

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و دوم، شماره یازده، بهمن ماه ۹۸

ارزیابی میزان برآورد رسوب با بهره گیری از روش منحنی سنجه و مقایسه نتایج

با روش های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی

(مطالعه موردی: رودخانه بابل رود-استان مازندران)

علیرضا مردوخ پور^{۱*}

Alireza.mardookhpour@yahoo.com

حسین جاماسبی^۲

امید علیپور^۳

تاریخ پذیرش: ۹۶/۲/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۵/۹/۱

چکیده

زمینه و هدف: در تحقیق حاضر، هدف مقایسه تخمین بار رسوب معلق رودخانه بابلرود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، روش منحنی سنجه، و روش رگرسیون می باشد.

روش بررسی: ورودی های مدل شامل دبی و خروجی مدل غلظت رسوب در گام زمانی بوده است. ورودی و خروجی رودخانه در دوره (۱۳۹۲-۱۳۵۹) دارای روند مثبت بوده و ۷۵ درصد داده ها جهت آموزش و ۲۵ درصد داده ها جهت آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفت. برای آموزش شبکه ابتدا تعدادی از داده ها که معرف شرایط مساله باشد را برای آموزش انتخاب کرده و بقیه داده ها جهت آزمون عملکرد شبکه آموزش دیده، به کار می رود.

یافته ها: نتایج بدست آمده نشان می دهند که غلظت بار معلق رسوب حاصل از مدل های شبکه عصبی مصنوعی به داده های واقعی غلظت رسوب نزدیک تر هستند و ضریب همبستگی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی معادل ۹۲/۸ درصد می باشد. این در حالی است که ضریب همبستگی برای مدل های منحنی سنجه معادل ۸۷/۱ درصد و روش رگرسیون آماری حداکثر معادل ۹۰ درصدی باشد.

بحث و نتیجه گیری: سیستم شبکه عصبی مصنوعی نتایج و کارایی بهتری در پیش بینی بار معلق رسوب دارد و کارایی و انعطاف پذیری مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی میزان رسوبات معلق رودخانه نسبت به مدل های آماری و منحنی سنجه نشان داده شده است.

واژه های کلیدی: رسوب، منحنی سنجه، رگرسیون، شبکه عصبی، رودخانه بابل رود

۱- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان، ایران* (مسئول مکاتبات)

۲- دکترای گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان، ایران

۳- کارشناس ارشد مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان، ایران

Evaluation of Suspended Sediment Load by Sediment Rating Curves and Comparing with Artificial Neural Network and Regression Methods (Case study: Babolrud River Mazandaran Province)

Alireza Mardookhpour^{1*}

Alireza.mardookhpour@yahoo.com

Hosein jamasbi²

Omid Alipour³

Admission Date: May 10, 2017

Date Received: November 21, 2016

Abstract

Background and Objective: In this research the object is prediction of suspended sediment load by and artificial neural network (ANN), Sediment Rating Curves (SRC) and regression method for Babolrud River in Mazandaran province.

Method: The inputs conclude discharge and the output is sediments concentration in time series. The input and output of river have positive procedure for (1979-2013) and 75% of data utilized for training and 25% for tests. For training the network, data that recognize issue conditions were selected and some data for testing,

Findings: The results show the concentration of sediment suspended load derived artificial neural network and is close together and regression coefficient is 92.8%, while regression coefficient is 83% for sediment rating curves and 90% for statistical method respectively.

Discussion and Conclusion: In conclusion, artificial neural network (ANN) has more workability and flexibility for prediction of suspended sediment load to sediment rating curves and statistical methods.

Keywords: Sediment, sediment rating curves, regression, artificial neural network, Babolrud River.

1- Assistant Prof. Department of civil engineering, Islamic Azad University, Lahijan Branch, lahijan, Iran
*(Corresponding Authours).

2- Ph.d.Department of civil engineering, Islamic Azad University, Lahijan Branch, lahijan, Iran

3- Ms.C. Department of civil engineering, Islamic Azad University, Lahijan Branch, lahijan, Iran.

مقدمه

انتقال رسوب و رسوب گذاری، پیامدهایی چون ایجاد جزایر رسوبی در مسیر رودخانه و در نتیجه کاهش ظرفیت انتقال جریان های سیلابی، کاهش عمر مفید سدها و ظرفیت ذخیره مخازن، خوردگی تأسیسات سازه های رودخانه ای و وارد شدن خسارات به ابنیه آبی و مزارع، رسوب گذاری در کف کانال و بسیاری مشکلات دیگر را در بر دارد. برای برآورد بار معلق روش های مختلفی وجود دارد، اما هنوز روش تحلیلی یا تجربی مناسبی که بر اساس آن بتوان به تخمین درستی از میزان رسوبات حمل شده توسط جریان دست یافت ارایه نشده است (۱). یکی از رویکردهای تخمین دبی رسوب، استفاده از مدل های ریاضی است. با توجه به این که معمولاً این مدلها به داده های متنوع هیدرولیکی نیازمند بوده و در اکثر موارد چنین داده هایی به اندازه کافی یافت نمی شوند، محققان روشی موسوم به منحنی سنج رسوب را پیشنهاد نموده اند (۲). در اکثر موارد در این روش ها از رابطه توانی بین دبی جریان و دبی رسوب معلق که به منحنی سنج رسوب معروف است استفاده می شود. همچنین آنالیز سری های زمانی روی بار معلق رسوب برای یک ایستگاه با ترسیم منحنی بار معلق -دبی جریان صورت می گیرد (۳). در روش های فوق نیاز به داده های متنوع هیدرولیکی می باشد که در اکثر موارد موجود نمی باشند. از آنجا که معادلات موجود بر مبنای شرایط اقلیمی یا فیزیکی منطقه مورد مطالعه است، استفاده از منحنی سنج رسوب برای استفاده از تعیین مقدار رسوب در یک حوضه آبریز نیاز به واسنجی دارد (۴). مطالعات اخیر حاکی از آن است که شبکه عصبی مصنوعی ابزاری قدرتمند و دقیق در مورد مسایل غیرخطی و پیچیده از جمله پدیده رسوب می باشد (۵). سیستم شبکه عصبی مصنوعی با تکیه بر داده ها و قابلیت انعطاف پذیری بالا با برقراری اوزان مختلف به ارتباطات عصبی در جریان فرآیند یادگیری قادر است جواب گوی مسایل مبهم و پیچیده باشد (۶). در این زمینه برخی محققین اقدام به برآورد بار معلق در رودخانه ها با استفاده از روش شبکه عصبی و منحنی سنج نمودند (۷). نتایج تحقیقات

