

پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک (مطالعه موردی: حوضه آبریز رودخانه ليقوان)

نیما فربودنام^۱، محمدعلی قربانی^{۲*} و محمد تقی اعلمی^۳

تاریخ پذیرش: ۸۷/۱۱/۱۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، عمران آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مهاباد

۲- گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

۳- گروه عمران آب، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز

*مسئول مکاتبه E-mail:cusp2004@yahoo.com

چکیده

روش‌های متعددی همچون مدل سری‌های زمانی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی، نرو فازی و برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش‌بینی جریان رودخانه به کار می‌رود. در تحقیق حاضر از روش نوین برنامه‌ریزی ژنتیک جهت پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان در حوضه آبریز دریاچه ارومیه در دوره آماری 1376 تا 1380 استفاده شد. همچنین نقش حافظه در کاهش یا افزایش دقت پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفت. جهت مدل‌سازی جریان رودخانه با برنامه‌ریزی ژنتیک از حافظه‌های دبی یک روز قبل، دو روز قبل، ... و پنج روز قبل استفاده شد و نتایج بر اساس شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج تا حافظه دبی چهار روز قبل، رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به نزول گذاشت. جهت بررسی بیشتر این فرایند از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز استفاده گردید. برای مدل شبکه‌های عصبی، ساختارهای مختلفی مورد بررسی قرار گرفت که ساختار با چهار نرون در لایه ورودی و شش نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی، بهترین نتایج را داد. برای مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز حافظه تا دبی چهار روز قبل رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به نزول می‌گذارد. در مقایسه نتایج دو مدل، در مورد حالت بهینه مدل برنامه‌ریزی ژنتیک، ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای آموزش به ترتیب 0/959 و 0/029 و برای حالت بهینه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به ترتیب 0/948 و 0/215 می‌باشد. لذا برنامه‌ریزی ژنتیک از دقت بیشتری نسبت به مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی برخوردار بوده و به عنوان روشی مناسب و دقیق جهت پیش‌بینی پیشنهاد می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: برنامه‌ریزی ژنتیک، پیش‌بینی، جریان رودخانه، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ليقوان

River Flow Prediction Using Genetic Programming (Case Study : Lighvan River Watershed)

N Farboudfam¹, MA Ghorbani^{2*} and MT Alami³

¹MSc Student, Civil Engineering Department, Mahabad Branch, Islamic Azad University

²Water Engineering Department, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

³Water Engineering Department, Civil Engineering Faculty, University of Tabriz, Tabriz, Iran

*Corresponding author: E-mail: cusp2004@yahoo.com

Abstract

The genetic programming and artificial neural networks as well as time series and (neuron) fuzzy logic, are used in predicting the river flow. In the present study, the genetic programming was applied to predict daily river flow of Lighvan river in Urmia lake watershed for the period of 1997 to 2001 and the memory rule was investigated in decreasing or increasing of forecasting accuracy. In order to model the river flow by genetic programming, the river flow discharge of over 5 days with daily time steps were used. The resulted values of river flow were evaluated by statistical measures, includes root mean square error and correlation coefficient. The results showed the feasibility of employed genetic programming for over 4 days predictions intervals in term of correlation coefficient (0.959) and root mean square error (0.029). Application of artificial neural networks in prediction of river flow had the same trend as for the genetic programming, but with a relatively low accuracy. The best structure of the neural network was three layered network with 4, 6, and 1 neuron in input, hidden and output layers, respectively, with a correlation coefficient equals to 0.948 and root mean square of 0.215. Therefore the proposed genetic programming model could be successfully used in modeling the daily river flow.

Keywords: Artificial neural networks, Genetic programming, Lighvan, River flow prediction

مقدمه

پیش بینی مؤلفه‌های مؤثر در تحلیل سامانه های منابع آب از جمله جریان رودخانه یکی از موارد اساسی در طراحی، بهره برداری و مطالعات مربوط به این منابع به شمار می آید. بدین منظور از روشهای مختلفی نظیر شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی،

برنامه ریزی ژنتیک، سری های زمانی و ... استفاده می شود.

روش برنامه ریزی ژنتیک جزو روش های الگوریتم گردشی محسوب می شود که مبنای آنها براساس نظریه تکامل داروین استوار است. الگوریتم های یاد شده اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب

تقلید بر اساس یک پیکر بندی ریاضی است ، به طوری که متشکل از چندین لایه و نرون در هر لایه می باشد . فرآیند عملکرد این شبکه ها بدین نحو است که لایه ورودی، اقدام به پذیرش داده ها نموده و لایه (لایه های) میانی اقدام به فرآوری داده ها نموده و در نهایت، لایه خروجی اقدام به نمایش خروجی های حاصل از کاربرد مدل می نماید.

دوگان و همکاران (2006) در یک تحقیق در مورد حوضه ساکاریا¹ از دو روش شبکه های عصبی مصنوعی و اتورگرسیون برای پیش بینی جریان طغیانی روزانه استفاده کردند. نتایج حاکی از دقت بالای مدل شبکه های عصبی بازگشت کننده در پیش بینی جریان طغیانی روزانه می باشد. فیرات (2007) در یک تحقیق در مورد حوضه سیهان² در ترکیه از سه روش نروفازی، شبکه های عصبی مصنوعی پیشخور و شبکه های عصبی تعمیم یافته رگرسیونی برای پیش بینی جریان رودخانه با داده های روزانه استفاده نمود . نتایج حاکی از برتری روش نروفازی³ بر دو روش دیگر می باشد. باره و همکاران (2006) در یک تحقیق در مورد حوضه های بلک واتر⁴ و گیلا⁵ به بررسی مقایسه ای مدل های اتورگرسیون و شبکه های عصبی غیر پارامتری برای پیش بینی جریان رودخانه پرداخته اند. نتایج نشان می دهد که شبکه عصبی در پیش بینی ، دقت بیشتری نسبت به مدل اتورگرسیون دارد. کیشی (2005) در یک تحقیق در مورد حوضه های بلک واتر و گیلا با استفاده از مدل های شبکه های عصبی مصنوعی و اتورگرسیون به پیش بینی جریان رودخانه پرداخته است . نتایج بدست آمده حاکی از دقت بالاتر روش شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به روش

معیارهای کمی نموده و سپس تابع یاد شده را برای مقایسه جواب های مختلف حل مسئله در یک فرآیند گام به گام تصحیح ساختار داده ها به کار می گیرند و در نهایت، جواب مناسب را ارائه می نمایند. روش برنامه ریزی ژنتیک جدیدترین شیوه از بین روش- های الگوریتم تکاملی می باشد که به دلیل دارا بودن دقت کافی ، از کاربرد بیشتری برخوردار است (آلویسی و همکاران 2005).

