



پیش‌بینی آبدهی متوسط ماهانه با استفاده از مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک (مطالعه موردی: رودخانه کر - ایستگاه پل خان)

محمدرضا نیک‌منش*

استادیار گروه مهندسی عمران، واحد ارسنجان، دانشگاه آزاد اسلامی، ارسنجان، ایران

تاریخ دریافت: ۹۲/۵/۳۰؛ تاریخ پذیرش: ۹۳/۸/۸

چکیده

سابقه و هدف: آگاهی از اطلاعات دبی جریان در رودخانه‌ها برای مدیریت منابع آب، پیش‌بینی سیل، طراحی مهندسی و مدیریت زیست‌محیطی ضروری می‌باشد. مدل‌های ارائه شده هم‌چون بارش-رواناب و سری‌های زمانی به‌منظور پیش‌بینی میزان آبدهی رودخانه‌ها به‌دلیل عدم دقت و پیچیدگی عوامل مؤثر در آبدهی در بسیاری از موارد با مقادیر مشاهده شده تطابق ندارد. موجک یکی از روش‌هایی است که در سال‌های اخیر در زمینه هیدرولوژی مورد توجه قرار گرفته است. هم‌چنین موجک روشی بسیار مؤثر در زمینه آنالیز سیگنال‌ها و سری‌های زمانی می‌باشد. هدف از این پژوهش ارائه یک مدل هوشمند تلفیقی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک می‌باشد که برای شبیه‌سازی آبدهی متوسط ماهانه در رودخانه کر و ایستگاه پل‌خان مورد استفاده قرار می‌گیرد.

مواد و روش‌ها: منطقه مورد مطالعه در شهرستان مرودشت استان فارس و در ۴۵ کیلومتری شیراز قرار دارد. هم‌چنین عملکرد مدل‌های پیش‌بینی هوشمند تلفیقی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک به کمک معیارهای جذر میانگین مربع خطا $RMSE$ و ضریب تعیین R^2 مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

یافته‌ها: نتایج نشان دادند که مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک با ۲ درجه تجزیه‌سازی برای مناسب‌ترین ساختار، بهترین نتایج را ارائه می‌کند. در این ساختار، آبدهی خروجی برای جریان در ماه بعد بر حسب آبدهی ۱، ۲، ۳، ۴ ماه قبل و ماه جاری محاسبه شده و مقادیر $RMSE$ و R^2 به ترتیب برابر با ۷/۱۴ مترمکعب بر ثانیه و ۰/۹۴۱ به‌دست آمد.

نتیجه‌گیری: مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک با ۲ درجه تجزیه‌سازی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی آبدهی متوسط ماهانه در رودخانه کر و ایستگاه پل‌خان بهترین نتایج را ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: آبدهی، شبکه عصبی مصنوعی، موجک، رودخانه کر، ایستگاه پل‌خان

* مسئول مکاتبه: nikmanesh@iaua.ac.ir

مقدمه

پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با توجه به اهمیت آن در طراحی انواع تأسیسات آبی، برنامه‌های مدیریت و بهره‌برداری از منابع آب، طراحی مخازن سدها، کنترل فرسایش و رسوب در رودخانه‌ها و غیره همواره مورد توجه مهندسان آب و رودخانه قرار دارد. یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر در رابطه با مدل‌سازی داده‌های هیدرولوژیکی مورد توجه قرار گرفته است، استفاده از موجک^۱ به‌عنوان یکی از روش‌های نوین و بسیار مؤثر در زمینه تحلیل سیگنال‌ها و سری‌های زمانی است (۸). همچنین ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و موجک، مدل ترکیبی با کارایی بهتر در پیش‌بینی فرایندهای هیدرولوژیکی به نام شبکه‌های زوج عصبی-موجکی را به وجود می‌آورد. یکی از اولین کارهایی که در زمینه پیش‌بینی دبی جریان با استفاده از آنالیز موجک و شبکه عصبی انجام گرفته کار کنس و همکاران (۲۰۰۵) می‌باشد که بر روی حوضه تیرسو در ایتالیا انجام پذیرفته که در این پژوهش بازه زمانی پیش‌بینی به صورت ماهانه در نظر گرفته شده است. پژوهش آن‌ها بر روی اثر پردازش مقدماتی داده‌ها در کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از تبدیل موجکی پیوسته و گسسته بوده که نتایج آن‌ها نشان داد که آموزش شبکه با پردازش مقدماتی داده‌ها، اجرای بهتری از آموزش شبکه با سیگنال‌های تجزیه‌نشده و آشفته دارد (۱). راهنما و نوری (۲۰۰۸) با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی-موجکی به پیش‌بینی جریان رودخانه‌ای به کمک داده‌های بارش-رواناب حوضه هلیل رود کرمان پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که این مدل، توانایی‌های مدل شبکه عصبی را به مقدار قابل توجهی افزایش داده و سبب عملکرد بهتر پیش‌بینی می‌شود (۷). نورانی و همکاران (۲۰۰۹) از مدل ترکیبی شبکه

