Research Paper

Estimation of Suspended Sediment Load values of The River Using Artificial Intelligence Methods (Case study of Maymeh River)

Mehdi Karami [1], Mojtaba Karami[2]*, Ebrahim Darvishi [3]

1. M.Sc.irrigation and drainage in Ilam Regional Water Company. Iran, m.karami@ilrw.ir
2. *Assistant Professor, Department of Computer. Ilam University. Iran, m.karami@ilam.ac.ir
3. Invited Assistant Professor, Department of Water and Soil. Ilam University. Iran, ndarvishy@gmail.com

10.22125/IWE.2023.173310

Received:
January 4, 2022

Accepted:
May 7, 2022

Available online:

June 25, 2023

Keywords:
artificial intelligence, genetic programming, Meymeh River, Radial basis function, Sediment load.

Abstract

the use of appropriate methods for estimating sediment load has long been considered by experts in river problems. In this study, The suspended sediment load of the river was estimated using two artificial intelligence methods, including genetic programming (GP) based on graph and radial base functions (RBF) method. The implementations use data from 12-year statistics and information from four hydrometric stations of Gourab, Sarkmar, Dehloran, and Bayat roads on Meymeh River in Ilam province. In this study, the parameters of moon number and river flow were used as inlet parameters and river sediment load as outlet parameters. In the equations obtained from genetic programming method (GP), the highest correlation In the equations obtained from genetic programming (GP) method, the highest correlation obtained was related to Gorab hydrometric station with 99.18% and the lowest correlation was obtained related to the aggregated data of four hydrometric stations with 92.17%. In the radial baseline functions (RBF) method, the maximum correlation between educational and experimental data related to Bayat station was obtained with 100% and 94.20%, respectively, and the results. The results showed that radial basis functions (RBF) had better performance than genetic programming (GP) in estimating the suspended sediment load of Meymeh River.

1. Introduction

Sediment load is one of the important factors affecting the hydraulic performance and morphological structure of rivers. In addition, the engineering and utilization of river water resources depend on awareness of the quantity of sediment load. Therefore, the use of appropriate methods for calculating and estimating sediment load has long been considered by experts in river problems. Nowadays, the use of artificial intelligence methods in the fields of water resources engineering has had a significant growth, which can be noted by genetic programming (GP) and radial footing (RBF) methods.

2. Materials and Methods

This study uses two methods of artificial intelligence, including genetic programming (GP) based on the graph and radial footing (RBF) method and using statistics and information from four hydrometric stations on the Meymeh River. For this purpose, the suspended sediment load from 12-year statistics of four hydrometric stations named Gourab, Sarkmar, Dehloran road, and Bayat located in Ilam province was estimated. In the artificial intelligence methods used in this study, the parameters of moon number and river flow were used as the input parameter of the model and the sediment load of the river, as the output parameter of the model. Two-thirds of the data sets were placed in the training set and the one-third of the data were placed in the test set in the genetic programming method. The Radial base

functions also consist of three layers. The input layer is formed from source nodes, which feed the entry data to the next layer. The hidden layer is an unsupervised learning layer, that applies a nonlinear transformation. The output layer classifies data in linear space using linear conversion.

3. Results

The obtained equations in the genetic programming method showed acceptable accuracy and the estimation error of radial basis functions was small.The results of this study showed that the genetic programming and the radial basis functions methods have acceptable accuracy in estimating the suspended sediment load of Meimeh River .In general, it can be said that the method of radial basis functions shows more accuracy in estimating the suspended sediment load than genetic programming.

4. Discussion and Conclusion

In the equations obtained from the genetic programming (GP) method to estimate the amount of suspended sediment load in Meymeh river, the correlation value for all stations was more than 90%. The highest correlation obtained was related to Gorab hydrometric station with 99.18% and the lowest correlation was obtained related to the aggregated data of four hydrometric stations with 92.17%. These results show that the equations obtained are very accurate in estimating the sediment load of the river in the studied stations. In the method of radial basis functions (RBF), the maximum correlation of educational and experimental data in Gorab station is 100 and 83.5%, respectively, in Sarkamar station is 99.99 and 81.31%, in Dehloran road station is 100 and 84.93% ,in Bayat station 100 and 94.20%, and in the aggregated data of four stations, 99.02 and 85.52%, Which indicates the high accuracy of sediment load estimation in the studied stations.

5. Six important references

1) Hosseini, S.H., Karami, M., Olazar, M., Safabakhsh, R. and Rahmati, M., 2014. Prediction of the minimum spouting velocity by genetic programming approach. Industrial & Engineering Chemistry Research, 53(32): 12639-12643.
2) Karami, M. 2013. Development of cellular processing algorithms using genetic programming in machine vision application. Amirkabir University of TEChnology, 2013.
3) Koza, J, R.1992. Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection, vol. 1. MIT press, 1992.
4) Wright, G. B. 2003. Radial basis function interpolation: numerical and analytical developments. University of Colorado at Boulder.
5) Rezaei, K., Pradhan, B., Vadiati, M. and Nadiri, A.A., 2021. Suspended sediment load prediction using artificial intelligence techniques: comparison between four state-of-the-art artificial neural network techniques. Arabian Journal of Geosciences, 14(3): 1-13.
6) Zhu, Y.M., Lu, X.X. and Zhou, Y., 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: an example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. Geomorphology, 84(1-2): 111-125.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران
سال سیزدهم. شماره پنجاه و دو . تابستان ۱۴۰۲

تخمین مقادیر بار رسوب معلق رودخانه با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی (مطالعه موردی رودخانه میمه)

مهدی کرمی[۱]، مجتبی کرمی[۲*] و ابراهیم درویشی[۳]

تاریخ ارسال:۱۴۰۰/۱۰/۰۷
تاریخ پذیرش:۱۴۰۱/۰۲/۱۷

چکیده

استفاده از روش‌های مناسب برای تخمین بار رسوب از دیر باز مورد توجه متخصصین مسائل رودخانه‌ای قرار گرفته است. در این تحقیق با استفاده از دو روش هوش مصنوعی شامل برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) مبتنی بر گراف و روش توابع پایه شعاعی (RBF) و استفاده از آمار و اطلاعات ۱۲ ساله چهار ایستگاه هیدرومتری گوراب، سرکمر، جاده دهلران و بیات بر روی رودخانه میمه در استان ایلام، بار رسوب معلق رودخانه تخمین زده شد. در این تحقیق، پارامترهای شماره ماه و دبی رودخانه، به عنوان پارامتر ورودی و بار رسوب رودخانه، به عنوان پارامتر خروجی، بکار گرفته شد. در معادلات به دست آمده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)، بیش‌ترین همبستگی به‌دست آمده مربوط به ایستگاه هیدرومتری گوراب با ۹۹/۱۸ درصد و کم‌ترین همبستگی به‌دست آمده مربوط به داده‌های تجمیع شده چهار ایستگاه هیدرومتری با ۹۲/۱۷ درصد می‌باشد. در روش توابع پایه شعاعی (RBF)، حداکثر همبستگی داده‌های آموزشی و آزمایشی مربوط به ایستگاه بیات به ترتیب با ۱۰۰ و ۹۴/۲۰ درصد حاصل شد. نتایج نشان‌دهنده دقت بالای تخمین بار رسوب در ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه می‌باشد. نتایج نشان داد روش توابع پایه شعاعی (RBF) در تخمین بار رسوب معلق رودخانه میمه، عملکرد بهتری نسبت به روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) داشته است.

واژه‌های کلیدی: بار رسوب معلق؛ برنامه‌ریزی ژنتیک؛ توابع پایه شعاعی؛ رودخانه میمه؛ هوش مصنوعی.