نشان داد که مدل شبکه های عصبی مصنوعی قادر به ارایه اطلاعاتی حتی در مورد ساختار وقایع هم چون پدیده پسماند در رابطه دبی و رسوب تحت تأثیر شرایط پیشین است (۸). برخی محققین با طراحی یک شبکه عصبی سه لایه براساس خصوصیات فیزیوگرافی دو حوزه هیدروگراف واحد جریان را شبیه سازی نمودند و ضریب تشخیص بالاتر این روش را عامل برتری آن نسبت به روش معمول محاسبه ابعاد هیدروگراف برشمردند و ضمن معرفی روش شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روش مطلوب به ویژگی های آن از جمله قابلیت به کارگیری داده های ژئومورفولوژیکی حوزه در برآورد جریان مستقیم آن اشاره نمودند (۹). صادقی و همکاران (۱۰) با به کارگیری دو الگوریتم آموزش برای رسوب حوزه آبریز و مقایسه نتایج به دست آمده با روش های متداول منحنی سنج رسوب و رگرسیون خطی چند متغیره دریافتند که به کارگیری شبکه های عصبی مصنوعی در زمینه رسوب کاملاً بر روش های مذکور برتری دارد. واروانی و همکاران (۱۱)

با بررسی ۱۰ داده ورودی به این نتیجه رسیدند که ۳ داده دبی، بارندگی روز قبل و عرض سطح آب بیش از بقیه پارامترها در میزان بار معلق مؤثرند. هنگامی که متغیرهای ورودی و تأثیر تأخیر زمانی آن ها به طور صحیح به عنوان متغیرهای ورودی وارد مدل شوند، شبکه عصبی دقت نسبتاً بالاتری را در مقایسه با روش های رگرسیونی چندمتغیره داشته و نیز این روش مقادیر دبی حد (حداکثر و حداقل) را نزدیک تر به واقعیت برآورد می کند (۱۲).

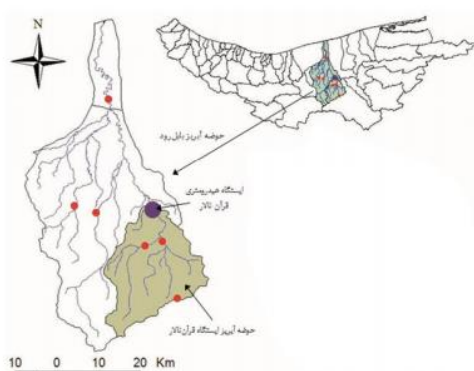
نگاهی به مراجع نشان می دهد که بررسی های زیادی در خصوص اثر روند افزایشی یا کاهش جریان در دبی رسوب انجام نشده، بنابراین در این پژوهش علاوه بر داده های متناظر دبی جریان و دبی رسوب، تأثیر روند افزایش یا کاهش در شاخه های هیدروگراف بر میزان رسوب معلق دیده شده است. در این پژوهش همچنین با توجه به مزایای شبکه های عصبی مصنوعی و نیز عملکرد مناسب آن در بسیاری از موارد در مهندسی منابع

قرار گرفته است. حداقل ارتفاع حوزه ۵۵ متر و حداکثر آن ۳۳۱۷ متر است. متوسط بارندگی سالانه حوزه معادل ۸۲۱/۸ میلی متری باشد موقعیت منطقه مورد مطالعه در شکل (۱) و برخی نقشه های ارایه شده برای منطقه مورد مطالعه شامل نقشه های شیب، جهت، DEM و توپوگرافی در شکل (۲) نشان داده شده است. در جدول (۱) خصوصیات طبیعی حوزه آبخیز رودخانه بابل رود ارایه شده است.

آب، قابلیت روش هوشمند شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش معادله سنج رسوب با و بدون دسته بندی داده مورد ارزیابی قرار می گیرد.

