

بررسی کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه قره‌چای

امیر مرادی‌نژاد، داود داود مقامی و مجتبی مرادی

دوره ۵، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۸، صفحات ۳۲۸ - ۳۳۸

Vol. 5(4), Winter 2020, 328 – 338

DOI: 10.22034/jewe.2020.211925.1341

Effectiveness Assessment of Suspended Sediment
Load Estimation Methods in the Ghar Chai River

Moradinejad A., Davod Maghami D. and Moradi
M.



www.jewe.ir

OPEN ACCESS

ارجاع به این مقاله:

مرادی‌نژاد ا.، داودمقامی د. و مرادی م. (۱۳۹۸). بررسی کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه قره‌چای. مجله محیط‌زیست و مهندسی آب، دوره ۵، شماره ۴، صفحات: ۳۲۸-۳۳۸.

Citing this paper: Moradinejad A., Davod Maghami D. and Moradi M. (2020). Effectiveness of suspended sediment load estimation methods in the Ghar Chai River. J. Environ. Water Eng., 5(4), 328-338. DOI: 10.22034/jewe.2020.211925.1341

بررسی کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه قره‌چای

امیر مرادی نژاد^{۱*}، داود داوودمقامی^۲ و مجتبی مرادی^۳

^۱استادیار، گروه تحقیقات مدیریت آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی، اراک، ایران

^۲استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه اراک، اراک، ایران

^۳دانشجوی دکتری، گروه مدیریت آبخیزداری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

*نویسنده مسئول: amir_24619@yahoo.com

مقاله اصلی

تاریخ دریافت: [۱۳۹۸/۰۹/۲۴]

تاریخ بازنگری: [۱۳۹۸/۱۱/۰۶]

تاریخ پذیرش: [۱۳۹۸/۱۱/۱۲]

چکیده

برآورد بار رسوب رودخانه‌ها از مسائل مهم و کاربردی در مطالعات و طراحی پروژه‌های مهندسی آب و رودخانه می‌باشد. لذا شناسایی و پیشنهاد روش‌های مناسب جهت برآورد بار معلق رسوب باید بر اساس پژوهش‌های مرتبط انجام شود. از جمله این روش‌ها مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، منحنی سنج رسوب و همچنین مدل رگرسیونی چندمتغیره می‌باشد. در این پژوهش کارایی این روش‌ها در پیش‌بینی میزان دبی رسوبات معلق حوزه آبخیز رودخانه قره‌چای مورد بررسی قرار گرفت. همچنین، از سری زمانی روزانه داده‌های اندازه‌گیری شده دبی جریان و رسوب ایستگاه پل دوآب رودخانه قره‌چای استفاده شد. طول دوره آماری استفاده‌شده در این مدل دو سال آبی (۱۳۹۶-۱۳۹۵) بود. متغیرهای مستقل مورد استفاده برای ورود به شبکه شامل رواناب و بار معلق ایستگاه پل دوآب رودخانه قره‌چای بود. متغیر وابسته که همان خروجی شبکه است، بار معلق بود. پس از انجام مدل‌سازی با هر یک از ترکیب‌ها و محاسبه مقادیر $RMSE$ و R^2 ، بهترین ترکیب انتخاب شد. نتایج نشان داد که روش نروفازی بر اساس ورودی‌های دبی و رسوب و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی بر اساس ورودی‌های دبی، نسبت به رگرسیون چند متغیره و منحنی سنج رسوب، دارای دقت مطلوب‌تری بود. برای مقادیر بالاتر از میانگین درازمدت سری آماری، مقادیر شبیه‌سازی‌شده با مدل شبکه عصبی مصنوعی و برای مقادیر پایین‌تر از میانگین و بار رسوب سالانه هم برآورد نروفازی نسبت به مقادیر مشاهداتی نزدیک‌تر بود. درحالی‌که برای مقادیر حدی بیشینه، تفاوت معنی‌داری بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی و رگرسیون خطی مشاهده نگردید.

واژه‌های کلیدی: پل دوآب؛ نروفازی؛ رسوبات معلق؛ شبکه عصبی مصنوعی؛ منحنی سنج.

۱- مقدمه

Duan et al. مدل‌سازی منابع رسوب معلق و انتقال آن‌ها در حوضه ایشیکاری را با استفاده از روش SPARROW انجام دادند. همچنین در مطالعه آن‌ها نحوه تولید و انتقال رسوب در این حوضه مشخص شد. نتایج نشان داد که این روش می‌تواند برای مدیریت منابع آب به‌خوبی به کار رود. (Kisi (2009) et al. عملکرد سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی در تخمین رسوب معلق ماهانه دو رودخانه کیولوس و سالورکوپروسو در ترکیه را نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنج رسوب بررسی نمودند. نتایج این پژوهش نشان داد روش سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی عملکرد بهتری در تخمین میزان بار معلق رودخانه نسبت به دو روش دیگر داشته است. (Jain (2001) به‌منظور ایجاد رابطه بین دبی و رسوب از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده و نتیجه گرفت که شبکه عصبی نسبت به منحنی سنج رسوب، تخمین بهتری دارد.

(Nagy (2002) در پژوهشی با ورودی‌هایی مانند عدد فرود، نسبت عرض جریان، عدد رینولدز، خروجی غلظت رسوبات معلق، به شبیه‌سازی با یک مدل شبکه عصبی پرداخت. نتیجه گرفته شد که شبکه عصبی نتایج بهتری نسبت به روش‌های رایج تخمین رسوب دارد. (2007) Zhu با استفاده از داده‌های ورودی میانگین بارش، دما، شدت بارش و دبی جریان یک مدل شبکه عصبی ارائه داد. با در نظر گرفتن همبستگی با ماه قبل، جریان رسوب ماهانه به‌خوبی پیش‌بینی شد. سیستم نروفازی که مدل هیبرید شبکه عصبی و منطق فازی می‌باشد، به دلیل در بر گرفتن برتری‌های شبکه عصبی و منطق فازی، مورد توجه محققان می‌باشد. (Kisi (2005) توانایی نروفازی و شبکه عصبی مصنوعی را برای مدل کردن غلظت مواد معلق با جریان رودخانه مورد بررسی قرارداد. درحالی‌که منحنی سنج رسوب و رگرسیون خطی هم بکار گرفته شده بود. نتایج حاکی از توانایی نروفازی در پیش‌بینی بهتر غلظت رسوبات معلق بود.

