مربوط به شاخص SPI که در جداول ۲ و ۳ آورده شده است، می‌توان چنین ارزیابی نمود که در شاخص با بازه‌ی



شکل ۵- سری زمانی شاخص SPI با مقیاس زمانی ۶ ماهه



شکل ۶- سری زمانی شاخص SPI با مقیاس زمانی ۱۲ ماهه



شکل ۷- سری زمانی شاخص EDI

قبل از ورود به مدل درختی M5، توسط تبدیل موجک، پیش‌پردازش شده و سپس وارد مدل درختی M5 می‌شود.

۳-۲- نتایج مدل چندمقیاسه درختی WM5

مدل چندمقیاسه درختی WM5 از لحاظ الگوریتم شبیه مدل درختی M5 می‌باشد، با این تفاوت که داده‌ها

جدول ۵- نتایج مدل چندمقیاسه درختی WM5 برای شاخص SPI در مرحله صحت‌سنجی

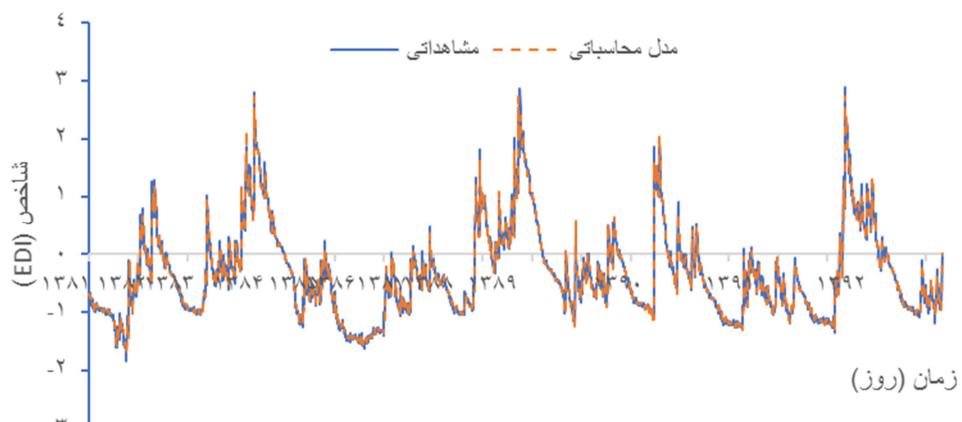
نام حوضه		حوضه دورود- بروجرد		حوضه بهار- همدان	
درجه تجزیه	موجک مادر	DC	RMSE	DC	RMSE
۳	Db2	۰/۸۵	۰/۴۲	۰/۸۱	۰/۴۶
۳	Dmey	۰/۸۸	۰/۳۹	۰/۸۳	۰/۴۳
۳	Coifl	۰/۸۹	۰/۳۸	۰/۸۲	۰/۴۵
۳	Db2	۰/۹۳	۰/۳۳	۰/۹۱	۰/۳۰
۳	Dmey	۰/۹۵	۰/۲۸	۰/۹۳	۰/۲۶
۳	Coifl	۰/۹۵	۰/۲۸	۰/۹۴	۰/۲۴

جدول ۶- نتایج مدل چند مقیاسه درختی WM5 برای شاخص EDI در مرحله صحت‌سنجی

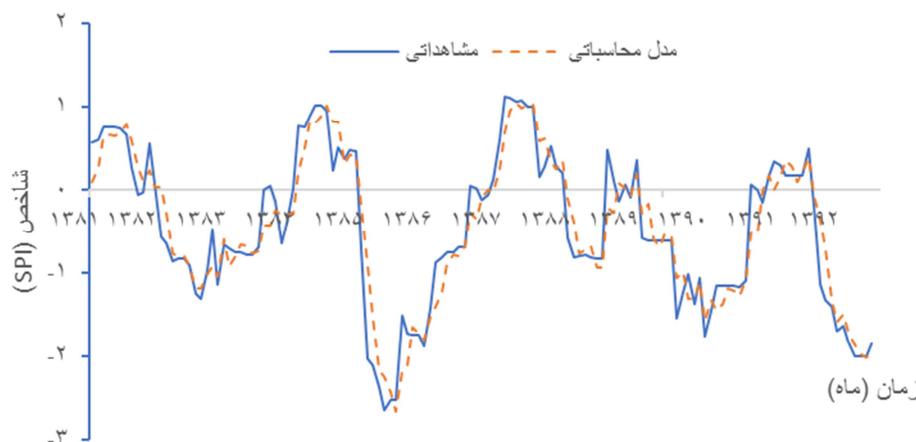
حوضه بهار- همدان		حوضه دورود- بروجرد		نام حوضه	
DC	RMSE	DC	RMSE	درجه تجزیه	موجک مادر
۰/۹۹	۰/۰۷	۰/۹۸	۰/۱۳	۲	Dmey
۰/۹۹	۰/۰۸	۰/۹۸	۰/۱۴	۳	Dmey
۰/۹۸	۰/۰۹	۰/۹۷	۰/۱۶	۴	Dmey
۰/۹۷	۰/۱۰	۰/۹۷	۰/۱۶	۵	Dmey

