



مقایسه روش‌های تخمین رسوب معلق روزانه با استفاده از روش‌های منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی (مطالعه موردی: ایستگاه قزاقلی، استان گلستان)

نوید دهقانی^۱ و * مهدی وفاخواه^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد گروه آب‌خیزداری، دانشگاه تربیت مدرس، آستادیار گروه آب‌خیزداری، دانشگاه تربیت مدرس
تاریخ دریافت: ۹۰/۱۱/۹؛ تاریخ پذیرش: ۹۱/۵/۳

چکیده

تخمین دقیق حجم رسوبات حمل شده به وسیله رودخانه‌ها در بسیاری از پروژه‌های مدیریت منابع آب دارای اهمیت فراوان است. استفاده از روش‌های کلاسیک مانند منحنی سنجه رسوب با توجه به رفتار غیرخطی متغیرهای هیدرولوژیکی، از دقت کافی برخوردار نیستند. بنابراین روش‌های هوشمند می‌تواند به عنوان ابزاری توانمند در مدل‌سازی متغیرهای هیدرولوژیکی به کار گرفته شود. در این پژوهش کارایی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی و نیز روش‌های مختلف سنجه رسوب شامل سالانه، مشابه هیدرولوژیکی، پرآب-کم‌آب، حد وسط، دبی کلاسه، وضعیت هیدروگراف و فصلی در برآورد بار معلق رسوب روزانه ایستگاه قزاقلی واقع در حوزه آب‌خیز گرگان‌رود مورد ارزیابی قرار گرفت. به این منظور از آمار دبی و رسوب روزانه سال‌های ۶۴-۱۳۶۱ استفاده شد، به این ترتیب که ۳ سال از داده‌های روزانه (۶۳-۱۳۶۱) برای آموزش و ۱ سال از داده‌ها (سال ۱۳۶۴) برای آزمون مدل‌های یاد شده مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که از بین روش‌های مختلف سنجه رسوب، روش دبی کلاسه و از بین شبکه‌های پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی، شبکه پرسپترون چندلایه با ورودی‌های دبی همان‌روز، دبی ۱ و ۲ روز قبل از دقت بالاتری برخوردار هستند. همچنین نتایج پژوهش نشان داد که دقت روش شبکه عصبی نسبت به روش‌های منحنی سنجه رسوب بالاتر است.

واژه‌های کلیدی: منحنی سنجه رسوب، شبکه عصبی مصنوعی، بار رسوب معلق روزانه، ایستگاه قزاقلی، حوزه آب‌خیز گرگان‌رود

