گزارش کوتاه علمی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و دوم، شماره اول، ۱۳۹٤
http://jwsc.gau.ac.ir

مدل‌سازی هوشمند سری زمانی جریان ماهانه حوضه رودخانه شور قروه با شبکه عصبی مصنوعی

***ابازر سلگی[۱]، فریدون رادمنش[۲] و کامران سلطانی[۱]**

[۱]دانشجوی کارشناسی‌ارشد گروه مهندسی منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز،
[۲]استادیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

تاریخ دریافت: ۹۲/٤/۲۳ ؛ تاریخ پذیرش: ۹۳/۲/۲۷

چکیده

پیش‌بینی دقیق جریان در رودخانه‌ها یکی از مهم‌ترین ارکان در مدیریت منابع آب‌های سطحی به‌ویژه اتخاذ تدابیری مناسب در مواقع سیلاب و بروز خشکسالی‌هاست. در حقیقت حصول روش‌های مناسب و دقیق در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها را می‌توان به‌عنوان یکی از چالش‌ها در فرآیند مدیریت و مهندسی منابع آب دانست. در این پژوهش برای مدل‌سازی هوشمند سری زمانی جریان ماهانه از یک دوره آماری ۲٦ ساله (۸۹-۱۳٦٤) استفاده شد. برای دست‌یابی به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی، ساختارهای مختلف با یکدیگر مقایسه شدند با این توضیح که برای بهینه‌سازی وزن‌های اتصال در بین لایه‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. قانون یادگیری مورد استفاده در این پژوهش از نوع یادگیری سریع، با تابع انتقال تانژانت اکسون، تابع هدف، میانگین مربعات خطا و نوع آموزش از نوع آموزش N مرتبه می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که بهترین عملکرد مربوط به حالتی است که از ورودی‌های بارش هر ماه، جریان هر ماه و دمای هر ماه برای به‌دست آوردن جریان ماه آینده استفاده شده است. همچنین در هر مرحله که جریان یا بارندگی به تنهایی به‌عنوان ورودی وارد شد عملکرد شبکه کاهش یافت. نتیجه این‌که بیش‌ترین حساسیت مربوط به جریان هر ماه می‌باشد و پارامتر دما تأثیر چندانی بر برآورد جریان ندارد. نتایج حاصل با توجه به ضریب همبستگی ۰/۸٤ نشان‌دهنده دقت به‌نسبت بالای شبکه عصبی مصنوعی در برآورد و تخمین جریان ماهانه حوضه رودخانه شور بوده است.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی هوشمند، شبکه عصبی مصنوعی، رودخانه شور قروه، پیش‌بینی جریان ماهانه

* مسئول مکاتبه: aboozar_solgi@yahoo.com

مقدمه

مدل، نماینده ساده‌ای از کل سیستم و به‌عبارتی نمایانگر واقعیت‌های موجود در یک سیستم است. بنابراین انتخاب مدلی که بتواند با استفاده ازعوامل تأثیرگذار، رواناب به‌دست آمده از بارندگی را به‌طور قابل‌قبولی پیش‌بینی کند امری ضروری به‌نظر می‌رسد. روابط و مدل‌های گوناگونی به‌منظور پیش‌بینی میزان جریان رودخانه همچون مدل‌های بارش- رواناب، مدل‌های سری زمانی، مدل‌های ترکیبی (هیبرید) و غیره ارایه شده است، لیکن روابط ارایه شده به‌دلیل عدم شناخت دقیق و پیچیدگی عوامل مؤثر در جریان رودخانه‌ها در بسیاری از موارد با مقادیر مشاهده شد تطابق نداشته و گاهی اوقات اختلاف قابل‌توجهی هم با آن‌ها دارد. امروزه شبکه عصبی مصنوعی (ANN)[1] در بیش‌تر علوم مورد استفاده قرار می‌گیرد. بارش رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و جعبه سیاه مورد بررسی قرار گرفت. مدل جعبه سیاه در محیط اکسل قابل اجرا می‌باشد. همچنین شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند ابزار مناسبی برای مدل‌سازی رابطه بین پارامترها باشد (مندز و همکاران، ۲۰۰٤).