(Lohani et al. (2007) با استفاده از منطق فازی به مدل‌سازی رابطه دبی- اشل غلظت رسوبات معلق ماهانه پرداختند. نتایج نشان داد که منطق فازی در مقایسه با

تعیین میزان دقیق بار رسوبی منتقل شده توسط رودخانه-ها، برای دامنه وسیعی از پروژه‌های آبی حائز اهمیت است. فرسایش و رسوب‌گذاری منجر به اعمال آثار منفی بر شاخص‌های کیفی آب، از دست رفتن خاک، کاهش ظرفیت مخازن سدها و وارد شدن خسارت به تأسیسات رودخانه‌ای می‌شود. در اغلب رودخانه‌ها بخش اعظم رسوبات به‌صورت بار معلق انتقال می‌یابد. برآورد دقیق میزان رسوب در مسائلی از جمله طراحی مخازن، برآورد آلودگی دریاچه، تعیین خسارات ناشی از رسوب‌گذاری به محیط‌زیست و تعیین تأثیرات مدیریت آبخیز، مورد نیاز است. اندازه‌گیری مستقیم رسوبات رودخانه کاری زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. پژوهش‌های زیادی در جهت ایجاد رابطه بین میزان رسوبات رودخانه و خصوصیات جریان انجام شده است. به‌عنوان مثال می‌توان منحنی سنج رسوب، روش رگرسیونی و مدل‌های هوشمند را نام برد. (Kumar Goyal (2014) عملکرد مدل درختی M5 و رگرسیون موجکی در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی آورد رسوبی در حوزه آبخیز ناگوا واقع در هند را مورد بررسی قرارداد. نتایج پژوهش‌های وی نشان‌دهنده برتری مدل درختی M5 و رگرسیون موجکی می‌باشد. (Senthil Kumar et al. (2012) در مدل‌سازی رسوب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و الگوریتم درخت تصمیم در حوضه کاسل هند به این نتیجه دست یافتند که مدل M5 درخت تصمیم نسبت به شبکه عصبی و مدل فازی، از دقت و صحت بالاتری برخوردار است. (Bhattacharya et al. (2007) به برآورد بار رسوب بستر و بار کل با استفاده از دو مدل شبکه عصبی و درخت تصمیم و مقایسه نتایج آن‌ها با روش‌های تجربی و داده‌های اندازه‌گیری شده واقعی پرداختند. نتایج حاصل نشان داد که مدل درخت تصمیم و شبکه عصبی (در هر دو مورد بار بستر و بار کل) نسبت به روش‌های تجربی، تطابق بهتری با داده‌های واقعی دارند.

(Heng and Suetsugi (2013) کارایی شبکه عصبی مصنوعی در تخمین بار رسوبی حوضه آبخیز رودخانه تونله ساپ در کامبوج را مورد ارزیابی قراردادند. نتایج پژوهش آن‌ها بیانگر عملکرد قابل قبول شبکه عصبی مصنوعی در این زمینه است. (2015)

و میانگین خطای مطلق استفاده گردید. با انجام تحلیل حساسیت مدل‌ها به متغیر ورودی، مشخص گردید متغیر دبی جریان در ماه جاری دارای بیشترین تأثیر بر روی میزان بار رسوبی معلق می‌باشد. در حالت کلی نتایج به‌دست‌آمده بیانگر دقت بسیار بالای روش‌های داده‌کاوی نسبت به منحنی سنج رسوب می‌باشد.

اگرچه هر دو روش داده‌کاوی بررسی شده دقت بیش‌تر و خطای کم‌تری نسبت به روش متداول منحنی سنج رسوب داشته‌اند، اما با توجه به روابط خطی ساده و قابل‌فهم ارائه‌شده توسط مدل درختی M5 کاربرد این روش کارآمد را در موارد مشابه توصیه نمودند. (2007) Alp and Cigizoglu در پژوهشی از دو الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی شامل توابع پایه شعاعی و الگوریتم پیش‌خور پس‌انتشار خطا برای مدل‌سازی بار معلق رسوب در حوزه آبخیز جونیاتای امریکا با استفاده از داده‌های جریان بارندگی و داده‌های بار رسوب معلق استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده برتری روش شبکه‌عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیون خطی در این زمینه بود؛ بنابراین با توجه به مشکلات رسوب و همچنین اهمیت رودخانه قره‌چای در تأمین آب کشاورزی روستاهای اطراف، هدف اصلی از انجام این پژوهش بررسی قابلیت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، منحنی سنج و همچنین رگرسیون چند متغیره در تخمین میزان رسوبات معلق می‌باشد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- موقعیت جغرافیایی رودخانه قره‌چای

استان مرکزی بین عرض جغرافیایی $35^{\circ} 30' 33''$ تا $51^{\circ} 57' 48''$ طول شرقی نصف‌النهار گرینویچ واقع شده است. منطقه مورد مطالعه بخشی از رودخانه در محدوده جغرافیایی $10^{\circ} 49'$ تا $30^{\circ} 49'$ طول شرقی و $50^{\circ} 32'$ تا $20^{\circ} 34'$ عرض شمالی بین شازند و خنداب قرار دارد. مساحت حوضه در این ایستگاه 1740 کیلومتر مربع می‌باشد. در این پژوهش از سری زمانی روزانه داده‌های اندازه‌گیری شده دبی جریان و رسوب ایستگاه پل دوآب استفاده شد.