مقدمه

فرسایش، انتقال رسوب، رسوب‌گذاری و کیفیت آب از مسایل بسیار مهم در مدیریت حوزه‌های آب‌خیز می‌باشند. این مسایل را می‌توان با برقراری و توسعه برنامه‌های اندازه‌گیری مقدار رسوب انتقالی در رودخانه‌ها مورد بررسی قرار داد (اولیو و ریجر، ۱۹۹۲). سابقه بررسی علمی در مورد انتقال رسوب معلق رودخانه‌ها بیش از ۱۰۰ سال است (والینگ و وب، ۱۹۸۱). روش منحنی سنج رسوب و روش‌های مختلف دسته‌بندی داده‌ها در این روش توسط پژوهش‌گران زیادی انجام شده است (تلوری، ۲۰۰۱؛ پاونلی و بیگی، ۲۰۰۴؛ صادقی، ۲۰۰۵؛ عرب‌خداری، ۲۰۰۵؛ پرهت و دومیری‌گنجی، ۲۰۰۵؛ مساعدی و همکاران، ۲۰۰۵). از آنجایی‌که استفاده از روش‌های معادله سنج رسوب همواره با خطای زیادی همراه است (اسلمن، ۲۰۰۰)، بنابراین لزوم استفاده از روش‌های هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مقدار بار معلق احساس می‌شود. کیشی (۲۰۰۵) رسوبات بار معلق روزانه را با استفاده از منطق فازی تخمین زده و نتایج به‌دست آمده را با روش منحنی سنج مقایسه نمود، ایشان دریافت که عملکرد مدل عصبی - فازی نسبت به منحنی سنج بهتر بوده است. کیشی و همکاران (۲۰۰۶) نشان داد که منطق فازی با تابع عضویت مثلثی، رسوبات بار معلق را با دقت بیشتری برآورد می‌کند. مورات و سیگیزاوغلو (۲۰۰۷)، برای شبیه‌سازی بار معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از دو الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا و توابع شعاعی استفاده نمودند، آنان از مقادیر به‌دست آمده در این دو روش به‌منظور رسم نمودارهای رسوب استفاده کرده و دریافتند که الگوریتم پس‌انتشار خطا دبی بار رسوبی رودخانه را با دقت بیشتری برآورد می‌کنند. آلپ و سیگیزاوغلو (۲۰۰۷) عملکرد دو مدل شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور و شبکه پایه شعاعی را نسبت به رگرسیون چندمتغیره در برآورد بار معلق روزانه حوزه جانیتا در پنسیلوانیای آمریکا مورد بررسی قرار دادند. در این بررسی ورودی مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره، میزان دبی و بارندگی در گام‌های زمانی قبل بوده است. نتایج این پژوهش نشان داد که روش شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون چندمتغیره داشته است. شوستری و کاشفی‌پور (۲۰۰۷) با بررسی ۱۰ پارامتر به‌عنوان پارامترهای ورودی به این نتیجه رسیدند که ۳ داده دبی، بارندگی روز قبل و عرض سطح آب بیش از بقیه پارامترها در میزان بار معلق رودخانه کارون مؤثرند. کیشی و همکاران (۲۰۰۹) دقت روش محاسباتی عصبی - فازی تطبیقی را در تخمین رسوبات بار معلق ماهانه مورد بررسی قرار دادند، نتایج نشان داد که روش محاسباتی عصبی - فازی تطبیقی با دقت بیشتری رسوبات را تخمین می‌زند. دهقانی و همکاران (۲۰۱۰) به مقایسه

تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت بسیار مناسب و با اطمینان بیش تر می تواند نسبت به روش منحنی سنجه با و بدون دسته بندی داده ها برای تخمین بار معلق رسوب مورد استفاده قرار گیرد. نگاهی به پژوهش های گذشته نشان می دهد که در بیش تر موارد رابطه های ارایه شده، براساس اندازه گیری دبی رسوب در تعداد محدودی از روزهای سال استوار است. علت این امر آن است که اندازه گیری روزانه رسوب بار معلق مستلزم صرف وقت و هزینه زیادی می باشد. بنابراین در این پژوهش کاربرد روش پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی در تخمین میزان رسوبات بار معلق روزانه ایستگاه قزاقلی مورد بررسی قرار گرفته و نتایج به دست آمده از این روش با استفاده از شاخص های آماری، با نتایج به دست آمده از روش مرسوم منحنی سنجه مقایسه گردیده است.

مواد و روش ها

این مطالعه با توجه به آمار مفصل غلظت موجود در ایستگاه رسوب سنجی قزاقلی در حوزه آب خیز گرگان رود صورت گرفت. موقعیت ایستگاه در محدوده جغرافیایی ۵۵ درجه و صفر ثانیه طول شرقی و ۳۷ درجه و ۱۳ ثانیه عرض شمالی واقع است. این ایستگاه در سال ۱۳۵۰ تأسیس شده و از همان سال دارای آمار جریان آب و رسوب می باشد و در سال های ۶۴-۱۳۶۱ میزان رسوبات بار معلق به صورت روزانه اندازه گیری شده است که خصوصیات آماری داده های دبی و رسوب در این ایستگاه در جدول ۱ ارایه شده است.

جدول ۱- خصوصیات آماری داده های دبی جریان و رسوب در ایستگاه قزاقلی.