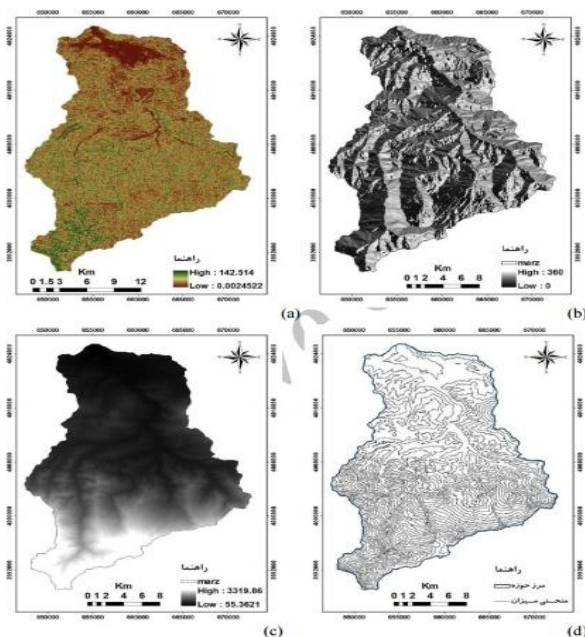
مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه: حوزه آبریز بابل رود در جنوب شهرستان بابل واقع در استان مازندران، با مساحتی بالغ بر ۵۱۷۲۵ هکتار، بین ۵۲ درجه و ۳۸ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۵۵ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۲ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۲۲ دقیقه عرض شمالی



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان مازندران

Figure 1. Location of area in Mazandaran province



شکل ۲- اشکال مختلف منطقه مورد مطالعه: a: نقشه شیب، b: نقشه جهت، c: نقشه DEM، d: نقشه توپوگرافی

Figure 2. Various shapes of area a: slope map b: direction map c:DEM map d: topography map

جدول ۱- خصوصیات طبیعی حوضه آبخیز رودخانه بابل رود

Table 1. Natural characteristics of Babolroud river watershed

ردیف	پارامتر	واحد	مقدار
۱	مساحت	کیلومتر مربع	۱۴۲/۳۸۷
۲	محیط	کیلومتر	۵۶/۰۵۶
۳	طول آبراهه اصلی	کیلومتر	۲۱/۸۸۴
۴	ارتفاع حداکثر	کیلومتر	۳۲۹۸
۵	متوسط ارتفاع	کیلومتر	۲۳۷۰
۶	ارتفاع حداقل	کیلومتر	۲۱۸۵
۷	طول کل آبراهه ها	کیلومتر	۳۹۹
۸	تعداد آبراهه ها	کیلومتر	۱۸۰
۹	طول حوضه	کیلومتر	۲۱/۳۶
۱۰	عرض حوضه	کیلومتر	۶/۶۶

مدل سازی داده ها: در این پژوهش، ابتدا داده های روزانه دبی جریان و غلظت رسوب شش ایستگاه هیدرومتری واقع بر رودخانه مورد مطالعه از شرکت آب منطقه ای مازندران جمع آوری و پس از بررسی، تنها ایستگاه قرآن تالار دارای طول دوره آماری ۳۳ ساله، از سال آبی ۶۰-۱۳۵۹ لغایت ۹۲-۱۳۹۱ بوده است که مناسب تشخیص داده شد. قبل از هرگونه اقدام برای تجزیه و تحلیل داده ها، به منظور اطمینان از کیفیت، همگنی و کامل بودن سری آماری، از ضریب همبستگی بین ایستگاه های

هم جوار استفاده گردید. در جدول (۲) مقادیر آماری داده های دبی رودخانه و دبی رسوب ارایه شده است. ابتدا آزمون حذف داده ها به کمک محاسبه شاخص باقی مانده استیودنت (R Student) در نرم افزار SPSS انجام گرفت که در نتیجه آن داده های پرت شناسایی و حذف گردیدند. جهت نرمال سازی داده ها از روش لگاریتم گیری داده ها استفاده گردید. سپس مجموعه داده ها به دو گروه آموزش و آزمون تقسیم شدند. تعداد ۷۵ درصد داده ها برای آموزش یا واسنجی و ۲۵ درصد داده ها برای صحت سنجی یا آزمون مدل ها اختصاص یافت.

جدول ۲- مشخصات آماری داده های مورد بررسی اخذ شده از ایستگاه بابل رود

Table 2. Statistical specifications of data from Babolroud station

پارامتر آماری	دبی آب در همان روز (مترمکعب بر ثانیه)	دبی آب در یک روز قبل (مترمکعب بر ثانیه)	اشل (سانتی متر)	وضعیت هیدروگراف	دبی رسوب در همان روز (تن در روز)
حداکثر	۸۴/۸	۱۱۴/۷۴	۱۹۰	+۱	۳۹۱۶۷/۶۸
حداقل	۱/۹۶	۱/۹۶	۰/۵	-۱	۰/۱۷۶
میانگین	۱۳/۸۳	۱۵/۴۲	۸۹/۸۳	-۰/۳۶	۱۵۰۵/۴۷

بعد از طراحی مدل ها با داده های آزمون، مدل ها مورد ارزیابی قرار گرفتند. از آنجایی که در روش هوش مصنوعی، در صورت وجود اختلاف زیاد دامنه تغییرات داده های آموزش با

داده های آزمون، پیش بینی ضعیف خواهد بود، بدین منظور برای گزینش آن ها سعی شد داده ها به شیوه سعی و خطا طوری انتخاب شوند که از نظر معیارهای آماری،