عصبی-موجکی برای مدل‌سازی بارش یک ماه بعد حوضه آبریز ليقوان چای تبریز استفاده نمودند که نتایج آن‌ها بیانگر برتری موجک Haar (به‌دلیل ساختار ساده و ابتدایی آن) نسبت به سایر موجک‌ها دیگر است (۴). کیسی (۲۰۰۹) برای پیش‌بینی جریان متناوب رودخانه طی یک روز آینده از مدل شبکه عصبی-موجکی استفاده نمود و نتیجه گرفت که ترکیب شبکه عصبی و تبدیل موجک، باعث بهبود خواص آن نسبت به شبکه عصبی تنها می‌شود به‌طوری‌که جذر میانگین مربع خطاها در حدود ۶۵ تا ۷۴ درصد و میانگین مطلق خطاها حدود ۱۲ تا ۴۳ درصد کاهش داشته‌اند (۲). پارتال و سیگیزاغلو (۲۰۰۹) از مدل ترکیبی شبکه عصبی-موجکی برای پیش‌بینی بارش روزانه در ترکیه استفاده نمودند. نتایج پژوهش نام‌برده نشان داد که مدل ترکیبی قابلیت برازش بهتری را بر داده‌های مشاهداتی به‌خصوص برای ماه‌های تابستان با بارش صفر و همچنین ماه‌های دیگر که بارش حداکثری اتفاق می‌افتد، از خود نشان می‌دهد. در این پژوهش، یک مدل پیش‌بینی با تلفیق شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک جهت بهبود دقت پیش‌بینی آبدهی متوسط ماهانه رودخانه کر در ایستگاه پل‌خان (کر) حوضه آبریز بختگان ارائه شده است. نخست به کمک تبدیلات موجک، سری‌های زمانی ماهانه به مؤلفه‌های تقریب و جزئیات تجزیه شده، سپس این مؤلفه‌های اصلی به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی می‌گردند و در نهایت به کمک این مؤلفه‌های پیش‌بینی شده، سری زمانی اصلی بازسازی می‌گردند (۶).

مواد و روش‌ها

مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک: شبکه عصبی مصنوعی روشی بر پایه پردازش اطلاعات و داده‌ها است که براساس سیستم مغز و

1- Wavelet

می‌توان براساس آن تابع موجک نامید. $\Psi(x)$ تابع موجک مادر است که توابع مورد استفاده در تحلیل، با دو عمل ریاضی انتقال و مقیاس در طول سیگنال مورد تحلیل، تغییر اندازه و تغییر محل می‌یابند:

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (3)$$

در نهایت ضرایب موجک در هر نقطه از سیگنال (b) و برای هر مقدار از مقیاس (a) با رابطه زیر قابل محاسبه‌اند:

$$\begin{aligned} CWT(a,b) &= Wf(a,b) \\ &= \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi_{a,b}(x) dx \end{aligned} \quad (4)$$