۲-۲- روش کار

طول دوره آماری استفاده‌شده در این مدل دو سال آبی (۱۳۹۵-۱۳۹۶) بود. متغیرهای مستقل که برای ورود به

شبکه عصبی و منحنی سنج رسوب نتایج بهتری دارد. (2009) Cobaner et al. در پژوهشی با در نظر گرفتن بارش و جریان یک روز قبل و همان روز به‌عنوان ورودی و رسوبات معلق به‌عنوان خروجی، در مقایسه با معماری‌های مختلف شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته، شعاعی و پرسپترون چندلایه و دو نوع منحنی سنج رسوب، از مدل نروفازی نتایج بهتری گرفت. (2010) Rajaei et al. به منظور مدل‌سازی غلظت رسوبات معلق روزانه، مدل‌های شبکه عصبی روبه‌جلو با پس‌انتشار خطا، نروفازی سوگنو و روش‌های سنتی رگرسیون چند متغیره و منحنی سنج رسوب را در نظر گرفتند. نتایج حاکی از مطابقت بهتر شبکه عصبی و نروفازی با مقادیر مشاهداتی می‌باشد. (2013) et Kia al. با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به تخمین میزان بار معلق رودخانه بابل رود پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد بهترین نتیجه مربوط به استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه است و در حالت کلی نتایج شبکه عصبی بهتر از نتایج منحنی سنج رسوب است.

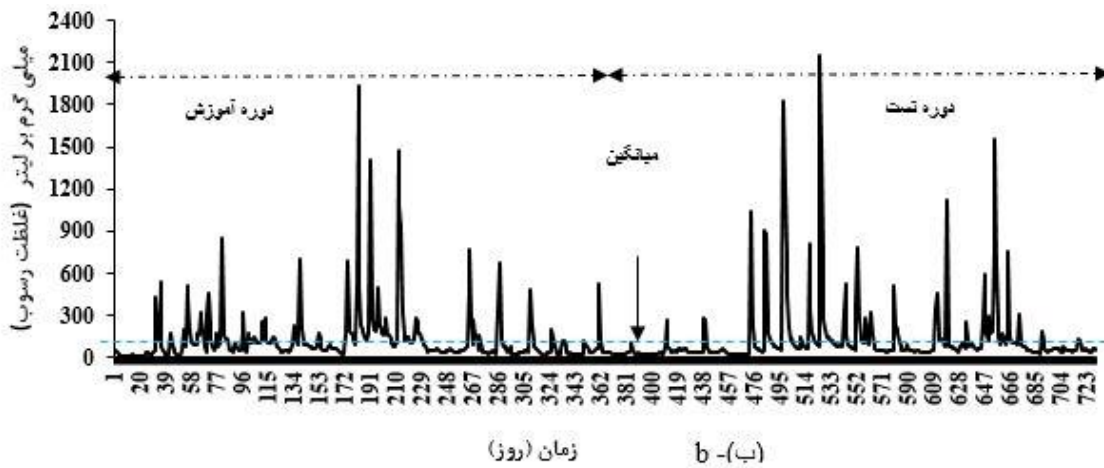
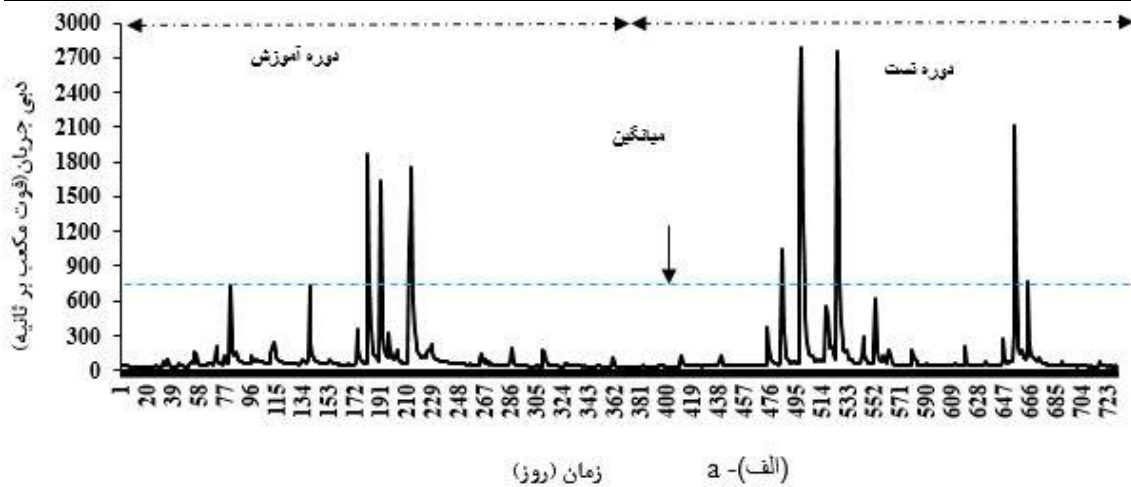
(2013) Kakaei Lafdani et al. در مطالعه‌ای با استفاده از دو مدل شبکه‌عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان به پیش‌بینی بار معلق رسوب روزانه رودخانه پرداختند. نتایج با مدل‌های رگرسیونی مقایسه شد. نتایج نشان داد مدل‌های رگرسیونی عملکرد ضعیف‌تری نسبت به دو مدل دیگر در پیش‌بینی رسوب دارند. (2016) Eshghi et al. در مطالعه‌ای به بررسی کارایی مدل‌های هوشمند در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ای پرداختند. در این پژوهش داده‌های ورودی، دبی جریان، دبی رسوب معلق، بارش و تبخیر بود. از روش‌های منحنی سنج رسوب، مدل شبکه عصبی مصنوعی، مدل درخت تصمیم و مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. نتایج نشان داد که ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با سه روش ذکر شده تطابق بیشتری با مقادیر اندازه‌گیری شده دارد. (2016) Sattari et al. در پژوهشی مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه اهرچای به روش‌های مدل درختی M5، رگرسیون بردار پشتیبان در مقایسه با روش کلاسیک منحنی سنج رسوب را انجام دادند. جهت ارزیابی عملکرد روش‌های استفاده‌شده از سه آماره شامل ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا

شبکه استفاده شده است شامل رواناب و بار معلق ایستگاه پل دوآب رودخانه قره‌چای می‌باشد. جدول (۱) معیارهای و خصوصیات آماری مربوط به سری‌های زمانی مورد استفاده در کل دوره را نشان می‌دهد. همان‌گونه که از جدول (۱) نیز معلوم است، داده‌های آماری بکار برده شده دارای چولگی می‌باشند.

