

بررسی کاربرد آنالیز موجک در پیش‌بینی دبی رودخانه

مریم رستمی^{۱*}، احمد فاخری فرد^۲، محمد علی قربانی^۳، صابره دربندی^۴ و یعقوب دین پژوه^۵.

^۱ - نویسنده مسئول، کارشناسی ارشد رشته مهندسی منابع آب، دانشگاه تبریز.

^۲ - استاد گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز.

^۳ - دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز.

^۴ - دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز.

^۵ - دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۲/۲۱

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۶/۲۱

چکیده

در دو دهه اخیر استفاده از مدل‌های غیرخطی در تخمین دبی رودخانه‌ها مورد توجه محققان واقع شده است که از آن جمله می‌توان به مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی ژنتیک، سری‌های زمانی، تبدیل موجک و ... اشاره نمود. تبدیل موجک از طریق تجزیه امواج به زمان و مقیاس همچون روش آنالیز فوریه شیوه نوینی را برای پردازش موج ارائه می‌دهد. در تبدیل موجک از موجک گسسته میر برای برآورد جریان متوسط ماهانه رودخانه ليقوان چای استفاده شد. ۹۰ درصد داده‌ها برای مدل‌سازی به کار رفت. نتایج نشان داد مناسب‌ترین سطح تجزیه سری داده‌ها ۱۰ سطح می‌باشد. بهترین افق پیش‌بینی ماهانه با توجه به گام‌های زمانی یک ماهه، ۱۲ ماه است. ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و برآورد شده در ایستگاه ليقوان ۰/۹۲ و در ایستگاه هروی ۰/۹۱ به دست آمد. در روش سری‌های زمانی با توجه به معیارهای موجود، مدل $ARIMA(1,0,1), (1,1,1)_{12}$ بهترین نتایج را در بر داشت و ضریب همبستگی ۰/۸۷ برای داده‌های ایستگاه ليقوان و ۰/۹۳ برای داده‌های ایستگاه هروی به دست آمد. سری زمانی، نقاط پیک سری را بهتر تحلیل کرده و مقادیر برآورد شده نزدیک به مقادیر مشاهداتی بود. در نهایت با توجه به ضریب همبستگی دو روش و همچنین با توجه به اینکه تبدیل موجک از طریق تجزیه سری، سری پیچیده را تبدیل به سری ساده می‌کند که با این کار تحلیل سری راحت‌تر صورت می‌گیرد، روش تبدیل موجک مناسب‌تر تشخیص داده شد.

کلید واژه‌ها: آنالیز موجک، پیش‌بینی، جریان رودخانه، سری‌های زمانی، ليقوان ای.

مقدمه

امر استخراج اطلاعات دوره‌ای در مقیاس‌های مختلف را به‌خصوص در مدل‌های شبکه عصبی آسانتر می‌نماید. در این تحقیق، تابع موجکی به‌طور مستقیم برای پیش‌بینی جریان رودخانه استفاده شد تا میزان کارایی این مدل در پیش‌بینی مشخص گردد.

کاناز و همکاران^۱ جریان ماهانه رودخانه حوزه تیرسو در ساردینیای ایتالیا را با استفاده از مدل تلفیقی شبکه عصبی و آنالیز موجک پیش‌بینی کرده و تأثیر پیش پردازش داده‌ها را روی شبکه عصبی و با استفاده از تبدیلات موجکی گسسته و پیوسته بررسی نمودند. نتایج نشان داد مدل تلفیقی نسبت به مدل شبکه عصبی، از دقت بیشتری برخوردار است (۷). نورانی و کوماسی^۲ از مدل

آبدی رودخانه یکی از مؤلفه‌های اصلی منابع آب محسوب می‌شود لذا آگاهی از میزان دبی رودخانه چند ماه زودتر به خصوص در خشکسالی‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است (۲). روش‌های مختلفی همچون شبکه‌های عصبی، برنامه‌ریزی ژنتیک، سری زمانی، تبدیل موجک و ... جهت تخمین آبدی رودخانه وجود دارد. نظریه موجک یکی از روش‌های علم ریاضی است که ایده اصلی آن برگرفته از تبدیل فوریه می‌باشد. آنالیز موجک، تکنیکی کارا برای آنالیز و تقریب سازی امواج ناپایدار می‌باشد. هر تابعی که بر مبنای تبدیل سریع فوریه قابل تجزیه باشد را می‌توان با استفاده از موجک‌ها فرمول‌بندی کرد و اطلاعات مکانی یا زمانی بیشتری به دست آورد (۱۲).

مزیت اصلی موجک‌ها در پیش‌بینی، نشان دادن توانائی آنها در بیان وقایع آتی توسط مقیاس‌های هم پوشانی شده است که این

1-Cannas et al.

2- Nourani et al.

نهایت نتایج این روش با نتایج حاصل از سری‌های زمانی مقایسه می‌گردد.