۱ - کارشناس ارشد آبیاری و زهکشی شرکت آب منطقه ای ایلام ۰۹۱۸۸۴۲۰۹۸۸ (m.karami@ilrw.ir)
۲ - استادیار گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی ، دانشگاه ایلام ۰۹۱۲۳۹۸۴۶۶۲(m.karami@ilam.ac.ir)
۳ - مدرس مدعو گروه آب و خاک، دانشگاه ایلام ۰۹۱۸۹۴۸۱۴۸۶ (ndarvishy@gmail.com)

مقدمه

تعیین مقدار رسوب حمل شده توسط رودخانه‌ها از جنبه‌های مختلف، دارای اهمیت است. در طرح‌های مهندسی با هدف بهره‌برداری از منابع آب رودخانه‌ها نظیر تأسیسات تنظیم و انحراف جریان، سدهای مخزنی و ایستگاه‌های پمپاژ، بار رسوب رودخانه از جمله عوامل مهم و تأثیرگذار در تعیین مشخصه‌های هندسی سازه و عمر مفید آن‌ها تلقی می‌شود. در ساماندهی رودخانه‌ها که به‌منظور مهار فرسایش و رسوب‌گذاری و یا تثبیت بستر و دفع سیلاب انجام می‌گیرد، آگاهی از میزان رسوب حمل شده توسط رودخانه و تأثیرپذیری آن از اقدامات حفاظتی، ضروری می‌باشد. از طرفی رودخانه‌ها منبع مناسبی برای تأمین مصالح مورد نیاز طرح‌های عمرانی قلمداد می‌شوند و برداشت شن و ماسه از دیرباز در این عرصه متداول بوده است. به لحاظ اهمیت و نقش پدیده انتقال رسوب در عرصه‌های مختلف مهندسی تعیین کمیت بار رسوب از دیرباز مورد توجه متخصصین مسائل رودخانه‌ای قرار گرفته است. (نشریه ۵۹۰ معاونت برنامه‌ریزی رئیس جمهور، ۱۳۹۱). اخیراً روش‌های هوش مصنوعی در بسیاری از کاربردهای مهندسی از جمله مسائل مربوط به مهندسی آب به‌کار برده شده‌اند. از روش‌های هوش مصنوعی به‌کار رفته می‌توان به روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP[1]) و توابع پایه شعاعی (RBF[2]) اشاره نمود. برنامه‌نویسی ژنتیک (GP) که اولین بار توسط کوزا[3] ارائه شده است، یکی از روش‌های تکاملی الهام گرفته از طبیعت بر مبنای انتخاب طبیعی برای تولید نسل می‌باشد. این روش فضای حالت مسأله را با تولید نسل‌هایی از جواب‌ها جستجو می‌کند. کروموزوم‌هایی که جواب‌های حل مسأله را نشان می‌دهند به شکل درخت‌های محاسباتی می‌باشند. هریک از این درخت‌ها یک عبارت محاسباتی را تولید می‌کند که یک راه‌حل مسأله مورد نظر می‌باشد (Koza, 1994).

توابع پایه شعاعی (RBF) یک نوع از شبکه‌های عصبی چند لایه می‌باشد که دارای ساختار لایه‌ای است و برای تخمین دسته‌بندی الگوها در فضاهای غیر خطی مورد استفاده قرار می‌گیرد. توابع پایه شعاعی دارای سرعت همگرایی بالا برای درون‌یابی در مجموعه‌های بسیار بزرگی از داده‌ها می‌باشد. توانایی این شبکه عصبی برای حل مسائل دسته‌بندی داده‌ها در فضاهای غیرخطی در کاربردهای مختلف نشان داده شده است (Wright, 2003). برنامه‌نویسی ژنتیک پس از انتشار توسط کوزا به طور گسترده در حوزه‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله این کاربردها می‌توان به طراحی مدار منطقی، دسته‌بندی داده‌ها، بهینه‌سازی مدارهای دیجیتال برای کاهش فضای تراشه، توسعه شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق و پردازش تصویر بکار برده اشاره کرد. (Hosseini et al, 2014)(Bi et al, 2019) (Suganuma et al, 2018) (Evolutionary Deep Learning, 2021) (Liang, 2019)).

همچنین در یک پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی ماهیانه جریان رسوبات معلق در رودخانه لانگچوانجیانگ که از زیر حوزه‌های حوزه آبخیز یانگ تسه کشور چین می‌باشد، استفاده شد. در ابتدا از چهار عامل اقلیمی شامل متوسط دمای ماهیانه، بارندگی، تبخیر و رطوبت به عنوان ورودی استفاده شد. پس از بررسی اولیه مشخص شد، که بارندگی و دما در این زمینه تأثیر بیشتری دارند. همچنین در یک مطالعه، نتایج حاصل از شبکه عصبی با روش رگرسیون خطی (MLR)[4] مورد مقایسه قرار گرفت که نتایج شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیون خطی از دقت بیشتری برخوردار بود (Zhu et al, 2007). در تحقیقی دیگر با مدل‌سازی پدیده حمل رسوب بر روی دو ایستگاه روی رودخانه تانگ [5] ایالت مانتانا آمریکا به روش برنامه‌ریزی ژنتیک و مقایسه نتایج حاصله با منحنی سنجه‌رسوب و روش‌های رگرسیونی، روش برنامه‌ریزی ژنتیک به‌عنوان یک رهیافت مناسب جهت مدل‌سازی رسوبات معلق رودخانه‌ها معرفی گردید (Aytek And Kisi, 2008).
همچنین در بررسی مقدار رسوب معلق در رودخانه‌های می‌سی سی پی، میسوری و ریوگراند آمریکا به کمک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های روزانه و هفتگی بارش، دبی روز مربوطه و روز قبل و رسوب روز قبل جهت پیش‌بینی رسوب معلق روز مربوطه مورد استفاده قرار گرفت. مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با نتایج

1 - Genetic programming
2 - Radial basis function
3 - Koza
4 - Multiple linear regression
5 - Tongue

مدل رگرسیون خطی چند متغیره و مدل آریما نشان دهنده پیش‌بینی بهتر روزانه نسبت به پیش‌بینی هفتگی و دقت بالاتر نتایج مدل شبکه عصبی نسبت به نتایج مدل‌های دیگر بود (Melesse et al, 2011). در مطالعه استفاده از توانایی چهار رویکرد متمایز هوش مصنوعی برای تخمین بار رسوب ماهانه در ایستگاه رودک در رودخانه جاجرود ایران با استفاده از ترکیب داده‌های جریان ماهانه فعلی و پیشین، داده‌ها به سه زیر مجموعه (آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش) تفکیک شدند. نتایج نشان داد مدل ماشین‌های بردار پشتیبان حداقل مربع (LS-SVM[1]) نتایج بهتری نسبت به مدل‌های دیگر از نظر معیارهای خطای میانگین ایجاد کرده است (Rezaei et al. 2021). در بررسی پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها بر مبنای دبی جریان با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، پیش‌بینی بار معلق رودخانه لیقوان چای واقع در حوزه آبریز دریاچه ارومیه با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک ارائه و نتایج حاصله با روش شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد. نتایج حاصل نشان دهنده دقت بالای روش برنامه‌ریزی ژنتیک در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی و کارایی آن در پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها بود (داننده مهر و همکاران، ۱۳۸۹). همچنین در تحقیقی که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، رسوبات معلق حوزه آبریز جامیشان در استان کرمانشاه برآورد گردید، مدل مورد استفاده نتایج قابل قبولی را جهت شبیه‌سازی بار معلق در ایستگاه حیدرآباد ارائه نموده است. (دستورانی و همکاران، ۱۳۹۱).

امروزه روش‌های شبکه عصبی در مطالعات موضوعات مختلف مهندسی آب مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله در مطالعه پیش‌بینی جریان رودخانه در مقیاس ماهانه با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مختلف و برنامه‌ریزی ژنتیک در دو ایستگاه در کشور ترکیه، نتایج نشان دهندهٔ برتری و کارایی برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به دیگر روش‌های ذکرشده است (Danande mehr et al, 2014).

در یک مطالعه در مالزی دو الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی مختلف، یعنی شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN[2]) و مدل‌های شبکه‌های عصبی پس انتشار[3]، برای بررسی رابطه شاخص کیفیت آب(WQI[4]) با متغیرهای کیفیت آب در یک تحقیق استفاده شدند. نتایج به‌دست آمده نشان داد روش شبکه عصبی نسبت به روش تابع پایه شعاعی دقت بالاتری دارد (Hamed et al, 2017).

