



دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گیلان

مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک  
جلد هفدهم، شماره اول، ۱۳۸۹  
www.gau.ac.ir/journals

گزارش کوتاه علمی

## تخمین رسوب معلق رودخانه بهشت آباد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

\*امیراحمد دهقانی<sup>۱</sup>، محمد ملک‌محمدی<sup>۲</sup> و ابوظالب هزارجریبی<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup>استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان،

<sup>۲</sup>دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

تاریخ دریافت: ۸۷/۷/۲۷؛ تاریخ پذیرش: ۸۸/۵/۵

### چکیده

وجود پارامترهای مؤثر زیاد و همچنین دامنه وسیع تغییرات غلظت بار معلق، استفاده از روش‌های موجود مانند منحنی‌های سنجه رسوب را محدود، و لزوم استفاده از روش‌های نوین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی را ایجاب می‌کند. بنابراین در این پژوهش از سه ترکیب مختلف ورودی برای تخمین دبی بار معلق رسوب استفاده گردید. در حالت اول همانند روش منحنی سنجه رسوب، دبی بار معلق رسوب تنها تابعی از دبی جریان همان روز در نظر گرفته شد. در حالت دوم دبی بار معلق رسوب علاوه بر دبی جریان همان روز، تابعی از دبی جریان روز قبل نیز در نظر گرفته شد. در نهایت در حالت سوم دبی بار معلق رسوب علاوه بر دبی جریان همان روز، تابعی از دبی جریان روز قبل و دو روز قبل نیز در نظر گرفته شد و تخمین آنها با نتایج منحنی سنجه مقایسه گردید. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین ۰/۹۸، مربع خطای متوسط ۰/۰۰۱ از دقت بالاتری نسبت به روش منحنی سنجه با ضریب تبیین ۰/۷۷۸ و مربع خطای متوسط ۰/۰۴۳ برای تخمین بار معلق رسوب رودخانه بهشت‌آباد از سرشاخه‌های رودخانه کارون برخوردار بود.

**واژه‌های کلیدی:** بار معلق، شبکه عصبی مصنوعی، پرسپترون، پسانتشار خطا، حوزه آبخیز بهشت‌آباد

\*مسئول مکاتبه: a.dehghani@gau.ac.ir

## مقدمه

سابقه بررسی علمی در مورد انتقال رسوب معلق رودخانه‌ها بیش از ۱۰۰ سال است (والینگ و وب، ۱۹۸۱). با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده بار معلق رسوب و به کمک مدل‌های سنجه رسوب<sup>۱</sup> می‌توان مقدار رسوب انتقالی را برآورد کرد. در عین حال برآورد رسوب از طریق این معادله همواره با مقداری خطا همراه می‌باشد (مساعدی، ۱۹۹۸؛ آسلمن، ۲۰۰۰؛ عرب‌خدری و همکاران، ۲۰۰۵؛ اعظمی و همکاران، ۲۰۰۵؛ میرباقری و رجایی، ۲۰۰۶؛ صادقی و همکاران، ۲۰۰۸). آچیت و اویلین (۲۰۰۷) روابط رگرسیونی مقادیر پیش‌بینی شده را ۲۵-۲۰ بیشتر از مقادیر واقعی برآورد کرده و بیان کردند که برآورد دقیق‌تر آن نیاز به دوره‌های طولانی مدت دارد. پیاسی (۱۹۹۷) و صادقی و همکاران (۲۰۰۴) با به‌کارگیری مدل‌های دینامیک خطی و غیرخطی در یک حوزه آبخیز در هند و ایران به نقش بارش، دبی و رسوب روزهای پیشین تا حداکثر ۱۰ روز در کنترل رسوب پرداختند.