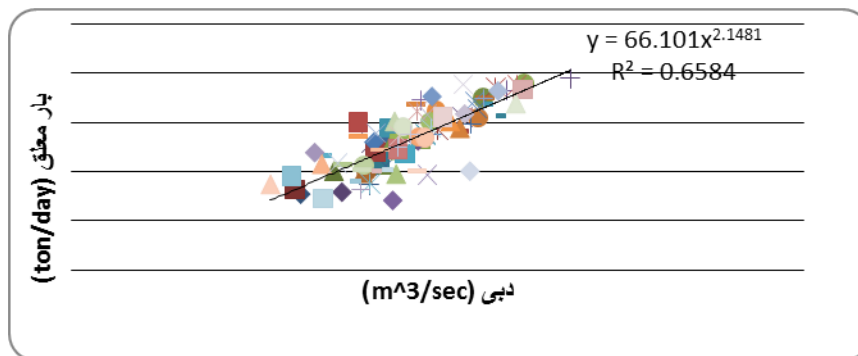
ساخت مدل بر اساس شبکه عصبی مصنوعی: ساختار نهایی شبکه عصبی مورد استفاده برای این تحقیق نوع پرسپترون چندلایه و متد آموزشی پس انتشار خطا انتخاب گردید. شبکه های عصبی مصنوعی اساسا توسط یک سری محدود از داده های واقعی آموزش می بینند و چنانچه پارامترهای موثر بر پدیده مورد بررسی به صورت صحیح انتخاب و به شبکه داده شوند می توان انتظار داشت که جواب های منطقی از شبکه دریافت نمود یک شبکه عصبی شامل قسمت های زیر می باشد:

میانگین و انحراف معیار همانند یکدیگر باشند و مقادیر حدی در دسته آموزش واقع گردند.

ساخت مدل به کمک منحنی سنجهی رسوب: برای ساخت مدل به کمک روش منحنی سنجهی رسوب داده های مربوط به بخش قبل مورد استفاده قرار گرفتند. بدین ترتیب که ابتدا با کمک داده های دبی و بار معلق مربوط به این بخش معادله ای حاکم بر آن ها به صورت توانی یافته شد. این معادله در رابطه ای (۱) دیده می شود:

$$y = 66.101x^{2.1481} \quad (1)$$

در رابطه (۱)، Y عبارتست از مقدار بار معلق و X عبارتست از دبی در ایستگاه قرآن تالار. منحنی لگاریتمی این بین داده ها در شکل (۳) قابل مشاهده است.

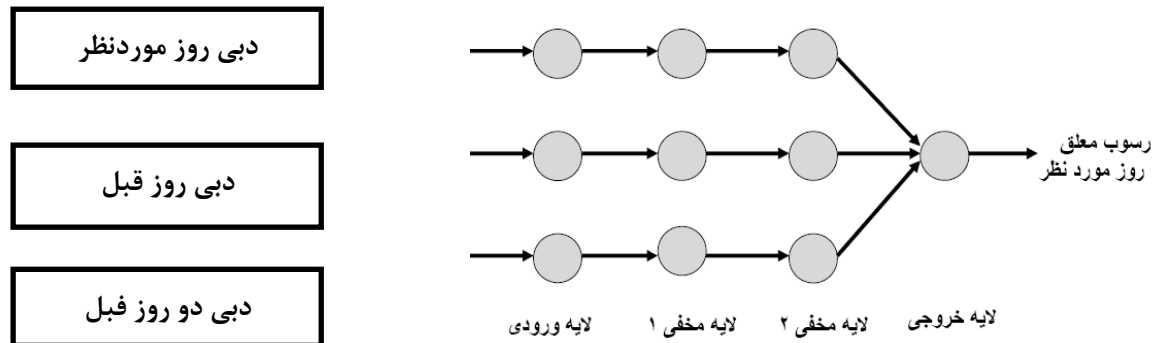


شکل ۳- ساخت مدل به کمک منحنی سنجهی رسوب در ایستگاه قرآن تالار

Figure 3. Making model by utilizing sediment rating curves at Ghorantalar station

لایه خروجی: در این لایه، خروجی ها به دنیای خارج متصل می شوند و در آن بردارهای خروجی، نگاشت و استقرار می یابند.

لایه ورودی: در این لایه، ورودی ها به دنیای خارج متصل شده اند. این لایه اساسا یک لایه کشنده می باشد که در آن ورودی ها پس از دریافت به گونه ای ساده به لایه بعدی شبکه متصل شده اند. در این لایه هیچ پردازشی صورت نمی گیرد. لایه پنهان: لایه ای است که در آن پردازش انجام می شود. شبکه می تواند یک یا بیش تر از یک لایه میانی داشته باشد. تعداد این لایه ها و تعداد گره ها در هر لایه توسط طراح و اغلب طی فرآیند آزمون و خطا بدست می آید.



شکل ۴- ساختمان شبکه عصبی استفاده شده در تحقیق

Figure 4. Artificial neural network construction used in research

پارامترهای به کار گرفته شده، پارامترهای تأثیر گذار انتخاب شده است. این روش به اختصار به روش مارس^۲ MARS معروف است. در این روش بردار دبی با استفاده از به توان رسانی پارامترهای ژئومورفولوژی به تعداد زیادی متغیر مستقل تبدیل شده سپس با استفاده از آنالیز رگرسیون چند متغیره به کمک روش گام به گام پارامترهای مدل تعیین شده و پارامترهای اضافی یا بی تأثیر حذف می شود. برای ارزیابی نتایج عملکرد مدل های طراحی شده از مجذور میانگین مربعات خطا^۳ و ضریب تبیین^۴ بین بردار مشاهده شده و بردار پیش بینی شده بهره گیری شده است (جدول ۳).