در بررسی استفاده از دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک شامل کلاسیک (GP) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) برای تخمین کدورت در شبکه توزیع آب شرب، مشخص شد مدل‌های پیش‌بینی بر اساس الگوریتم‌های ارائه شده برآورد دقیق‌تری در مقایسه با روش رگرسیون سنتی ارائه می‌دهند (Bahrudin et al, 2019). همچنین در مطالعه‌ای دیگر که برنامه‌نویسی ژنتیک برای مدل‌سازی بارش رواناب مورد استفاده قرار گرفت، مدل در حوزه رودخانه‌های بلک واتر[5] و آلاباما[6] ارزیابی شد. نتایج با گزارشات قبلی مطابقت داشت (Chadalawada et al, 2020). در تحقیقات انجام شده توسط Mustafa et al, (2021) در فواصل زمانی سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ در خصوص استفاده از انواع روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و اینترنت اشیاء به بررسی پایش و تخمین کیفیت آب پرداختند. و در این بررسی دریافتند الگوریتم-های مختلف شبکه عصبی مصنوعی از جمله تابع پایه شعاعی، در پیش‌بینی و نظارت بر پارامترهای کیفیت آب، نتایج رضایت‌بخشی داشته‌اند. همچنین در تحقیقی در کشور مصر از دو روش تابع پایه شعاعی جهت بهبود کیفیت آب زهکشی کشاورزی با استفاده از بیوفیلتر مستغرق استفاده شد و ضمن مطلوب بودن نتایج تحقیق در مورد هر دو روش تابع پایه شعاعی، نتیجه گرفته شد که روش تابع پایه شعاعی مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO[7]) نتایج مطلوب‌تری دارد.(Hatata et al, 2021)

ضرورت تخمین بار رسوب معلق از یک طرف و دقت بالای روش‌های مذکور نسبت به سایر روش‌های مدل‌سازی از جمله سایر شیوه‌های شبکه عصبی مصنوعی، اهمیت بررسی تحقیق حاضر را نشان می‌دهد. نتایج و روابط استخراج شده در این تحقیق که بر روی رودخانه میمه شهرستان دهلران در استان ایلام انجام شده است، در سایر

1 - least square support vector machines
2- radial basis function neural network
3 -back propagation neural networks
4-Water quality index
5- Blackwater
6 -Alabama
7 - particle swarm optimization

رودخانه‌های کشور نیز می‌تواند مورد بررسی و استفاده قرار گیرد.

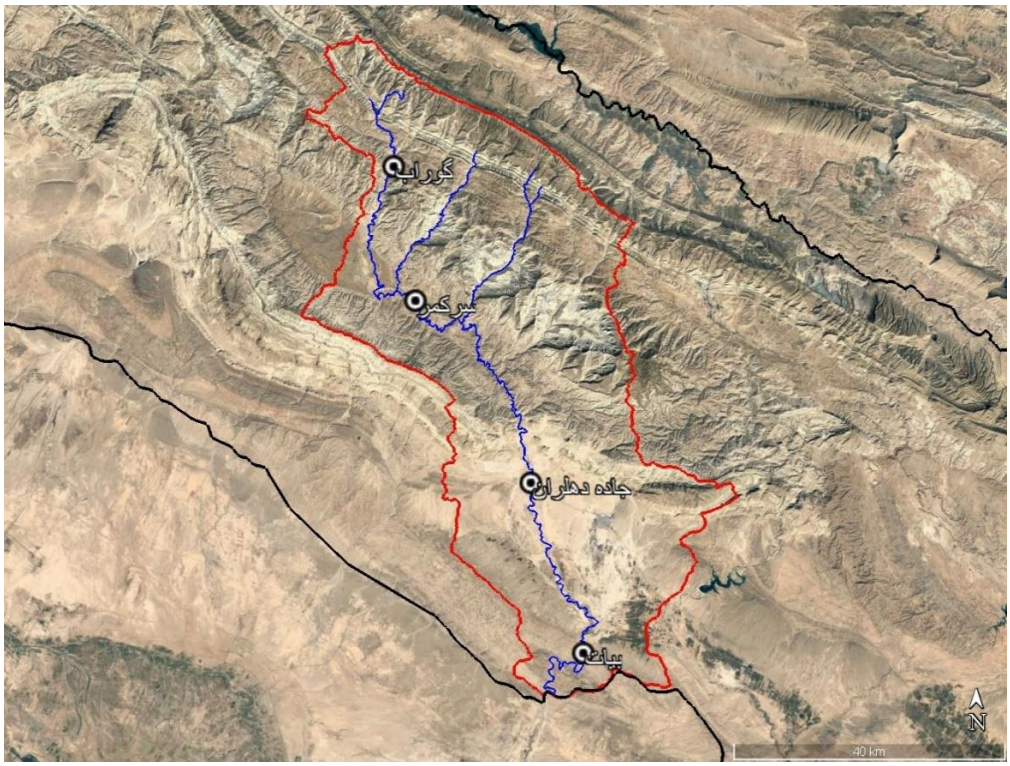
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

رودخانه میمه با طول ۲۴۹ کیلومتر از رودخانه‌های حوضه مرزی غرب کشور می‌باشد که پس از ورود به خاک عراق وارد آب‌های خلیج فارس می‌شود. حوضه آبریز میمه که جزء حوضه‌های آبریز گرمسیری در استان ایلام می‌باشد، با مساحت ۲۵۸۲ کیلومتر مربع در شهرستان دهلران قرار گرفته است و از نظر موقعیت جغرافیایی بین ۴۶ درجه و ۴۸ دقیقه و ۵۳ ثانیه تا ۴۷ درجه و ۱۸ دقیقه و ۷ ثانیه طول شرقی و ۳۲ درجه و ۴۲ دقیقه و ۶ ثانیه تا ۳۳ درجه و ۱۹ دقیقه و ۱۰ ثانیه عرض شمالی واقع شده است. حداکثر ارتفاع حوضه ۲۴۸۹ متر در ارتفاعات کبیرکوه و حداقل ارتفاع در خروجی حوضه برابر ۱۷۴ متر از سطح دریا می‌باشد.

بر اساس مطالعات هواشناسی، منطقه مورد مطالعه دارای زمستان‌های کوتاه معتدل و کمی‌مرطوب و تابستان-های طولانی خشک و خیلی گرم با میانگین بارندگی سالانه ۴۳۷ میلیمتر می‌باشد.

آمار مورد استفاده در این تحقیق مربوط به آمار ۱۲ ساله (از سال ۱۳۸۷ تا سال ۱۳۹۸) چهار ایستگاه هیدرومتری گوراب، سرکمر، جاده دهلران و بیات می‌باشد که به ترتیب بر روی رودخانه میمه واقع گردیده‌اند. لازم به ذکر است آمار ذکر شده در هر سال حداقل ۱۲ داده داشته است. موقعیت حوضه آبریز، رودخانه میمه و ایستگاه‌های هیدرومتری موجود بر روی رودخانه، در شکل (۱) ارائه گردیده است.



شکل (۱): نقشه حوضه آبریز، رودخانه میمه و ایستگاه‌های هیدرومتری موجود بر روی رودخانه

روش مورد استفاده

در این مقاله، از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیکی مبتنی بر گراف و توابع پایه شعاعی جهت تخمین بار رسوب معلق رودخانه میمه در چهار ایستگاه هیدرومتری موجود در مسیر رودخانه استفاده شد. برنامه‌ریزی ژنتیک تعمیم یافته الگوریتم ژنتیک می‌باشد که برای اولین بار بر اساس تئوری داروین ارائه شد. به این ترتیب که جمعیتی در جهت تکامل به صورت انتخابی، جمعیت نامناسب

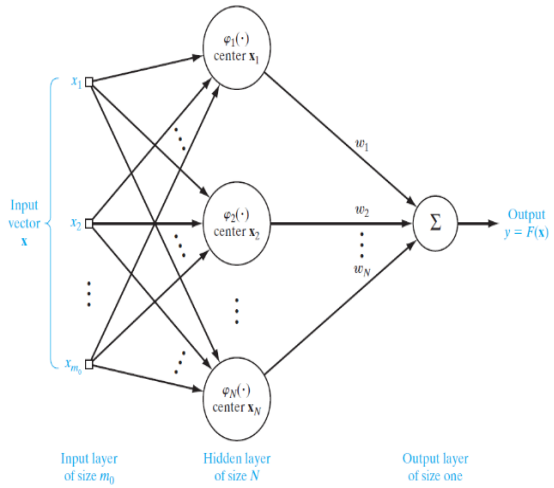
را رهـــا کـــرده و فرزندانی اصلاح شده ایجاد می‌کنند. برنامه‌ریزی ژنتیک یک تکنیک برنامه‌ریـزی خودکـار مـی‌باشـد کـه راه حـل مسئله را با استفاده از برنامه کامپیوتری ارائـه مـی‌کنـد، اما توابع پایه شعاعی (RBF) یک ساختار لایه‌ای است که برای تخمین دسته‌بندی الگوهایی توابع چند متغیره استفاده می‌شود. توابع پایه شعاعی می‌تواند مسأله دسته‌بندی داده‌های غیرخطی قابل تفکیک را حل نماید و سرعت همگرایی آن برای درون‌یابی در مجموعه‌های بسیار بزرگی از داده‌ها در کاربردهای مختلف نشان داده شده است (Wright, 2003).