شبکه عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> روشی است که بر پایه شبیه‌سازی عملکرد مغز انسان برای حل مسایل متنوع ارایه و از لایه‌های نرون ورودی، خروجی و میانی و وزن‌های مربوط به مقادیر ورودی و بایاس و تابع تحریک تشکیل شده است. از قابلیت‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌توان به مواردی مانند محاسبه یک تابع معلوم، تقریب یک نگاشت نامعلوم، شناسایی الگو، پردازش سیگنال و یادگیری اشاره کرد (انجمن مهندسان عمران آمریکا، ۲۰۰۰). از معایب روش‌های شبکه عصبی نیز این است که تابعی در اختیار قرار نمی‌دهد که بتوان از آن به‌صورت صریح استفاده نمود. مطالعات زیادی در زمینه رسوب با استفاده از شبکه عصبی انجام نشده است. سارنگی و باتاچاریا (۲۰۰۵) برتری روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های رگرسیونی در پیش‌بینی رسوب و فرسایش را نشان دادند. ژو و همکاران (۲۰۰۷) با مطالعه بر روی رودخانه لانگچوانگ چینگ در چین به برآورد موفق بار معلق رسوب به‌وسیله روش شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. در ایران نیز آوریده و همکاران (۲۰۰۱)، میرباقری و رجایی (۲۰۰۴)، ابوالواسط و شهزادفر (۲۰۰۶) و رجایی و همکاران (۲۰۰۷) کاربرد موفق شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوب معلق در رودخانه‌های مختلف داخل و خارج کشور را تأیید نمودند.

جمع‌بندی سابقه‌های پژوهش نشان داد که روش‌های رگرسیونی استاتیک از دقت بالایی جهت برآورد دبی بار معلق رسوبات برخوردار نبوده‌اند. بنابراین در این پژوهش، استفاده از به‌کارگیری روش

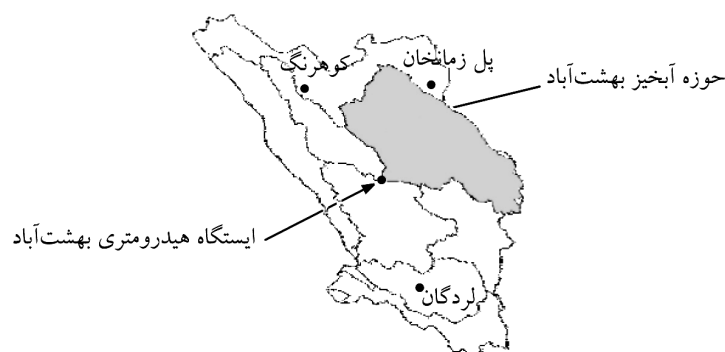
---

1- Sediment Rating Models  
2- Artificial Neural Networks

شبکه عصبی مصنوعی و در نظر گرفتن رفتار دینامیکی بار معلق رسوب و در نظر گرفتن دبی جریان روزهای پیشین به عنوان متغیر مؤثر، ارزیابی شده است.

### مواد و روش‌ها

**مشخصات حوزه مورد مطالعه:** رودخانه بهشت‌آباد یکی از سرشاخه‌های رودخانه کارون بوده و مساحت ۳۹۰۵ کیلومتر مربع را زه‌کشی می‌کند. ایستگاه بهشت‌آباد در نزدیکی روستای بهشت‌آباد در شهرستان اردل در استان چهارمحال و بختیاری در سال ۱۳۶۱ تاسیس و از سال ۱۳۶۸-۱۳۶۲ آماربرداری شده است (شکل ۱).



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه و موقعیت آن در استان چهارمحال و بختیاری.

**روش انجام کار:** در این پژوهش از آمار ۲۵۷ نمونه (۱۳۸۱-۱۳۶۲) رسوب و دبی جریان اندازه‌گیری شده متناظر با رسوب بر حسب گرم در لیتر و دبی جریان روزهای قبل از نمونه‌برداری به مترمکعب بر ثانیه در ایستگاه هیدرومتری بهشت‌آباد استفاده شد. جهت تخمین بار معلق رسوب از مقدار رسوب به عنوان متغیر وابسته و مقادیر دبی روز جاری، دبی روز جاری و دبی روز قبل و دبی روز جاری، روز قبل و دو روز قبل به عنوان متغیرهای مستقل از بین حالت‌های مختلف و براساس همبستگی بالای آن با انجام آنالیزهای آماری انتخاب گردید.