درختی M5 تفاوت چندانی صورت نگرفته است. با توجه به این مساله می‌توان نتیجه گرفت که مدل چندمقیاسه درختی WM5 در سری‌های زمانی کوتاه‌مدت نتایج قابل‌قبولی را ارائه نمی‌دهد. همچنین با مقایسه‌ی نتایج این جدول‌ها می‌توان نتیجه گرفت که پایش خشکسالی با شاخص SPI در مقایسه زمانی ۱۲ ماهه، در مدل چندمقیاسه درختی WM5 نسبت به مدل درختی M5 دارای عملکرد بهتری می‌باشد و استفاده از تابع موجک باعث بهبود دقت مدل شده است. استفاده از دو تابع موجک coif1 و dmey نسبت به سایر توابع موجک، باعث افزایش بیشتر دقت مدل شده است و نسبت به دیگر توابع موجک جواب‌های بهتری را ارائه کرده‌اند. با توجه به این نتایج می‌توان دریافت که مدل چندمقیاسه درختی WM5 برای سری‌های زمانی طولانی‌مدت دارای دقت بالاتری می‌باشد. در شکل ۹ و شکل ۱۰ نمونه‌ای از بهترین جواب‌های سری زمانی مشاهداتی و محاسباتی برای شاخص SPI در مقیاس‌های زمانی ۶ و ۱۲ ماهه نشان داده شده است. همچنین با مقایسه‌ی نتایج نمودارهای WM5 مدل درختی M5 و مدل چندمقیاسه درختی می‌توان دریافت که این مدل بهخوبی توانسته است نقاط حداقلی نمودار را نسبت به مدل درختی M5 رصد نماید و همچنین خطای میانگین مربعات را کاهش دهد.

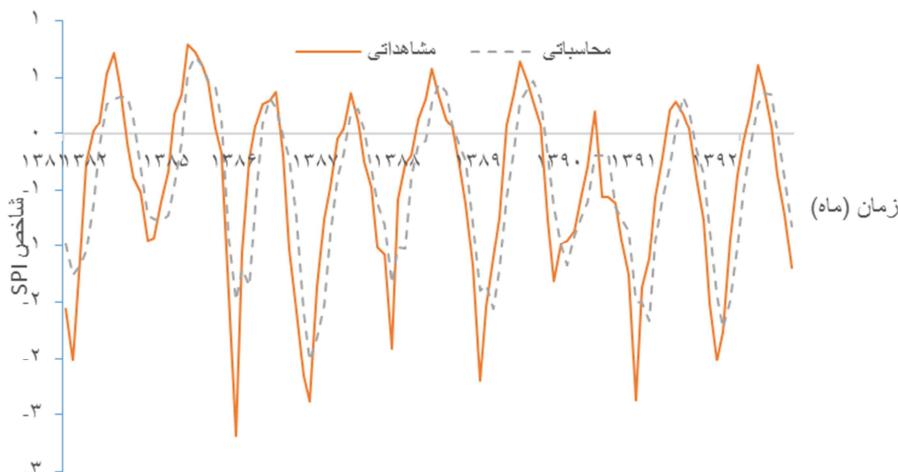
با مقایسه‌ی نتایج جدول‌های ۵ و ۶ می‌توان نتیجه گرفت که پایش خشکسالی با استفاده از شاخص EDI در مدل درختی چندمقیاسه WM5 نسبت به مدل درختی M5 دارای برتری است، زیرا پیش‌پردازش داده‌ها با آنالیز موجک و در نظرگرفتن خواص درازمدت و فصلی سری، علاوه‌بر خواص کوتاه‌مدت و خودهمبسته سری، منجر به جواب‌هایی با دقت بالاتر در مدل‌سازی شده است. از آنجاکه برای شاخص EDI تعداد زیرسری‌های تجزیه موجک بیشتر از زیرسری‌های تجزیه موجک برای شاخص SPI می‌باشد و همچنین تعداد انواع موجک مورد بررسی زیاد می‌باشد، از آوردن نتایج تمام موجک‌ها برای شاخص EDI خودداری شده است و تنها در جدول نتایج بهترین موجک آورده شده است، که استفاده از تابع موجک dmey باعث افزایش دقت مدل و بهبود مدل درختی M5 شده است. همچنین از دیگر نکاتی که با مقایسه‌ی نتایج بهدست آمده است، می‌توان به کاهش خطای میانگین مربعات در زمانی که درجه‌ی تجزیه موجک افزایش‌یافته و به ۵ رسیده است، اشاره نمود. در شکل ۸ نتایج بهترین سری زمانی مشاهداتی و محاسباتی مربوط به شاخص EDI در مدل درختی چندمقیاسه WM5 نشان داده شده است. با مقایسه‌ی نتایج جدول‌های ۲ و ۵ می‌توان دریافت که پایش خشکسالی با شاخص SPI در مقیاس زمانی ۶ ماهه، در مدل چندمقیاسه درختی WM5 نسبت به مدل