مدل‌سازی بارش رواناب با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- موجک انجام شده است. با توجه به ضریب برازش (R^2) و جذر میانگین مربعات خطاهای مورد برآورد، مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- موجک نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیونی کارایی بالاتری دارد (کماسی، ۲۰۰۷). بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی مدل سری زمانی بارش رواناب حوضه اهرچای آذربایجان‌شرقی صورت گرفته است. نتایج این کار نشان داد که دقت مدل ترکیبی از مدل سری زمانی بیش‌تر است (نورانی و همکاران، ۲۰۰۸). بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سری زمانی فصلی مورد بررسی قرار گرفت. ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی مطرح و برای پیش‌بینی سری زمان فصلی پیشنهاد شد. مدل برای چهار سری زمانی کامل واقعی آزمایش شد. نتیجه شبکه عصبی پیشنهادی با نتایج به‌دست آمده از مدل‌های آماری مرسوم و معماری‌های دیگر شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد. این مقایسه نشان داد که مدل پیشنهادی شبکه عصبی مصنوعی خطای پیش‌بینی کم‌تری نسبت به روش‌های دیگر دارد (همزاسبی، ۲۰۰۸). مدل‌سازی هوشمند سری زمانی آورد ماهانه ورودی به سد وحدت سنندج با

1- Artificial Neural Network

شبکه عصبی مصنوعی انجام شد و نتایج نشان داد که انطباق خوبی بین مقادیر پیش‌بینی شده با شبکه عصبی ترکیبی و داده‌های مشاهداتی وجود دارد و دقت مدل دینامیکی بیش‌تر از مدل استاتیکی می‌باشد (فتحی و همکاران، ۲۰۰۹).

بهبود رویکرد مبتنی بر مدل‌سازی بارش رواناب با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- موجک مورد بررسی قرار گرفت که نتایج بیانگر این بود که مدلی که داده‌های بارش و جریان به‌عنوان ورودی وارد شد[1]، عملکرد بهتری نسبت به مدلی که فقط بارش به‌عنوان ورودی وارد شد[2]، دارد (چو و وانگ، ۲۰۱۰). مدل‌سازی داده‌های بارش رواناب حوضه سوسورلوک[3] با شبکه عصبی و مدل سیستم فازی انجام شد و نتایج بیانگر آن است که مدل فازی و شبکه عصبی نتایج تقریباً مشابهی دارند (دوروم و همکاران، ۲۰۱۰). مدل‌سازی بارش رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل آنالیز اسپکترون منفرد در حوضه‌ای درکشور چین انجام شد و نتایج بیانگر این بود که شبکه عصبی در مقایسه با مدل آنالیز اسپکترون منفرد دارای عملکرد بهتری است (چو و وانگ، ۲۰۱۱). بررسی الگوریتم‌های مختلف پیش‌بینی بارش رواناب برای مصرف بهتر آب برای منطقه نیمه‌خشک از غرب استان ماهاراشترا[4] که پایه کشاورزی هند است انجام گرفته است. الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی، منطق فازی، ژنتیک الگوریتم مورد بررسی قرار گرفت (پتیل و همکاران، ۲۰۱۲).

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه رودخانه شور (چم شور) واقع در شهرستان قروه استان کردستان می‌باشد. این رود یکی از بزرگ‌ترین و پرآب‌ترین شعبه‌های تلوار است که سرچشمه اصلی آن از ارتفاعات بدر و پریشان و دره بزرگ میهم نشأت می‌گیرد. این رودخانه در محدوده جغرافیایی ٣٤ درجه و ٥٠ دقیقه تا ٣٥ درجه و ٢٠ دقیقه شمالی و ٤٧ درجه و ٣٠ دقیقه و تا ٤٨ درجه و ١٥ دقیقه شرقی قرار دارد. این حوضه با کد حوضه آبریز ١٣٢٨٥ با مساحت ١٦٩٧ کیلومترمربع از زیرحوضه‌های سفیدرود می‌باشد.