مواد و روش‌ها

مشخصات عمومی حوضه آبریز ليقوان چای

رودخانه مورد مطالعه در این تحقیق رودخانه ليقوان چای، یکی از رودخانه‌های حوضه آبریز آجی چای در استان آذربایجان شرقی است که شامل دو ایستگاه ليقوان و هروی می‌باشد. حوضه ليقوان چای با وسعتی معادل ۷۵ کیلومتر مربع در دامنه شمالی سه‌پند بین طول شرقی "۳۰'۲۰" تا "۴۶'۲۷" و عرض شمالی "۳۷'۵۵" تا "۴۹'۳۰" گسترده شده است. با توجه به توپوگرافی منطقه، حوضه دارای شیب نسبتاً یکنواختی است. طول رودخانه ليقوان چای حدود ۱۴ کیلومتر است و از جریان‌های حاصل از ذوب برف و ریزش‌های جوی و چشمه‌ها تغذیه می‌شود. زهکش اصلی این رودخانه شامل رودخانه ليقوان و زیرشاخه‌های مهم آن یعنی باراله چای، بزکش چای و باغچه دره که نهایتاً قبل از ایستگاه هیدرومتری به آن تخلیه می‌گردند، است (۳). پارامتر هیدرولوژیکی مورد استفاده در این تحقیق مقادیر متوسط ماهانه دبی جریان دو ایستگاه ليقوان و هروی است که دوره آماری ۳۴ ساله از سال آبی ۱۳۴۹ تا ۱۳۸۲ در نظر گرفته شده است. در این مقاله از دو روش تبدیل موجک و سری‌های زمانی برای پیش‌بینی جریان رودخانه استفاده شده و نتایج هر دو روش مقایسه شدند. شکل (۱) موقعیت حوضه آبریز ليقوان چای، شکل (۲) آمار ثبت شده دبی متوسط ماهانه ایستگاه ليقوان و شکل (۳) آمار ثبت شده دبی متوسط ماهانه ایستگاه هروی را نشان می‌دهد.

تبدیل موجک

موجک یک شکل موج است که دارای طول محدود و میانگین صفر در آن طول می‌باشد. در صورت مقایسه موجک با موج سینوسی ملاحظه می‌گردد که موج سینوسی از منفی بی‌نهایت تا مثبت بی‌نهایت ادامه دارد در حالی که موجک دارای طول محدودی است. همچنین موج سینوسی دارای رفتار قابل پیش‌بینی است اما موجک حالت نامنظم و غیرقابل پیش‌بینی دارد (۱۴). تبدیل موجک، عملیاتی است که از توابع بنیادی و با تغییر در آنها یک تابع جدید ایجاد می‌نماید. در این صورت تابع اصلی را، موجک مادر و نسخه تغییر یافته را، موجک دختر می‌نامند (۷). تبدیل موجکی موج حقیقی $X(t)$ بر اساس موجک مادر و از رابطه (۱) به‌دست می‌آید (۱۶):

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int X(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

تلفیقی شبکه عصبی-موجکی برای پیش‌بینی دبی رواناب یک روز بعد استفاده نموده و به این نتیجه رسیدند که توانایی شبکه عصبی-موجکی در پیش‌بینی نقاط بیشینه نمودار سری زمانی، نسبت به سایر روش‌ها بیشتر است (۱۳). کیشی^۱ به منظور پیش‌بینی جریان کوتاه مدت یک روزه از مدل رگرسیون موجکی استفاده نمود. نتایج نشان داد که روش رگرسیون موجکی از دو روش شبکه عصبی و مدل ARMA دقیق‌تر است (۱۰). آداموسکی و سون^۲ از مدل ترکیبی تبدیلات موجکی گسسته و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی جریان یک و سه روزه در رودخانه‌های غیردائمی حوضه‌های نیمه خشک کارگوتیس استفاده کردند. نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی-موجکی روش مؤثری برای پیش‌بینی جریان کوتاه مدت در اینگونه حوضه‌ها است (۶). سری‌های زمانی نیز در زمره مدل‌های ریاضی تحلیل داده‌ها و ابزار مؤثری در هیدرولوژی به شمار می‌آیند. این مدل‌ها را می‌توان جهت تولید داده‌ها، پرنمودن خلاءهای موجود در داده‌ها و پیش‌بینی داده‌ها و وقایع با کمک سری داده‌های مشاهداتی استفاده کرد (۵).

یوجویک^۳ از مفاهیم فیزیکی-هیدرولوژیکی برای بررسی کاربرد مدل سازی سری‌های زمانی در منابع آب و هیدرولوژی استفاده نمود (۱۸). دلیور و همکاران^۴ در مدل سازی سری زمانی جریان رودخانه از مدل فصلی خود همبسته تجمعی میانگین متحرک (SARIMA) استفاده کردند (۹). جلال کمالی و همکاران (۱۳۸۵)، در مطالعه خود از کارآئی مدل SARIMA برای پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد شهید عباسپور خبر دادند (۱). مالمیر و همکاران حداقل جریان ماهانه رودخانه ناورود در حوضه آبریز دریای خزر را با استفاده از روش‌های استوکاستیک سری‌های زمانی پیش‌بینی کردند. در این مطالعه مدل $ARIMA(1,0,0),(0,1,1)_{12}$ به عنوان مناسب‌ترین مدل برای پیش‌بینی انتخاب شده است. مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با سری تاریخی حداقل جریان رودخانه نشان دهنده دقت قابل قبول مدل در مقایسه با سایر مدل‌هاست (۴).