خو و همکاران (2001) در یک تحقیق در مورد حوضه آبریز اورگوال در کشور فرانسه، از برنامه ریزی ژنتیک برای پیش بینی رواناب بهره برده و نتایج حاصل را با مقادیر مشاهداتی و نیز مقادیر محاسبه شده توسط روش های کلاسیک مورد مقایسه قرار دادند. حاصل تحقیق، بیانگر دقت قابل قبول برنامه ریزی ژنتیک می باشد. لی یونگ و همکاران (2002) با مطالعه رابطه بارش- رواناب بدین نتیجه دست یافتند که استفاده از روش برنامه ریزی ژنتیک در پیش بینی رفتار بارش- رواناب در حوضه های آبریز سبب بروز خطای کمتری خواهد گردید. آیتک و کیشی (2008) با مطالعه بر روی پدیده حمل رسوب در آبراهه ها ، روش برنامه ریزی ژنتیک را به عنوان یک رهیافت مناسب جهت مدل سازی رسوبات معلق رودخانه ها معرفی نمودند. همچنین بر اساس تحقیقات آیتک و همکاران (2008) روش برنامه ریزی ژنتیک یک روش مناسب و عملی در پیش بینی روابط بارش- رواناب می باشد. اوستوریکار و دئو (2008) با برنامه ریزی ژنتیک در تخمین داده های ناقص مربوط به ارتفاع امواج در خلیج مکزیک دریافتند که این روش از دقت بسیار مطلوبی در پیش بینی داده های مربوط به سری های زمانی برخوردار است.

روش شبکه های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش موازی اطلاعات با تقلیدی بسیار ساده از سیستم عصبی بیولوژیکی مغز انسان می باشند. این

¹Sakarya

²Seyhan

³Anfis

⁴Black Water

⁵Gila

انتخاب خودکار متغیرهای مناسب مدل و حذف متغیرهای غیر مرتبط است که این امر سبب کاهش ابعاد متغیرهای ورودی خواهد شد. انتخاب ورودی های مناسب مدل یکی از مهم ترین مواردی است که بایستی در این روش مورد توجه قرار گیرد. این امر در شرایطی که از داده های ورودی ثانویه نیز بهره برده شود، از اهمیت مضاعفی برخوردار خواهد بود؛ زیرا ارائه داده های ورودی غیر مرتبط، سبب کاهش دقت مدل و ایجاد مدل های پیچیده تری می شود که تفسیر آنها با دشواری های بیشتری مواجه می گردد. در کاربرد های مهندسی، از برنامه ریزی ژنتیک به طور وسیعی در مدل سازی مسائل مربوط به تعیین ساختار پدیده ها استفاده به عمل می آید.

فرآیند گام به گام برنامه ریزی ژنتیک به صورت مراحل زیر است (بورللی و همکاران ۲۰۰۶):

۱. یک جمعیت اولیه از توابع مرکب نشان دهنده مدل های پیش بینی، به صورت تصادفی در نظر گرفته می شود.

۲. هر یک از افراد جمعیت مذکور با استفاده از توابع برازش، مورد ارزیابی قرار می گیرند.

۳. در هر تولید، مراحل زیر برای انتخاب یک جمعیت جدید دنبال می شود:

الف) یکی از عملگر های عبور، جهش و کپی انتخاب می شود.

ب) تعداد مناسبی از افراد جمعیت حاضر انتخاب می - شوند.

ج) از عملگر انتخابی برای تولید فرزند استفاده می - شود.

د) فرزند یاد شده در یک جمعیت جدید وارد می شود.

ه) مدل مورد نظر با استفاده از برازش های مختلف مورد ارزیابی واقع می شود.

۴. گام سوم تا نیل به حداکثر تعداد تولید، تکرار خواهد شد.

اتورگرسیون می باشد. آبراهات و سی (۲۰۰۰) در یک تحقیق در مورد حوضه های وای^۶ و اوس^۷ به بررسی مقایسه ای روش شبکه های عصبی مصنوعی و مدل ARMA برای پیش بینی جریان رودخانه پرداخته است. نتایج معیار مقایسه ای نشان می دهد که شبکه عصبی مصنوعی قادر است نتایج ساده تری نسبت به مدل ARMA با داده های ورودی یکسان تولید می کند. کیشی (۲۰۰۴) در یک تحقیق در مورد حوضه گوسودر^۸ واقع در ایالت ایساکوی^۹ ژاپن از روش های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون برای پیش بینی جریان ماهانه استفاده کرد. نتایج حاکی از دقت بالاتر شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیون بوده است.

هدف از تحقیق حاضر مدل سازی جریان رودخانه در حوضه ليقوان با استفاده از برنامه ریزی ژنتیک و مقایسه دقت مدل فوق با مدل شبکه های عصبی مصنوعی که به عنوان یکی از دقیق ترین روش های مرسوم است، می باشد. عملکرد حافظه در دو مدل فوق برای پیش بینی جریان رودخانه ليقوان مورد بررسی قرار می گیرد. در نهایت نتایج حاصل برای نشان دادن دقت برنامه ریزی ژنتیک در شبیه سازی و پیش بینی جریان رودخانه بررسی می گردد.

مواد و روش ها

برنامه ریزی ژنتیک

در برنامه ریزی ژنتیک، ابتدا بلوک های موجود که شامل متغیرهای ورودی و هدف و نیز تابع ارتباط دهنده آنها می باشد، تعریف گردیده و سپس ساختار مناسب مدل و ضرایب آن تعیین می شوند. این روش شامل یک معادله ارتباط دهنده بین متغیرهای ورودی و خروجی بوده و لذا قادر به

^۶Wye

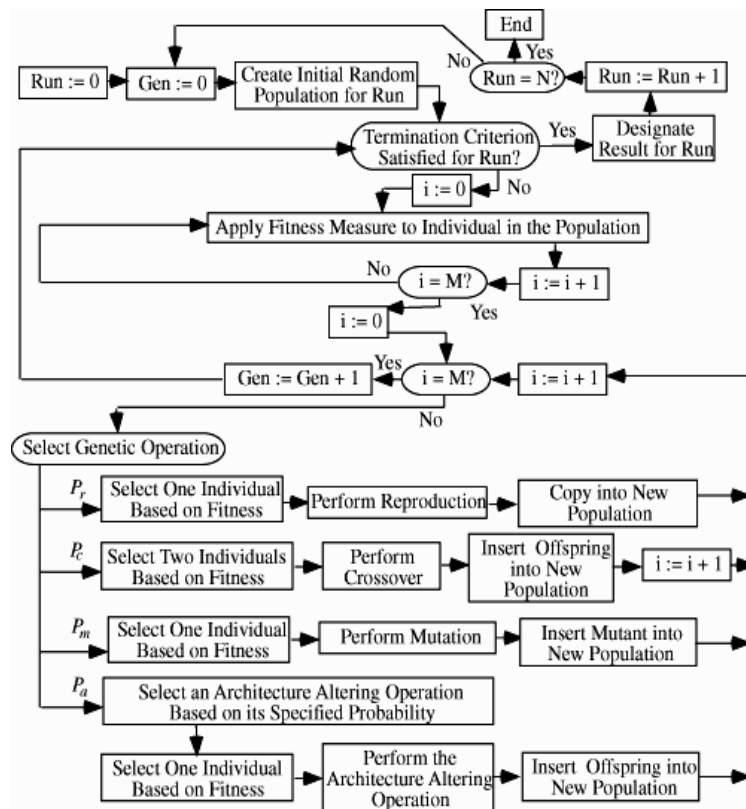
^۷Ouse

^۸Gosuder

^۹Isaco

مراحل گام به گام محاسباتی برنامه‌ریزی ژنتیک به صورت فلوجارت در شکل 1 نشان داده شده است.