برای کار با نرم افزار MATLAB نیاز است تا داده ها استاندارد شود یعنی تبدیل داده ها به اعدادی بین ۰ و ۱ است. نوع شبکه‌ی NEWFF بوده و تابع آموزشی مارکوات- لونبرگ نتایج استفاده شد. نوع تابع انتقال چه در لایه‌ی پنهان و چه در لایه‌ی خروجی، خطی دارای نتایج بهینه بود.

معیارهای آماری: مدل های آماری طراحی شده به دو شیوه رگرسیون ساده و رگرسیون چند متغیره استفاده گردید. در رگرسیون ساده بهترین رابطه برداشش بین دبی لحظه ای و رسوب لحظه ای از بین روابط خطی، معکوس، نمایی، الگوریتمی، درجه دو، درجه سه و توانی مبنای تصمیم گیری قرار گرفته است این روش به روش منحنی سنج رسوب^۱ یا SRC معروف است. نوع دوم مدل آماری در نتیجه تأثیر پارامترهای ژئومورفولوژی بر روی دبی لحظه ای طراحی گردیده است و ارتباط غیر خطی بین این متغیرهای مستقل با رسوب لحظه ای محاسبه و با استفاده از آنالیز رگرسیون از بین

2-Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)

3- Root Mean Square Error (RMSE)

4- Coefficient of determination (R^2)

جدول ۳- معیارهای ارزیابی کارایی مدل ها

Table 3. Evaluation criteria's for model workability

فرمول	معیار
$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(y_t - y_i)^2}{n}}$ $R^2 = 1 - \frac{\sum(y_t - y_i)^2}{\sum y_t^2}$	ریشه میانگین مربع خطا (Root Mean Square Error) ضریب تبیین R^2

$$S = aR^b \quad (2)$$

در رابطه (۲)، a, b ضرایب رابطه، R میزان رواناب لحظه ای، S میزان رسوب لحظه ای می باشد. نتایج آنالیز رگرسیون چند متغیره ژئومورفولوژیکی و انتخاب مدل مناسب MARS به شرح جدول (۵) است. در این جدول نتایج انتخاب نهایی متغیرهای مدل تبیین شده است. مشخصات ارزش یابی مدل نهایی شده به کمک آماره های ضریب همبستگی، ضریب تبیین، ضریب تبیین تعدیل شده و مجذور میانگین مربعات خطا گزارش شده است. در این جداول همچنین ضرایب لازم برای بازسازی آن محاسبه و گزارش شده است.

در روابط فوق y_t و \hat{y}_t و n به ترتیب مقدار هدف (مشاهده- واقعی)، خروجی مدل و تعداد مشاهدات هستند.

نتایج و بحث: نتایج آزمون بهترین رابطه برداش در روش SRC، به شرح جدول (۴) می باشد. در این جداول نتایج انواع مدل های ساده برداش بین دبی لحظه ای و رسوب لحظه ای ارایه شده است. از مقایسه ضرایب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطا بهترین تابع برداش بین این دو متغیر از نوع تابع توانی انتخاب شده است. شکل کلی آن به صورت رابطه (۲) می باشد.

جدول ۴- خلاصه مدل های مختلف جهت انتخاب مدل مناسب و برآورد پارامترهای مدل ها

Table 4. Various models abstracted for selecting suitable model and evaluating model parameters

برآورد پارامترهای مدل				خلاصه مدل						معادله
3b	2b	1b	مقدار ثابت	RMSE	Sig	2df	1df	F	R2	
		۱۲/۹۷۶	-۰/۷۲۲	۲/۵۶۸	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۲۵۶/۰۲۳	۰/۷۲۳	خطی
		۱/۸۶۶	۶/۸۲۰	۳/۹۶۵	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۵۰/۴۴۷	۰/۳۴۰	لگاریتمی
		-۰/۰۵۳	۳/۶۵۰	۴/۵۶۳	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۱۴/۱۰۷	۰/۱۲۶	معکوس
	۷/۷۶۸	۳/۵۱۹	۰/۱۳۱	۲/۱۲۳	۰/۰۰۰	۹۸	۲	۲۱۰/۳۰۸	۰/۸۱۳	درجه دو
۰/۹۰۰-	۹/۹۱۹	۲/۴۴۱	۰/۱۸۶	۲/۱۳۳	۰/۰۰۰	۹۸	۳	۱۳۹/۰۰۷	۰/۸۱۳	درجه سه
		۱۰۶/۱۴۱	۰/۱۴۲	۱/۱۶۷	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۱۶۰/۰۸۹	۰/۶۲	مرکب
		۱/۱۵۲	۷/۴۹۲	۰/۷۰۸	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۶۰۲/۶۴۳	۰/۸۶۰	توانی
		-۰/۰۴۷	۰/۵۰۲	۱/۰۹۳	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۱۹۶/۵۲۴	۰/۶۶۷	سیگموئید
		۴/۶۶۵	۱/۹۵۱-	۱/۱۶۷	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۱۶۰/۰۸۹	۰/۶۲۰	رشد
		۴/۶۶۵	۰/۱۴۲	۱/۱۶۷	۰/۰۰۰	۹۸	۱	۱۶۰/۰۸۹	۰/۶۲۰	نمایی

میانگین مربعات خطا گزارش شده است. در این جداول همچنین ضرایب لازم برای بازسازی آن محاسبه و گزارش شده است.