1- NNRQ
2- NNR
3- Susurluk
4- Maharashtra

در این بررسی جریان ماهانه در یک دوره ۲٦ ساله از ایستگاه شادی‌آباد، در حوضه رودخانه شور قروه دریافت شد. برای بررسی همگنی داده‌ها از ایستگاه پای دلبران به‌عنوان ایستگاه کمکی و از نمودار جرم مضاعف استفاده شد که بیانگر همگنی داده‌ها داشت. از روش استانداردسازی داده‌ها استفاده شد که این کار مانع کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها و سبب جلوگیری از اشباع زودهنگام نرون‌ها می‌گردد. با روش استانداردسازی هر عدد تبدیل به عددی بین ۰ تا ۱ می‌شود تا بتوان آن‌ها را در تابع شبکه عصبی به‌کار برد (ریاد و مانیا، ۲۰۰٤). برای این کار از رابطه زیر استفاده شد.

$$y = ۰/۵ + \left(۰/۵ \times \left(\frac{x - \bar{x}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) \right) \qquad (۱)$$

که در آن، x: داده مورد نظر، $\bar{x}$: میانگین داده‌ها، $x_{\max}$: حداکثر داده‌ها، $x_{\min}$: حداقل داده‌ها و y: داده استاندارد شده می‌باشد. جدول ۱ مشخصات ایستگاه‌های مورد بررسی و جدول ۲ مراحل اجرا در این پژوهش را نشان می‌دهند.

آن‌گاه ۸۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش، ۱۰ درصد به‌عنوان داده‌های صحت‌سنجی و ۱۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آزمایش (تست) به شبکه معرفی شد. برای دست‌یابی به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی ساختارهای مختلف با یکدیگر مقایسه شدند با این توضیح که برای بهینه‌سازی وزن‌های اتصال در بین لایه‌های مختلف شبکه عصبیمصنوعی از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. قانون یادگیری مورد استفاده در این پژوهش از نوع یادگیری سریع، با تابع آستانه تانژانت هیپربولیک، تابع هدف میانگین مربعات خطا، نوع آموزش از نوع آموزش N مرتبه می‌باشد. در جدول ۲، Q_t و $Q_{t-۱}$ جریان ماهانه و جریان ماه قبل، P_t و T_t بارش و دمای ماهانه و $Q_{t+۱}$ جریان ماه آینده می‌باشند.

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های مورد استفاده در این پژوهش.

ردیف	نام ایستگاه	کد ایستگاه	درجه ایستگاه	نوع ایستگاه	مشخصات جغرافیایی		نام رودخانه	ارتفاع از سطح دریا (متر)	تاریخ تأسیس	داده مورد استفاده
					عرض (دقیقه، درجه)	طول (دقیقه، درجه)				
۱	شادی‌آباد	۱۷-۹۲۵	۲	هیدرومتری	۲۸ ۳۵	٤٦ ٤٧	چم شور	۹۷۰	۱۳٦۷	جریان ماهانه
۲	پل دلیران	۱۷-۹۲۳	۳	هیدرومتری	۱۲ ۳۵	٥٦ ٤٧	چم شور	۱۷۵۰	۱۳۷۱	جریان ماهانه
۳	قروه	٤۰۷۷۲	-	سینوپتیک	۱۰ ۳۵	٤۸ ٤٧	-	۱۹۰٦	۱۳٦۸	بارش ماهانه
٤	قروه	٤۰۷۷۲	-	سینوپتیک	۱۰ ۳۵	٤۸ ٤٧	-	۱۹۰٦	۱۳٦۸	دمای ماهانه

جدول ۲- توصیف مراحل کار در این پژوهش.

مدل‌ها	ورودی‌ها	خروجی‌ها
مدل دینامیکی دومتغیره	$Q_{t-1} - Q_t$	Q_{t+1}
مدل دینامیکی یک‌متغیره	Q_t	Q_{t+1}
مدل استاتیکی	$T_t - P_t$	Q_t
مدل ترکیبی	$T_t - P_t - Q_{t-1} - Q_t$	Q_{t+1}
مدل ترکیبی ۱	$Q_t - T_t - P_t$	Q_{t+1}
مدل ترکیبی ۲	$Q_{t-1} - Q_t - P_t$	Q_{t+1}