در این روش در ابتدای فرآیند هیچ‌گونه رابطه تابعی در نظر گرفته نشده و این روش قادر به بهینه‌سازی ساختار مدل و مؤلفه‌های آن می‌باشد.



شکل 1 - فلوجارت برنامه‌ریزی ژنتیک (کوزا 1992)

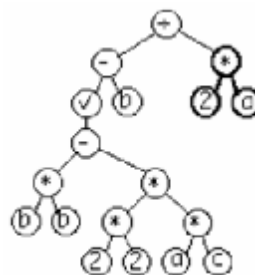
حال با توجه به مراحل چهار گانه فرآیند برنامه‌ریزی ژنتیک که در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت، روند حل برنامه‌نشان داده شده در شکل 2 به صورت زیر خواهد بود:

تولید نسل: یک جمعیت از درخت‌های نشان‌دهنده برنامه به صورت اولیه تشکیل‌گرفته و فرآیند ژنتیک بر روی این درختان عمل می‌نماید تا افراد جامعه با کمک سری پایانه‌ها (T) و سری توابع (F) تولید شوند. بر این اساس برای شکل 2 می‌توان نوشت:

$$\{-, +, \times, \sqrt{\quad}, /\} \subseteq F$$

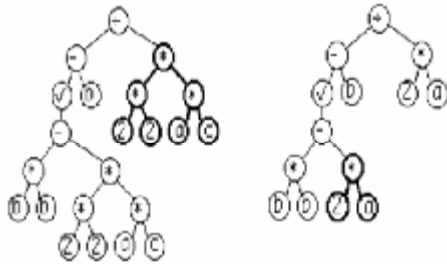
$$\{a, b, c, 4, 2\} \subseteq T$$

برای مثال کاربرد برنامه‌ریزی ژنتیک در معادله درجه دوم در شکل‌های 1 تا 3 نشان داده شده است. فرض کنیم a ، b و c سه متغیر ورودی مربوط به معادله درجه دوم باشند. ساختار درختی برنامه ساده $\left[\frac{-b + \sqrt{b^2 - 4 \times a \times c}}{2 \times a} \right]$ در شکل 2 نشان داده شده است (کوزا 1992).



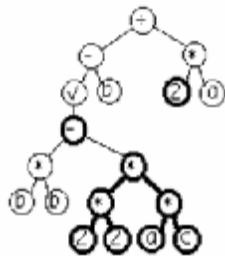
شکل 2- ساختار درختی برنامه

حاصل شده از دو والد تعویض میگردند و بدین ترتیب یک برنامه جدید نظیر آنچه در شکل 3 دیده می شود بدست می آید.

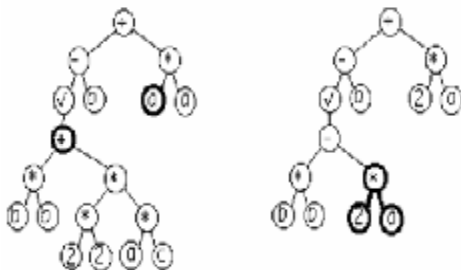


شکل 3- فرآیند تلاقی با والدین مختلف و والدین یکسان و بچه های تولید شده

عضو اصلی



اعضای جهش یافته



شکل 4- جهش عضو اصلی و تبدیل آن به اعضای جهش یافته جهش: یک زیر درخت به طور تصادفی با یک زیر درخت دیگر جابجا می شود (شکل 4).

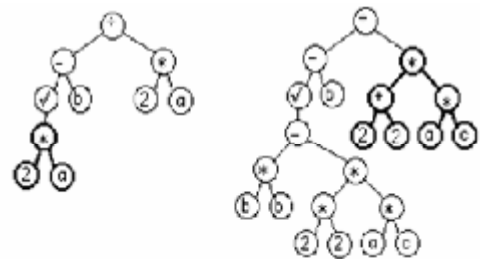
تولید مثل: این مرحله به معنی اجرای مجدد برنامه است و این امر در صورتی انجام می پذیرد که معیار های برازش، صحت برنامه را تایید نمایند.

به منظور تولید یک درخت تصادفی بایستی به نحوی اقدام به گزینش تصادفی از مجموعه $T \cup F$ نمود تا همه شاخه ها به پایانه ها منتهی شوند.

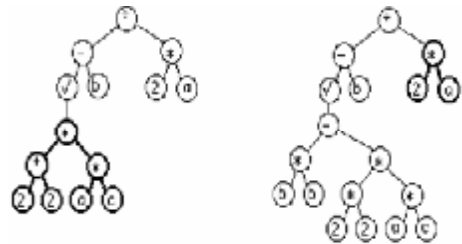
تلاقی: از درون برنامه اخیر اقدام به انتخاب دو گره تصادفی (والد) گردیده و سپس زیر درخت های

عملیات تلاقی با والدین مختلف

والدین

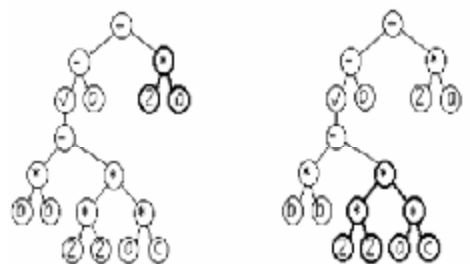


بچه ها



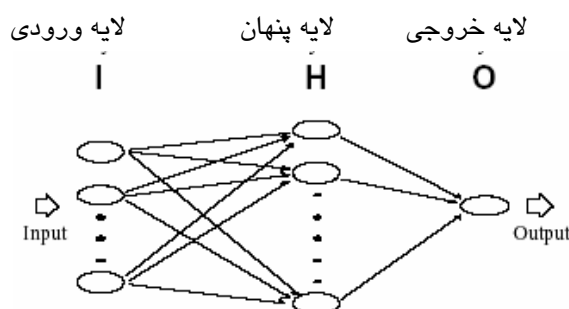
عملیات تلاقی با والدین یکسان

والدین



بچه ها

شبكة‌های عصبی مصنوعی قادر به تولید خروجی‌های متناسب با آن با استفاده از توابع تبدیلی خواهد بود. هر لایه ممکن است از چندین عصب تشکیل شود و هر شبکه عصبی مصنوعی نیز شامل یک یا چندین لایه متصل به هم خواهد بود. ساختار یک شبکه سه لایه ای که متشکل از یک لایه ورودی I ، یک لایه مخفی H ، و یک لایه خروجی O می باشد در شکل 5 نشان داده شده است.