سپس براساس مدل‌های سه‌گانه یادشده داده‌ها مرتب و با توجه به عمل کرد بهتر رابطه (۱) نرمال گردید تا در محدوده صفر و یک قرار گیرند (منهاج، ۲۰۰۱).

$$X_{normal} = X_i / X_{max} \quad (1)$$

در گام بعد، داده‌ها به ۳ دسته آموزش و صحت‌سنجی و نیز آزمون به نسبت ۸۰ و ۲۰ درصد تقسیم‌بندی شدند (منهاج، ۲۰۰۱). پس از آماده‌سازی داده‌ها، و با استفاده از نرم‌افزار Matlab7.6، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه براساس الگوریتم‌های مختلف یادگیری مانند پس‌انتشار خطا<sup>۱</sup>، انتشار سریع خطا<sup>۲</sup>، روش شیب گرادیان<sup>۳</sup> و لورنبرگ-مارکواردت<sup>۴</sup> مورد آزمون قرار گرفتند. همچنین در هر حالت روی تعداد لایه میانی، تعداد نرون‌ها در هر لایه، قانون یادگیری و توابع فعال‌سازی برای هر مدل در هر حالت سعی و خطا انجام گرفت. تعداد لایه میانی از ۱ تا ۲ لایه، تعداد نرون‌های لایه میانی از ۵ تا ۱۰ نرون و در واقع ۲ برابر نرون لایه ورودی (منهاج، ۲۰۰۱) و تعداد تکرار در هر مرحله آموزش از ۱۰۰۰ تا ۱۰۰۰۰ مورد بررسی قرار گرفت. پس از اجراهای متعدد مدل شبکه عصبی، بهترین حالت براساس معیارهای مختلف آماری مانند حداقل خطا<sup>۵</sup>، ضریب تعیین<sup>۶</sup> و بهترین همبستگی<sup>۷</sup> انتخاب گردید.

## نتایج و بحث

نتایج به‌دست آمده از اجرای متعدد مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که بهترین تحلیل روابط دبی و رسوب و به‌صورت ارایه شده در بخش مواد و روش تحقیق با تعداد ۶، ۸ و ۱۰ نرون در لایه میانی به‌دست می‌آید. همچنین نتایج به‌دست آمده از به‌کارگیری توابع تحریک مختلف نیز نشان داد که تابع محرک تانژانت هیپربولیک<sup>۸</sup>، سیگموئید<sup>۹</sup> و قانون یادگیری لورنبرگ-مارکواردت نسبت به سایر توابع محرک در این پژوهش مناسب‌تر بوده‌اند.

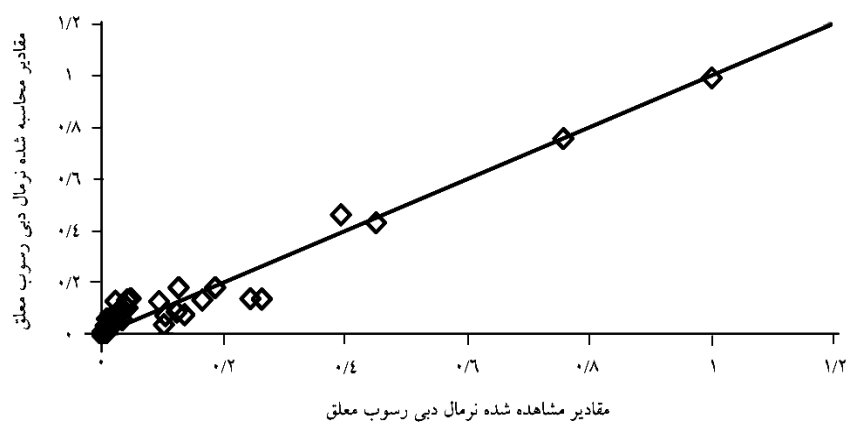
شکل‌های ۲ تا ۴ مقادیر محاسبه شده توسط شبکه عصبی مصنوعی بر حسب مقادیر مشاهده شده برای مدل‌های سه‌گانه در مرحله آزمون را نشان می‌دهد. همچنین مقایسه تخمین‌های به‌عمل آمده با خط استاندارد (شیب ۴۵ درجه) نشان می‌دهد که پراکندگی نتایج حول این خط برای مدل مبتنی بر دبی‌های روزهای جاری، روز قبل و دو روز قبل از همه مدل‌ها کمتر است.