جدول ۱- مشخصات آماری مجموع داده‌های دبی و رسوب روزانه ایستگاه پل دوآب

Table 1 Statistical data of daily discharge and sediment of Doab Bridge station

مجموعه داده‌ها	نوع داده	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	ضریب چولگی	بیشینه	کمینه
آموزش	جریان (ft ³ /s)	100.90	196.80	1.80	3.59	1860	28
	رسوب (mg/lit)	128.46	195.77	1.52	4.96	1940	6
آزمون	جریان (ft ³ /s)	118.73	291	2.45	6.70	2790	30
	رسوب (mg/lit)	130.17	239.89	1.84	4.92	2150	18



شکل ۱- الف- سری زمانی دبی رودخانه و ب-سری زمانی غلظت رسوب

Figure 1. a) River discharge time series, and b) Sediment concentration time series

متغیر وابسته که همان خروجی شبکه است بار معلق می‌باشد. سری زمانی داده‌های دبی و رسوب روزانه در شکل‌های ۱- الف و ۱- ب نشان داده شده است. نکته قابل توجه در داده‌ها، وجود چولگی زیاد آن‌ها است به‌نحوی که از مجموع ۷۳۰ داده رسوب روزانه تنها ۲۴ درصد (۱۷۶ داده)، مقادیر بزرگ‌تر از میانگین (۱۲۹/۳۱۶) دارند شکل (۱- ب). ابتدا داده‌ها به دودسته تقسیم شدند. با توجه به این که طول دوره آماری داده‌ها در این پژوهش

۳-۱- مدل شبکه عصبی مصنوعی، سیستم نروفازی،

منحنی سنجه رسوب و مدل رگرسیونی

جدول (۳) معماری ساختار مختلف مدل‌های سیستم شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج جدول بهترین معماری برای هر یک از ترکیب‌های مختلف ورودی به شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی ارائه شده است. نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌ها برای مقادیر آزمون هم با استفاده از چهار مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، نروفازی، منحنی سنجه رسوب و رگرسیون خطی در جدول (۴) قابل مشاهده است. در این جدول از مقایسه پارامترهای آماری ترکیب‌ها مشخص می‌شود که مدل شبکه عصبی مصنوعی در ترکیب II با توجه به R^2 (۰/۹۱۳) و $RMSE$ (۷۳/۳۹)، بهترین ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی است که در ۲ لایه پنهان آن به ترتیب ۲ و ۳ نرون با تابع محرک تانژانت سیگموئید (TANSIG) وجود دارد. همچنین ترکیب III با R^2 (۰/۸۳۹) و $RMSE$ (۹۷/۳۵۱) برای مدل سیستم نروفازی به ترتیب با ۲ و ۳ تابع عضویت مثلثی (trimf) برای حافظه S_{t-1} و Q_t در سیستم سوگنو و ترکیب I در رگرسیون خطی با مقادیر R^2 (۰/۷۷۸) و $RMSE$ (۱۱۹/۳۵۴) به عنوان بهترین ترکیب مشخص شدند. با استفاده از منحنی سنجه نیز مقادیر R^2 (۰/۷۵۴) و $RMSE$ (۳۲۰/۲۴۸) به دست آمد.

جدول ۳- معماری ترکیب‌های مختلف مدل‌های سیستم شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی

Table 3 Architectures of Different Components of Neural Network and Neural Network Models

نام (مشخصه)	تعداد نرون‌های لایه پنهان	تعداد توابع عضویت
I	[1]	2
II	[2,3]	3,2
III	[6,9]	3,2
IV	[2,7]	2, 2,2

به منحنی سنجه R^2 بالاتر و خطای کمتری داشته و به ترتیب در اولویت دوم و سوم قرار می‌گیرند. مدل منحنی سنجه نیز با کمترین R^2 و بالاترین خطا در رتبه آخر قرار دارد.

نتایج مدل‌ها در شکل‌های (۲) و (۳) نیز منعکس شده است.

۲ سال می‌باشد، به منظور ارزیابی کامل مدل در یک دوره سالانه، ۵۰٪ داده‌ها مشاهداتی (یک سال) برای آموزش و ۵۰٪ (یک سال) برای آزمون در نظر گرفته شد. برای این منظور دودسته داده به طور تصادفی تعیین شد.

یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. در مدل‌های هوشمند انتخاب ورودی‌های اولیه مناسب و تأثیرگذار در پدیده به منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده باعث بهبود عملکرد خواهد شد؛ بنابراین در الگوسازی دبی رسوبی روزانه نیز سعی شده است تا مؤثرترین ترکیب و نام‌گذاری آن‌ها مطابق جدول (۲) انتخاب شود. ابتدا ترکیب‌های متفاوتی از متغیرهای (Q_t , Q_{t-1} , S_{t-1}) به عنوان ورودی مدل‌ها و (S_t) به عنوان خروجی هر مدل انتخاب گردید. پس از انجام مدل‌سازی با هر یک از ترکیب‌ها و محاسبه مقادیر $RMSE$ و R^2 ، بهترین ترکیب انتخاب شد.