شکل 5 - ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی (آلویسی و همکاران 2005)

شبكة‌های اصلی یک شبکه عصبی، عصب‌ها یا نرون‌های مصنوعی هستند. الگوی ورودی به یک گره شبیه دندریت یک سلول بیولوژیک است که می توان آن را با برداری با N المان به صورت $X = (x_1, x_2, \mathbf{K}, x_n)$ نشان داد. مجموع حاصل ضرب ورودی‌ها در وزن‌های نظیرشان را می توان با کمیت اسکالر s نمایش داد:

خروجی y می تواند نتیجه مدل باشد، یا خود ورودی لایه بعدی در شبکه‌های چندلایه باشد. الگوریتم‌های مختلفی جهت محاسبه وزن‌های بهینه ارائه شده اند که در این میان الگوریتم "پس انتشار خطا" پرکاربردترین آن هاست. شبکه‌هایی که در این تحقیق به منظور مدل سازی فرایند استفاده شدند از نوع شبکه‌های پرسپترون چند لایه¹ است. این شبکه‌ها به صورت پیشرو عمل نموده و در ساختار آنها سعی شده تا حتی الامکان طراحی بهینه با یک لایه میانی صورت پذیرد. آموزش شبکه‌های پرسپترون چند لایه با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا انجام شد.

$$s = \sum_{n=1}^N w_n \cdot x_n = W^T \cdot X \quad [1]$$

که در آن $W = (w_1, w_2, \mathbf{K}, w_n)$ بردار وزن نرون ها است. کمیت s سپس وارد یک تابع غیر خطی f می شود تا خروجی را نتیجه دهد:

$$y = f(s) \quad [2]$$

تابع غیر خطی انتقال معمولاً به فرم تابع سیگموئید به صورت زیر تعریف می شود:

$$f(s) = (1 + \exp(-s))^{-1} \quad [3]$$

اصولاً واردکردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می شود. برای احراز از چنین شرایطی و همچنین به منظور یکسان کردن ارزش

¹Multi-layer

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad [5]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}} \quad [6]$$

در رابطه های اخیر، R ضریب همبستگی، RMSE جذر میانگین مربعات خطا، x_i مقدار مشاهده شده در گام زمانی i ام، y_i مقدار محاسبه شده در همان زمان، N تعداد گام های زمانی، \bar{x} میانگین مقادیر مشاهداتی و \bar{y} نیز میانگین مقادیر محاسباتی می باشد.

علاوه بر نمایه های فوق از نمودار های مشاهداتی - محاسباتی و دیاگرام های پراکنش داده ها جهت ارزیابی مدل ها استفاده می گردد .

موقعیت منطقه

حوضه آبریز ليقوان از زیرحوضه های مهم و معرف حوضه آبریز آجی چای بوده که با وسعتی معادل 76 کیلومتر مربع در استان آذربایجان شرقی در دامنه شمالی سهند مابین 46 درجه و 26 دقیقه طول شرقی و 37 درجه و 45 دقیقه تا 37 درجه و 50 دقیقه عرض شمالی گسترده شده است . رودخانه ليقوان به عنوان زهکش اصلی حوضه مذکور بوده و جریانات خود را به رودخانه آجی چای تخلیه می کند. مهمترین شاخه های رودخانه عبارتند از باراله چای، بزکش چای و باغچه دره و بلندترین نقطه حوضه با ارتفاع 3620 متر از سطح دریای آزاد در جنوب شرقی ارتفاعات سهند و پایین ترین نقطه آن با ارتفاع 2140 متر در محل ایستگاه هیدرومتری ليقوان می باشد. شکل حوضه به صورت کشیده و با فرکانس آبراهه ای 1/2 و ارتفاعی برابر 3675 متر و طولانی ترین شاخه اصلی حوضه در محل ایستگاه

داده ها برای شبکه، عمل نرمال سازی صورت گرفت که این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن ها و سبب جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون ها می گردد. غالباً، نرمال کردن داده ها در بازه (0/1 و 0/9) صورت می گیرد . در این تحقیق کلیه داده های ورودی قبل از اعمال به شبکه با استفاده از رابطه زیر نرمال شدند:

$$X_{normal} = 0.1 + 0.8 \times \left(\frac{X_0 - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right) \quad [4]$$

که در این رابطه X_{normal} مقدار نرمال شده، X_0 مقدار واقعی، X_{min} ، X_{max} به ترتیب مقادیر ماکزیمم و مینیمم داده ها می باشند .

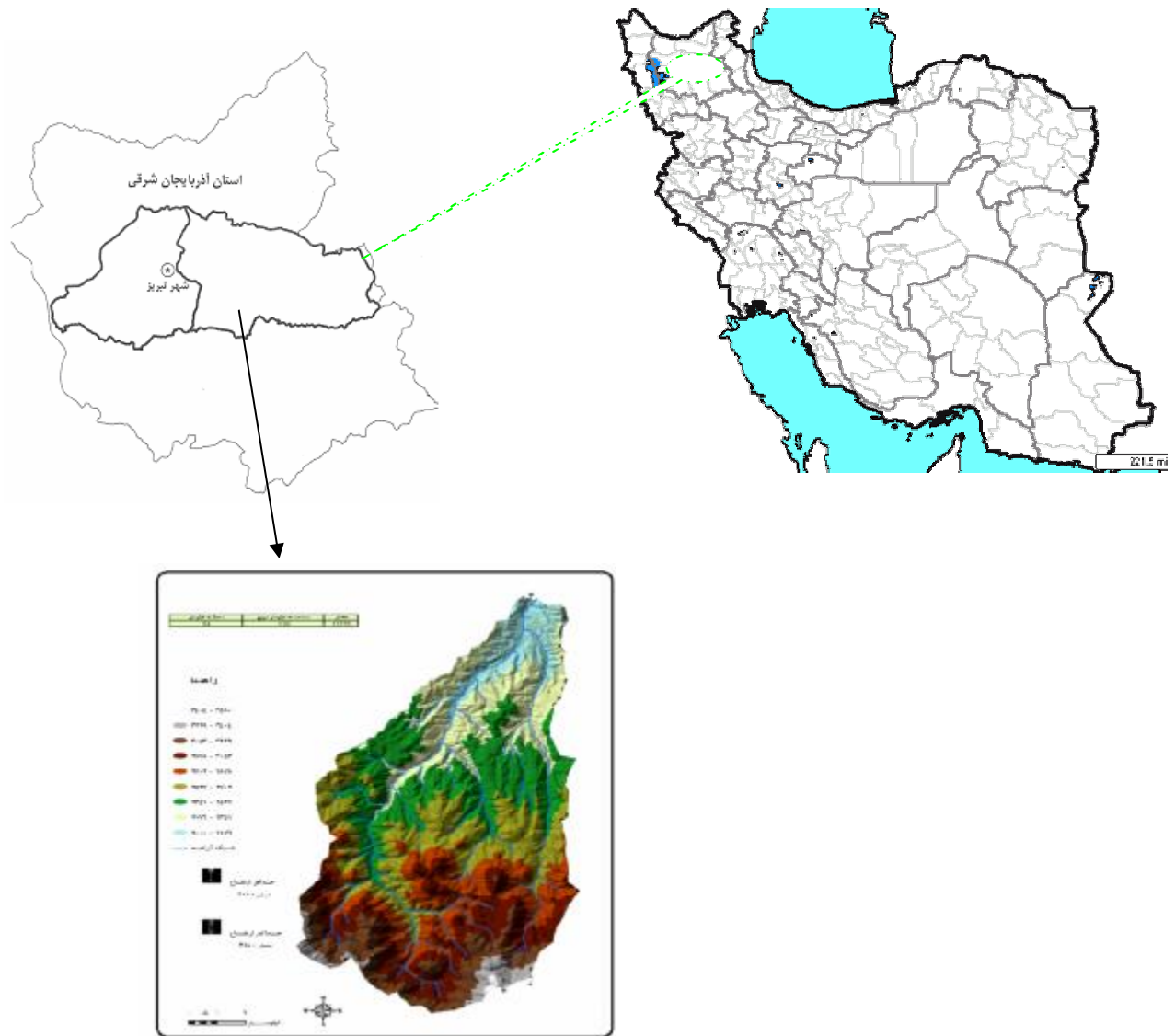
در مدل شبکه های عصبی مصنوعی داده ها برای آموزش و تست به دو دسته تقسیم می گردند در این تحقیق در تقسیم بندی الگوها به دو دسته آموزش و تست، به ترتیب درصدهای 80 و 20 درصد در نظر گرفته شده است.