تبدیلات موجکی به دو تبدیل پیوسته موجکی^۱ و تبدیل گسسته موجکی^۲ تقسیم می‌شوند. همچنین تجزیه یک سیگنال به دو مؤلفه تقریب‌ها و جزئیات انجام می‌شود که در واقع تقریب‌ها، فیلترهای پائین‌گذر و جزئیات، فیلترهای بالاگذر را تداعی می‌کند. در تجزیه یک سیگنال، استفاده از حداکثر سطح تجزیه کار عاقلانه‌ای به نظر نمی‌رسد زیرا تعداد تجزیه مرتبه بالا اگرچه دقت محاسبات در آموزش شبکه را بالا می‌برد ولی نتیجه معکوس روی داده‌های شبیه‌سازی شده دارد که دلیل این امر ناشی از منطبق شدن الگوی شبکه به داده‌های آموزش می‌باشد (5). در این مطالعات برای پیش‌پردازش داده‌ها از الگوریتم ساده، سریع و در عین حال پرکاربرد آتروس بهره گرفته شده است. در ابتدا با انتخاب یک فیلتر پائین‌گذر به کمک روابط (5) و (6) برای مقادیر $i=1,2,\dots$ سری زمانی به مؤلفه‌های قطعی و نامنظم خود تجزیه می‌شود (9):

اعصاب انسان و عملکرد آن‌ها شبیه‌سازی شده است. بررسی‌ها بر روی منابع مطالعاتی نشان می‌دهد حدود ۹۰ درصد شبکه‌های عصبی مصنوعی که در مدل‌سازی و پیش‌بینی فرایندهای هواشناختی و هیدرولوژیکی استفاده شده‌اند، شبکه‌های پیشرو پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا می‌باشند. مدل ریاضی مورد استفاده برای بیان مقدار یک خروجی از شبکه عصبی (\hat{y}_k) ، توسط رابطه زیر ارائه می‌شود (3):

$$\hat{y}_k = f_0 \left[\sum_{j=1}^m W_{kj} \cdot f_h \left(\sum_{i=1}^n W_{ij} x_i + W_{j0} \right) + W_{k0} \right] \quad (1)$$

که در آن، n : تعداد کل نرون‌های لایه ورودی، m : تعداد کل نرون‌های لایه میانی، k : شماره نرون لایه خروجی، f_0 : تابع محرک مورد استفاده در لایه خروجی، f_h : تابع محرک مورد استفاده در لایه میانی، x_i : ورودی نرون i ام، W_{j0} : مقدار وزن اریب نرون j ام لایه میانی و W_{k0} : مقدار وزن اریب نرون k ام لایه خروجی می‌باشد. همچنین W_{ji} مقدار وزنی است که به نرون i ام لایه ورودی اختصاص داده می‌شود تا براساس آن، نرون j ام لایه میانی به دست آید و W_{kj} نیز مقدار وزنی است که به نرون j ام لایه میانی اختصاص داده می‌شود تا براساس آن، نرون k ام لایه خروجی به دست آید. همچنین تبدیل موجک یکی از تبدیل‌های ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال است. $\Psi(x)$ تابع موجک است اگر و فقط اگر تبدیل فوریه آن $\Psi(\omega)$ ، شرط زیر را ارضا کند:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|^2} d\omega < +\infty \quad (1)$$

این شرط با عنوان شرط پذیرفتگی برای موجک $\Psi(x)$ شناخته می‌شود. این ویژگی تابع با میانگین صفر، چنان محدودکننده نبوده و توابع بسیاری را

1- Continues Wavelet Transform-CWT
2- Discrete Wavelet Transform-DWT

چند مرحله معین (p) به کمک الگوریتم آتروس به مؤلفه‌های $C_p(t)$ و $W_p(t)$ $W_2(t)$ ، $W_1(t)$ تجزیه می‌شوند. سپس مدل ANN برای پیش‌بینی هر یک از این مؤلفه‌ها با الگوهای مختلف ورودی ساخته می‌شود. پس از پیش‌بینی هر یک از مؤلفه‌ها به کمک ANN برای زمان‌های T دوره بعد، در نهایت سری زمانی اصلی به کمک مؤلفه‌های مدل‌شده بازسازی می‌گردد. در شبکه عصبی از یک شبکه پیشرو پرسپترون سه‌لایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا با تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی استفاده شده است. در این پژوهش تعداد نرون‌های لایه خروجی ۱ است که همان دبی جریان در زمان $t+1$ می‌باشد. برای دستیابی به نتایج حاصله از روش شبکه عصبی موجکی برای مدل‌سازی آبدهی، برنامه‌ای به زبان Matlab نوشته شده که این برنامه برای موجک‌های مختلف با درجات مختلف تجزیه موجک و برای تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و میانی مختلف اجرا گردید. همچنین برای ارزیابی عملکرد مدل در پیش‌بینی نتایج از معیارهای ضریب تعیین R^2 و جذر میانگین مربع خطا $RMSE$ استفاده شده است.

منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد نیاز: منطقه مطالعاتی مورد نظر در شهرستان مرودشت استان فارس و در ۴۵ کیلومتری شیراز واقع شده است. رودخانه کر یکی از منابع بزرگ آب سطحی استان فارس است که تأمین‌کننده آب صنایع، کارخانه‌های حاشیه رودخانه و زمین‌های کشاورزی منطقه می‌باشد. همچنین ایستگاه پل‌خان که بر روی رودخانه کر قرار گرفته است در ارتفاع ۱۴۹۳ متری از سطح دریا قرار گرفته است. همچنین دوره آماری مطالعات ۴۶ ساله، از سال آبی ۱۳۴۳-۴۴ تا ۱۳۸۸-۸۹ می‌باشد که در شکل ۱ سری زمانی آبدهی متوسط ماهانه حوزه آبریز بختگان- ایستگاه پل‌خان (کر) ارائه شده است.

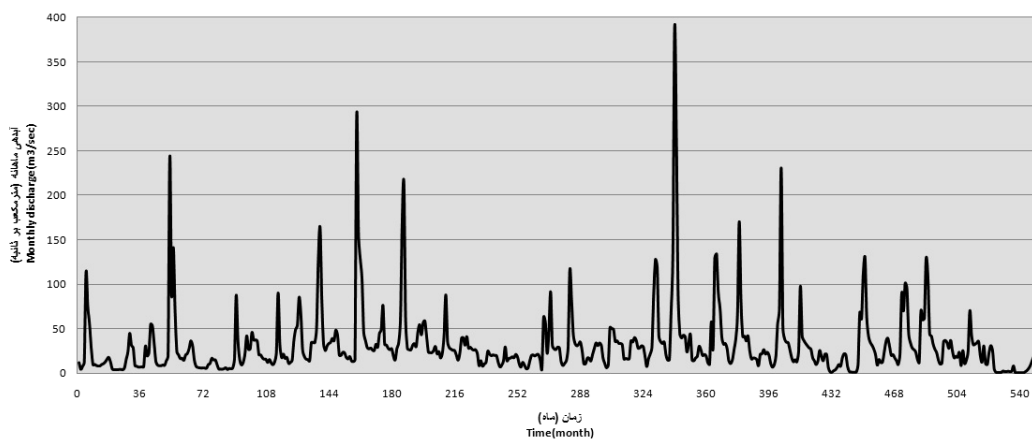
$$C_i(t) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(l)C_{i-1}(t+2^i l) \quad (5)$$

$$W_i(t) = C_{i-1}(t) - C_i(t) \quad (6)$$

که در آن‌ها، $C_i(t)$ و $W_i(t)$ ضرایب مقیاس و موجک گسسته در مرحله تجزیه‌سازی i ، $h(l)$ فیلتر پائین گذر گسسته و i مرحله تجزیه‌سازی می‌باشد. $C_i(t)$ بیانگر مشخصه‌های با فرکانس پائین یا مؤلفه‌های قطعی و فصلی و $W_i(t)$ بیانگر مشخصه‌های با فرکانس بالا یا مؤلفه‌های تصادفی و نامنظم سری زمانی می‌باشد. همچنین در رابطه (۶) شرط مرزی $C(n+k) = C(n-k)$ اعمال می‌گردد. لازم به ذکر است که به دلیل سادگی محاسبه $W_1(t)$ ، $W_2(t)$ ، $W_p(t)$ و $C_p(t)$ (تبدیل موجک گسسته با تعداد مرحله تجزیه‌سازی p) بسیاری از مشخصه‌های قابل توجه سری زمانی به راحتی توسط این مؤلفه‌های موجک مشخص می‌گردند. ذکر این نکته ضروری است که در نهایت بازسازی سری زمانی اصلی با مؤلفه‌هایش با رابطه زیر قابل انجام می‌باشد:

$$Z(t) = C_p(t) + \sum_{i=1}^p W_i(t) \quad (7)$$

از آن‌جا که مقادیر دبی در ایستگاه پل‌خان حوزه آبریز بختگان در طول دوره آماری مطالعات ۴۶ ساله (از سال آبی ۱۳۴۳-۴۴ تا ۱۳۸۸-۸۹) از ۰/۲ تا ۳۸۸/۸ مترمکعب بر ثانیه متغیر است، بنابراین برای این‌که دامنه تغییرات دبی ماهانه در محدوده دامنه موجک‌های مختلف برای تصمیم‌گیری در رابطه با شباهت و یافتن موجک مادر مناسب قرار گیرند، عمل نرمال‌سازی داده‌ها انجام شده و پس از خاتمه عملیات مقادیر پیش‌بینی شده دوباره به اشل واقعی بازگردانده شدند. سپس سیگنال مقادیر دبی ماهانه توسط نظریه موجک تجزیه گردید. برای ساخت مدل تلفیقی، نخست سری‌های زمانی در



شکل ۱- سری زمانی آبدهی متوسط ماهانه حوزه آبریز بخنگان- ایستگاه پل‌خان (کر) (از سال ۱۳۴۳-۴۴ تا ۱۳۸۸-۸۹).

Figure 1. Time series of monthly average discharge of Bakhtegan Watershed- Pol-e-Khan station (Kor) (from 1964-1965 to 2009-2010).

شبکه‌هایی با معماری و ورودی متنوع مورد ارزیابی قرار گرفت. نکویی مدل‌های ساخته شده به کمک معیارهای ضریب تعیین و جذر میانگین مربع خطا مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای آموزش و آزمون مدل، ورودی‌های شبکه به دو دسته تقسیم شدند. ۷۶ درصد داده‌ها (از سال ۱۳۴۴-۱۳۴۳ تا ۱۳۷۷-۱۳۷۸) برای آموزش مدل و ۲۴ درصد از داده‌ها (از سال ۱۳۷۸-۱۳۷۹ تا ۱۳۸۸-۱۳۸۹) برای آزمون مدل در نظر گرفته شدند. بعد از بررسی ورودی‌های مؤثر متفاوت در مدل شبکه عصبی مصنوعی چهار مدل جدول ۱ نتایج بهتری را از خود نشان دادند.

نتایج و بحث

در این پژوهش یک مدل تلفیقی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون سه‌لایه و تبدیلات موجک جهت پیش‌بینی آبدهی متوسط ماهانه رودخانه کر در ایستگاه پل‌خان معرفی گردید. در اولین قدم، سری زمانی آبدهی متوسط ماهانه به کمک الگوریتم آتروس تجزیه گردید. در این مطالعه از فیلتر پائین‌گذر $B_3 - spline$ با ضرایب $\left\{ \frac{1}{16}, \frac{1}{4}, \frac{3}{8}, \frac{1}{4}, \frac{1}{16} \right\}$ و درجات تجزیه‌سازی ۱ و ۲ استفاده شده و سپس مدل شبکه عصبی مصنوعی ساخته شد. برای تعیین معماری بهینه در مدل شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۱- مدل‌های مورد استفاده بر حسب ورودی‌ها.

Table 1. The models used by inputs.

مدل بر حسب ورودی‌ها (Models based on inputs)	ساختار مدل (Structure of model)
$Q_{t+1} = f(Q_t, Q_{t-1})$	1
$Q_{t+1} = f(Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2})$	2
$Q_{t+1} = f(Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3})$	3
$Q_{t+1} = f(Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4})$	4

در مدل‌های بالا $Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}$ و Q_{t+1} به ترتیب آبدهی ۴، ۳، ۲، ۱ ماه قبل، ماه جاری و آبدهی خروجی مدل یا جریان در یک ماه بعد می‌باشد. جداول ۲ تا ۴ مقادیر ضریب تعیین R^2 و جذر میانگین مربع خطا $RMSE$ را در دو حالت واسنجی^۱ و بازبینی^۲ حاصل از پیش‌بینی مدل‌های

ANN (شبکه عصبی مصنوعی)، $WNN-1$ (مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک با ۱ درجه تجزیه‌سازی) و $WNN-2$ (مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک با ۲ درجه تجزیه‌سازی) را ارائه می‌دهد. همچنین مقایسه بین نتایج مدل‌های نام‌برده در شکل‌های ۲ و ۳ آورده شده است.