متغیر	میانگین	حداقل	حداکثر	انحراف از معیار
دبی جریان (مترمکعب بر ثانیه)	۱۰/۷۸	۰/۰۱	۱۰۰	۱۲/۵۳
دبی رسوب (تن در روز)	۲۴۸۹/۶۵	۰/۱۲	۱۳۲۷۲۹	۱۱۳۷۹/۱۶

با توجه به این که هدف از انجام این پژوهش مقایسه نتایج به دست آمده از روش های متداول سنجه رسوب و روش شبکه عصبی می باشد و با توجه به این که روش های مختلف دسته بندی داده ها در روش منحنی سنجه رسوب می تواند باعث افزایش دقت برآورد میزان رسوب معلق شود، بنابراین از روش های سالانه، فصلی، دوره مشابه هیدرولوژیکی، دوره پرآب و کم آب، دبی کلاسه، روش وضعیت هیدروگراف جریان و روش حد وسط دسته ها استفاده گردید.

همچنین از دو شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۱ و شبکه پایه تابع شعاعی^۲ که از رایج‌ترین شبکه‌های عصبی می‌باشند، استفاده شد. شبکه پرسپترون چندلایه جزو شبکه‌های عصبی پیش‌خور می‌باشند که قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نرون‌ها، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. پارامترهای قابل تنظیم در این شبکه عصبی، وزن اتصالات بین لایه‌ها است و فرآیند آموزش در این شبکه، به معنی یافتن مقادیر مناسب برای وزن‌های اتصالات مابین نرون‌ها^۳ است. متداول‌ترین الگوریتم یادگیری این شبکه‌ها، الگوریتم پس‌انتشار خطا است. از مهم‌ترین قسمت‌های تعیین ساختار بهینه شبکه پرسپترون چندلایه، تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های هر لایه پنهان برای دست‌یابی به کم‌ترین خطا می‌باشد.

شبکه پایه شعاعی از نوع شبکه‌های پیش‌رو همراه با یک لایه میانی هستند که برای اولین بار توسط برومهد و لاو (۱۹۸۸) معرفی شدند. در این روش بیش‌تر، RBF تابع محرک در لایه میانی، تابع گوسین و در لایه خروجی تابع خطی است. بیش‌تر آموزش شبکه به ۲ بخش تقسیم می‌شود، بخش اول بیش‌تر یادگیری از نوع بدون راهنما است که با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی، پارامترهای توابع پایه (مراکز و عرض‌ها)، با استفاده از اطلاعات ورودی تعیین می‌شود و در بخش دوم که از نوع یادگیری با راهنما است وزن‌های بین لایه میانی و لایه خروجی با استفاده از روش‌های کاهش شیب و رگرسیون خطی تعیین می‌شود. تفاوت عمده این شبکه با شبکه پرسپترون چندلایه در این است که دارای یک لایه میانی بوده و توابع محرک نرون‌ها، توابع شعاعی همراه با مرکز و عرض خاصی می‌باشد. برای طراحی ساختار شبکه عصبی، میزان بار معلق روزانه رسوب به‌عنوان پارامتر خروجی و میزان دبی‌های جریان با تأخیرهای زمانی مختلف که از نمودار خودهمبستگی جزیی^۴، به‌دست آمد، به‌عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته شدند که در جدول ۲ نشان داده شده‌اند. همچنین داده‌ها قبل از ورود به شبکه طبق رابطه ۱ استاندارد شدند.

$$X_s = 0.8 \times \left[\frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right] + 0.1 \quad (1)$$

که در آن، X_s : مقدار استاندارد شده، X_i : مقدار داده‌ها، X_{\max} و X_{\min} : به ترتیب مقدار حداکثر و حداقل داده‌ها می‌باشد.

- 1- Multilayer Perceptron
- 2- Radial Basis Function
- 3- Neuron
- 4- Partial Autocorrelation

جدول ۲- ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده.