روش برنامه‌ریزی ژنتیک مورد استفاده در این مقاله، روش برنامه‌نویسی ژنتیک مبتنی بر گراف می‌باشد. گراف-های مورد استفاده برای کد کردن کروموزوم، به‌صورت ماتریس کد می‌شود و به این ترتیب به سادگی می‌توان اعمال عملگرهای برنامه‌نویسی ژنتیک یعنی بازترکیبی و جهش را بر روی کروموزوم‌ها را مشابه لگوریتم ژنتیک تعریف و اعمال کرد و تنوع زیادی را در اعضاء در نسل‌های مختلف ایجاد نمود (Hosseini et al, 2014; Karami, 2013).

در شبیه‌سازی انجام شده در این مقاله برنامه‌ریزی ژنتیک اجرا شده با ۵۰۰ نسل و ۵۰۰ جمعیت در هر نسل برای هر ایستگاه هیدرومتری بصورت جداگانه و همچنین داده‌های تجمیع شده چهار ایستگاه هیدرومتری پیاده‌سازی شده است.

مجموعه داده‌های مورد استفاده به دو دسته تقسیم شده است: دو سوم مجموعه داده‌ها در مجموعه آموزشی و یک سوم داده‌ها در مجموعه آزمون قرار گرفته است. مجموعه آموزشی برای یافتن معادلات در برنامه‌نویسی ژنتیک و مجموعه آزمون برای ارزیابی عملکرد معادلات استفاده می‌شود.

همان‌طور که در شکل (۲) نشان داده شده است، RBF از سه لایه تشکیل شده است. لایه ورودی از گره‌های منبع m_0 تشکیل شده است که داده‌های ورودی را به لایه بعدی تغذیه می‌کند. لایه پنهان یک لایه یادگیری بدون نظارت است و یک تبدیل غیرخطی را اعمال می‌نماید.



شکل (۲): توابع پایه شعاعی (Haykin 2010)

لایه پنهان RBF، با استفاده از یک تبدیل غیرخطی مانند تابع گاوسین به‌عنوان تابع پایه شعاعی در لایه پنهان (رابطه ۱)، داده‌ها را از فضای غیرخطی به یک فضای خطی نگاشت می‌کند. تعداد نورون‌ها در لایه پنهان حداکثر به اندازه نمونه‌های داده‌های آموزشی انتخاب می‌شود.

$$\varphi_j(x) = \varphi(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_j) = e^{-\frac{1}{\sigma_j^2}\|x - x_j\|} \quad . \quad j = 1.2. \ldots . N \qquad (۱)$$

در اینجا، σ_j انحراف معیار j امین تابع گاوس با مرکز x_j و w_j ضریب j امین تابع گاوسی در تبدیل خطی است.

دسته‌بندی داده‌ها در فضای خطی به‌دست آمده از لایه مخفی به‌وسیله لایه خروجی و با استفاده از روش یادگیری با نظارت انجام می‌شود و به این ترتیب خروجی‌های شبکه محاسبه می‌گردد (رابطه ۲).

$$F(\boldsymbol{x}) = \sum_{j=1}^{K} \omega_j \varphi(\boldsymbol{x}.\boldsymbol{x}_j) \qquad (۲)$$

در این تحقیق از نرم افزار MATLAB برای پیاده‌سازی و ارزیابی مدل‌های RBF استفاده شده است. در آزمایش-های انجام شده، الگوریتم RBF به‌طور جداگانه برای هر یک از چهار تابع هدف برای ایستگاه‌های بیات، جاده دهلران، سرکمر و گوراب و در نهایت برای کل داده‌های چهار ایستگاه هیدرومتری، آموزش داده شده است. برای هر تابع هدف، تعداد نورون‌های لایه پنهان از ۱۰ تا حداکثر تعداد داده‌های آموزشی هر ایستگاه متغیر است. برای هر تابع هدف، به ازای یک مقدار ثابت در محدوده تعریف شده

برای نورون‌های لایه پنهان شبیه‌سازی ۱۰۰ بار تکرار می‌شود و میانگین و حداکثر همبستگی برای تعداد نرون‌های مشخص شده، محاسبه می‌گردد. در واقع در هر ایستگاه برای سطوح مختلف نرون‌های مخفی، شبیه‌سازی انجام می‌شود و در نهایت یک سطح نرون‌های مخفی دارای بیشترین همبستگی مشخص می‌گردد.

در مطالعات انجام شده، با توجه به اینکه تعدادی از داده‌های رسوب مورد استفاده (رسوب در زمان وقوع سیلاب)، به‌صورت ناگهانی افزایش چشمگیری دارد و نسبت به داده‌های رسوب در شرایط نرمال رودخانه، ماهیت داده‌های پرت (Outlier) پیدا می‌کند، استفاده از پارامترهایی مانند ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2)، اطلاعات مفیدی برای بررسی ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی و مقایسه نتایج روش‌های مختلف استفاده شده را ارائه نمی‌دهد. بنابراین با توجه به عدم امکان محاسبه دقیق ارتباط بین ورودی و خروجی به‌دلیل ماهیت داده‌ها و خطای بسیار بالای خروجی ناشی از این داده‌ها، ارتباط بین ورودی و خروجی به‌وسیله یک پارامتر آماری بر اساس کوواریانس و واریانس مقادیر ورودی و خروجی مطلوب، مورد مطالعه قرار گرفته است. پارامتر اندازه‌گیری مورد استفاده بصورت همبستگی (Correlation) بیان شده است تا امکان مطالعه و مقایسه رفتار خروجی بر اساس ورودی‌های مسأله در الگوریتم‌های مورد استفاده و مقایسه نتیجه حاصل از روش‌های مختلف پیش‌بینی خروجی، امکان‌پذیر باشد.

در مطالعات انجام شده، از پارامتر همبستگی (Correlation) به‌صورت درصد برای اندازه‌گیری میزان شباهت بین داده‌های اندازه‌گیری شده و نتایج به‌دست آمده از الگوریتم برنامه‌نویسی ژنتیک استفاده شد (Wright, 2003). این پارامتر به‌صورت نسبت تعریف شده در رابطه زیر بیان می‌شود:

$$\text{Correlation} = \frac{\sigma_{xy(d_n,y_n)}}{\sigma(d_n)\sigma(y_n)} * 100 \qquad (۳)$$

در اینجا، d_n و y_n به ترتیب مقدار مطلوب و مقدار پیش‌بینی شده توسط روابط به‌دست آمده از برنامه نویسی ژنتیک مربوط به داده n ام هستند.