فرآیند عملکرد این شبکه ها بدین نحو است که لایه ورودی، اقدام به پذیرش داده ها نموده و لایه (لایه های) میانی اقدام به فرآوری داده ها نموده و در نهایت، لایه خروجی اقدام به نمایش خروجی های حاصل از کاربرد مدل می نماید. در طی مرحله مدل سازی، ضرایب مربوط به خطای موجود در گره ها به صورت سعی و خطا تصحیح می گردد که در اغلب موارد از نمایه خطای متوسط داده ها بهره برده می شود. این امر از طریق مقایسه خروجی های مدل با داده های ورودی مشاهداتی انجام می پذیرد.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل مورد نظر از نمایه های ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا بهره برده شد، که به ترتیب با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه است:

هیدرومتری ليقوان 17 كيلومتر با شیب متوسط 11 درصد می باشد. حوضه آبریز ليقوان در شكل شماره 6 نشان داده شده است.



شكل 6- موقعیت حوضه آبریز ليقوان

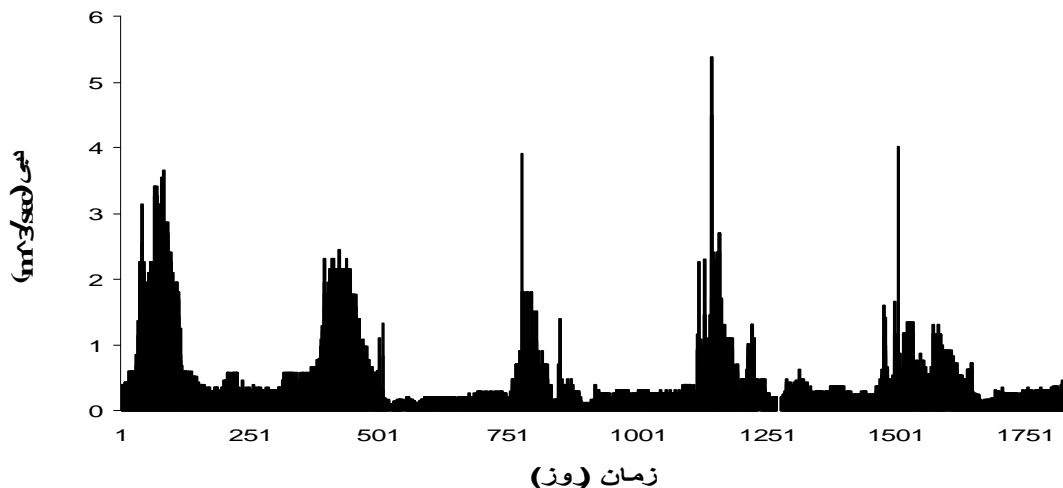
نتایج و بحث

با توجه به الگوها و ساختارهای مختلف آن و نیز طبیعت مسئله‌ای که به دنبال حل آن هستیم متفاوت می باشد.

داده های روزانه دبی رودخانه در ایستگاه ليقوان از سال 1376 تا 1380 جهت این مطالعه انتخاب و مورد

بر اساس تحقیقات مختلف انجام شده در خصوص کارآیی مدل های برنامه ریزی ژنتیک و شبکه های عصبی مصنوعی در مدلسازی جریان رودخانه ، واضح است که توانایی های این تکنیک ها

استفاده قرار گرفت که نمودار آن در شکل ۷ نشان داده شده است. خصوصیات آماری حوضه ليقوان برای بازه زمانی فوق در جدول ۱ نشان داده شده است.



شکل ۷- مقادیر مشاهداتی دبی روزانه در حوضه ليقوان (1376-1380)

جدول ۱- مشخصات دبی آماری حوضه ليقوان (1376-1380)

دبی روزانه (مترمکعب بر ثانیه)	مشخصه‌های آماری
1825	تعداد داده ها
0/5833	میانگین
0/6266	دیورژانس استاندارد
0/3926	واریانس
5/38	مقدار ماکزیمم
0	مقدار مینیمم

در سیستم برنامه ریزی ژنتیک ، ابتدا باید بهترین الگوی ورودی به سیستم مشخص شود . برای تعیین بهترین الگوی ورودی ، عوامل مختلفی که ممکن است در پدیده موثر باشند در نظر گرفته شوند . بنابراین باید الگوهای ورودی مختلفی را به سیستم عرضه نمود . در نهایت از بین الگوهای مختلف ، الگویی که بهترین کارایی را ایجاد می کند، به عنوان مناسب ترین الگوی ورودی در نظر گرفته می شود . الگوهای

همان طوری که ذکر گردید در این تحقیق، هدف پیش بینی جریان رودخانه و بررسی نقش حافظه در توانایی و قدرت پیش بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان با استفاده از مدل برنامه ریزی ژنتیک است . بنابراین لازم است الگوهای ساختاری با حافظه های مختلف مورد بررسی قرار گیرد . الگوهای مورد استفاده در مقیاس روزانه به ترتیب زیر است :

بکار رفته در این جدول به ترتیب به شرح زیر می‌باشد:

1. مؤلفه ای است که بر اساس آن معیار توقف اجرای برنامه در هر گام دلخواه تنظیم می‌شود.

2. بر اساس این معیار می‌توان تعداد تولید جمعیت در هر یک از مراحل اجرای برنامه را تنظیم نمود.

3. تعداد برنامه‌های اجرا شده در هر مرحله به منظور نیل به ضریب همبستگی مطلوب را نشان می‌دهد.

4. حداکثر تعداد برنامه‌های را که بایستی مورد ارزیابی واقع شوند، نشان می‌دهد.

5. تعداد افراد هر جمعیت را نشان می‌دهد.

6. نرخ جهش تصادفی بین زیر درخت‌های مجاور را نشان می‌دهد.

7. نرخ تلاقی تصادفی بین زیر درخت‌های مجاور را نشان می‌دهد.

مورد استفاده در مقیاس زمانی روزانه به ترتیب زیر است:

$$Q(t) = f\{Q(t-1)\} \quad [7]$$

$$Q(t) = f\{Q(t-1), Q(t-2)\} \quad [8]$$

$$Q(t) = f\{Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)\} \quad [9]$$

$$Q(t) = f\{Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)\} \quad [10]$$

$$Q(t) = f\{Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5)\} \quad [11]$$

$$Q(t) = f\left\{ \begin{array}{l} Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), \\ Q(t-5) \end{array} \right\}$$

جدول 2 مشخصات برنامه‌ریزی ژنتیک بکار گرفته شده در این تحقیق را نشان می‌دهد. توضیح مفاهیم

جدول 2- مشخصات برنامه‌ریزی ژنتیک بکار گرفته شده در تحقیق حاضر

ردیف	مقدار عددی	معیار مورد نظر
1	150	تولید بدون بهبود
2	200	تولید از زمان شروع
3	150	حداکثر مقدار اجرا
4	256	حداکثر اندازه برنامه
5	200	اندازه جمعیت
6	95 %	سرعت جهش
7	20 %	سرعت تلاقی

قبل ساخته شده است کمترین خطا را داشته و به عنوان بهترین مدل از میان مدل‌های ساخته شده انتخاب می‌گردد.