مدل‌های طراحی شده	ساختار ریاضی مدل‌های ورودی و تعداد متغیرها	خروجی مدل
مدل ۱	Q_W	Q_S
مدل ۲	Q_{W-1}, Q_W	Q_S
مدل ۳	Q_{W-2}, Q_{W-1}, Q_W	Q_S
مدل ۴	$Q_{W-3}, Q_{W-2}, Q_{W-1}, Q_W$	Q_S
مدل ۵	$Q_{W-4}, Q_{W-3}, Q_{W-2}, Q_{W-1}, Q_W$	Q_S

به‌منظور آموزش شبکه از ۳ سال داده‌های روزانه (۶۳-۱۳۶۱) و از ۱ سال (سال ۱۳۶۴) برای آزمون مدل‌های یاد شده استفاده شد. برای ارزیابی دقت روش‌ها نیز از آماره‌هایی مانند ضریب تعیین (R^2)، ریشه دوم میانگین مربعات خطا (RMSE)، معیار ناش- ساتکلیف (C_{NS})^۱ و میانگین قدرمطلق خطا (MAE) استفاده شد.

نتایج و بحث

جدول ۳ تعداد داده‌ها و مقادیر ضرایب منحنی سنج در هر یک از روش‌های دسته‌بندی را نشان می‌دهد. همچنین در جدول ۴ مقادیر آماره‌های ارزیابی و مقدار دبی رسوب معلق در دوره آزمون ارایه شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش سالانه و دبی کلاسه به‌ترتیب کم‌ترین و بیش‌ترین تخمین رسوب را دارند. همچنین دقت روش دبی کلاسه از بقیه روش‌ها بیش‌تر است. به‌منظور مقایسه نتایج به‌دست آمده از کاربرد روش شبکه‌های عصبی، مقادیر آماره‌های ارزیابی و مقدار دبی رسوب معلق در دوره آزمون در جدول ۴ ارایه شده‌اند. با توجه به این‌که مقدار کل رسوب در دوره آزمون، ۱۶۲۴۷۹۹ تن می‌باشد، نتایج نشان می‌دهد که در تأخیر ۲ در هر دو روش پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی هم از نظر معیارهای آماری و همچنین مقدار تخمین رسوب، برآورد بهتری نسبت به تأخیرهای دیگر داشته است. همچنین در مجموع دقت شبکه عصبی تابع پایه شعاعی از پرسپترون چندلایه بیش‌تر است. مقایسه نتایج جدول‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالاتری نسبت به روش متداول منحنی سنج برخوردار است که با نتایج کیشی (۲۰۰۵)، کیشی (۲۰۰۶)، کیشی و همکاران (۲۰۰۹)، شوشتری و کاشفی‌پور (۲۰۰۷)، آچیت و اوی‌یلن (۲۰۰۷)، مورات و سیگیزاوغلو (۲۰۰۷) و آلپ و سیگیزاوغلو (۲۰۰۷) هم‌خوانی دارد.

1- Nash-Sutcliffe

جدول ۳- مقادیر ضرایب معادله‌های منحنی سنجه رسوب در هر یک از روش‌های مورد استفاده.

مدل	دوره	تعداد داده	a	b
سالانه	-	۱۰۹۵	۱۹/۱۶	۱/۴۲۰
فصلی	بهار	۲۷۹	۸/۳۷۵	۱/۸۳۲
	تابستان	۲۷۹	۲۸/۲۸	۱/۴۵۷
	پاییز	۲۷۰	۵/۵۶۴	۲/۰۳۱
	زمستان	۲۶۷	۱/۰۱۲	۲/۳۹۱
مشابه هیدرولوژیکی	خرداد- شهریور	۳۷۲	۲۶/۰۳	۱/۴۲۷
	مهر- بهمن	۴۵۰	۶/۲۰۵	۱/۸۰۳
	اسفند- اردیبهشت	۲۷۳	۲/۳۰۴	۲/۱۸۵
دبی کلاسه	$\overline{Q}_w < Q_w$	۷۸۹	۱۸/۷۵	۱/۲۸۲
	$\overline{Q}_w < 2\overline{Q}_w$	۱۵۳	۱/۸۱	۲/۲۷
	$Q_w > 2\overline{Q}_w$	۱۵۳	۱۲/۵۶	۱/۹۵
دوره پرآب- کم‌آب	دوره پرآب	۳۹۳	۱/۳۳	۲/۳۴
	دوره کم‌آب	۷۰۲	۱۹/۹۹	۱/۳۴
وضعیت هیدروگراف	نزولی	۵۳۷	۲۱/۱۱	۱/۳۷
	صعودی	۳۳۹	۱۴/۰۳	۱/۵۹
	جریان پایه	۲۱۹	۱۹/۰۱	۱/۳۴
	-	۱۵	۶۷/۲۶	۱/۱۵