نتایج آنالیز رگرسیون چند متغیره ژئومورفولوژیکی و انتخاب مدل مناسب MARS به شرح جدول (۵) است. در این جدول نتایج انتخاب نهایی متغیرهای مدل تبیین شده است. مشخصات ارزش یابی مدل نهایی شده به کمک آماره های ضریب همبستگی، ضریب تبیین، ضریب تبیین تعدیل شده و مجذور

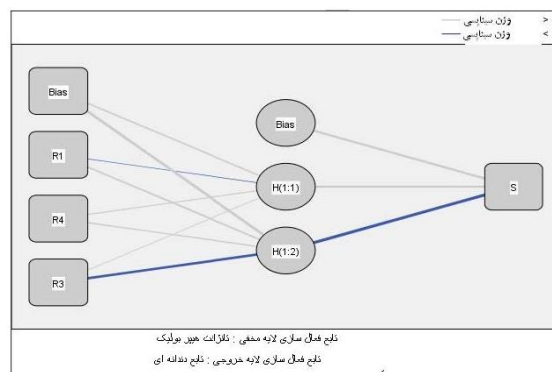
جدول ۵ - نتایج ارزیابی مدل و ضرایب مدل نهایی شده MARS

Table 5. Results of model and final index of MARS

Sig.	t	ضرایب استاندارد	ضرایب غیراستاندارد		متغیر	خلاصه مدل			
			Beta	خطای استاندارد		B	RMSE	Adj.R2	R2
۰/۰۲۰	۲/۳۷۰-	-	۳۴/۳۲۰	۸۱/۳۲۶-	مقدار ثابت	۲/۱۴۲	۰/۸۰۵	۰/۸۱۱	۰/۹۰۱
۰/۰۱۹	۲/۳۹۳	۰/۵۳۶	۳۷/۵۷۱	۸۹/۸۹۵	1R				
۰/۰۰۱	۳/۵۲۳	۱/۱۷۷۶-	۸/۰۸۴	۲۸/۴۸۳-	4R				
۰/۰۰۰	۶/۶۲۸	۲/۱۶۷	۴/۸۰۲	۳۱/۸۲۸	3R				

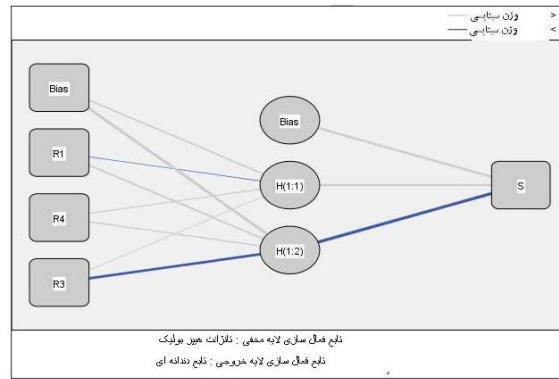
GANN را به تصویر کشیده است. ساختار و توابع عملکردی روش های NGANN و GANN ثابت فرض شده است تا بتوان نتایج حاصل از مدل سازی را به روش به کار گرفته و نه به تکنیک به کار رفته شده نسبت داد.

شبکه های عصبی مصنوعی طراحی و انتخاب شده، پس از مرحله آزمون و خطا به کمک تابع عملکرد خطا نهایی شده اند. در شکل (۵) شبکه طراحی شده مدل NGANN که یک لایه مخفی با ۲ نرون در این لایه را که با اوزان مختلف بهم متصل شده اند را نشان می دهد. شکل (۶) شبکه عصبی روش



شکل ۵- ساختار عصبی مصنوعی طراحی شده بر اساس دبی جریان و دبی رسوب

Figure 5. Artificial neural network constructed based on flow and sediment discharge

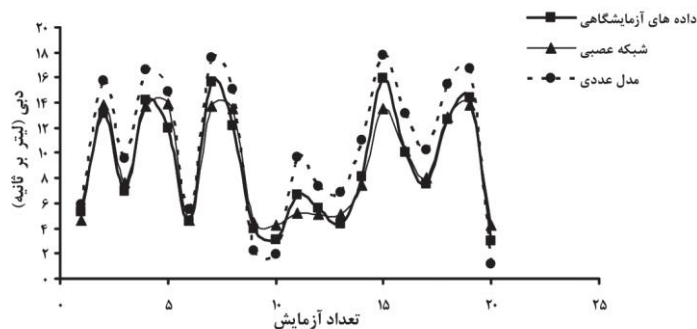


شکل ۶- ساختار شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده بر اساس پارامترهای ژئومورفولوژیک و دبی جریان و رسوب.

Figure 5. Artificial neural network constructed based on geomorphologic and flow and sediment discharge parameters

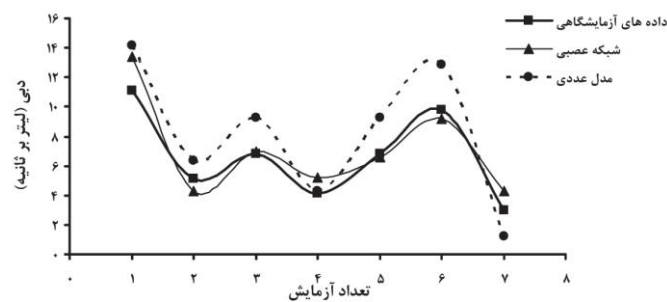
داده های آموزش، رابطه توانی با ضریب تبیین $0/860$ حاصل شده است. در شکل های (۷)، (۸) و (۹) مقایسه دبی پیش بینی شده توسط مدل عددی و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده اند.