جدول ۲- نام‌گذاری ترکیب‌های مورد استفاده
Table 2 Name of the compounds used

مشخصه	ورودی مدل
I	Q_t
II	Q_t و Q_{t-1}
III	S_{t-1} و Q_t
IV	S_{t-1} و Q_t , Q_{t-1}

لازم به ذکر است که برای مدل‌سازی غلظت رسوب بر اساس شبکه عصبی مصنوعی، سیستم نروفازی و منحنی سنجه رسوب از نرم‌افزار Matlab و برای محاسبات رگرسیون خطی از نرم‌افزار Datafit V.9 استفاده شد. همچنین عملکرد مدل‌ها بر پایه مقادیر جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و ضریب تبیین (R^2) مورد ارزیابی قرار گرفته است.

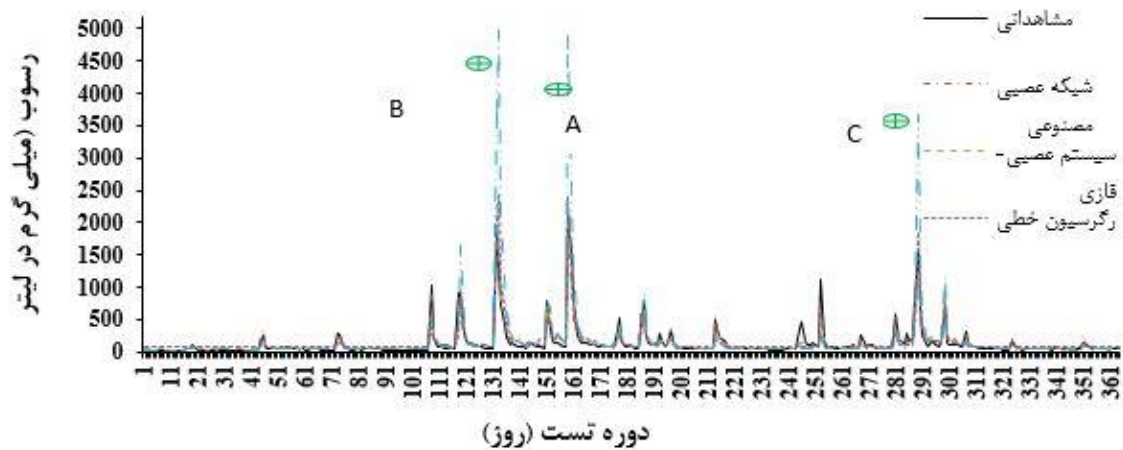
۳- یافته‌ها و بحث

در خصوص رتبه‌بندی مدل‌ها با توجه به مقادیر R^2 و $RMSE$ جدول (۴)، مشخص است که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به سه مدل دیگر دارای R^2 بالاتر و خطای کمتری می‌باشد که این امر ناشی از قدرت یادگیری و تعمیم دهی این نوع مدل‌ها می‌باشد. همچنین سیستم نروفازی نسبت به مدل رگرسیونی و مدل رگرسیونی نسبت

جدول ۴- ارزیابی عملکرد مدل‌های مورداستفاده برای ترکیب‌های مختلف (دوره آزمون)

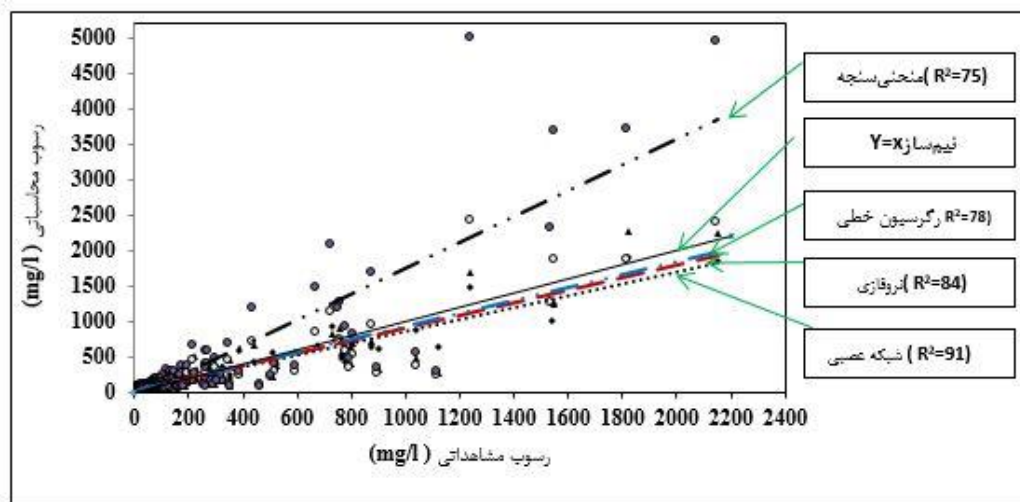
Table 4 Performance evaluation of models used for different compounds (Test Period)

رگرسیون خطی		منحنی سنجه		شبکه عصبی مصنوعی		سیستم نروفازی		ترکیب
R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	n
0.78	119.50	0.75	320.70	0.81	104.08	0.81	105.70	I
0.77	122.03	-	-	0.91	73.40	0.83	100.34	II
0.028	626.85	-	-	0.86	89.68	0.84	97.35	III
0.76	121.79	-	-	0.90	77.59	0.24	212.99	IV



شکل ۲- نتایج حاصل از مدل‌های شبکه عصبی، نروفازی، رگرسیون خطی و منحنی سنجه و مقایسه آن‌ها با مقادیر مشاهده‌ای

Fig. 2 Results of neural network models, neurophysics, linear regression and measure curve and comparison with observational values