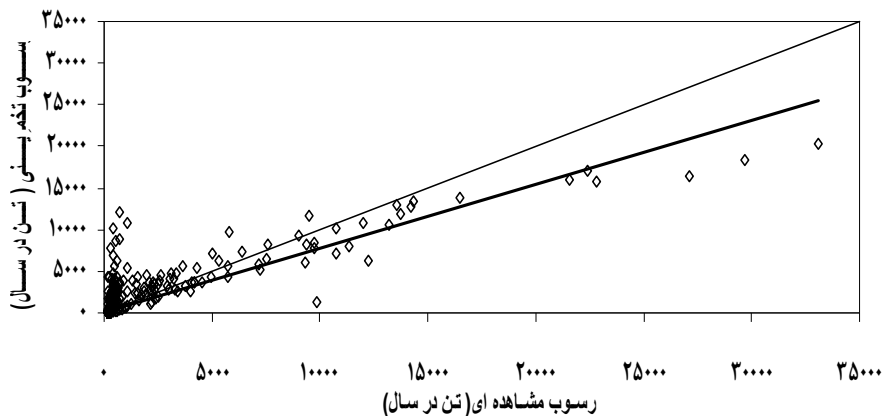
جدول ۴- نمایه‌های آماری روش‌های مختلف سنجه رسوب در مرحله آزمون.

مدل	R ^۲	MAE	RMSE	CNS	دبی رسوب (تن در سال)
سالانه	۰/۳۳	۵/۹۶	۱۹۸۱۶/۲۰	۰/۰۲	۲۴۶۱۵۱/۴
فصلی	۰/۶۰	۸/۴۹	۲۰۰۲۵/۵۷	۰/۱۱	۳۸۰۴۱۱
مشابه هیدرولوژیکی	۰/۳۳	۷/۹۹	۱۸۹۱۹/۹	۰/۱۰	۳۸۱۱۷۳/۲
دبی کلاسه	۰/۵۱	۵/۲۱	۱۸۷۶۸	۰/۱۲	۴۱۸۱۷۳/۶
دوره پرآب- کم‌آب	۰/۳۵	۵/۷۹	۱۸۷۷۲/۸۹	۰/۱۲	۴۰۹۱۰۸/۳
وضعیت هیدروگراف	۰/۵۴	۵/۵۱	۱۹۶۳۹/۳۵	۰/۰۳۸	۲۶۵۱۸۸/۳
حد وسط دسته‌ها	۰/۵۴	۵/۵۸	۱۸۸۹۵/۶	۰/۰۹	۳۶۴۵۸۲/۷

جدول ۵- مقادیر معیارهای ارزیابی و رسوب برآوردی برای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مرحله آزمون.