جدول ۲- نتایج پیش‌بینی ماهانه جریان ورودی با مدل ANN.

Table 2. Predicted results for monthly inflow with ANN model.

معیارهای بازبینی (Verification Criteria)		معیارهای واسنجی (Calibration Criteria)		تعداد نرون‌های لایه پنهان (Number of neurons in hidden layer)	ساختار مدل (Structure of model)
R^2	$RMSE(m^3/s)$	R^2	$RMSE(m^3/s)$		
0.612	33.13	0.687	37.66	3	1
0.589	37.47	0.653	40.39	3	2
0.632	32.27	0.703	35.49	4	3
0.663	29.32	0.716	34.66	6	4

جدول ۳- نتایج پیش‌بینی ماهانه جریان ورودی با مدل WNN-1.

Table 3. Predicted results for monthly inflow with WNN-1 model.

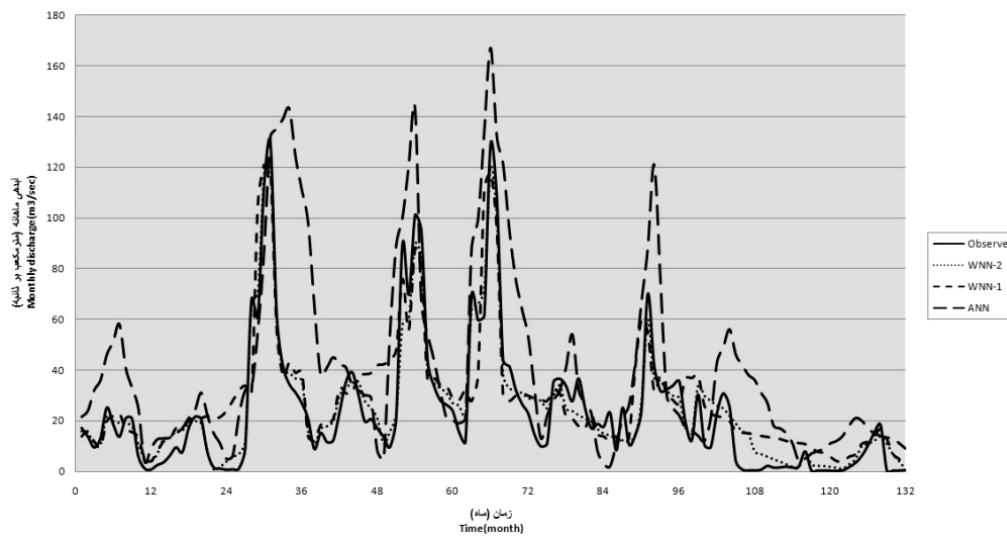
معیارهای بازبینی (Verification Criteria)		معیارهای واسنجی (Calibration Criteria)		تعداد نرون‌های لایه پنهان (Number of neurons in hidden layer)	ساختار مدل (Structure of model)
R^2	$RMSE(m^3/s)$	R^2	$RMSE(m^3/s)$		
0.786	18.36	0.801	21.67	3	1
0.844	16.12	0.888	18.45	3	2
0.799	17.22	0.845	20.33	4	3
0.874	14.54	0.922	17.32	4	4

جدول ۴- نتایج پیش‌بینی ماهانه جریان ورودی با مدل WNN-2.

Table 4. Predicted results for monthly inflow with WNN-2 model.