در اکثر کارهایی که تاکنون در زمینه هیدرولوژی و با استفاده از آنالیز موجک صورت گرفته توابع موجکی به طور غیرمستقیم برای بهبود نتایج روش‌های دیگر همچون شبکه عصبی و... به‌کار گرفته شده‌اند. در نظر گرفتن نتایج به‌دست آمده از مطالعات مختلف می‌توان دریافت که ترکیب تبدیل موجک با روش‌های دیگر، باعث بهبود نتایج تحقیقات می‌گردد. در این مطالعه، هدف، کاربرد مستقیم تبدیل موجک به عنوان روشی مستقل برای تخمین آبدی رودخانه ليقوان چای می‌باشد تا کارآئی این مدل در پیش‌بینی محک زده شود که در نوع خود روش نوینی می‌باشد. در

-
- 1-Kisi
 - 2-Adamowski and Sun
 - 3- Yevjevich
 - 4- Delleur et al.

الگوریتم تجزیه و بازسازی موجکی و به‌دست آوردن ضرائب موجکی

یکی از مشخصات مفید تبدیلات موجکی، الگوریتم فیلتر کردن است که با عبور دادن از فیلتر موجک، داده‌ها به دو دسته تقریب^۵ و جزئیات^۶ تقسیم می‌شوند. تقریب‌ها شامل اجزایی با مقیاس بزرگ (فرکانس پائین) و جزئیات شامل اجزایی با مقیاس کوچک (فرکانس بالا) می‌باشند. تقریب با A و جزئیات با D نشان داده می‌شود. معمولاً سیگنال نویز، D₁ است که باید حذف شود و بقیه بخش‌ها، فرکانس بالای سیگنال را نمایش می‌دهد (۱۷). فرآیند تجزیه امواج شامل یک یا چند مرحله می‌باشد. در شکل (۴) طرح شماتیک الگوریتم تجزیه یک مرحله‌ای نشان داده شده است (۱۱):

A₀, A₁, A₂, ... ضرایب بالاترین سطوح تقریب یا ضرایب موج ورودی تابع f(x) و D_j ضریب جزئیات است. در تجزیه چند مرحله‌ای، روند تجزیه کردن می‌تواند با تجزیه مداوم تقریب‌ها تکرار شود. بدین ترتیب یک موج به زیر مجموعه‌هایی تقسیم می‌شود که آن را درخت تجزیه موجک می‌نامند. از لحاظ تئوری، این مراحل می‌تواند تا بی‌نهایت ادامه یابد ولی در حقیقت تجزیه تنها تا هنگامی ادامه دارد که جزئیات شامل یک داده گردد (۱۴). تبدیل موجکی معکوس‌پذیر است و می‌توان موج اصلی را بازسازی کرد. همانند تجزیه موجکی، در بازسازی موج اصلی نیز از ضرایب تقریب و جزئیات سطح پایین‌تر برای به‌دست آوردن ضرایب سطوح بالاتر استفاده می‌شود. در شکل (۵) طرح شماتیک الگوریتم بازسازی یک مرحله‌ای نشان داده شده است (۱۱).

در سری‌های زمانی، داده‌های مشاهداتی نظیر جریان ماهانه ماهیتی گسسته دارند و بنابراین تبدیل موجک گسسته برای تجزیه و بازسازی این سری‌های زمانی استفاده می‌شود (۱۷). در این تحقیق از موجک گسسته میر استفاده شد. از آنجایی که این موجک، جزء آن دسته از موجک‌هایی است که تمام خواص عمود^۷، بای ارتوگونال و پشتیبانی همه جانبه را داراست بنابراین به خوبی قابلیت اجرای تمام خواص موجک‌ها را برای پردازش و تجزیه موج داشته و به عنوان موجک مادر انتخاب شد. این موجک را می‌توان با روابط زیر به‌دست آورد (۸):

$$\hat{\psi}(\omega) = (2\pi)^{\frac{-1}{2}} e^{\frac{i\omega}{2}} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega| - 1\right)\right) \quad (5)$$

$$\frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \quad \text{اگر}$$

$$\hat{\psi}(\omega) = (2\pi)^{\frac{-1}{2}} e^{\frac{i\omega}{2}} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{4\pi}|\omega| - 1\right)\right) \quad (6)$$

که در آن * ψ مزدوج مختلط^۱ تابع موجک ψ و W(a,b) طیف موجکی ماتریس ضرائب انرژی تجزیه سری زمانی X(t) می‌باشد. موجک دختر با انتقال و تغییر مقیاس موجک پایه از رابطه (۲) به‌دست می‌آید:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

که در آن ψ تابع موجک، a مقیاس یا عرض موجک و b موقعیت انتقال در طول محور t می‌باشد (۱۱). دو نوع تبدیل موجکی عبارتند از تبدیل موجکی پیوسته و تبدیل موجکی گسسته که مشخصات هر یک در ادامه آمده است.