نتایج و بحث

برنامه ریزی ژنتیک:

معادله به‌دست آمده از روش برنامه‌نویسی ژنتیک برای تابع هدف مربوط به ایستگاه هیدرومتری گوراب در رابطه (۴) نشان داده شده است. همبستگی این رابطه در مجموعه داده‌ها برابر با ۹۹/۱۸ درصد محاسبه شده است.

$$R = e^{Q(M^2-Q)} \qquad (۴)$$

که در آن:

R: مقدار بار رسوب تخمینی (ton/day)

Q: دبی انداره گیری شده رودخانه در ایستگاه مورد نظر (m^3/s)

M: شماره ماه طبق سال آبی

رابطه (۵)، معادله به‌دست آمده برای تابع هدف ایستگاه هیدرومتری سرکمر را نشان می‌دهد. همبستگی به‌دست آمده برای این معادله در مجموعه داده‌ها برابر با ۹۳/۵۱ درصد است.

$$R = Q\left(1 + \frac{0.2}{sin(M)+cos(\sqrt{Q})}\right) \qquad (۵)$$

همچنین همبستگی رابطه (۶) که مربوط به تابع هدف ایستگاه هیدرومتری جاده دهلران می‌باشد، در مجموعه داده‌ها برابر با ۹۴/۲۱ درصد است.

$$R = 0.1Q\left(1 + \frac{M}{e^{M-0.1M}}\right) \qquad (۶)$$

در رابطه ۷، معادله به‌دست آمده برای تابع هدف ایستگاه هیدرومتری بیات ارائه گردیده است. همبستگی محاسبه شده برای این معادله در مجموعه داده‌ها برابر با ۹۲/۳۴ درصد است.

$$R = Q\left(1 + \frac{1}{M} + cos(0.1Q.M^{0.6})\right) \qquad (۷)$$

همچنین معادله کلی به‌دست آمده از روش برنامه‌نویسی ژنتیک برای داده‌های تجمیع شده چهار ایستگاه هیدرومتری در رابطه ۸ دیده می‌شود. همبستگی این رابطه در مجموعه داده‌ها برابر با ۹۲/۱۷ درصد می‌باشد.

$$R = Q\left(1 + \frac{0.1Q}{M \times sin(Q)}\right) \qquad (۸)$$

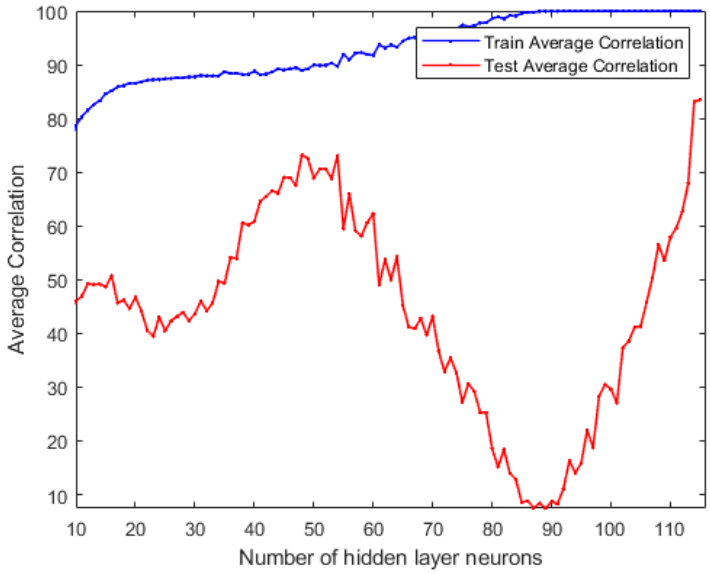
هر چند از میان روابط بدست آمده، تابع مربوط به ایستگاه هیدرومتری جاده دهلران از بالاترین دقت برخوردار

بود، اما نتایج نشان داد روش برنامه ریزی ژنتیک برای تخمین بار رسوبی از دقت قابل قبولی برخوردار بود و همبستگی در تمام معادلات بیش از ۹۲ درصد حاصل شده است.

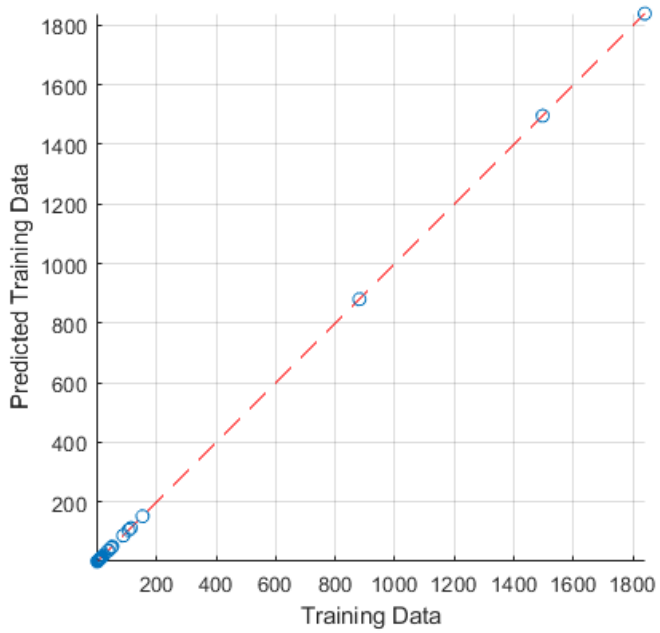
توابع پایه شعاعی:

نتایج آزمایش‌های انجام شده بر حسب تعداد نورون‌های لایه پنهان برای توابع هدف، در شکل‌های ۳، ۵، ۷ ، ۹ و ۱۱ نشان داده شده است. در این شکل‌ها میانگین وابستگی در داده‌های آموزشی و آزمایشی روش پایه شعاعی برای هر ایستگاه هیدرومتری و همچنین داده‌های تجمیع شده چهار ایستگاه نشان داده شده است. همچنین دقت RBF با بیان ارتباط نظیر به نظیر بین داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر داده‌های آموزشی برای توابع هدف، به ترتیب در شکل‌های ۴، ۶ ، ۸، ۱۰ و ۱۲ برای هر ایستگاه هیدرومتری و کل ایستگاه‌ها ارائه گردیده است.

در شکل (۳) نتایج آزمایش برای تابع هدف مربوط به ایستگاه گوراب نشان داده شده است. بیشترین مقدار برای همبستگی در تعداد ۱۱۵ نرون‌های لایه مخفی به‌دست آمده است. همچنین همبستگی داده‌های آموزشی و آزمایشی ایستگاه گوراب و سایر ایستگاه‌ها در جدول (۱) آورده شده است. در عین حال با افزایش تعداد نرون‌های لایه مخفی تا عدد ۱۱۵ نرون، همبستگی در داده‌های آموزشی افزایش می‌یابد. در صورتی که در داده‌های آزمایشی روند یکنواختی مشاهده نمی‌شود.

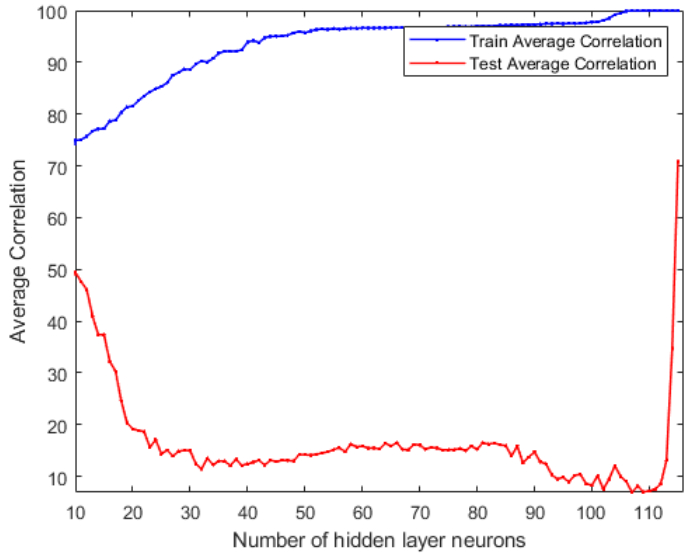


شکل (۳):: میانگین وابستگی در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای ایستگاه هیدرومتری گوراب

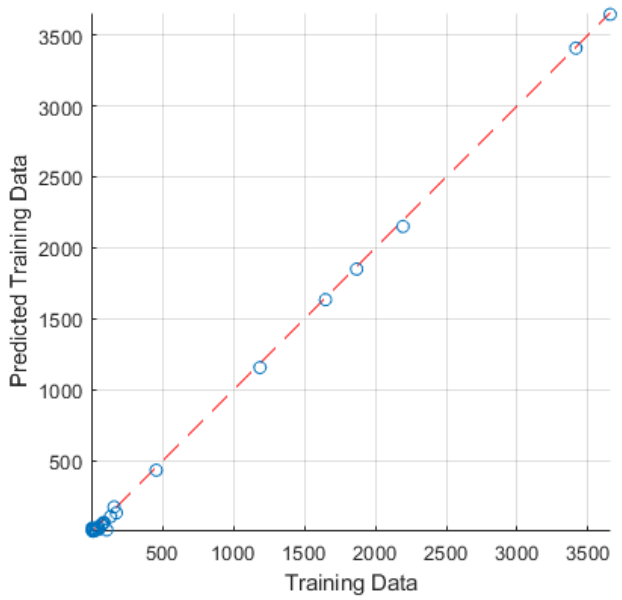


شکل (۴): دقت RBF داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای ایستگاه هیدرومتری گوراب