نتایج مدل های رگرسیونی پیش بینی میزان رسوب لحظه ای بر حسب تن در روز در جدول (۵) ارائه شده است. بهترین معادله برازش بین میزان دبی و رسوب لحظه ای از بین مدل های خطی، لگاریتمی، درجه ۲، درجه ۳، معکوس و توانی برای



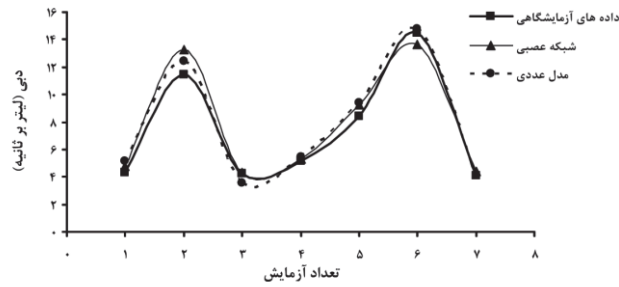
شکل ۷- مقایسه دبی پیش بینی شده توسط مدل عددی و شبکه عصبی برای داده های آموزش

Figure 7. Comparison of predicted model by numerical model and artificial neural network for training data



شکل ۸- مقایسه دبی پیش بینی شده توسط مدل عددی و شبکه عصبی برای داده های صحت سنجی

Figure 8. Comparison of predicted model by numerical model and artificial neural network for correctness data



شکل ۹-مقایسه دبی پیشبینی شده توسط مدل عددی و شبکه عصبی برای داده های آزمون

Figure 9. Comparison of predicted model by numerical model and artificial neural network for testing data

پذیر است. این فاکتورها زمانی می توانند ارزش رجحانی مدل ها را تعیین نمایند که بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش بینی شده محاسبه شوند. توجه به مقادیر $RMSE$ و R^2 مزیت نسبی مدل ها را نشان می دهد.

نتایج حاصل از مدل سازی آماری و شبکه های عصبی مصنوعی و عملکرد هر مدل در جدول (۷) ارایه شده است. مجذور میانگین مربعات خطا و میزان ضریب تبیین و بردارهای ورودی هر مدل به صورت جداگانه بیان شده است. ارزیابی عملکرد مدل های مختلف به کمک فاکتورهای $RMSE$ و R^2 امکان

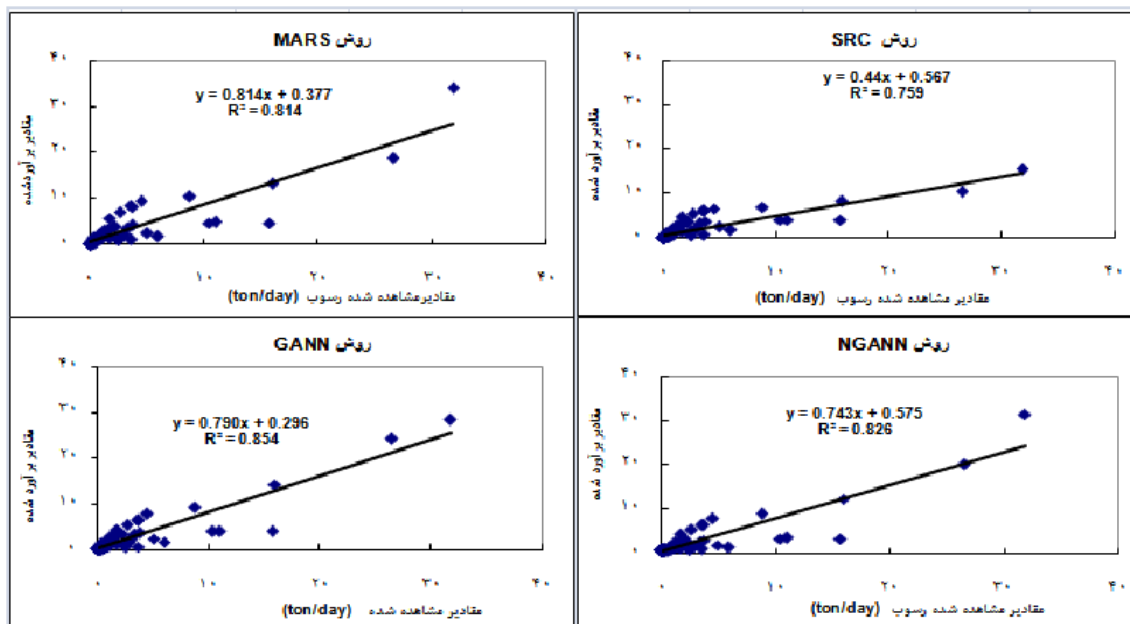
جدول ۷- نتایج ارزیابی مدل های مختلف طراحی شده برای برآورد رسوب معلق جریان حوضه رودخانه بابل رود

Table 7. Results of evolution of various models for prediction of suspended sediment load for Babolroud river watershed

مدل	ورودی ها	R	R^2	$R Adj^2$	RMSE
SRC	R (دبی جریان)	۰/۸۷۱	۰/۷۵۹	۰/۷۵۷	۲/۳۹۵
MARS	R^{Df} , R^{Rc} , R^{Rr}	۰/۹۰۱	۰/۸۱۱	۰/۸۰۵	۲/۱۴۲
NGANN	R (دبی جریان)	۰/۹۰۹	۰/۸۲۷	۰/۸۲۵	۲/۰۳۱
GANN	R^{Df} , R^{Rc} , R^{Rr}	۰/۹۲۸	۰/۸۶۲	۰/۸۶۰	۱/۸۱۵

پیش بینی شده در مدل های چهارگانه تحقیق برای داده های آزمون بر اساس ضریب تبیین را نشان می دهد. در مقایسه کارایی این مدل ها هر چه نتایج پیش بینی بیش تر منطبق بر نتایج مشاهده شده باشد مدل از کارایی مطلوب تری برخوردار است.