موجک پیوسته^۲ (CWT)

تبدیل موجکی پیوسته، تبدیلی است که تابع پیوسته در بعد زمان را به فضای زمان-فرکانس می‌برد، یعنی تابع تک بعدی را به دو بعدی تبدیل می‌کند. پایه‌های فضای جدید توابع موجک هستند. تبدیل از رابطه (۳) به‌دست می‌آید:

$$CWT_x^{\psi}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (3)$$

این رابطه تابعی از دو متغیر a و b است. نتایج این تبدیل، ضرایب موجک c، می‌باشد. با ضرب هر ضریب در موجک اجزای موجک به‌دست می‌آید (۱۴).

موجک گسسته^۳ (DWT)

این تبدیل جهت آنالیز داده‌ها مناسب‌تر از تبدیل پیوسته می‌باشد زیرا تبدیل معکوس را می‌توان برای هر دسته از داده‌های زمان-فرکانس به‌کار برد. تبدیل گسسته برای بازسازی دقیق و کامل سیگنال کافی است. با عملیات کاهش نمونه^۴ می‌توان ضرائب DWT را تولید کرد. برای محاسبه ضرائب گسسته، کافی است به‌جای مقادیر

$$a = kb_0^j \text{ و } b = kb_0^j \text{ را به صورت } a = a_0^j \text{ و } b = b_0^j \text{ نوشت. در نتیجه رابطه (۴) به‌دست می‌آید (۱۴):}$$

$$DWT_{f(t)} = \sum_{j,k} a_{j,k} (2^{\frac{j}{2}} \psi - k) \quad (4)$$

$$v(a) = a^4 (35 - 84a + 70a^2 - 20a^3)$$

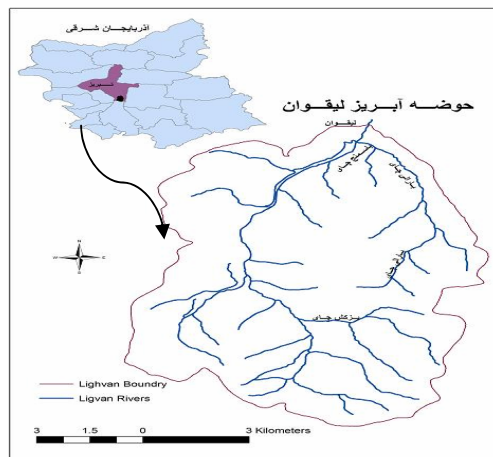
$$a \in [0,1]$$

(۸)

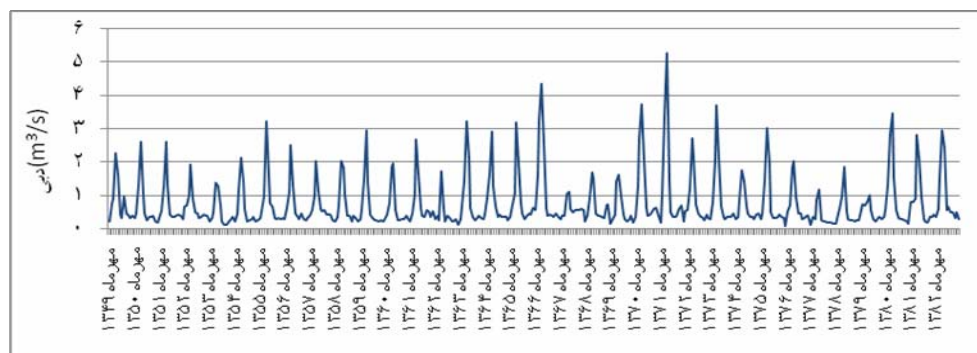
$$\text{اگر} \quad \frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3}$$

$$\hat{\psi}(\omega) = 0$$

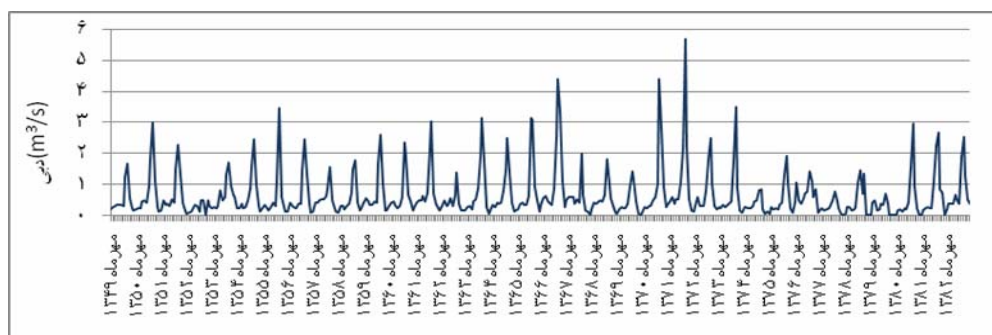
$$\text{اگر} \quad |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3} \right] \quad (۷)$$