در جدول 3، مقایسه شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد روش برنامه‌ریزی ژنتیک در مدل سازی جریان رودخانه درج گردیده است.

در تحقیق حاضر برای مدل برنامه‌ریزی ژنتیک از داده‌های ورودی نرمال شده، برای 5 مدل با تغییر در الگوهای ورودی استفاده شد، نتایج حاصل از مدل‌های فوق در جدول 3 بر اساس روش‌های برازش آماری با یکدیگر مقایسه شده‌اند. از میان نتایج زیر مدلی که با الگوی ورودی تا 4 روز دبی

جدول 3- تحلیل آماری دقت برنامه ریزی ژنتیک

تست		آموزش		تعداد اجرا	الگوهای ورودی
ضریب	جذر میانگین	ضریب	جذر میانگین		
مربعات خطا	همبستگی	مربعات خطا	همبستگی	150	1
0/035	0/787	0/032	0/947	150	2
0/035	0/787	0/032	0/948	150	3
0/035	0/786	0/029	0/957	150	4
0/031	0/853	0/029	0/959	150	5
0/035	0/787	0/032	0/949	150	

مصنوعی در مدل سازی جریان رودخانه درج گردیده

است.

از نتایج فوق نیز می توان نتیجه گرفت که نتایج رفته رفته تا دبی چهار روز قبل رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به نزول می باشد.

از جداول 3 و 4 یاد شده چنین بر می آید که برنامه ریزی ژنتیک از دقت فوق العاده بالایی نسبت به مدل شبکه های عصبی مصنوعی برخوردار است.

اثبات واضح تر این موضوع از نمودار های شکل های 8 و 9 نیز قابل ملاحظه است. نمودار های زیر نتایج حاصل از کاربرد برنامه ریزی ژنتیک و شبکه های عصبی مصنوعی را در پیش بینی جریان نشان می دهد. تحلیل شکل های یاد شده به تفکیک زمانی برای الگوهای ورودی یک روز قبل ، دو روز قبل و ... به شرح زیر خواهد بود:

از نتایج فوق می توان نتیجه گرفت که نتایج رفته رفته تا دبی چهار روز قبل رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به ضعف می گذارد.

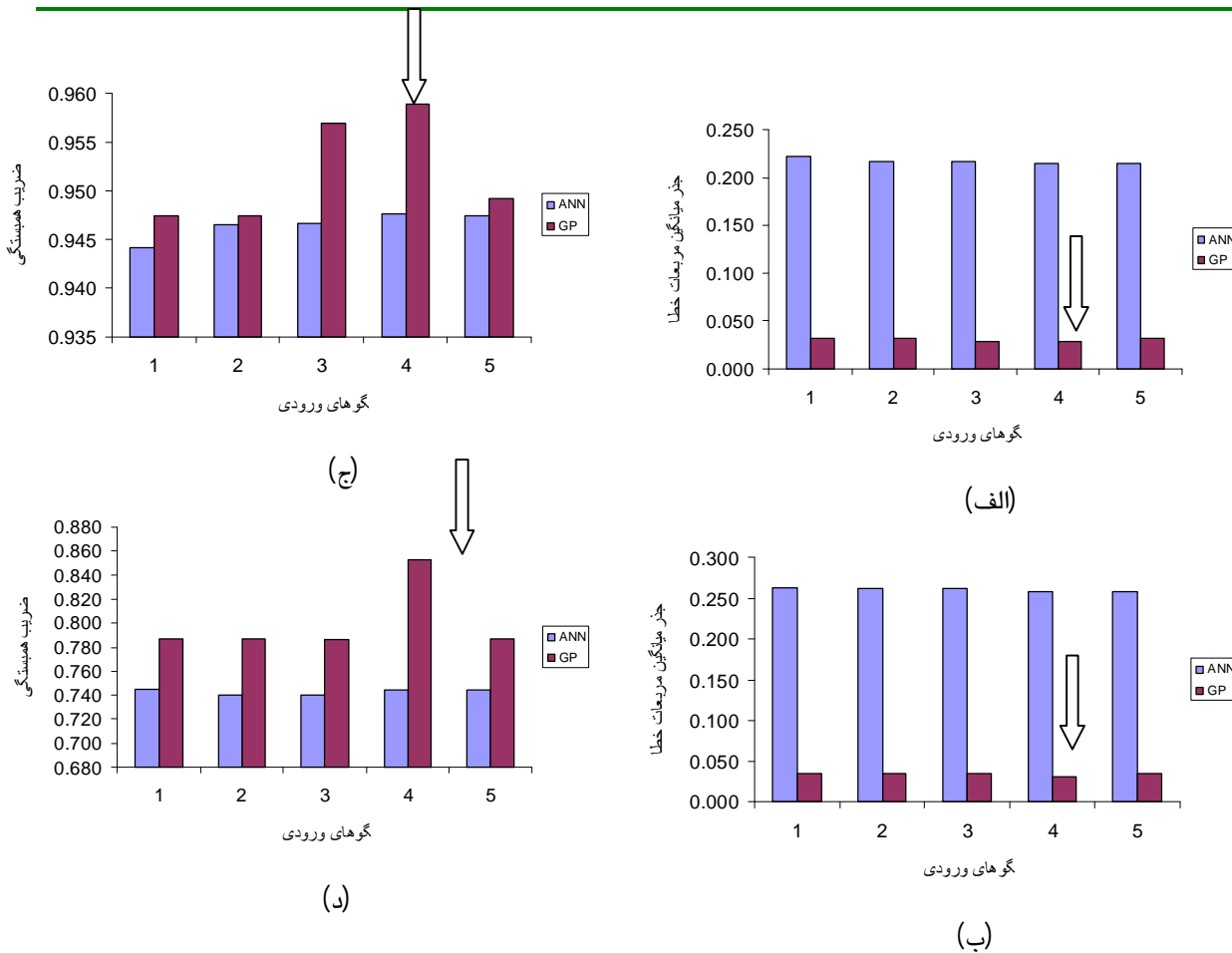
در تحقیق حاضر برای بررسی دقت بالای برنامه ریزی ژنتیک از مدل شبکه های عصبی مصنوعی با همان الگوهای ورودی با داده های ورودی نرمال شده استفاده شد. برای هر الگوی ورودی با تغییر تعداد لایه های پنهان و تغییر تعداد نرون های لایه پنهان، شبکه های عصبی مختلفی ساخته و آموزش داده شد و در نهایت ساختاری که دارای کمترین خطا است ، به عنوان مناسب ترین ساختار انتخاب شد.

جدول 4 مناسب ترین ساختار را برای هر الگوی ورودی نشان می دهد. برای هر پنج الگوی ورودی، ساختار با پنج نرون در یک لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی بهترین ساختار بوده است که تابع محرک استفاده شده از نوع سیگموئید بوده است. در مابین این ها نیز ساختار با الگوی ورودی تا چهار روز قبل دارای کمترین خطا بوده است و به عنوان بهترین ساختار معرفی می گردد که به صورت 1,6,4 یعنی چهار نرون در لایه ورودی ، شش نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی می باشد.