رسوب برآوردی (تن در سال)	MAE	R ²	RMSE	CNS	نوع شبکه	ساختار ریاضی مدل
۶۴۳۳۸۸	۶/۹۹	۰/۵۶	۱۷۴۵۵	۰/۲۴	MLP	$Q_S = f(Q_W)$
۵۵۹۳۰۰	۸/۸۷	۰/۴۹	۱۸۵۹۳	۰/۱۶	RBF	
۶۰۰۷۰۱	۶/۲۴	۰/۵۸	۱۷۴۷۳	۰/۳۲	MLP	$Q_S = f(Q_W, Q_{W-1})$
۶۲۱۳۰۰	۱۰/۱۴	۰/۴۹	۱۸۷۲۰	۰/۱۲	RBF	
۹۶۲۵۸۴	۴/۹۱	۰/۵۶	۱۷۳۰۳	۰/۶۰	MLP	$Q_S = f(Q_W, Q_{W-1}, Q_{W-2})$
۶۶۶۲۸۷	۷/۱	۰/۵۷	۱۸۳۱۶	۰/۴۵	RBF	
۳۹۶۴۵۶	۲۴/۲۹	۰/۶۷	۱۷۳۸۶	۰/۵۹	MLP	$Q_S = f(Q_W, Q_{W-1}, Q_{W-2}, Q_{W-3})$
۴۴۸۰۰۰	۵۶/۶۱	۰/۴۷	۱۸۷۵۳	۰/۲۹	RBF	
۳۸۷۹۹۶	۳۵/۷۷	۰/۷۱	۱۷۴۷۰	۰/۲۳	MLP	$Q_S = f(Q_W, Q_{W-1}, Q_{W-2}, Q_{W-3}, Q_{W-4})$
۶۵۲۳۸۹	۵۶/۹۹	۰/۵۵	۱۸۴۰۸	۰/۱۵	RBF	

به‌منظور مقایسه نتایج، تغییرات مقادیر محاسباتی و مشاهداتی دبی رسوبات معلق با استفاده از مدل ۲ یعنی در نظر گرفتن ۲ تأخیر و با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه نیز در شکل ۱ ارایه شده است.



شکل ۱- نمودار تغییرات مقادیر مشاهده‌ای و محاسباتی رسوب معلق در پرسپترون چندلایه در تأخیر دوم.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش کاربرد روش پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی در تخمین میزان رسوبات بار معلق سالانه ایستگاه قزاقلی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج زیر به‌دست آمد:

۱- در نظر گرفتن دبی متناظر جریان در همان‌روز موردنظر همراه با دبی جریان در ۱ و ۲ روز قبل از آن به‌عنوان متغیرهای ورودی می‌تواند سبب افزایش دقت برآورد دبی بار معلق رسوب با $R^2 = 0/56$ ، $MAE = 4/91$ ، $RMSE = 17303$ و $CNS = 0/60$ گردد.

۲- همچنین نتایج نشان می‌دهد حتی اگر فقط دبی جریان متناظر با همان روز به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌کار گرفته شود، کماکان نتایج به‌دست آمده از آن نسبت به روش منحنی سنجه دقیق‌تر است.

منابع

1. Achite, M., and Ouillon, S. 2007. Suspended sediment transport in a semiarid watershed, *J. Hydrol.* 84: 3. 187-202.
2. Alp, M., and Cigizoglu, H.K. 2007. Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data. *Environ. Model. Soft.* 22: 1. 2-13.
3. Arabkhdri, M. 2005. Investigation of suspended load in Iran's watershed basin. *Iranian J. Water Resour. Res.* 1: 2. 51-60. (In Persian)
4. Asselman, N.E.M. 2000. Fitting and interpretation of sediment rating curves. *J. Hydrol.* 23: 4. 228-248.
5. Bromhead, D.S., and Lowe, D. 1988. Multivariate functional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems*, 2: 321-355.
6. Dehghani, A.A., Zanganeh, M.E., Mosaedi, A., and Kohestani, N. 2010. Comparison of suspended sediment estimation by artificial neural network and sediment rating curve methods (Case Study: Doogh river in Golestan Province). *J. Agric. Sci. Natur. Resour.* 16: 1. 266-278. (In Persian)
7. Kisi, O. 2005. Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. *Hydrol. Sci. J.* 50: 4. 683-696.
8. Kisi, O., Karahan, M.E., and Sen, Z. 2006. River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. *Hydrol. Proc.* 20: 20. 4351-4362.
9. Kisi, O., Haktanir, T., Ardiclioglu, M., Ozturk, O., Yalcin, E., and Uludag, S. 2009. Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. *Adv. Engine. Soft.* 40: 438-444.
10. Mosaedi, A., Shahabi, M., and Mohammadi Ostadkelaye, A. 2005. Variation of suspended sediment load formulas in Marave(Atrak) hydrometric station, P 333-340. In: *Proceeding of 2th National Conference on Watershed and Water & Soil Resources Management, Kerman, Iran.* (In Persian)