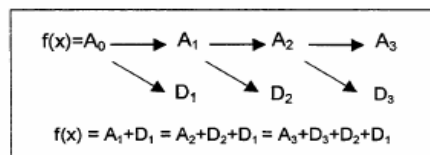
شکل ۱- موقعیت حوضه آبریز لیقوان



شکل ۲- آمار ثبت شده دبی متوسط ماهانه ایستگاه لیقوان (۱۳۴۹-۱۳۸۲)



شکل ۳- آمار ثبت شده دبی متوسط ماهانه ایستگاه هروی (۱۳۴۹-۱۳۸۲)



شکل ۴- الگوریتم تجزیه یک مرحله‌ای موجک و به دست آوردن ضرایب موجکی

برای D_1 نیز از معادلات سری زمانی استفاده شد. چون D_1 نویز محسوب شده و در صورت ورود به مجموعه ضرایب و کاربرد تابع سینوسی برای آن مقدار R^2 به شدت کاهش می‌یابد. بعد از به دست آوردن تمام ضرایب و استخراج داده‌های حاصل از تجزیه باید از این داده‌ها برای ساختن معادله‌ای مناسب جهت پیش‌بینی جریان در ماه‌های آینده استفاده کرد. با استفاده از الگوریتم معکوس موجکی، موج از رابطه (۹) بازسازی شد (۱۱):

$$S = a_n + \sum_{i=1}^n d_n \quad (9)$$

که در آن S سیگنال بازسازی شده، n تعداد سطح تجزیه، a_n ضریب تقریب آخرین سطح تجزیه و d_n ضرایب جزئیات در سطح n ام تجزیه می‌باشند.

سری‌های زمانی

تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، به منظور دستیابی به یک سری مستقل بدون وابستگی داخلی است. در سری زمانی، با بررسی رفتار گذشته سری، مدل احتمالی مولد داده‌ها تشخیص داده شده و سپس با فرض اینکه رفتار متغیر در آینده تکرار خواهد شد، مقادیر آینده سری پیش‌بینی می‌گردد. به منظور پیش‌بینی سری‌های زمانی لازم است که رفتار فرآیند با مدل ریاضی که قابل گسترش برای آینده باشد توصیف گردد. هرگاه مدل معتبری برای فرآیند سری‌های زمانی تثبیت شد یک تکنیک پیش‌بینی مناسب را می‌توان اخذ کرد (۵).
مؤلفه‌های موجود در سری زمانی شامل روند، جابجائی، تکرار و مؤلفه تصادفی می‌باشند.

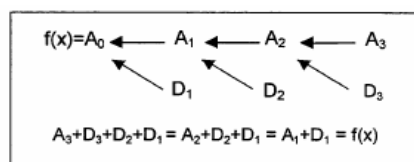
نمودار موجک میر به صورت شکل (۶) می‌باشد.

که در روابط بالا $\hat{f}$ تابع موجک مادر و ω فرکانس موج می‌باشد.

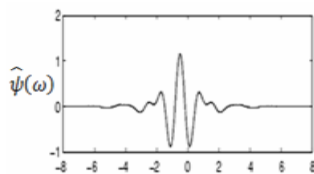
تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از تبدیل موجک

با توجه به جوان بودن موجک در مسائل منابع آب و آبخیزداری و گذراندن مراحل ابتدایی این تئوری می‌تواند ایده‌ای نو برای سایر محققین باشد. برای تجزیه می‌توان از جعبه ابزار موجود در برنامه مطلب استفاده کرد. اما با توجه به محدودیت‌های موجود برای مراحل تجزیه و نوع موجک مادر منتخب، از کد برنامه نوشته شده در M.File برنامه مطلب نسخه ۹،۱ استفاده شد. این کد امکان تجزیه تا مراحل مدنظر و استخراج ضرایب و داده‌های بازسازی شده را برای موجک فراهم می‌کند. در تجزیه موج توسط موجک، تمام اطلاعات پنهان در موج استخراج می‌گردد، لذا پردازش داده‌ها نظیر نرمال‌سازی داده‌های خام تأثیری در تجزیه نداشته و نتایج تجزیه حاصل از هر دو حالت یکسان است، بنابراین از داده‌های خام بدون هیچ گونه پیش پردازش اولیه داده‌ها استفاده گردید.

در تبدیل موجک بعد از تجزیه موج، برای هر کدام از جزئیات و تقریب یک معادله مناسب برازش داده شد. بدین منظور از جعبه ابزار Curve fitting موجود در برنامه مطلب استفاده گشت. هر چه تعداد مراحل تجزیه بیشتر باشد، موج به همان تعداد فرکانس‌های بالا و پایین تجزیه می‌شود و دقت کار افزایش می‌یابد، اما از مرحله‌ای به بعد تقریباً ثابت باقی می‌ماند. در این مطالعه تجزیه تا سطح ۱۰ام انجام شد. هر کدام از جزئیات دو تا ۱۰ و تقریب ۱۰ام به عنوان ورودی وارد برنامه شدند. سپس از میان معادلاتی نظیر فوریه، گوسین، توانی، مجموع سینوسی، ویبول و ... که برازش داده شد، معادله‌ای انتخاب گشت که بیشترین مقدار R^2 و کمترین مقدار RMSE را داشت. از بین تمام معادله‌ها، معادله مجموع سینوسی شامل این شرایط بود.