نتایج و بحث

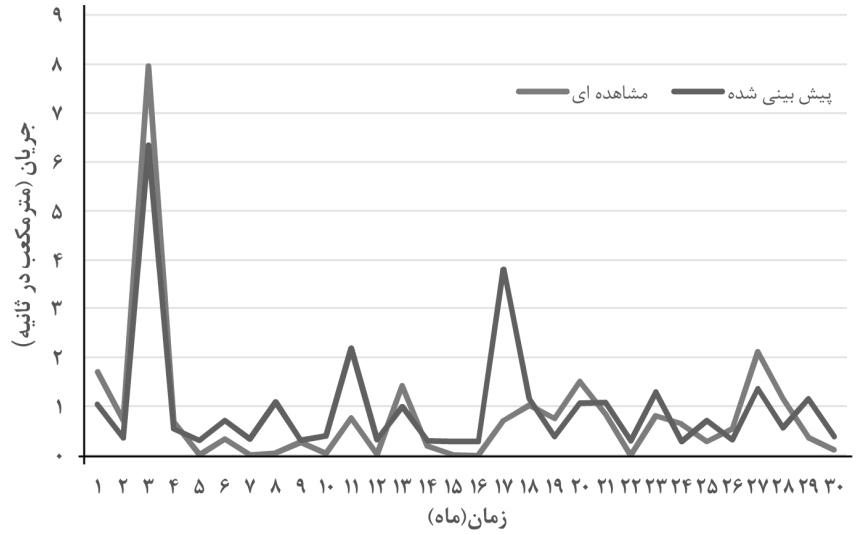
در این مرحله با ساخت مدل‌های شش‌گانه و با انجام سعی و خطای بسیار بهترین شبکه برای هر مدل به‌دست آمده که عملکرد هر کدام از آن‌ها به‌صورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج این ارزیابی درجدول ۳ ارایه شده است. با مقایسه این نتایج بهترین شبکه مربوط به مدل ترکیبی ۱ بوده است. شکل ۱ جریان مشاهده‌ای را در مقابل جریان پیش‌بینی شده با مدل ترکیبی ۱ نشان می‌دهد.

جدول ۳- عملکرد شبکه در مدل‌های مختلف.

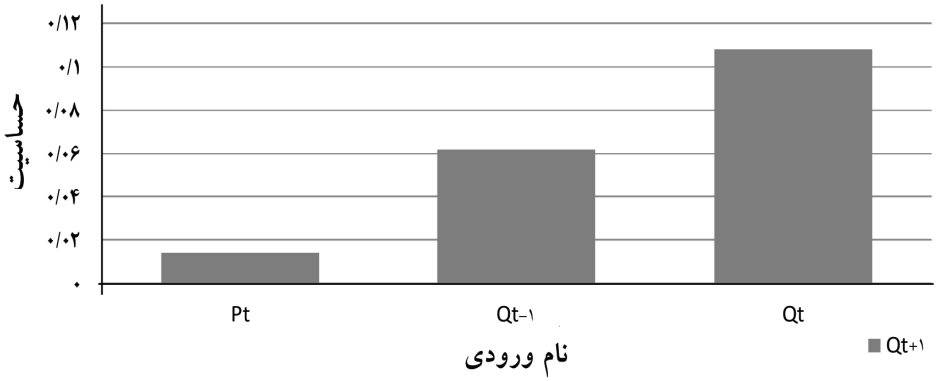
نوع مدل	بهترین ساختار شبکه	ضریب همبستگی	ماکزیمم خطای مطلق	مینیمم خطای مطلق	میانگین خطای مطلق	میانگین مربعات خطای نرمال شده	میانگین مربعات خطا
دینامیکی دومتغیره	۱-۷-۲	۰/۲۹۹۸	۰/۲۷۵۸	۰/۰۰٤۲	۰/۰۵۲۹	۰/۹۵۱۳	۰/۰۰۵۵
دینامیکی یک‌متغیره	۱-۵-۱	۰/٦۰۲۵	۰/۱۳۲۰	۰/۰۰۰۸	۰/۰۱۹۷	۰/۷۲۰۵	۰/۰۰۱۳
مدل استاتیکی	۱-٤-۲	۰/۵۷۹۹	۰/۳۰٦۷	۰/۰۰۰۳	۰/۰۳۸۵	۰/۷۰۷۵	۰/۰۰۵٤
مدل ترکیبی	۱-۳-٤	۰/۳۳۷۰	۰/۲۳۸٤	۰/۰۰۰۱	۰/۰۳۸۹	۰/۹۸۱۳	۰/۰۰۳٤
مدل ترکیبی ۱	۱-۳-٦-۳	۰/۸۳٤٤	۰/۱۱۷۲	۰/۰۰۰۹	۰/۰۲۰۷	۰/۳۱۵۹	۰/۰۰۰۹
مدل ترکیبی ۲	۱-٦-۳	۰/۷۸۵۱	۰/۲۱۵۹	۰/۰۰۰۷	۰/۰٤۲٦	۰/۳۸۳٤	۰/۰۰٤۷