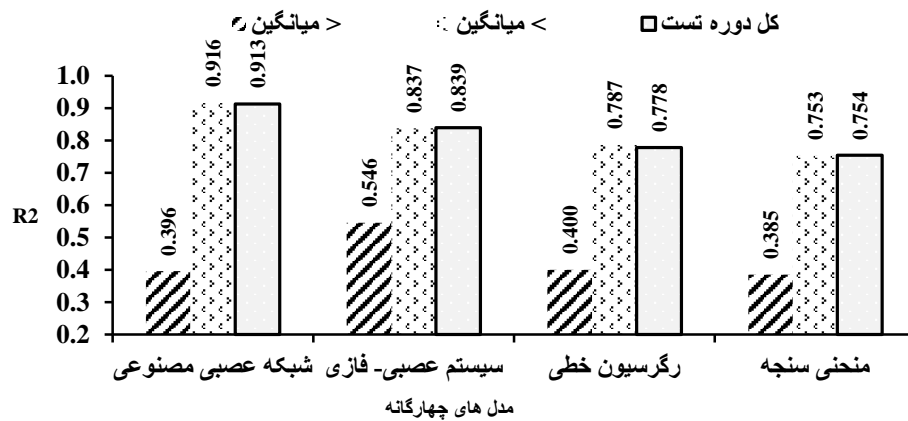
شکل ۳- نمودار پراکنش نتایج مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم نروفازی، رگرسیون خطی و منحنی سنجه

Fig. 3 Distribution graph of the results of ANN models, neurophysics system, linear regression and measure curve

همان‌طور که از شکل (۳) مشخص است، رگرسیون خطی و سیستم عصبی-فازی نسبت به سایر مدل‌ها به خط نیم‌ساز ($Y=X$) نزدیک‌تر بوده و پس از آن شبکه عصبی مصنوعی در اولویت بعدی قرار می‌گیرد. همچنین منحنی سنجه با انحراف شدید از خط نیم‌ساز در آخرین اولویت خواهد بود.

مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به شکل برای مقادیر بالاتر از میانگین درازمدت، شبکه‌های عصبی مصنوعی و برای مقادیر پایین‌تر از میانگین درازمدت، سیستم نروفازی تفاوت معنی‌داری با بقیه مدل‌ها نشان می‌دهند. همچنین مشاهده می‌شود که هر چهار مدل برای مقادیر بالاتر از میانگین، دقت بسیار بالاتری نسبت به مقادیر پایین‌تر از میانگین دارند.

شکل (۴) نمودار تغییرات مقادیر R^2 هر یک از مدل‌های چهارگانه را نشان می‌دهد. از آنجایی که مقادیر رسوب بیش‌تر و کم‌تر از میانگین درازمدت و همچنین مقدار رسوب حدی بیشینه، نقش مهمی در مطالعات منابع آب دارند، لذا جهت بررسی بیش‌تر، دقت مدل‌های مورد استفاده برای مقادیر بالاتر از میانگین درازمدت، پایین‌تر از میانگین درازمدت، مقادیر حدی و بار رسوب سالیانه در دوره آزمون

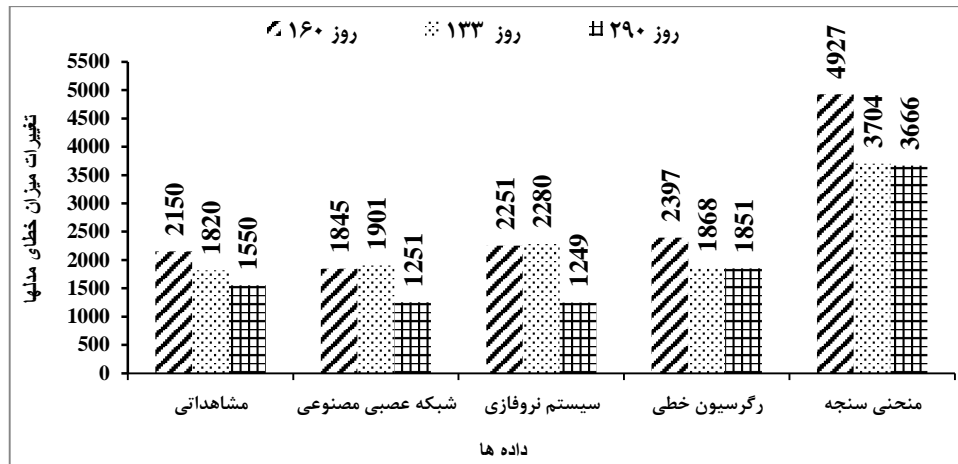


شکل ۴- نمودار تغییرات مقادیر R^2 هر یک از مدل‌های چهارگانه

Fig. 4 The changes in R^2 values of each of the four models

شبکه عصبی مصنوعی و سیستم نروفازی در نقطه C هم دارای برآوردی نزدیک به هم و کم‌تر از مقدار مشاهداتی بوده و پس از آن‌ها مدل رگرسیونی برآورد قابل قبول و بیش‌تر از مقدار مشاهداتی را ارائه می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در مجموع برای نقاط حدی، تفاوت معنی‌داری بین این سه روش وجود ندارد ولی می‌توان گفت رگرسیون خطی برآوردی بیش‌تر از مقدار مشاهداتی و شبکه عصبی مصنوعی برآوردی تقریباً کم‌تر از مقدار مشاهداتی دارد، در صورتی که سیستم نروفازی برآوردهایی بیش‌تر و کم‌تر از مقدار مشاهداتی داشته است. این در حالی است که در همه برآوردها منحنی سنج رسوب بسیار بیشتر از مقدار مشاهداتی می‌باشد. همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد هر سه مدل نروفازی، رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت قابل قبولی جهت استفاده در برنامه‌ریزی‌ها و مطالعات بوده و به ترتیب می‌توان حالت‌های منطقی، بدبینانه و خوش‌بینانه را با آن‌ها برآورد نمود.