شکل ۵- الگوریتم بازسازی یا معکوس تابع موجکی موجک میر



شکل ۶- موجک میر

$$a_5 \sin(b_5 x + c_5) + a_6 \sin(b_6 x + c_6) + a_7 \sin(b_7 x + c_7) + a_8 \sin(b_8 x + c_8) \quad (11)$$

که در آن a ، b و c ضرایب معادله مجموع سینوسی و x مقادیر دبی می‌باشد. معادله پیش‌بینی شامل ۹ معادله مجموع سینوسی مرتبه هشتم است. ضرایب معادله برای دو ایستگاه ليقوان و هروی در جدول‌های (۱) و (۲) آورده شده است.

ضریب همبستگی با افزایش تعداد داده‌ها افزایش یافته تا جایی که با آموزش ۹۰ درصد از داده‌ها همبستگی موجود بین داده‌های پیش‌بینی شده و مشاهداتی به ۰/۹۴ رسید. در مرحله پیش‌بینی سری، ضریب همبستگی برای ماه‌های ۱۲، ۲۴ و ۳۶ بالا می‌باشد. مقایسه اعداد به‌دست آمده و داده‌های اصلی نشان می‌دهد که بهترین افق پیش‌بینی ۱۲ ماه می‌باشد. ضرایب همبستگی برآورد ماه‌های مختلف در جداول ۳ و ۴ آمده است.

سری زمانی

با در نظر گرفتن مدل خودهمبسته میانگین متحرک تجمعی فصلی و مقادیر پارامترهای صفر و یک و دو برای سری داده‌های جریان متوسط ماهانه، ۷۲۹ حالت ممکن وجود دارد. از بین تمامی مدل‌ها مناسب‌ترین آنها با توجه به کمترین مقدار خطا و در عین حال کمترین تعداد پارامتر انتخاب می‌شود. با توجه به معیارهای موجود که در جدول (۵) آورده شده اند، پنج مدل انتخاب شد که از بین آنها نیز، $ARIMA(1,0,1), (1,1,1)_{12}$ بهترین مدلی است که به‌دست می‌آید. ضریب همبستگی مقادیر پیش‌بینی شده و داده‌های مشاهداتی با استفاده از این مدل در ایستگاه ليقوان ۰/۸۷ و در ایستگاه هروی ۰/۹۳ به‌دست آمد و داده‌ها تطابق خوبی با هم دارند که نشان دهنده قابل قبول بودن مدل برای پیش‌بینی می‌باشد.

مقایسه نتایج به‌دست آمده از روش تبدیل موجک و روش سری زمانی

از مقایسه نتایج دو روش تبدیل موجک و سری زمانی مشخص است که سری زمانی نقاط پیک را بهتر مدل بندی نموده به‌طوری‌که برآوردهای به‌دست آمده شباهت بیشتری با مقادیر مشاهداتی دارند. با توجه به نتایج به‌دست آمده می‌توان تا حدودی استفاده از هر دو روش را یکسان دانست ولی از آنجایی که مقدار ضریب همبستگی بالاتر، قدرت بیشتر انتقال فرکانس را نشان می‌دهد، همچنین با توجه به اینکه موج اصلی خیلی اغتشاش دارد

مدل‌های سری زمانی رایج در متحرک خودهمبسته^۱ و مدل خودهمبسته تجمعی^۲. در این مطالعه مدل‌های MA ، AR ، $ARMA$ و $ARIMA$ استفاده شد و در نهایت مدل $SARIMA(p,d,q),(P,D,Q)$ انتخاب گردید.

مدل خودهمبسته میانگین متحرک تجمعی فصلی $SARIMA(p,d,q),(P,D,Q)$

این مدل با دوره تناوب w و مرتبه‌های P ، Q و D برای MA ، AR و تفاضل‌گیری و مرتبه‌های غیرفصلی p ، q و d که به شکل $ARIMA(p,d,q),(P,D,Q)_w$ نیز نمایش داده می‌شود، از رابطه (۱۰) به‌دست می‌آید:

$$\phi(B)^w \varphi(B)(1-B^w)^D (1-B)^d z_t = \Theta(B^w) \theta(B) \varepsilon_t \quad (10)$$

در آن z_t سری زمانی نرمال شده، ϕ و Θ پارامترهای AR و میانگین متحرک فصلی، φ و θ پارامترهای AR و میانگین متحرک غیرفصلی، B عملگر پسرو و $Bz_t = z_{t-1}$ می‌باشد (۱۵).

تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از سری زمانی

برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار Minitab14 و SPSS16 و به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی جریان متوسط ماهانه از مدل خودهمبسته میانگین متحرک تجمعی ضربداری با مقادیر پارامترهای صفر و یک و دو استفاده شد و مقادیر توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی در چند تأخیر اول مضرب ۱۲ اغلب تفاوت معنی داری با صفر داشته که نشان دهنده دوره تناوب ۱۲ در سری زمانی می‌باشد.