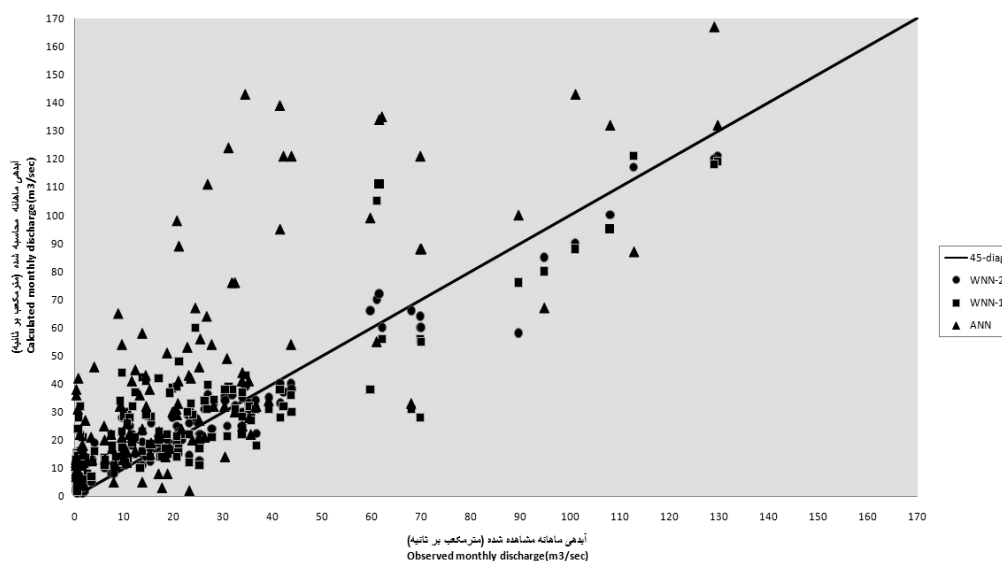
معیارهای بازبینی (Verification Criteria)		معیارهای واسنجی (Calibration Criteria)		تعداد نرون‌های لایه پنهان (Number of neurons in hidden layer)	ساختار مدل (Structure of model)
R^2	$RMSE(m^3/s)$	R^2	$RMSE(m^3/s)$		
0.873	11.24	0.834	16.59	3	1
0.895	10.11	0.888	15.53	4	2
0.941	7.14	0.932	11.37	4	3
0.926	8.29	0.902	13.77	4	4

- 1- Calibration
2- Verification



شکل ۲- مقایسه بین مقادیر مشاهده شده و محاسبه شده آبدی متوسط ماهانه حوزه آبریز بختگان- ایستگاه پل خان (کر) (از سال ۷۹-۱۳۷۸ تا ۸۹-۱۳۸۸).

Figure 2. Comparison between observed and calculated of monthly average discharge of Bakhtegan Watershed- Pol-e-Khan station (Kor) (from 1999-2000 to 2009-2010).



شکل ۳- مقایسه بین مقادیر مشاهده شده و محاسبه شده آبدی متوسط ماهانه حوزه آبریز بختگان- ایستگاه پل خان (کر) به وسیله نمودار ۴۵ درجه (از سال ۷۹-۱۳۷۸ تا ۸۹-۱۳۸۸).

Figure 3. Comparison between observed and calculated of monthly average discharge of Bakhtegan Watershed- Pol-e-Khan station (Kor) by 45 degree diagram (from 1999-2000 to 2009-2010).

بختگان- ایستگاه پل خان (کر) داشته است، به طوری که در پیش‌بینی یک ماهه، مقدار R^2 را از $0/663$ برای مدل شبکه عصبی مصنوعی به $0/874$ برای مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک با

با مطالعه نتایج ارائه شده در جدول‌های ۲ تا ۴ و شکل‌های ۲ و ۳ مشخص می‌گردد که مدل تلفیقی پیشنهادی نقش قابل‌ملاحظه‌ای در بهبود و ارتقای دقت پیش‌بینی آبدی متوسط ماهانه حوزه آبریز

فصلی و مؤلفه‌های تصادفی یا نامنظم از یکدیگر سبب ارتقای قابل ملاحظه نتایج پیش‌بینی یک ماهه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌گردد و روش تلفیقی پیشنهادی در این پژوهش با توجه به تعداد مناسب و زیاد داده‌ها توانست پیش‌بینی قابل‌قبولی از آبدهی متوسط ماهانه ارائه نماید.

سپاسگزاری

این مقاله بخشی از طرح پژوهشی است که در دانشگاه آزاد اسلامی واحد ارسنجان و با حمایت حوزه معاونت پژوهشی دانشگاه انجام شده است و بنابراین لازم می‌دانم از حوزه محترم پژوهشی دانشگاه سپاسگزاری نمایم.