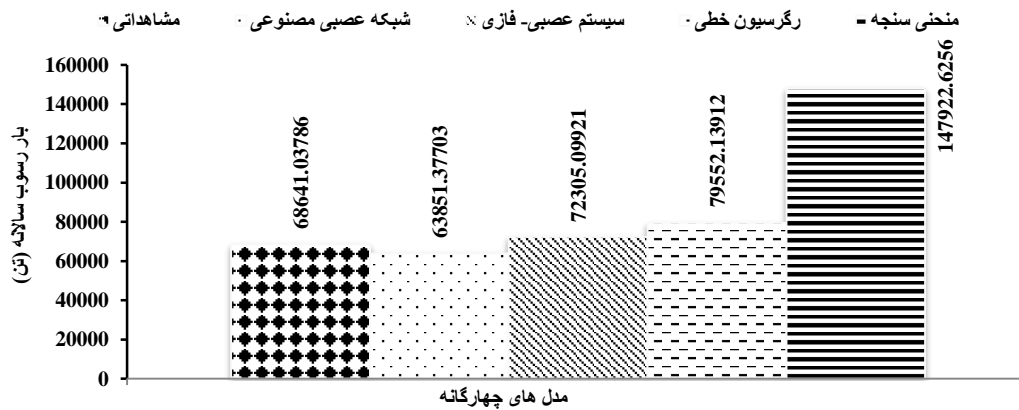
تغییرات میزان خطای مدل‌های چهارگانه در نقاط حدی بیشینه در شکل (۵) نشان داده شده است. با توجه به اینکه داده‌های آماری بکار برده شده دارای چولگی می‌باشند. جهت بررسی میزان انعطاف‌پذیری و توانایی برآورد مقادیر حدی بیشینه توسط مدل‌ها، سه مقدار بیشینه غلظت رسوب که تفاوت چشم‌گیری با داده‌های دیگر دارند، انتخاب شدند و این مقادیر مشاهداتی حدی ماکزیمم به همراه مقادیر برآورد شده هر یک از مدل‌ها در شکل (۵) نشان داده شده است. این نقاط به ترتیب بانام‌های A، B و C مربوط به روزهای ۱۶۰، ۱۳۳ و ۲۹۰ دوره تست در تحلیل‌ها بکار می‌روند (شکل ۲ و ۵). با مقایسه داده‌های مشاهداتی با نتایج حاصل از مدل‌ها، ملاحظه شد که در نقطه A که بیشینه دوره تست می‌باشد، نتایج سیستم نروفازی بهترین برآورد را دارد (شکل ۵ و ۲). پس از سیستم نروفازی به ترتیب رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی برآوردهای قابل قبولی دارند. در نقطه B بهترین برآورد با استفاده از رگرسیون خطی می‌باشد. پس از آن به ترتیب شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی برآوردهای خوبی داشتند.



شکل ۵- تغییرات میزان خطای مدل‌های چهارگانه در نقاط حدی بیشینه
 Fig. 5 The error rates of the quadratic models at maximum points

آخر برآوردها قرار می‌گیرد. در مقایسه با مطالعات دیگران هم می‌توان به مطالعات Kisi (2009) در ترکیه اشاره کرد. وی نشان داد که روش سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب در تخمین میزان بار معلق رودخانه داشته است. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود در این مقایسه شبکه عصبی مصنوعی برآوردی کمتر از مقدار مشاهداتی و رگرسیون خطی برآوردی بیشتر از مقدار مشاهداتی ارائه می‌دهد.

شکل (۶) نمودار برآورد بار رسوب سالانه مدل‌های مختلف در دوره‌ی تست را نشان می‌دهد. برآورد بار رسوب سالانه ورودی به مخزن در مدیریت مخزن بسیار مهم است. این شکل مقادیر برآوردی مدل‌های مختلف را با مقدار مشاهداتی جهت مقایسه ارائه می‌دهد. در این مقایسه تفاوت زیادی بین این سه روش وجود ندارد. ولی می‌توان گفت سیستم نروفازی در اولویت اول و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی به ترتیب در اولویت‌های بعدی قرار دارند. نهایتاً منحنی سنجه رسوب که در این برآورد هم وضعیت خوبی نداشته، در اولویت



شکل ۶- نمودار برآورد بار رسوب سالانه مدل‌های مختلف در دوره‌ی تست
 Fig. 6 Estimation chart of the annual sediment load of different models during the test period

عصبی مصنوعی، سیستم نروفازی، رگرسیون خطی و منحنی سنجه مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد: ۱- در مدل‌سازی رسوب روزانه و مقادیر بیشتر از میانگین مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای دقت خوبی است و

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش جهت مدل‌سازی رسوب روزانه، مقادیر بالاتر و پایین‌تر از میانگین درازمدت، مقادیر حدی ماکزیمم و بار رسوب سالانه رودخانه قره‌چای، مدل‌های شبکه

نیز با کمی اختلاف مدل مناسبی شناخته می‌شود. البته در این حالت نیز برای حالت خوش‌بینانه شبکه عصبی مصنوعی و برای حالت بدبینانه، رگرسیون خطی مناسب‌تر به نظر می‌رسد. این در حالی است که منحنی سنج رسوب در همه برآوردهای مذکور، نتایج ضعیف‌تری داشته است.

۴- به‌طور کلی می‌توان گفت مدل‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی در حالت کلی و سری بالاتر از میانگین درازمدت و سیستم نروفازی در سری پایین‌تر از میانگین درازمدت و بار رسوب سالانه بهترین برآورد را دارند، در حالی که نتایج این سه مدل به هم نزدیک‌اند و به‌جز در حالت سری‌های بالاتر از میانگین و پایین‌تر از میانگین تفاوت معنی‌داری باهم ندارند.

سه مدل دیگر نیز به ترتیب در اولویت‌های بعدی قرار می‌گیرند؛ اما در مورد مقادیر کمتر از میانگین مدل‌ها از دقت کمتری برخوردارند و سیستم نروفازی بهتر از سه مدل دیگر عمل نموده است.