نتایج و بحث

تبدیل موجک

در تبدیل موجک از گام‌های زمانی یک ماهه برای پیش‌بینی جریان استفاده شد که معادله نهائی پیش‌بینی ضرایب این معادله به‌صورت رابطه (۱۱) می‌باشد:

$$f(x) = a_1 \sin(b_1 x + c_1) + a_2 \sin(b_2 x + c_2) + a_3 \sin(b_3 x + c_3) + a_4 \sin(b_4 x + c_4) +$$

- 1- Auto Regressive Moving Average (ARMA)
- 2- Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)

از هر دو روش تبدیل موجک و سری زمانی در هر دو ایستگاه لیقوان و هروی نشان داده شده است.

که با تبدیل موجک از طریق تجزیه کامل سری به مؤلفه‌های تشکیل دهنده آن، هموارتر شده و این اغتشاشات معمولاً در تجزیه D_1 و D_2 نگهداشته می‌شود که در نتیجه سری پیچیده به سری ساده تبدیل می‌شود (این یک مزیت تبدیل موجک می‌باشد) و با این کار آنالیز سری راحت‌تر صورت می‌گیرد، روش تبدیل موجک مناسب‌تر تشخیص داده شد. در شکل ۷ و ۸ مقایسه نتایج حاصل

جدول ۱- ضرایب معادله پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان چای با استفاده از موجک میر در ایستگاه لیقوان

i	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
a_i	۳/۲۷۳	۰/۶۹۹	۰/۴۷۱	۳/۴۸۶	۰/۱۱۸	۱/۱۹۶	۰/۱۱۶	۰/۱۲۷
b_i	۰/۰۰۸	۰/۵۲۴	۱/۰۴۷	۰/۰۱۲	۰/۰۶۶	۰/۰۱۷	۰/۲۲۲	۰/۴۶۳
c_i	-۰/۹۱۳	-۰/۵۹۸	۳/۵۳	۱/۲۶۶	۱/۵۲۲	۳/۳۵۴	-۰/۰۵۹	-۱/۷۶۳

جدول ۲- ضرائب معادله پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان چای با استفاده از موجک میر در ایستگاه هروی

i	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
a_i	۰/۷۵۱	۰/۶۳۲	۰/۵۰۶	۰/۰۹	۰/۲۴	۰/۱۸۴	۰/۱۶۷	۰/۱۰۴
b_i	۰/۰۰۵	۰/۵۲۴	۱/۰۴۸	۰/۰۳۱	۱/۵۷۱	۰/۰۹۹	۰/۲۱	۱/۰۲۷
c_i	۰/۵۴۹	۳/۳۵۹	-۱/۴۹۱	۰/۶۸۸	۰/۰۱۶	-۰/۰۵۹	۱/۵۳۱	۲/۶۷۸

جدول ۳- ضرائب همبستگی برآورد ماه‌های مختلف با استفاده از روش تبدیل موجک میر در ایستگاه لیقوان

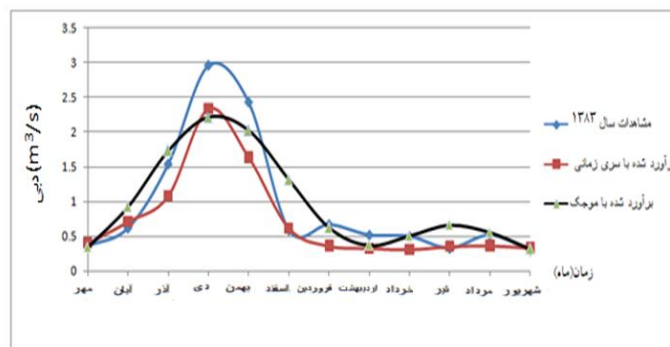
تعداد داده‌های برآورد شده (ماه)							
۶۰	۴۸	۳۶	۲۴	۱۲	۰/۹۲	۰/۸۴	۰/۸
ضریب همبستگی داده‌های برآورد شده با موجک							
۰/۶	۰/۷۶	۰/۸	۰/۸۴	۰/۹۲	۰/۸۴	۰/۸	۰/۶

جدول ۴- ضرائب همبستگی برآورد ماه‌های مختلف با استفاده از روش تبدیل موجک میر در ایستگاه هروی

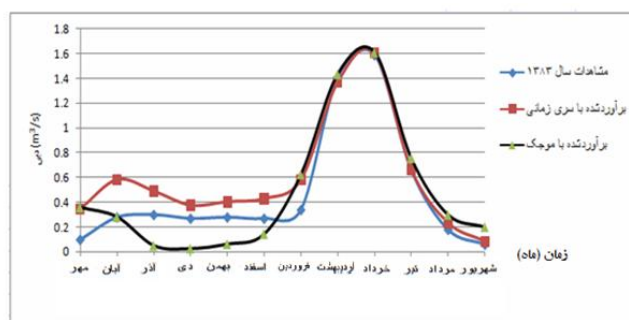
تعداد داده‌های برآورد شده (ماه)							
۶۰	۴۸	۳۶	۲۴	۱۲	۰/۹۱	۰/۸۹	۰/۷۵
ضریب همبستگی داده‌های برآورد شده با موجک							
۰/۶۵	۰/۷۲	۰/۷۵	۰/۸۹	۰/۹۱	۰/۸۹	۰/۷۵	۰/۶۵