همچنین در هر مدل که بارش (استاتیکی) و جریان (دینامیکی یک‌متغیره) به‌صورت جداگانه مورد بررسی قرار گرفتند عملکرد شبکه کاهش یافت. در بحث آنالیز حساسیت، موقعی که از ورودی‌های جریان استفاده شد بیش‌ترین حساسیت مربوط به جریان ماه می‌باشد (شکل ۲). موقعی

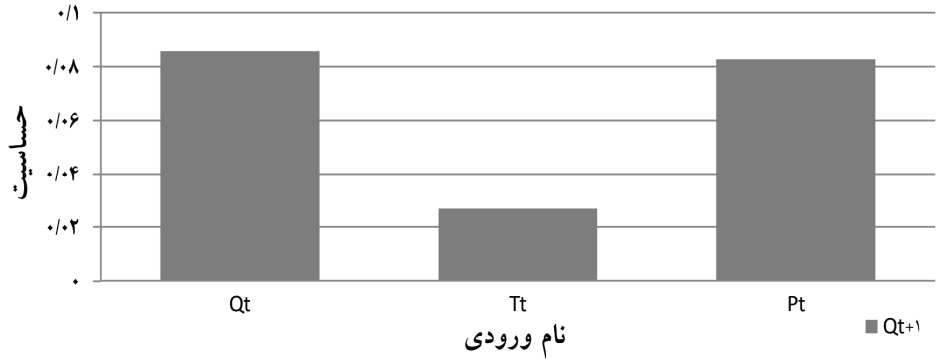
که از بارش و دما استفاده شد بیش‌ترین حساسیت مربوط بـه بـارش و مـوقعی کـه از جریـان و دمـا استفاده شد بیش‌ترین حساسیت مربوط به جریان بود. موقعی که از ورودی‌های بارش، جریـان و دمـا استفاده شد بیش‌ترین حساسیت مربوط به جریان ماه بود (شکل ۳). در نتیجه استفاده از داده‌هـای دمـا تأثیر چندانی ندارد.



شکل ۱- عملکرد مدل ترکیبی ۱ در مقابل جریان مشاهده‌ای.



شکل ۲- تحلیل حساسیت پارامترهای به‌کار رفته در پژوهش.



شکل ۳- تحلیل حساسیت پارامترهای به‌کار رفته در پژوهش.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی هوشمند جریان ماهانه ایستگاه شادی آباد استفاده شد. همان‌طوری‌که از بررسی ساختارهای مختلف در این پژوهش برداشت شد می‌توان نتیجه گرفت که مدل ترکیبی ۱ با یک شبکه پرسپترون دو لایه مناسب‌ترین مدل بوده است. براساس آنالیز حساسیت پارامتر جریان ماهانه دارای بیش‌ترین تأثیر برای پیش‌بینی جریان ماه آینده و دمای ماهانه دارای کم‌ترین تأثیر می‌باشد. با بررسی ساختارهای مختلف، این نتیجه حاصل شد که افزایش تعداد نرون‌های لایه میانی دلیلی برای بهتر شدن نتیجه مدل‌سازی نیست به‌طوری‌که در این پژوهش در تمامی ساختارهای برتر تعداد نرون‌های لایه میانی کم‌تر از ۱۰ بوده است یعنی با تعداد نرون‌های کم‌تر هم می‌توان انتظار داشت که نتایج مطلوب حاصل شود. به‌طورکلی نتایج حاصل با توجه به ضریب همبستگی ۰/۸٤ نشان‌دهنده دقت به‌نسبت بالای شبکه عصبی مصنوعی در برآورد و تخمین جریان ماهانه حوضه رودخانه شور بوده است. همچنین نتایج این پژوهش با نتایج فتحی و همکاران (۲۰۰۹) مبنی بر بهتر بودن مدل ترکیبی انطباق دارد.