همبستگی برای داده‌های آموزشی و آزمایشی برای تابع هدف ایستگاه سرکمر، در شکل (۵) آورده شده است. برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در حداکثر تعداد نورون‌های لایه مخفی (یعنی ۱۱۵ نورون)، بیش‌ترین همبستگی به‌دست آمده است. نتیجه همبستگی آزمایش‌های انجام شده به‌صورت میانگین و حداقل برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در تعداد نورون‌های ۱۱۵ مربوط به ایستگاه سرکمر را در جدول (۱) می‌توان مشاهده کرد. در این ایستگاه نیز با افزایش تعداد نرون‌های لایه مخفی تا عدد ۱۱۵ نرون، همبستگی در داده‌های آموزشی افزایش می‌یابد. در صورتی که در داده‌های آزمایشی روند یکنواختی مشاهده نمی‌شود.



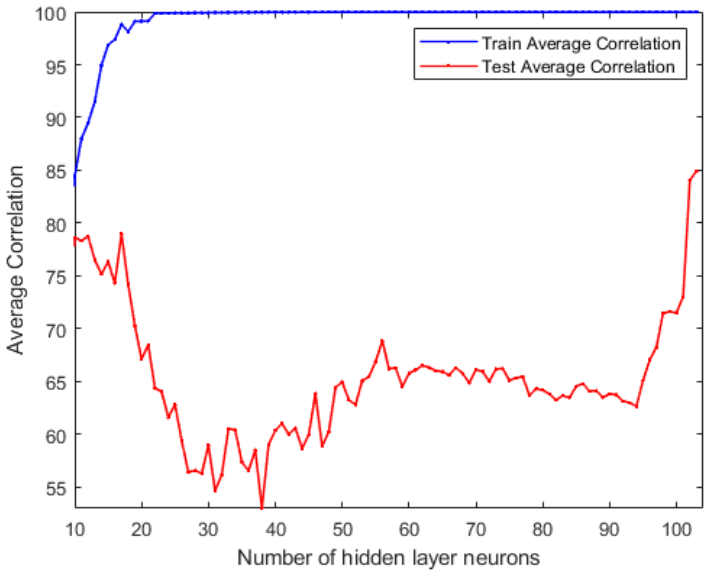
شکل (۵): میانگین وابستگی در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای ایستگاه هیدرومتری سرکمر



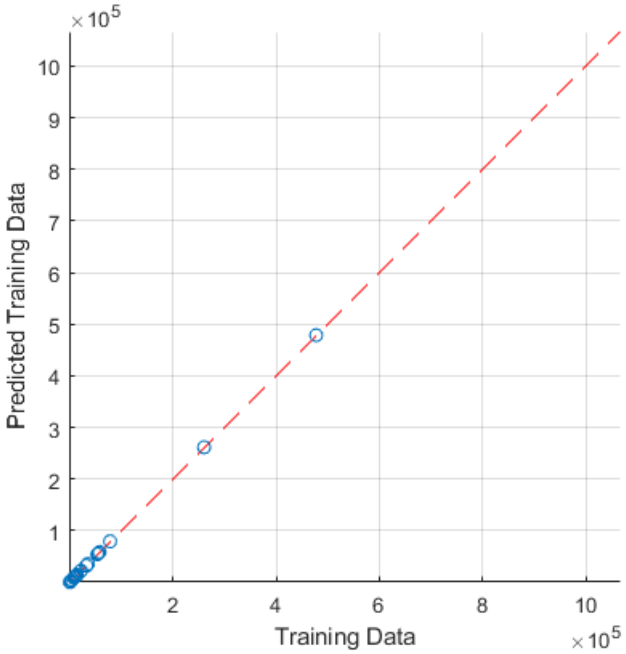
شکل (۶): دقت RBF داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای ایستگاه هیدرومتری سرکمر

شکل (۷) نتایج آزمایش برای تابع هدف مربوط به ایستگاه جاده دهلران را نشان می‌دهد. همان‌گونه که دیده می‌شود، بیش‌ترین همبستگی برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در حداکثر تعداد نورون‌های لایه مخفی (یعنی ۱۰۳ نورون) به‌دست آمده است. در جدول (۱) می‌توان همبستگی میانگین و حداقل برای داده‌های آموزشی و آزمایشی در تعداد نورونهای ۱۰۳ را مشاهده کرد. در این ایستگاه مقدار همبستگی در داده های آموزشی از تعداد ۲۵ نورن لایه مخفی به بعد تقریبا ثابت و در حداکثر مقدار خود می‌باشد. در این ایستگاه نیز همبستگی مربوط به داده های آزمایشی در تعداد نرونهای مختلف لایه مخفی، روند غیر یکنواختی را نشان می‌دهد

.

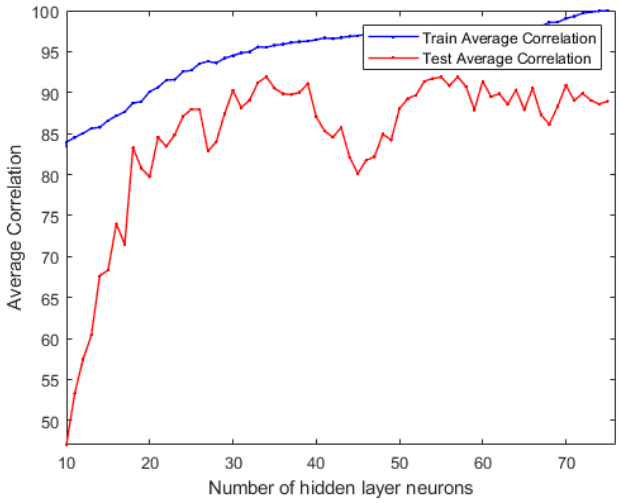


شکل (۷):: میانگین وابستگی در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای ایستگاه هیدرومتری جاده دهلران

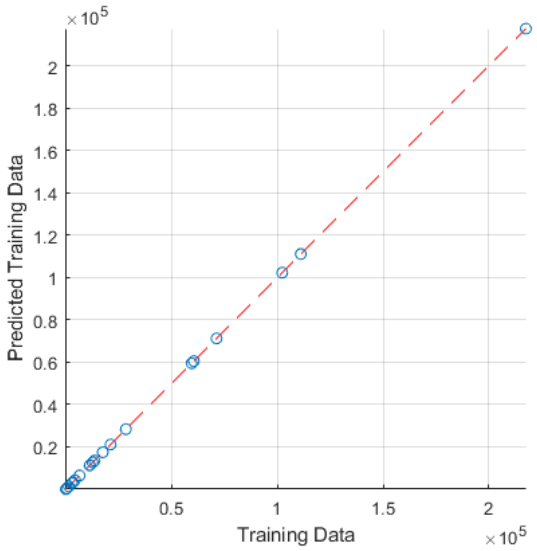


شکل (۸):: دقت RBF داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای ایستگاه هیدرومتری جاده دهلران

همان‌طور که در شکل (۹) برای ایستگاه بیات مشاهده می‌گردد، برای داده‌های آموزشی با افزایش تعداد نورون‌های لایه مخفی، همبستگی افزایش می‌یابد و با رسیدن به حداکثر تعداد نورون‌های لایه مخفی (یعنی ۷۵ نورون) بیش‌ترین مقدار همبستگی به‌دست می‌آید. البته بیش‌ترین همبستگی برای داده‌های آزمایشی با تعداد نودهای لایه مخفی برابر ۳۴ به‌دست آمده است. در سایر ایستگاه‌ها، بیشترین همبستگی در هر دو سری داده‌های آموزشی و آزمایشی در یک تعداد مشخص از نرون‌های لایه مخفی به‌دست آمده است و صرفاً در ایستگاه بیات، تعداد نرون‌های لایه مخفی برای بیش‌ترین همبستگی، برای داده‌های آزمایشی و آموزشی متفاوت می‌باشد.