در جدول 4، مقایسه شاخص های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد روش های شبکه عصبی

جدول 4- تحلیل آماری دقت شبکه های عصبی مصنوعی

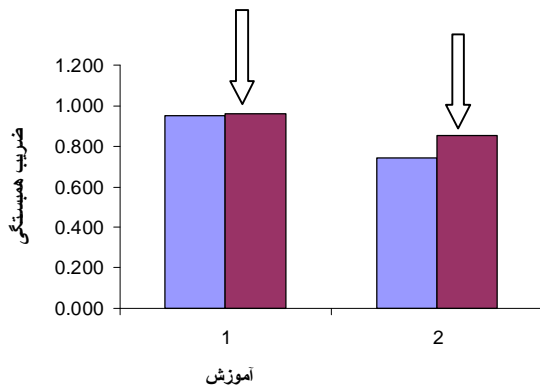
آموزش		تست			
الگوهای ورودی	بهترین ساختار	جذر میانگین مربعات خطا	ضریب همبستگی	جذر میانگین مربعات خطا	ضریب همبستگی
1	1-6-1	0/222	0/944	0/263	0/745
2	2-6-1	0/217	0/947	0/262	0/740
3	3-6-1	0/217	0/947	0/262	0/740
4	4-6-1	0/215	0/948	0/258	0/745
5	5-6-1	0/215	0/947	0/258	0/744



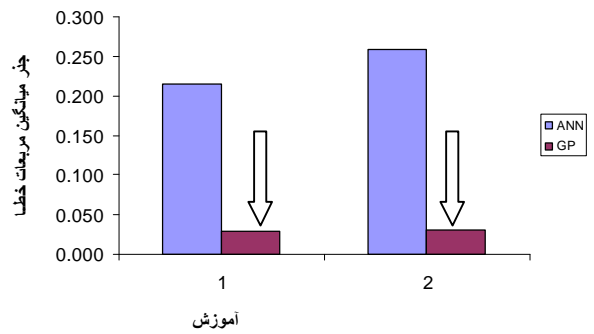
شکل 8 - ارزیابی نتایج دو مدل بر اساس روش های برازش آماری ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای هر پنج الگوی ورودی (الف - جذر میانگین مربعات خطا در آموزش ب - جذر میانگین مربعات خطا در تست ج - ضریب همبستگی در آموزش د - ضریب همبستگی در تست)

است برای هر دو مدل الگوی ورودی تا چهار روز قبل بهترین حالت می‌باشد و نتایج تا دبی چهار روز قبل رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به نزول می‌گذارد.

در نمودارهای فوق شکلی که با پیکان مشخص گردیده است به عنوان بهترین حالت مشخص گردیده است که حاکی از دقت بالای روش برنامه ریزی ژنتیک می‌باشد. چنانچه از نمودار های فوق مشخص



(ب)

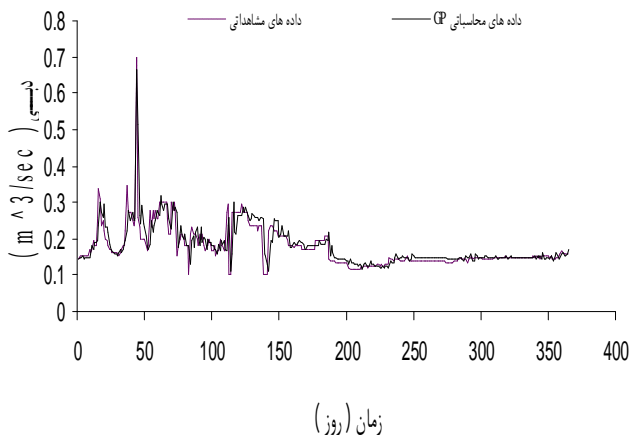


(الف)

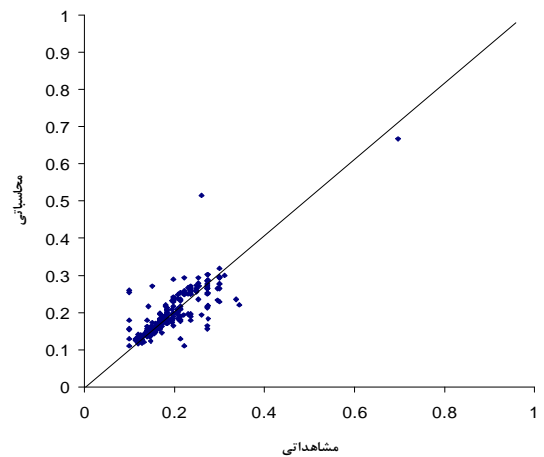
شکل 9- ارزیابی بهترین نتایج دو مدل بر اساس روش های برازش آماری (الف- جذر میانگین مربعات خطا ب- ضریب همبستگی)

نمودارهای مقادیر مشاهداتی در مقابل محاسباتی برای بهترین حالت هر دو مدل برنامه ریزی ژنتیک و شبکه های عصبی مصنوعی در شکل های 10 و 11 آورده شده است:

از دو نمودار فوق نیز چنین بر می آید که روش برنامه ریزی ژنتیک از دقت فوق العاده بالایی نسبت به روش شبکه های عصبی مصنوعی برخوردار است

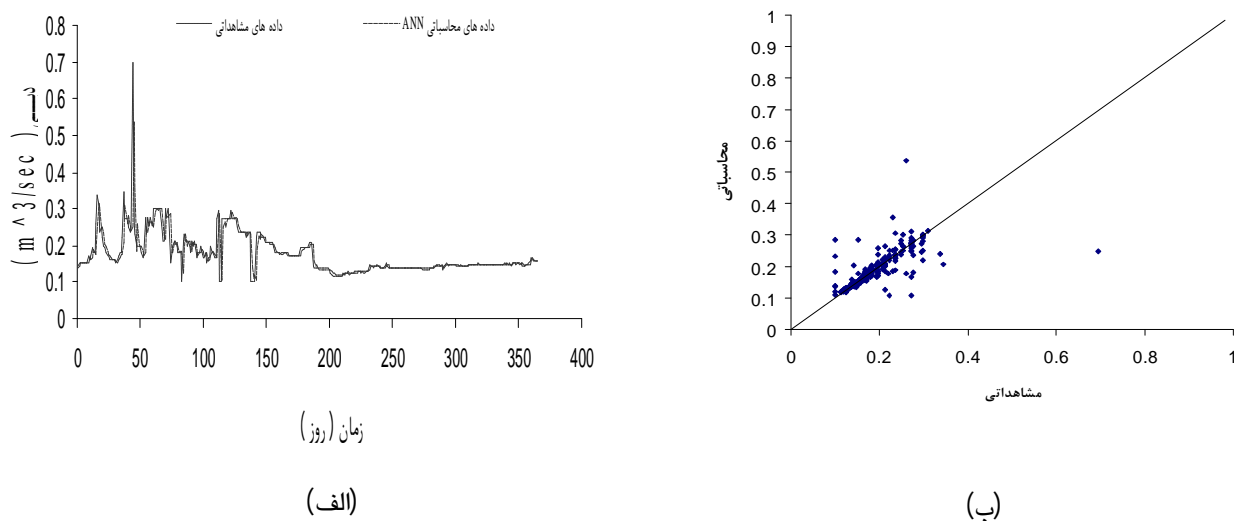


(الف)



(ب)