شکل ۸- نتایج سری زمانی شاخص EDI برای مدل درختی چندمقیاسه درختی WM5



شکل ۹- سری زمانی شاخص SPI با بازه‌ی زمانی ۱۲ ماهه برای مدل درختی چندمقیاسه درختی WM5



شکل ۱۰- سری زمانی شاخص SPI با بازه‌ی زمانی ۶ ماهه برای مدل درختی چندمقیاسه درختی WM5

میان حوادث طبیعی که جوامع انسانی را تحت تأثیر قرار داده‌اند، تعداد و فراوانی این پدیده بیش از سایر حوادث بوده است. در این پژوهش، با استفاده از مدل چندمقیاسه درختی WM5، پایش خشکسالی با استفاده از شاخص‌های خشکسالی SPI و EDI صورت پذیرفته است. بدین منظور

۴- نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

خشکسالی پدیده‌ای آرام و خزندۀ بوده که معمولاً با کاهش بارندگی و رطوبت نسبی، همچنین افزایش درجه حرارت و سرعت باد همراه است. در دهه‌های اخیر در

نشان داده است. از آنجاکه شاخص EDI یک مقیاس بارشی روزانه می‌باشد و از تداوم ۳۶۵ روزه برای محاسبه‌ی این شاخص استفاده می‌شود، بنابراین در مقایسه با شاخص SPI که یک مقیاس ماهانه می‌باشد، بهتر عمل می‌نماید.

۵- پیشنهادات

به منظور بررسی دقیق مدل درختی چندمقیاسه، مقایسه‌ای با سایر مدل‌های هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی- مصنوعی و مدل برنامه‌نویسی ژنتیکی در زمینه‌ی پیش‌بینی خشکسالی صورت گیرد. همچنین از مدل درختی M5 برای پیش‌بینی خشکسالی با دیگر شاخص‌های خشکسالی نیز می‌توان در تحقیقات آتی بهره جست.

از ابزارهایی همچون تبدیل موجک و مدل درختی M5 بهره‌گیری شده است. با بررسی جدول‌ها و نمودارها دریافت می‌شود که ضریب تبیین در بهترین حالت برای شاخص EDI، در مدل درختی M5 بدون اعمال تابع موجک ۰/۹۵، در مدل چندمقیاسه درختی WM5 با اعمال تابع موجک ۰/۹۹ و برای شاخص SPI برای مدل درختی M5 بدون تابع موجک ۰/۹۰ و برای مدل چندمقیاسه درختی WM5 با اعمال تابع موجک ۰/۹۵ به دست آمده است. این نتایج نشان می‌دهد که استفاده از تابع تبدیل موجک توانسته است تا حدی مدل درختی M5 را بهبود بخشدید و نتایج بهتری را نسبت به مدل درختی M5 ارائه دهد. همچنین اعمال تابع موجک باعث شده است که مدل چندمقیاسه درختی WM5 نقاط حداکثری را بهتر رصد نماید. همچنین شاخص EDI برای پایش خشکسالی نسبت به شاخص SPI نتایج بهتری را