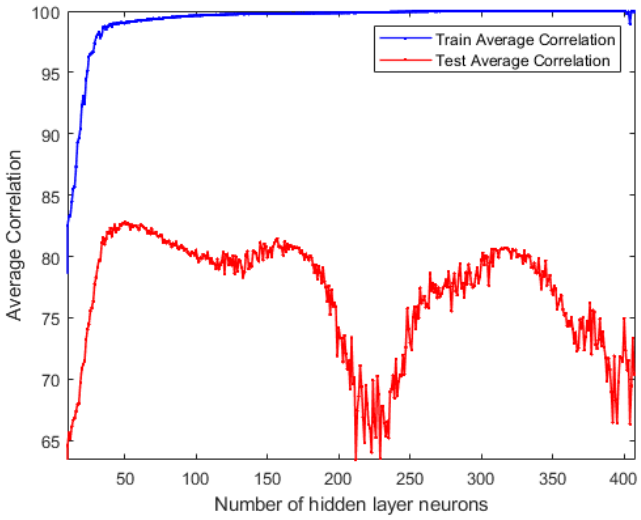
شکل (۹):: میانگین وابستگی در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای ایستگاه هیدرومتری بیات



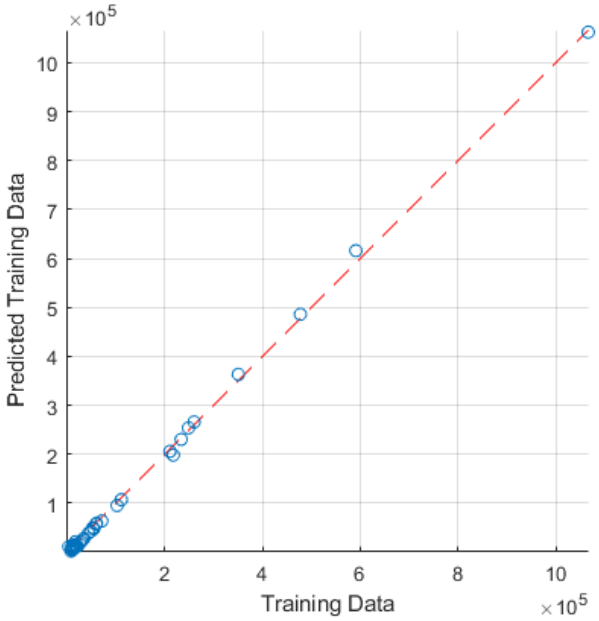
شکل (۱۰): دقت RBF داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای ایستگاه هیدرومتری بیات

همبستگی بر حسب تعداد نرون‌های لایه مخفی برای داده‌های آموزشی و آزمایشی مربوط به همه ایستگاه‌های هیدرومتری در شکل (۱۱) نشان داده شده است. در تعداد نرون‌های لایه مخفی برابر ۵۰، بیش‌ترین همبستگی داده‌های آموزشی و آزمایشی به‌دست می‌آید (جدول شماره ۱).

در جدول (۱) همبستگی بر حسب تعداد نرون‌های لایه مخفی برای داده‌های آموزشی و آزمایشی مربوط به چهار ایستگاه هیدرومتری رودخانه مورد مطالعه و همچنین داده‌های تجمیع شده کل ایستگاه‌ها ارئه گردیده است. مورد دیگر مشاهده شده در ایستگاه‌های مختلف افزایش همبستگی با افزایش تعداد نرون‌های لایه مخفی در داده های آموزشی بود. در صورتی که در داده‌های آزمایشی، با افزایش تعداد نرون‌های لایه مخفی، همبستگی روند یکنواختی نداشت.



شکل(۱۱):: میانگین وابستگی در داده‌های آموزشی و آزمایشی برای همه ایستگاه‌های هیدرومتری



شکل(۱۲):: دقت RBF داده‌های آموزشی و داده‌های پیش‌بینی شده متناظر آنها برای همه ایستگاه‌های هیدرومتری

جدول (۱): میانگین و ماکزیمم همبستگی داده‌های آموزشی و آزمایشی در ۱۰۰ تکرار برای هر تعداد نرون‌های لایه مخفی

تابع هدف	ایستگاه گوراب	ایستگاه سرکمر	ایستگاه جاده دهلران	ایستگاه بیات		میانگین همه ایستگاه‌ها
تعداد نرون‌های لایه مخفی	۱۱۵	۱۱۵	۱۰۳	۳۴	۷۵	۵۰
میانگین همبستگی داده‌های آموزشی	۱۰۰	۹۹/۹۳	۱۰۰	۹۳/۱۰	۱۰۰	۹۸/۸۷
میانگین همبستگی داده‌های آزمایشی	۸۳/۴۶	۷۰/۸۱	۸۴/۹۱	۹۱/۹۴	۸۸/۹۵	۸۲/۸۱
ماکزیمم همبستگی داده‌های آموزشی	۱۰۰	۹۹/۹۹	۱۰۰	۹۵/۵۳	۱۰۰	۹۹/۰۲
ماکزیمم همبستگی داده‌های آزمایشی	۸۳/۵۰	۸۱/۳۱	۸۴/۹۳	۹۴/۵۹	۹۴/۲۰	۸۵/۵۲

مقادیر ماکزیمم همبستگی به‌دست آمده با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک(GP) و توابع پایه شعاعی(RBF) در ایستگاه‌های هیدرومتری رودخانه مورد مطالعه در جدول (۲) ارائه گردیده است:

جدول (۲): ماکزیمم همبستگی داده‌های آموزشی با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و روش توابع پایه شعاعی

ایستگاه گوراب		ایستگاه سرکمر		ایستگاه جاده دهلران		ایستگاه بیات		همه ایستگاه‌ها	
روش GP	روش RBF	روش GP	روش RBF	روش GP	روش RBF	روش GP	روش RBF	روش GP	روش RBF
۹۹/۱۸	۱۰۰	۹۳/۵۱	۹۹/۹۹	۹۴/۲۱	۱۰۰	۹۲/۳۴	۱۰۰	۹۹/۱۷	۹۹/۰۲

نتایج جدول (۲) نشان می‌دهد در این تحقیق، ماکزیمم همبستگی به‌دست آمده از روش توابع پایه شعاعی (RBF) در تخمین بار رسوب معلق ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه بر روی رودخانه میمه، بیشتر از ماکزیمم همبستگی به‌دست آمده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) می‌باشد؛ لذا روش توابع پایه شعاعی از دقت بالاتری نسبت به روش برنامه‌ریزی ژنتیک برخوردار است. دلیل این امر را می‌توان وجود لایه مخفی شبکه عصبی توابع پایه شعاعی دانست که داده‌ها را از فضای غیر خطی به یک فضای خطی نگاشت می‌کند و به این ترتیب مسأله دسته‌بندی داده‌ها را به مسأله

ساده‌تری تبدیل می‌نماید. در کل می‌توان گفت، استفاده از تعداد نرون‌های بیشتر (حداکثر) به اندازه کل داده‌ها، نتیجه بهتری را ارائه می‌دهد. نتایج به‌دست آمده با اکثر نتایج تحقیقات پیشین بررسی شده در این مقاله از جمله تحقیقات هاتاتا و همکاران، که روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و توابع شعاعی را حائز دقت کافی معرفی کرده بودند، مطابقت دارد. هر چند در مورد نتایج این مقاله بیان شد که روش توابع شعاعی نسبت به روش برنامه‌ریزی ژنتیک دقت بیشتری را نشان داده است، اما هر دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک و توابع شعاعی از دقت لازم و کافی برخوردار بودند.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و به‌کارگیری و مقایسه دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) و توابع پایه شعاعی(RBF) و استفاده از آمار ۱۲ ساله چهار ایستگاه هیدرومتری گوراب، سرکمر، جاده دهلران و بیات که به ترتیب بر روی رودخانه میمه واقع گردیده‌اند و به‌کارگیری پارامترهای دبی رودخانه و شماره ماه طبق سال آبی به‌عنوان ورودی مدل‌های مورد استفاده، نسبت به تخمین مقادیر بار رسوب معلق رودخانه مورد مطالعه اقدام گردید. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که هر دو روش هوش مصنوعی به‌کار گرفته شده، از دقت بسیار بالایی در تخمین بار رسوب معلق رودخانه میمه برخوردارند ولی روش توابع پایه شعاعی عملکرد و دقت بالاتری نسبت به روش برنامه‌ریزی ژنتیک داشته است. پیشنهاد می‌گردد از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و روش توابع پایه شعاعی و سایر روش‌های هوش مصنوعی، جهت تخمین بار رسوب سایر رودخانه‌های کشور استفاده گردد و نتایج حاصله با نتایج این تحقیق مورد مقایسه قرار گیرد.