- 1- Back Propagation
- 2- Quick Propagation
- 3- Gradient Descent
- 4- Levenberg Marquardt
- 5- Minimum Error
- 6- Determination Coefficient
- 7- Correlation
- 8- Tangent-Hyperbolic
- 9- Sigmoid

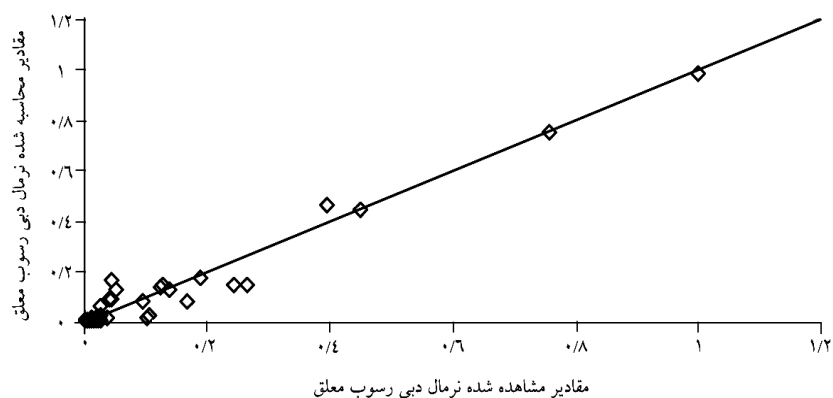
همچنین به منظور مقایسه نتایج اقدام به برآزش منحنی سنجه رسوب گردید (شکل ۵). منحنی سنجه رسوب به صورت رابطه (۲) به دست آمده است:

$$S_t = 0.489 Q_t^{1/0.814} \quad (R^2 = 0.78) \quad (2)$$

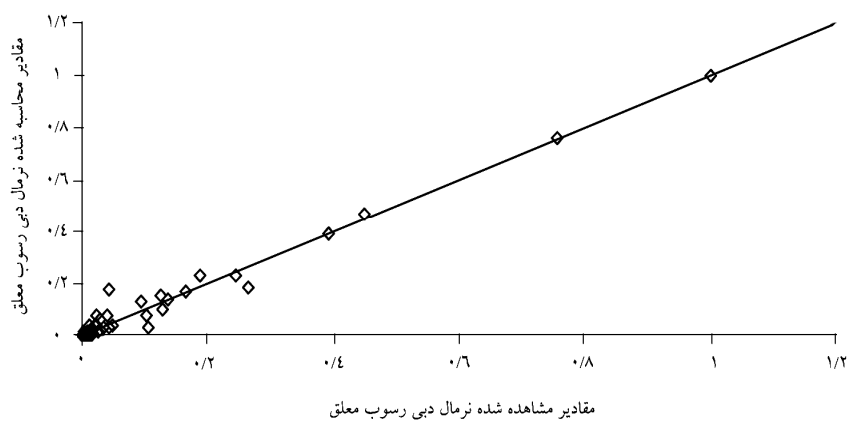
که در آن،  $k$ : دبی بار معلق و  $Q_t$ : دبی جریان متناظر می باشد. نتایج آماره‌های مناسب مانند ضریب تعیین، میانگین مربعات خطا، میانگین و انحراف معیار نسبت مقادیر محاسبه شده به مقادیر مشاهده شده نیز در جدول (۱) ارائه شده است. مقایسه نتایج جدول (۱) نشان می‌دهد که اولاً روش شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالاتری نسبت به روش منحنی سنجه برخوردار است. ثانیاً بین مدل‌های ارائه شده مدلی که در آن دبی بار معلق رسوب، تابعی از دبی جریان در همان روز و دبی جریان در یک و دو روز قبل است، نتایج بهتری را ارائه می‌دهد. این نتیجه با نتیجه پیاسی (۱۹۹۷) هم‌خوانی دارد.