منابع

1.Chua, H.C., and Wong, S.W. 2010. Improving event-based rainfall-runoff modeling using a combined artificial neural network kinematic wave approach. J. Hydrol. 390: 92-107.
2.Chua, H.C., and Wong, S.W. 2011. Rainfall-runoff modeling using artificial neural network coupled with singular spectrum analysis. J. Hydrol. 399: 394-409.
3.Dorum, A., Yarar, A., Faik Sevimli, M., and Onüçyildiz, M. 2010. Modelling the rainfall-runoff data of susurluk basin. Expert Systems with Applications, 37: 6587-6593.
4.Fathi, P., Mohamadi, Y., and Homaei, M. 2009. Intelligent modeling of time series of monthly inputs Vahdat Sanandaj Dam. J. Soil Water (Agricultural Science and Technology), 23: 1. 209-220. (In Persian)
5.Hamzacebi, C. 2008. Improving artificial neural networks' performance in seasonal time series forecasting. Information Sciences, 178: 4550-4559.
6.Komasy, M. 2007. Modeling of rainfall-runoff model using a combination of wavelet-Artificial Neural Networks. M.Sc. Thesis, University of Tabriz. (In Persian)
7.Mendez, M.C., Manteiga, W.G., Bande, M.F., Sa´nchez, J.M.P., and Caldero´n, R.L. 2004. Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas River using Box-Jenkins and neural networks methods. J. Hydrol. 296: 38-58.
8.Nourani, V., Royanfar, S., and Kolasi, M. 2008. Utilizes artificial neural network for model optimization time series of rainfall-runoff, Third Conference on Water Resources Management, University of Tabriz. (In Persian)
9.Patil, S., Patil, S., and Valunjkar, S. 2012. Study of Different Rainfall-Runoff Forecasting Algorithms for Better Water Consumption. International Conference on Computational Techniques and Artificial Intelligence, Pp: 327-330.
10.Riad, S., and Mania, J. 2004. Rainfall Runoff Model Using an Artificial Neural Network Approach, Mathematical and Computer Modeling, 40: 839-846.

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 22(1), 2015
http://jwsc.gau.ac.ir

Short Technical Report

Intelligent modeling time series of monthly flow of basins Shor River of Qorveh with Artificial Neural Network

***A. Solgi[1], F. Radmanesh[2] and K. Soltani[1]**

[1]M.Sc. Student, Dept. of Water Resources Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz,
[2]Assistant Prof., Dept. of Hydrology and Water Resources, Shahid Chamran University, Ahvaz
Received: 07/14/2013; Accepted: 05/17/2014

Abstract

Accurate prediction of the flow in the river is an important element in the management of surface water resources, especially by adopting appropriate measures in the event of flooding and drought. In fact, ensuring proper and accurate methods for predicting the river flow can be considered as one of the challenges in management approach and water resources engineering. In this paper for Intelligent Modeling, time series of monthly flows of a 26 years period (1985-2011) were used. To achieve the best ANN structure, different structures were compared. For the optimization of weight connectivity between different layers of artificial neural networks, genetic algorithms was used. Learning rule used in current study is Quick Learning, with advection Tan Axon function, objective function, Mean Square Error and type of Training is N times training. The results showed that the best performance was for a condition in which monthly precipitation input data, monthly flow, monthly temperatures were used for obtaining next month flow. Also, at each stage that one of the flow data or rainfall data entered as one of the inputs data, network performance declined. As a result, highest sensitivity is for monthly flow and temperature has little effect on the estimated flow. The results of the R=0.84 indicate high accuracy of artificial neural networks in the estimation of monthly flow in Shor River basin.

Keywords: Intelligent modeling, Artificial Neural Network, Shor River of Qorveh, Monthly flow prediction

* Corresponding Author; Email: aboozar_solgi@yahoo.com