مراجع

- [1] Palmer, W. C. (1965). Meteorological drought. Washington, DC: US Department of Commerce, Weather Bureau.
- [2] McKee, T.B., Doesken, N.J., & Kleist, J. (1993). "The relationship of drought frequency and duration to time scales", In *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, 17(22), 179-183.
- [3] Jain, V.K., Pandey, R.P., Jain, M.K., & Byun, H.R. (2015). "Comparison of drought indices for appraisal of drought characteristics in the Ken River Basin", *Weather and Climate Extremes*, 8, 1-11.
- [4] Bazrafshan, O., Salajegheh, A., Bazrafshan, J., Mahdavi, M., & Fatehi Marj, A. (2015). "Hydrological drought forecasting using ARIMA models (Case Study: Karkheh Basin)", *Ecopersia*, 3(3), 1099-1117.
- [5] کمامی، م.، اعلمی، م.، نورانی، و. (۱۳۹۱). "پیش‌بینی خشکسالی با نمایه‌ی SPI به روش مدل‌سازی ANFIS بر مبنای خوشبندی فازی"، نشریه‌ی آب و فاضلاب، شماره ۴، ش.ص. ۹۰-۱۰۲.
- [6] Maca, P., & Pech, P. (2016). "Forecasting SPEI and SPI Drought Indices Using the Integrated Artificial Neural Networks", *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016(2016), 1-17.
- [7] Savice, D.A., Walters G.A., & Davidson, J. (1999). "A Genetic programming approach to rainfall- runoff modeling", *Water Resources Management*, 13, 219-231.
- [8] Hassanzadeh, Y., Abdi, A., Talatahari, S., & Singh, V.P. (2011). "Meta-Heuristic Algorithms for hydrologic frequency analysis", *Water Resources Management*, 25(7), 1855-1879.
- [9] Cannas, B., Fanni, A., See, L., & Sias, G. (2006). "Data preprocessing for river flow forecasting using neural networks: wavelet transforms and data partitioning", *Physics and Chemistry of the Earth*, 31(18), 1164-1171.
- [10] Djerbouai, S., & Souag- Gamane, D. (2016). "Drought Forecasting Using Neural Networks, Wavelet Neural Networks, and Stochastic Models: Case of the Algerois Basin in North Algeria", *Water Resources Management*, 30(7), 2445-2464.
- [11] Özger, M., Mishra, A.K., & Singh, V.P. (2012). "Long lead time drought forecasting using a wavelet and fuzzy logic combination model: A case study in Texas", *Journal of Hydrometeorology*, 13(1), 284-297.
- [12] Londhe, S. N., & Dixit, P.R. (2011). "Forecasting stream flow using model trees", *International Journal of Earth Sciences and Engineering*, 4(6), 282-285.

- [13] Alipour, A., Yarahmadi, J., & Mahdavi, M. (2014). "Comparative Study of M5 Model Tree and Artificial Neural Network in Estimating Reference Evapotranspiration Using MODIS Products", *Journal of Climatology*, 2014.
- [14] ستاری، م، رضازاده، ت، جودی، ع، نهرین، ف. (۱۳۹۲). "پیش‌بینی مقادیر بارش ماهانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 (مطالعه‌ی موردی: ایستگاه اهر)"، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، دوره ۴۶، شماره ۲، ش.ص. ۲۴۷-۲۶۰.
- [15] Pal, M., & Deswal, S. (2009). "M5 model tree based modeling of reference evapotranspiration", *Hydrological Processes*, 23(10), 1437-1443.
- [16] Quinlan, J.R. (1986). "Introduction of decision trees", *Machine learning*, 1(1), 81-106.
- [17] امامی‌فر، س، رحیمی‌خوب، ع، نوروزی، ع.ا. (۱۳۹۳). "ارزیابی مدل درختی M5 و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای برآورد متوسط روزانه‌ی دمای هوای براساس داده‌های دمای سطح زمین سنجنده‌ی مودیس"، *تحقیقات آب و خاک ایران*، دوره ۴۵، شماره ۴، ش.ص. ۴۲۳-۴۳۳.
- [18] Nourani, V., Komasi, M., & Alami, M.T. (2011). "Hybrid wavelet- genetic programming approach to optimaize ANN modeling of rainfall – runoff Process", *Journal of Hydrologic Engineering*, 17(6), 724-741.

M. Komasi*

Assistant Professor,
Department of Civil
Engineering, University of
Ayatollah Boroujerdi.

e-mail: komasi@abru.ac.ir

S. Ghobadi Khosro

MSc Student, Department of
Civil Engineering, University
of Ayatollah Boroujerdi.

e-mail: S.Ghobadi2012@gmail.com

M. R. Hashemi

MSc Student, Department of
Civil Engineering, University
of Ayatollah Boroujerdi.

e-mail:
Mohammadrezahashemi44@yahoo.com

Drought Forecasting Using Tree Multi-Scale Model

Drought is one of the environmental phenomena which causes severe damage to human societies. To survey the climatic changes conditions, especially drought, drought indices were as a strong management tool. In addition to the drought index, drought forecasting using appropriate models may be appropriate in control and drought management. In this research, information concerning precipitation related to two basins located in Hamadan and Lorestan Province was used to calculate the SPI and EDI indices, which are among the most-widely used indices for monitoring drought. The calculated indices were employed as the input for the WM5 models that were used in predicting drought. In the best-case scenario, the coefficients of determination for the EDI index in the M5 model and in WM5 model were 0.95 and 0.99, respectively. Moreover, the coefficients of determination for the SPI index in the M5 model and in WM5 model, in the best-case scenario, were 0.90 and 0.95, respectively. This suggests indicated the use of the WM5 was superior to and enjoyed great accuracy compared to the M5 model. The reason for this superiority is that both short- and long-term changes in time series are monitored in WM5. Moreover, the WM5 is more capable than the M5 in monitoring the maximum values of time series.

Keywords: Drought, M5 Model, Wavelet, SPI Index, EDI Index.

*Corresponding author