۲- در خصوص مقادیر حدی ماکزیمم تفاوت معنی‌داری بین شبکه عصبی مصنوعی، سیستم نروفازی و رگرسیون خطی دیده نشد، هرچند می‌توان گفت که برای حالت خوش‌بینانه شبکه عصبی مصنوعی و برای حالت بدبینانه، رگرسیون خطی مناسب‌تر است.

۳- در برآورد بار رسوب سالانه نیز سیستم نروفازی و شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بالایی بوده و مدل رگرسیونی

References

- Alp M. and Cigizoglu H. K. (2007). Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydro meteorological data. *Environ. Model. Software*, 22, 2-13.
- Bhattacharya B., Price R. K. and Solomatine D. P. (2007). Machine Learning Approach to Modeling Sediment Transport. *J. Hydraul. Eng.*, 133, 440-450.
- Cobaner M., Unal B. and Kisi O. (2009). Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydro meteorological data. *J. Hydrol.*, 367, 52-61.
- Duan W. L., He B., Takara K., Luo P. P., Nover D. and Hu M. C. (2015). Modeling suspended sediment sources and transport in the Ishikari River basin, Japan, using SPARROW. *Hydraul. Earth Sys. Sci.*, 19, 1293-1306.
- Eshghi P., Farzadmehr J., Dastorani M. T. and Arabasadi Z. (2016). The Effectiveness of intelligent model in estimating the river suspended sediments (case study: Babaaman basin, Northern khorasan). *J. Watershed Manage. Res.*, 7(14), 88-95 [In Persian].
- Heng S. and Suetsugi T. (2013). Using artificial neural network to estimate sediment load in ungauged catchments of the Tonle Sap River Basin, Cambodia. *J. Water Resour. Protect.*, 5, 111-123.
- Jain S. K. (2001). Development of integrated sediment rating curves using ANNs. *J. Hydraul. Eng.* 127(1), 30-37.
- Kakaei Lafdani E., Moghaddam Nia A. and Ahmadi A. (2013). Daily suspended sediment load prediction using artificial neural networks and support vector machines. *J. Hydrol.*, 478, 50-62 [In Persian].
- Kia E., Emadi A. R. and Fazlola R. (2013). Investigation and evaluation of artificial neural networks in Babolroud River suspended load estimation. *J. Civil Eng. Urban.*, 3(4), 183-190 [In Persian].
- Kisi O. (2005). Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. *Hydrol. Sci. J. (des Sci. Hydrol.)*, 50(4), 683-696
- Kisi O., Haktanir T., Ardicioglu M., Ozturk O., Yalcin E. and Uludag S. (2009). Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. *Adv. Eng. Software* 40, 438-444.
- Kumar Goyal M. (2014). Modeling of sediment yield prediction using M5 model tree algorithm and wavelet regression. *J. Water Resour. Manage.*, 28, 1991-2003.

- Lohani A. K., Goel N. K. and Bhatia K. K. S. (2007). Deriving stage–discharge–sediment concentration relationships using fuzzy logic. *Hydrol. Sci. J.*, 52(4), 793–807.
- Nagy H. M., Watanabe K. and Hirano M. (2002). Prediction of load concentration in rivers using artificial neural network model. *J. Hydraul. Eng.*, 128(6), 588–595.
- Rajae T., Mirbagheri S. A., Nourani V. and Alikhani A. (2010). Prediction of daily suspended sediment load using wavelet and neuro fuzzy combined model. *Int. J. Environ. Sci. Tech.*, 7(1), 93-110 [In Persian].
- Sattari M. T., Rezazadeh Judi A., Safdari F. and Ghahremanzadeh F. (2016). Evaluation of the performance of M-tree modeling methods and regression vector support in river sediment modeling. *J. Conserv. Soil Water Resour.*, 2(4), 109-123 [In Persian].
- Senthil Kumar A. R., Ojha C. S., Manish Kumar Goyal P., Singh R. D. and Swamee P. K. (2012). Modeling of suspended sediment concentration at Kasol in India using ANN, fuzzy logic and decision tree algorithms. *A.S.C.E.*, 17, 394-404.
- 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. *Geomor.*, 84, 111–125.

Effectiveness Assessment of Suspended Sediment Load Estimation Methods in the Ghar Chai River

Amir Moradinejad^{*1}, Davod Davod Maghami², and Mojtaba Moradi³

¹Assist. Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Markazi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Arak, Iran

²Assist. Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Arak, Arak, Iran

³Ph.D. Scholar, Department of Watershed Management, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

*Corresponding author: amir_24619@yahoo.com

Original Paper

Received: October 06, 2019

Revised: November 24, 2019

Accepted: November 31, 2019

Abstract

Estimation of sediment load in rivers is one of the most important and applicable issues in studies and design of river and water engineering projects. Therefore, identification and suggestion of suitable methods for estimating suspended sediment load should be done based on relevant research. These methods include artificial neural network models, neurophysics, sedimentation rate curve as well as multivariate regression model. In this study, the efficiency of these methods was investigated in predicting discharge rate of suspended sediments of Gharachai River watershed. Daily time series data of measured flow discharge and sedimentation of bridge station of Gharachai River were used. The statistical period used in this model was two years (2016-2017). Independent variables used to enter the network include runoff and suspended load at the Gharachai River Doab Bridge station. The dependent variable, which is the network output, was the suspended load. After modeling with each compound and calculating RMSE and R^2 values, the best combination was selected. The results showed that the neurophasic method based on discharge and sediment inputs and artificial neural network models based on discharge inputs were more accurate than multivariate regression and sedimentation rate curve. For values higher the long-run mean of the statistical series, the values simulated by the ANN model and for values less the mean and annual sediment load were also closer to the observed values. While for maximum values, no significant difference was found between ANN models, neurophysics, and linear regression.

Keywords: Artificial Neural Network; Doab Bridge; Neuro-Fuzzy; Sediment Rating Curve; Suspended Sediments.