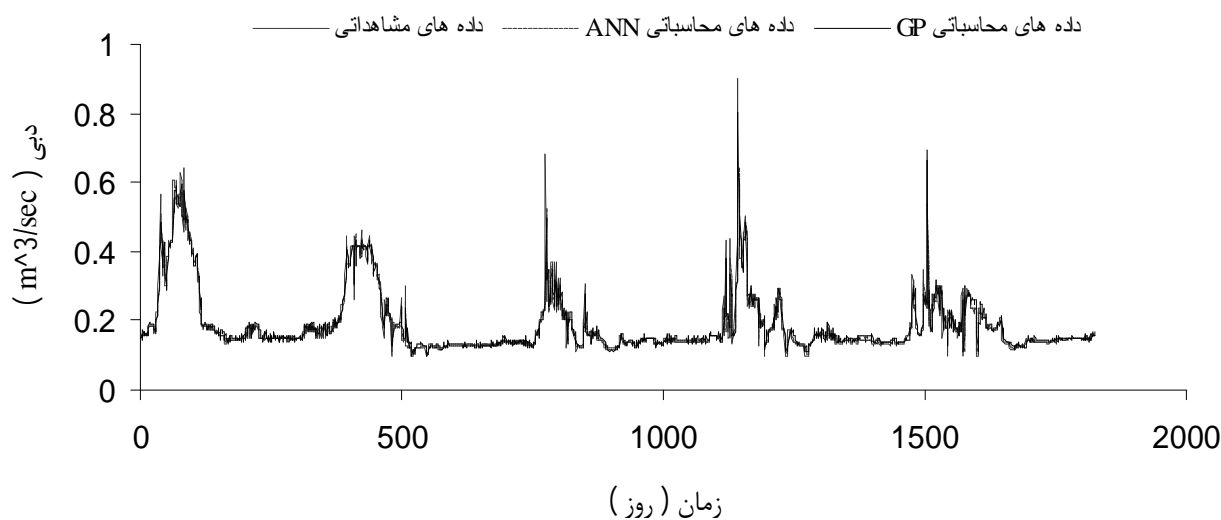
شکل 10- الف- نمودار مقادیر مشاهداتی - محاسباتی نسبت به زمان در بهترین حالت مدل برنامه ریزی ژنتیک و ب- پراکندگی داده های مشاهداتی و محاسباتی حول نیمساز در بهترین حالت مدل برنامه ریزی ژنتیک



شکل 11 - الف - نمودار مقادیر مشاهده‌ای - محاسباتی نسبت به زمان در بهترین حالت مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و ب - پراکنندگی داده‌های مشاهده‌ای و محاسباتی حول نیمساز در بهترین حالت مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی

های محاسباتی شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت خط چین مشخص شده‌اند و نتیجه حاکی از دقت بالای برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

شکل 12 نمودار داده‌های مشاهده‌ای و محاسباتی برای بهترین حالت هر دو مدل برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد که نمودار داده‌های مشاهده‌ای به صورت نقطه چین، داده‌های محاسباتی برنامه‌ریزی ژنتیک خط ممتد و داده‌های محاسباتی شبکه‌های عصبی مصنوعی خط چین است.



شکل 12 - نمودار مقادیر مشاهده‌ای و محاسباتی نسبت به زمان در بهترین مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی

نتیجه گیری

خیلی بهتر از مدل شبکه های عصبی مصنوعی بوده است. در تحقیق که آیتک و کیشی (2008) در مدل-سازی رسوب معلق انجام دادند برنامه ریزی ژنتیک دقت فوق العاده بالایی نسبت به مدل رگرسیون از خود نشان داد و همچنین خو و همکاران (2001) از برنامه ریزی ژنتیک برای پیش بینی رواناب بهره بردند و نتایج حاصل را با مقادیر مشاهداتی و نیز مقادیر محاسبه شده توسط روش های کلاسیک مقایسه کردند. حاصل تحقیق، بیانگر دقت فوق العاده بالای برنامه ریزی ژنتیک می باشد. نتایج این تحقیق با توجه به دقت بالای مدل برنامه ریزی ژنتیک تطابق با نتایج حاصل از تحقیق های فوق دارد.

مدل سازی با برنامه ریزی ژنتیک برای پیش بینی جریان در رودخانه ليقوان انجام پذیرفت. جهت ارزیابی هر چه بیشتر مدل برنامه ریزی ژنتیک از روش شبکه های عصبی مصنوعی که یکی از روش های مرسوم در مطالعات مهندسی آب است استفاده گردید این امر به کمک نرم افزار های Discipulus و Qnet 2000 صورت پذیرفت و نتایج حاصل از نظر آماری با یکدیگر مقایسه گردید. در هر دو مدل نتایج تا دبی چهار روز قبل رو به بهبود بوده و از آن به بعد نزول می کند. برای هر دو مدل نیز الگوی ورودی دبی تا چهار روز قبل بهترین حالت بوده و در مقایسه دو مدل نیز دقت مدل برنامه ریزی ژنتیک

منابع مورد استفاده

- Abrahart RJ and See L, 2000. Neural network vs ARMA modeling : Constructing benchmark case study of river flow prediction, Pp. 1021-1028. 3rd International Conference on Hydroinformatics. Copenhagen, Denmark.
- Alvisi S, Mascellani G, Franchini M and Bardossy A, 2005. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches. J Hydrol Earth Syst Sci 2: 1107-1145.
- Aytek A, Asce M and Alp M, 2008. An application of artificial intelligence for rainfall runoff modeling. J Hydrol Earth Syst Sci 117(2): 145-155.
- Aytek A and Kisi O, 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modeling. J Hydrol Eng 351: 288-298.
- Baareh AKM, Sheta AF and Khnaifes KA, 2006. Forecasting river flow in the USA : A comparison between auto- regression and neural network non-parametric models. J Comput Sci 2(10): 775-780.
- Borelli A, DeFalco I, Della CA, Nicodemi M and Trautteur G, 2006. Performance of genetic programming to extract the trend in noisy data series. Physica A 370: 104-108.
- Dogan E, Isik S, Toluk T and Sandalci M, 2007. Daily streamflow forecasting using artificial neural networks. Pp. 448-459. International Congress River Flood Management. Ankara, Turkey.
- Firat M, 2007. Artificial intelligence techniques for river flow forecasting in the Seyhan river catchment, Turkey. J Hydrol Earth Syst Sci 4: 1369-1406.

- Kisi O, 2004. River flow modeling using artificial neural networks. *J Hydrol Eng* 9(1): 60-63.
- Kisi O, 2005. Daily river flow forecasting using artificial neural networks and autoregressive models. *J Eng Env Sci* 29: 9-20.
- Khu ST, Liong SY, Babovic V, Madsen H and Muttill N, 2001. Genetic programming and its application in real-time runoff forecasting. *J Am Water Res Assoc* 37(2): 439-451.
- Koza J, 1992. Genetic programming on the programming of computers by natural selection. MIT Press, Cambridge, MA.
- Liong SY, Gautam TR, Khu ST, Babovic V, Keijzer M and Muttill N, 2002. Genetic programming: A new paradigm in rainfall runoff modeling. *J Am Water Res Assoc* 38(3): 705-718.
- Ustoorikar K and Deo MC, 2008. Filling up gaps in wave data with genetic programming. *J Marine Struct* 21: 177-195.