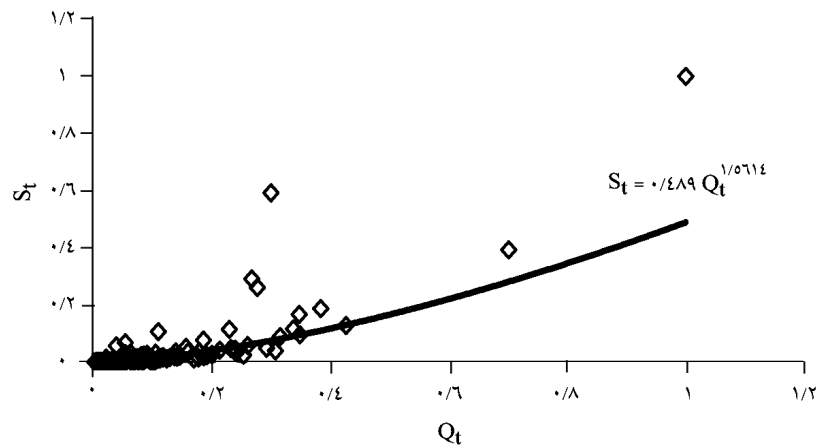
شکل ۲- مقایسه مقادیر محاسبه شده نرمال دبی رسوب معلق به وسیله شبکه عصبی مصنوعی بر حسب مقادیر مشاهده شده برای داده‌های آزمون و در نظر گرفتن دبی جریان متناظر رسوب روزانه.



شکل ۳- مقایسه مقادیر محاسبه شده نرمال به وسیله شبکه عصبی مصنوعی بر حسب مقادیر مشاهده شده برای داده‌های آزمون و در نظر گرفتن دبی جریان متناظر رسوب و دبی جریان روز قبل.



شکل ۴- مقایسه مقادیر محاسبه شده نرمال به وسیله شبکه عصبی مصنوعی بر حسب مقادیر مشاهده شده برای داده‌های آزمون و در نظر گرفتن دبی جریان متناظر رسوب و دبی جریان یک و دو روز قبل.



شکل ۵- تغییرات دبی رسوب معلق بر حسب دبی جریان (روش منحنی سنجه).

جدول ۱- مقادیر آماره‌های مختلف جهت مقایسه نتایج به دست آمده از به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی با یکدیگر و مدل منحنی سنجه.

نوع مدل	ضریب تعیین		میانگین مربع خطا	سطح معنی داری	میانگین نسبت	انحراف معیار نسبت
	آموزش	آزمون				
رسوب و دبی روز متناظر	۰/۹۵۲	۰/۹۴۹	۰/۰۰۲۷	۱ درصد	۱/۳۰	۱/۳۲
رسوب و دبی روز قبل	۰/۹۶۳	۰/۹۵۹	۰/۰۰۱۹	۱ درصد	۱/۲۴	۱/۲۷
رسوب و دبی تا ۲روز قبل	۰/۹۸۲	۰/۹۷۹	۰/۰۰۱۱	۱ درصد	۱/۱۹	۱/۲۲
مدل منحنی سنجه	۰/۷۸۰	۰/۷۷۸	۰/۰۴۳	۸ درصد	۱/۴۵	۱/۶۶