۱ درجه تجزیه‌سازی و ۰/۹۴۱ برای مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک با ۲ درجه تجزیه‌سازی بهبود داده است. همچنین الگوی بهینه شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در مدل تلفیقی در ساختار ۳ (پیش‌بینی آبدهی ماه بعد براساس آبدهی در ماه جاری، یک ماه قبل، دو ماه قبل و سه ماه قبل) با ۴ نرون در لایه مخفی حاصل می‌گردد. در این حالت مقدار R^2 برای داده‌های آزمایشی دارای بیش‌ترین مقدار بوده و برابر با ۰/۹۴۱ و مقدار $RMSE$ دارای کم‌ترین مقدار و برابر با ۷/۱۴ مترمکعب بر ثانیه به‌دست آمد. در مجموع نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که تجزیه سری زمانی به کمک تبدیلات موجک و جداسازی مؤلفه‌های قطعی یا

منابع

1. Canns, B., Fanni, A., See, L., and Sias, G. 2005. Data processing for river flow forecasting using neural network: wavelet transform and data partitioning. *Physics and Chemistry of the Earth*. 31: 1164-1171.
2. Kisi, O. 2009. Neural networks and wavelet conjunction model for intermittent stream flow forecasting. *J. Hydrol. Engin.* 14: 8. 773-782.
3. Maier, H.R., and Dandy, G.C. 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modeling issues and applications. *Environmental Modeling and Software*. 15: 101-124.
4. Nourani, V., Alami, M.T., and Aminfar, M.H. 2009. A combined neural-wavelet model for prediction of Ligvanchai watershed precipitation, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 22: 466-472.
5. Nourani, V., and Parhizkar, M. 2013. Conjunction of SOM-based feature extraction method and hybrid wavelet-ANN approach for rainfall-runoff modeling. *J. Hydroinformatics*. 15: 3. 829-848.
6. Partal, T., and Cigizoglu, H.K. 2009. Prediction of daily precipitation using wavelet-neural networks. *J. Hydrol. Sci.* 54: 2. 234-246.
7. Rahnama, M.B., and Nouri, M. 2008. Developing of Halil river rainfall-runoff model, using conjunction of wavelet transform and artificial neural network. *Res. J. Environ. Sci.* 2: 5. 385-392.
8. Torrence, C., and Compo, G.P. 1998. A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 79: 1. 61-78.
9. Wang, W., and Ding, J. 2003. Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology. *J. Natur. Sci.* 1: 1. 67-71.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 22(3), 2015
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Short Technical Report

Prediction of monthly average discharge using the hybrid model of artificial neural network and wavelet transforms (Case study: KorRiver-Pol-e-Khan Station)

***M.R. Nikmanesh**

Assistant Prof., Dept. of Civil Engineering, Arsanjan Branch, Islamic Azad University, Arsanjan, Iran
Received: 08/21/2013; Accepted: 10/30/2014

Abstract

Background and Objectives: Awareness of flow rate data in rivers is essential for management of water resources, flood forecasting, engineering design and environmental management. The presented models for flow rate predicting in rivers, such as rainfall-runoff and time series are not consistent with the observed data in many cases due to the lack of accuracy and complexity of the factors affecting the discharge. Wavelet is one of the methods that has been considered in recent years in the field of hydrology. Wavelet method is also very effective in the field of signals analysis and time series. The aim of this study was to present a hybrid intelligent model based on artificial neural network and wavelet transforms is used to simulate monthly average discharge in Kor River and Pol-e-Khan Station.

Materials and methods: The study area is located in the city of Marvdasht in Fars Province and 45 km from Shiraz. Also performance of prediction models of hybrid intelligent based on artificial neural network and wavelet transforms are evaluated using the criteria of Root Mean Square Error (RMSE) and determination coefficient (R^2).

Results: The results showed that the hybrid model of artificial neural network and wavelet transform with 2 degrees of decomposition offers the best results for the most suitable structure. In this structure, the output discharge for flow rate in the following month is calculated based on discharge in 4, 3, 2 and 1 month ago and current month and the values of RMSE and R^2 obtained 7.14 m³/s and 0.941 respectively.

Conclusion: The hybrid model of artificial neural network and wavelet transform with 2 degrees of decomposition offers the best results to simulate and predict monthly average discharge in Kor River and Pol-e-Khan Station compared with other models.

Keywords: Discharge, Artificial neural network, Wavelet, Kor River, Pol-e-Khan Station

* Corresponding Author; Email: nikmanesh@iaua.ac.ir