11. Murat, A., and Cigizoglu, H.K. 2007. Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data, *Environ. Model. Soft.* 22: 2-13.
12. Olive, L.J., and Reiger, W.A. 1992. Stream suspended sediment transport monitoring why, how and what is being measured? P 245-254. In: *Proceeding of the Oslo Symposium, Oslo, Norway. IAHS Publ.* 210p.
13. Pavanelli, D., and Bigi, A. 2004. Suspended sediment concentration for three Apennine monitored basins, particle size distribution and physical parameters, P 537-544, In: *Proceeding of Agro Environment Congress, Venice, Italy.*
14. Porhemat, J.M., and Domeri Ganji, M. 2005. Analysis of sediment load relations in Hendijan-Jarahi hydrometric stations, P 265-272. In: *Proceeding of 3rd National Conference on Erosion & Sediment, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran. (In Persian)*
15. Sadeghi, H. 2005. Development of sediment rating curve equations for rising and falling limbs of hydrograph using regression models. *Iran. J. Water Res.* 1: 1. 101-103. (In Persian)
16. Shoushtari, Sh., and Kashefipour, M. 2007. Estimating of suspended sediment load using artificial neural networks, case study Ahvaz station, P 343-356. In: *Proceeding of 7th International Conference on River Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran. (In Persian)*
17. Telvari, A. 2001. The relation of suspended sediment with some of the watershed characteristics in Dez and Karkheh in Lorestan Province. *J. Res. Construc.* 15: 56. 47-56. (In Persian)
18. Walling, D.E., and Webb, B.W. 1981. The reliability of suspended sediment load data, In: *Erosion and sediment transport, Proceeding of Florence Congress, IAHS Pub.* 133: 177-194.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 20(2), 2013
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Comparison of daily suspended sediment load estimations by sediment rating curve and neural network models (Case Study: Ghazaghli Station in Golestan Province)

N. Dehghani¹ and *M. Vafakhah²

¹M.Sc. Student, Dept. of Watershed Management, Tarbiat Modares University,

²Assistant Prof., Dept. of Watershed Management, Tarbiat Modares University

Received: 01/29/2012; Accepted: 07/24/2012

Abstract

The accurate estimation of sediments transported by rivers is very important in many water resource management projects. Due to nonlinear behavior of hydrologic variables, application of classic methods e.g. sediment rating curve (SRC) does not have adequate precision. Therefore, intelligent methods can be applied as an efficient tool in hydrologic parameters modeling. In this study, artificial neural networks (ANNs) such as multilayer perceptron (MLP) and radial basis function (RBF) and different SRC methods including annually, hydrologic similar, high and low flows, clusters average limit, classification of discharges, hydrograph condition and seasonal classification were carried out for daily suspended sediment load estimation in Ghazaghli station, located in Gorganroud watershed. For this reason, the measured daily suspended sediment load data during the period of 1982 to 1985 were used. Three years of data were used for training sets and 1 year for testing sets. The results show that, the classic discharge method and MLP which is used current streamflow, antecedent streamflow and two days of antecedent streamflow as input parameters are the best models among the various selected models. The results also show that the accuracy of neural networks methods is more than the SRC methods.

Keywords: Sediment rating curve, Artificial neural networks, Daily suspended sediment load, Ghazaghli station, Gorganroud watershed

* Corresponding Author; Email: vafakhah@modares.ac.ir