همچنین نگاهی به نتایج نشان می‌دهد که استفاده از روش منحنی سنجه برای تخمین مقادیر بالای دبی رسوب مناسب نبوده، در صورتی که با استفاده از روش شبکه عصبی می‌توان با دقت مناسبی این مقادیر را برآورد نمود. دلیل این امر سیستم پردازش گسترده و موازی و در نظر گرفتن تبدیل‌های غیرخطی است. این نتایج با نتایج آوریده و همکاران (۲۰۰۱)، میرباقری و رجایی (۲۰۰۴)، ابوالواسط و شهرادفر (۲۰۰۶) و رجایی و همکاران (۲۰۰۷) مطابقت دارد، ولی در نظر گرفتن رفتار دینامیکی بار معلق رسوب و در نظر گرفتن دبی جریان روزهای پیشین به عنوان متغیر مؤثر، باعث بهبود دقت تخمین شده است.

### نتیجه‌گیری

نتایج به‌دست آمده از این پژوهش نشان می‌دهد که برای حوزه مورد مطالعه به‌علت سیستم پردازش موازی و گسترده شبکه‌های عصبی مصنوعی، در نظر گرفتن دبی متناظر جریان در همان روز موردنظر همراه با دبی جریان در یک و دو روز قبل از آن به‌عنوان متغیرهای ورودی می‌تواند سبب افزایش دقت برآورد دبی بار معلق رسوب گردد. همچنین نتایج نشان می‌دهد حتی اگر تنها دبی جریان متناظر با همان روز به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌کار گرفته شود، باز نتایج به‌دست آمده از آن نسبت به روش منحنی سنجی دقیق‌تر است. بنابراین توصیه می‌شود با توجه به عملکرد بهتر شبکه عصبی مصنوعی از این مدل برای برآورد دبی بار رسوب در حوزه‌های آبخیز معرف و نیز سایر حوزه‌های آبخیز استفاده شود تا بتوان از این مدل‌ها به‌عنوان جایگزین روش‌های معمول بهره گرفت.

### منابع

1. Abolvaset, N., and Shahradsfar, S. 2006. Investigation the effect of river water level oscillation on suspended sediment using Artificial Neural Networks (Application in the Ahar River Watershed in Satarkhan Dam). 7<sup>th</sup> International River Engineering conference. Shahid Chamran University, Ahwaz, Iran, Pp: 235-243.
2. Achite, M., and Ouillon, S. 2007. Suspended sediment transport in a semiarid watershed, J. Hydro. 84: 3. 187-202.
3. Arabkhedri, M., Hakimkhani, Sh., and Varani, J. 2005. Validation of extrapolation for estimating of anual suspended sediment load in 17 hydrometry station, J. Agric. Sci. and Natur. Resour. in Gorgan, 11: 43. 67-75. (In Persian)
4. ASCE. 2000. Artificial neural networks in hydrology: Hydrology applications. J. Hydro. Engin. 5: 124-136.
5. Asselman, N.E.M. 2000. Fitting and interpretation of sediment rating curves. J. Hydro. 23: 4. 228-248.
6. Avarideh, F., Banihabib, M., and Tahershamsi, A. 2001. Application of ANN for Estimation of Sediment Load in Rivers. 3rd Iranian Hydraulic Conference, Tehran University, Iran, Pp: 178-186. (In Persian)
7. Azami, A., Najafi Nezhad, A., and Arabkhedri, M. 2005. Evaluation of hydrologic models in estimating of suspended load overflow and base flow in Ilam dam basin. 3rd erosion and sediment national conference, Shahid Chamran Univ. Ahvaz, Iran, Pp: 298-306. (In Persian)
8. Menhaj, M.B. 2001. Fundamentals of neural networks. Amirkabir Univ. Press, 715p. (In Persian)
9. Mirbagheri, S.A., and Rajaei, T. 2004. Use of ANN in Estimation of Suspended Sediment Load of Zohre River. 1<sup>st</sup> International Conference of Civil Engineering, Tehran University, Iran, 2004, Pp: 45-53. (In Persian)