بیش ترین ضریب تبیین معنی دار و کمترین میزان خطا، بهترین روش را معرفی می نماید بنابراین، ارزش رجحانی روش ها به ترتیب SRC، MARS، NGANN، GANN با میزان ضرایب تبیین ۰/۸۶، ۰/۸۳، ۰/۸۱ و ۰/۷۶ و مقادیر خطای برآورد ۱/۸۱۵، ۲/۰۳۱، ۲/۱۴۲ و ۲/۳۹۵ تعیین می گردد. شکل (۱۰) ارتباط بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر



شکل ۱۰- نمودارهای چهارگانه ارتباط بین مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده میزان رسوب روزانه بر اساس داده های

آزمون الف) روش PR، ب) روش MARS، ج) روش ANN و د) روش GANN.

Figure 10. Field and predicted data connection diagrams of daily sediment load based on testing data A:PR method B:MARS method C:ANN method D:GANN method

نتیجه

یک لایه مخفی و ۲ نرون در لایه مخفی بوده و قابلیت پیش بینی و شبیه سازی بار رسوب جریان را با کمترین محدودیت دارا است.

مقایسه نتایج روش های آماری و نتایج شبکه های عصبی ارزش رحجان مدل های شبکه عصبی را در برآورد رسوب لحظه ای روزانه بیان می کند. علت تفاوت بین عملکرد بهتر شبکه های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش های آماری را می توان در قابلیت تخمین و پیش بینی شبکه های عصبی مصنوعی برای تقریب غیر خطی با حجم کم داده ها جستجو نمود. این در حالی است که عملکرد و دقت روش های رگرسیونی به شدت از حجم نمونه تبعیت می کند و حجم کم نمونه ها می تواند عامل محدودیت مدل های آماری گردد. لیکن در مدل های طراحی شده شبکه عصبی مصنوعی کم بودن تعداد نمونه ها محدودیت چشم گیری ایجاد نکرده است. نتیجه گیری نهایی تحقیق معرفی و ارائه مدل طراحی شده شبکه عصبی مصنوعی به کمک پارامترهای ژئومورفولوژیکی حوضه آبخیز رودخانه مزبور است. این مدل از نوع شبکه پیش خور با الگوریتم پس انتشار خطا با

Reference

- Ahmadi, M. (2012). Estimating sediment of rivers by RBF and MLP. 11th hydraulic conference in Iran, Urmia University, IRAN (In Persian).
- Amutha, R., Porchelvan, P.2011. Seasonal Prediction of Ground Water Levels Using Anfis and Radial Basis Neural Network, International Journal of Geology, Earth and Environmental Sciences. 7(3):pp. 34-56
- Bhattacharya, B., Price R.K. And Solomatine. D.P.2007. Machine learning approach to modeling

- wavelet conjunction model, Hydrologic Engineering, 16(8):pp.613-627.
9. Rezaei, M., Fereydooni, M. 2015. comparative evaluation of adaptive neuro-fuzzy inference system (Anfis) and artificial neural network (ANN) in simulation of suspended sediment load. Indian Journal of Fundamental and Applied Life Sciences. 6: pp.78-86.
 10. Sadeghi, S.H.R., Saeedi, P., Raeesi, M.B., and Noor, H. 2010. Operation of median groups method in improvement of monthly sediment rating relations. In: The 4th National Seminar on Erosion and Sediment. Noor, Iran, 6p.
 11. Varvani, J., Najafinejad, A., and Mirmoeeni, A. 2008. Correction of sediment rating curve with minimum variance unbiased estimator method. J. Agric. Sci. and Natur. Resour. 15: 1.123-131.
 12. Zhou, Y., Lu, X.X., Huang, Y., Zhu, Y.M., 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the upper Yangtze catchment, China. Geomorphology 84, 111-125.
 - sediment transport, Journal of Hydraulic Engineering, 133(4): pp.440-450.
 4. Hyuk, P., Jang, K., Zhiqing, Kwon. Hyuk, J. and Lee, J. 2009. Prediction debris Yield from burned watershed: comparison of statistical and artificial neural network models, Journal of American Water resources association, 45, (1).
 5. Issazadeh, L. Govay, B. 2014. Reservoir Sediment Prediction in Duhok Dam Using Artificial Neural Network and Conventional Methods. Indian Journal of Fundamental and Applied Life Sciences. 4: pp.56-67.
 6. Mirbagheri, S., and Rajaei, T. 2006. Improve the predict and estimating river suspended load with artificial neural networks. P 435-443, In: The 7rd Civil Engineering National Conference. Tehran.
 7. Najafinejad, A., Babaei, A., Saniei, E., and Mahmoodi, O. 2010. Comparison of monthly and seasonal suspended load rating curves in several Golestan province rivers. In: The 4rd National Seminar on Erosion and Sediment. Noor, Iran, 6p.
 8. Rajaei, T., V. Nourani, M. and Kisi, O. 2011. River suspended sediment load prediction: Application of ANN and