جدول ۵- معیارهای ارزیابی عملکرد پنج مدل مناسب‌تر در سری زمانی

مدل سری زمانی	R^2	BIC	AIC	RMSE	SSE
ARIMA(1,0,0),(0,1,1) ₁₂	۰/۸۳	-۱۳۳۹/۳۶	-۱۳۴۷/۴۸	۰/۲۹	۱۲/۵۵
ARIMA(1,0,0),(1,1,1) ₁₂	۰/۸۴	-۱۳۹۴/۸۸	-۱۴۰۰/۹	۰/۲۸	۱۲/۵
ARIMA(1,0,1),(0,1,1) ₁₂	۰/۸۴	-۱۳۹۳/۶	-۱۳۹۹/۶۲	۰/۲۸	۱۲/۵
ARIMA(1,0,1),(1,1,1) ₁₂	۰/۸۴	-۱۳۹۴/۸۸	-۱۳۸۹/۹	۰/۲۸	۱۲/۴۷
ARIMA(1,1,1),(0,1,1) ₁₂	۰/۸۳	-۱۳۸۹/۷۸	-۱۳۹۵/۸	۰/۳	۱۲/۶۳



شکل ۷- مقادیر برآورد شده با استفاده از روش سری زمانی و تبدیل موجک در ایستگاه لیقوان



شکل ۸- مقادیر برآورد شده با استفاده از روش سری زمانی و تبدیل موجک در ایستگاه هروی

منابع

- ۱- جلال کمالی، ا.، محمودیان شوشتری، م. و ن. کمالی. ۱۳۸۵. پیش‌بینی جریان ماهانه ورودی به مخزن سد شهید عباسپور با استفاده از مدل‌های سری زمانی Box-Jenkins. هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۲- شریفی، م. و ر. صالحی ۱۳۸۳. کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی میزان جریان رودخانه در حوزه معرف کارده. شرکت سهامی مدیریت منابع آب ایران.
- ۳- قدس نیرو (شرکت مهندسين مشاور). ۱۳۷۴. طرح حوضه آبریز آجي چای. مطالعات مرحله اول. گزارش هیدرولوژی، جلد سوم، سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی.
- ۴- مالمیر، م.، خلقی، م. و م. شفيعی فر. ۱۳۸۵. پیش‌بینی بهنگام حداقل جریان ماهانه رودخانه با استفاده از روش‌های استوکاستیک. دومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، ۳-۴ بهمن، دانشگاه صنعتی اصفهان.
- ۵- نیرومند، ح. ۱۳۷۸. تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی. چاپ دوم. ۴۰۴ صفحه. انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد.
6. Adamowski, J. and K. Sun. 2010. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds. Journal of Hydrology, 390(1-2):85-91..
- 7- Cannas, B., Fanni, A. and G. Sias. 2005. River flow forecasting using neural networks and wavelet analysis. Geophysical Research Abstracts, Vol. 7, SRef-ID: 1607-7962/gra/EGU05-A-08651.
- 8- Chamberlain, N. F. 2002. Introduction to wavelets. Technical Note. Electrical Engineering, South Dakota School of Mines and Technology.

- 9- Delleur, J. W., Tao, P. C and M. I. Kavvar.1976. An evaluation of the practicality and complexity of some rainfall and runoff time series models. *Water Resource Research*, 12(5):953-970.
- 10- Kisi, O. 2010. Wavelet regression model for short-term streamflow forecasting. *Journal of Hydrology*, 389, (3-4):344-353.
- 11- Miner, N. E., 1998. An introduction to wavelet theory and analysis. Intelligent Systems and Robotics Division Sandia International Laboratories. P. O. Box 5800 Albuquerque, NM 87185-1008.
- 12- Nason, G. P. and R. Von Sachs. 1999. Wavelets in time series analysis. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A*. 357:2511-2526.
- 13- Nourani, V., Komasi, M. and Mano. A. 2009. A multivariate ANN-Wavelet approach for rainfall-runoff modeling. *Water Resources Management*, 23: 2877-2894.
- 14- Polikar, R. 1996. Fundamental concepts and an overview of the wavelet theory. Second Edition, Rowan University, College of Engineering Web Servers, Glassboro. NJ. 08028.
- 15- Salas, J. D., Delleur, J. W., Yevjevich, V. and W. L. Lane.1980. Applied modeling of hydrologic time series. *Water Resources Publication*, 484. P.
- 16- Walker, J. S. 1997. Fourier analysis and wavelet analysis. *Notices of the AMS*, 44(6): 658-670.
- 17- Wang, W. M and J. Ding. 2003. Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology. *Journal of Nature and Science*, 1(1):85-91.
- 18- Yevjevich, V. 1972. Probability and statistics in hydrology. *Water Resources Publications*, Fort Collins, Colorado, U.S.A.