10. Mirbagheri, S., and Rajaei, T. 2006. Improvement of suspended load prediction by artificial neural networks. 7<sup>th</sup> International Civil Engineering Conference. Tarbiat Modares Univ., Tehran, Iran, 2006, Pp: 435-443. (In Persian)
11. Mosaedi, A. 1998. Hydrological sizing of sediment reservoir system for irrigation and water supply. Ph.D. Thesis, Technical university of Budapest. Hungary, 200p.
12. Pyasi, S.K. 1997. Memory based input-output runoff and sediment yield models for the upper Ramganga Himalayan catchment, Ph.D. Dissertation, G.B. Pant University of Agriculture and Technology, India, 189p.
13. Rajaei, T., Mirbagheri, S.A., Bodaghpour, S., and Zoneamat Kermani, M. 2007. Use of ANN in order of Modeling of Nonlinear Time series of Suspended Sediment Load in Rivers. 6<sup>th</sup> Iranian Hydraulic Conference. Shahrekord University, Iran. (In Persian)
14. Sadeghi, H.R., Nikpour, A., and Ayyoubzade, S.A. 2004. Daily sediment estimation using dynamic modeling in Kasilian Watershed. Iranian J. Water Resour. 57: 3. 391-402. (In Persian)
15. Sadeghi, S.H.R., Mizuyama, T., Miyata, S., Gomi, T., Kosugi, K., Fukushima, T., Mizugaki, S., and Onda, Y. 2008. Development, evaluation and interpretation of sediment rating curves for a Japanese small mountainous reforested watershed, Development, evaluation and interpretation of sediment rating curves for a Japanese small mountainous reforested watershed, GEODERMA, 144: 1-2. 198-211. (In Persian)
16. Sarangi, A., and Bhattacharya, A.K. 2005. Comparison of Artificial Neural Network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India. J. Agric. Water Manage. 78: 195-208. (In Persian)
17. Walling, D.E., and Webb, B.W. 1981. The reliability of suspend sediment load data, In: Erosion and sediment transport, Proceeding of Florence Congress, 1981, IAHS Pub. 133: 177-194.
18. 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: 111-125.



Gorgan University of Agricultural  
Sciences and Natural Resources

*J. of Water and Soil Conservation, Vol. 17(1), 2010*  
[www.gau.ac.ir/journals](http://www.gau.ac.ir/journals)

## **Estiamtion of Suspended Sediment Load in Behesht Abad River by Using Artifitial Neural Network**

**\*A.A. Dehghani<sup>1</sup>, M. Malek Mohammadi<sup>2</sup> and A. Hezarjaribi<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Assistant Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, <sup>2</sup>M.Sc. Student, Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

### **Abstract**

Existence of many effective parameters and the variation range of suspended sediment load cause low accuracy of sediment rating curve. So the novel approaches such as artificial neural networks since it consider many independent variables are suitable. In this study, three various cases were used for estimation of suspended sediment load. In the first case, as compared with sediment rating curve, the suspended sediment discharge was considered as a function of flow discharge. In second cases the suspended sediment discharge was considered as a function of water discharge in mentioned time and water discharge occurred one day before. In third case the suspended sediment discharge was considered as a function of water discharge in mentioned time and water discharge occurred respectively one, two days before. The results showed that the artificial neural networks with ( $R^2=0.979$ ,  $MSE=0.0011$ ) can be used for estimation of suspended sediment load in comparison with sediment rating curve approach with ( $R^2=0.778$ ,  $MSE=0.043$ ).

**Keywords:** Suspension load, Artificial neural networks, Perceptron, Back propagation, Behesht Abad watershed

---

\* Corresponding Author; Email: [a.dehghani@gau.ac.ir](mailto:a.dehghani@gau.ac.ir)