منابع

دانندہ مهر، ع.، علیایی، ا. و قربانی، م، ع. ۱۳۸۹. پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها بر مبنای دبی جریان با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک. مجله پژوهش‌های آبخیزداری، شماره ۸۸، ص ۵۴-۴۴.

دستورانی، م.، عظیمی‌فشی، خ.، طالبی، ع. و اختصاری، م. ۱۳۹۱. برآورد رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی حوزه آبخیز جامیشان استان کرمانشاه). پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، سال سوم، شماره ۶. ص ۷۴-۶۱

معاونت برنامه‌ریزی و نظارت راهبردی رئیس جمهور، ۱۳۹۱. راهنمای محاسبه بار رسوب معلق و بستر رودخانه، نشریه شماره ۵۹۰.

غلامی، و.، درخشان، ش. و درواری، ز. ۱۳۹۱. بررسی روش رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران. مجله پژوهش آب در کشاورزی، دوره ۲۶، شماره ۳، ص۷۰-۶۱.

میرسنجری، م.، محمدیاری، ف.، بصیری، ر. و حمیدی پور، ف. ۱۳۹۴. "مدل‌سازی پارامترهای کیفی EC، SAR و TDS در آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت مهران و دهلران)، نشریه انسان و محیط‌زیست، دوره ۱۵، شماره ۳، ص ۱۲-۱.

عینلو، ف.، معافی رابری، ع، ملکیان، آ.، قضاوی، ر. و محسنی ساروی، م. ۱۳۹۴. بررسی کیفیت آب زیرزمینی دشت زنجان از نظر استانداردهای شرب با استفاده از رویکرد زمین آمار. مجله جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، سال ۲۷، شماره ۲، ص ۱۶-۱.

Aytek, A. and Kisi, o., 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modelling. Journal of hydrology, 351(3-4): 288-298.

HRNİJA, B., Mehr, A. D. and SEFİK, B. 2019. Genetic programming for turbidity prediction: hourly and monthly scenarios. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi 25.8 (2019): 992-997.

Bi, Y., Xue, B. and Zhang, M. 2019. An evolutionary deep learning approach using genetic programming with convolution operators for image classification. In 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC) (pp. 3197-3204). IEEE.

Chadalawada, H. M. V. V. Herath, and V. Babovic. 2020. Hydrologically Informed Machine Learning for Rainfall-Runoff Modeling: A Genetic Programming-Based Toolkit for Automatic Model Induction. Water Resour. Res., vol. 56, no. 4, Apr. 2020, doi: 10.1029/2019WR026933.

Danandeh Mehr, Ali. Ercan, Kahya. and Cahit, Yerdelen. 2014. Linear genetic programming application for successive-station monthly streamflow prediction. Computers & Geosciences 70 (2014): 63-72.

Evolutionary Deep Learning. 2021. A Genetic Programming Approach to Image Classification. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8477933/ (accessed Jun. 21, 2021).

Hameed, M., Sharqi, S. S., Yaseen, Z. M., Afan, H. A., Hussain, A., & Elshafie, A. 2017. Application of artificial intelligence (AI) tEChniques in water quality index prediction: a case study in tropical region, Malaysia. Neural Computing and Applications, 28(1): 893-905.

Hatata, A., El-Gohary, E. H., Abd-Elhamid, H. F., & Said, N. 2021. Application of an artificial neural network for the improvement of agricultural drainage water quality using a submerged biofilter. Environmental Science and Pollution Research, 28(5): 5854-5866.

Haykin, S. 2010. Neural networks and learning machines, 3/E. Pearson Education India.

Hosseini, S.H., Karami, M., Olazar, M., Safabakhsh, R. and Rahmati, M., 2014. Prediction of the minimum spouting velocity by genetic programming approach. Industrial & Engineering Chemistry Research, 53(32): 12639-12643.

Huiqun, M, and Liu, L. 2008. Water quality assessment using artificial neural network. International Conference on Computer Science and Software Engineering. Vol. 1. IEEE, 2008.

Karami, M. 2013. Development of cellular processing algorithms using genetic programming in machine vision application. Amirkabir University of Technology, 2013.

Koza, J, R.1992. Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selECtion, vol. 1. MIT press, 1992.

Koza, J, R.1994. Genetic programming as a means for programming computers by natural selECtion. Stat. Comput., 4(2): 87–112, 1994.

Liang, J., Xue, Y. and Wang, J., 2020. Genetic programming based feature construction methods for foreground object segmentation. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 89, p.103334.

Melesse, A.M., S. Ahmad, M.E. McClain, X. Wang and Y.H. Lim. 2011. Suspended sediment load prediction of river systems: An artificial neural network approach. Agricultural Water Management, 98(5): 855-866.

Mustafa, H. M., MustapHa, A., Hayder, G., & Salisu, A. 2021. Applications of IoT and Artificial Intelligence in Water Quality Monitoring and Prediction: A Review. In 2021 6th International Conference on Inventive Computation TEChnologies (ICICT): 968-975 IEEE.

Rezaei, K., Pradhan, B., Vadiati, M. and Nadiri, A.A., 2021. Suspended sediment load prediction using artificial intelligence techniques: comparison between four state-of-the-art artificial neural network techniques. Arabian Journal of Geosciences, 14(3): 1-13.

Suganuma, M., Shirakawa, S. and Nagao, T., 2017, July. A genetic programming approach to designing convolutional neural network architECtures. In Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference :497-504

Wright, G. B. (2003). Radial basis function interpolation: numerical and analytical developments. University of Colorado at Boulder

Zhu, Y.M., Lu, X.X. and Zhou, Y., 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: an example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. Geomorphology, 84(1-2): 111-125.

Estimation of Suspended Sediment Load values of The River Using Artificial Intelligence Methods (Case study of Maymeh River)

Mehdi Karami[1], Mojtaba Karami*[2], Ebrahim Darvishi[3]

Abstract

The use of appropriate methods for estimating sediment load has long been considered by experts in river problems. In this study, The suspended sediment load of the river was estimated using two artificial intelligence methods, including genetic programming (GP) based on graph and radial base functions (RBF) method. The implementations use data from 12-year statistics and information from four hydrometric stations of Gourab, Sarkmar, Dehloran, and Bayat roads on Meymeh River in Ilam province. In this study, the parameters of moon number and river flow were used as inlet parameters and river sediment load as outlet parameters. In the equations obtained from genetic programming method (GP), the highest correlation In the equations obtained from genetic programming (GP) method, the highest correlation obtained was related to Gorab hydrometric station with 99.18% and the lowest correlation was obtained related to the aggregated data of four hydrometric stations with 92.17%. In the radial baseline functions (RBF) method, the maximum correlation between educational and experimental data related to Bayat station was obtained with 100% and 94.20%, respectively, and the results. The results showed that radial basis functions (RBF) had better performance than genetic programming (GP) in estimating the suspended sediment load of Meymeh River

Keywords: artificial intelligence, genetic programming, Meymeh River, Radial basis function, Sediment load.

1M.Sc.irrigation and drainage in Ilam Regional Water Company. Iran, m.karami@ilrw.ir

[2] *. Assistant Professor, Department of Computer. Ilam University. Iran, m.karami@ilam.ac.ir

[3] Invited Assistant Professor, Department of Water and Soil. Ilam University. Iran, ndarvishy@gmail.com