مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی - عصبی تطبیقی و منحنی سنجه رسوب در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه آجی‌چای)

محمد مهدی معیری[1]، محمد رضا نیک پور[1*]، علی حسین‌زاده دلیر[2] و داود فرسادی زاده[3]

تاریخ دریافت: 87/6/5 تاریخ پذیرش: 88/3/27

1- دانشجویان کارشناسی ارشد، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

2و3- به ترتیب دانشیار و استادیار، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

[*]مسئول مکاتبه E-mail: rezanikpoor@yahoo.com

چکیده

ارائه راهکاری مناسب جهت برآورد دقیق بار معلق رودخانه‌ها در پروژه‌های آبی، مهندسی رودخانه و آبیاری کاربردهای فراوانی دارد. به دلیل تأثیر پارامترهای مختلف بر انتقال رسوبات در رودخانه‌ها، تعیین معادلات حاکم بر آن مشکل بوده و مدل‌های ریاضی نیز در این راستا از دقت کافی برخوردار نیستند. امروزه استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی به عنوان راهکاری جدید در تحلیل مسائل آبی، گسترش یافته است. در تحقیق حاضر منطق فازی- عصبی و شبکه های عصبی، برای تعیین میزان رسوبات معلق رودخانه آجی‌چای به کار برده شد و با استفاده از داده‌های دبی ،رسوب و اشل، مدل‌های مذکور و منحنی سنجه رسوب تهیه گردید. همچنین دوره‌های آماری به سه فصل تر، خشک و ذوب برف تقسیم شده و کلیه مدلها برای این سه دوره مورد آزمایش قرار گرفتند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که منطق فازی-عصبی در مقایسه با شبکه های عصبی و منحنی سنجه از دقت بیشتری در برآورد رسوبات معلق رودخانه برخوردار است.

واژه‌های کلیدی : رسوبات معلق، رودخانه آجی‌چای، شبکه‌های عصبی مصنوعی، منحنی سنجه رسوب، منطق فازی- عصبی

Comparison of Artificial Neural Networks, Adaptive Neuro-Fuzzy and Sediment Rating Curve Models for Estimating Suspended Sediment Load of Ajichay River

MM Moayeri[1], R Nikpoor[1]*, A Hoseinzadeh Dalir[2], D Farsadizadeh[2]

Received: 26 August 2008 Accepted: 17 June 2009
[1]Msc Students, Warter Engin. Dept. Univ. of Tabriz, Iran
[2,3]Assoc. Prof., Warter Engin. Dept. Univ. of Tabriz, Iran
* Corresponding author: E-mail: rezanikpoor@yahoo.com

Abstract

In water construction projects, river engineering, and irrigation and drainage engineering, it is vital to estimate the accurate volume of the sediment transported by rivers. As the sediment transport phenomenon is an immensely complex problem, therefore presenting an appropriate solution for precise evaluation of the suspended load in rivers is tedious and the mathematical models are not also accurate enough to be applied. Nowadays application of artificial intelligence systems has been developed as a novel solution in analysis of water resources problems. In this research, the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and the Artificial Neural Networks (ANNs) models were utilized to determine suspended sediment rate of Ajichay River. Discharge, sediment load and water level data were used to prepare the models and obtain sediment rating curves. The statistical period is also divided into three seasons, namely dry, wet and snow melting. The accuracy of the models for these periods has been tested. The results showed that ANFIS neuro-fuzzy had better accuracy for determination of suspend sediment loads in comparison with both the ANNS and the rating curve.

Keywords: Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), Ajichay river, Artificial neural networks (ANNs), Sediment rating curve, Suspend loads

مقدمه

ارزیابی حجم رسوبات معلق رودخانه‌ها در طراحی و بهره برداری پروژه های آبی، از اهمیت زیادی در مهندسی آب برخوردار است. تخمین بار رسوبات در طیف وسیعی از مسائل از قبیل طراحی مخازن سدها، انتقال رسوب و آلودگی در رودخانه‌ها، دریاچه‌ها و مصب‌ها، طراحی کانال‌های پایدار، ارزیابی زیست محیطی پروژه‌ها و مدیریت آبخیز به کار گرفته می‌شود . تاکنون روابط گوناگون و پیچیده‌ای به منظور پیش بینی میزان رسوبات معلق رودخانه ها ارائه شده است. روابط ارائه شده به دلیل عدم شناخت دقیق و نیز پیچیدگی مکانیزم جابجایی رسوبات در بسیاری از

موارد با مقادیر واقعی اندازه گیری شده تطابق نداشته و در مواردی نیز میزان مقادیر محاسبه شده از روابط گوناگون تفاوت معنی داری با یکدیگر دارند. مدل‌های فرایند انتقال رسوبات معلق در رودخانه‌ها را می توان جزء مدل‌های تصادفی، جعبه سیاه، استوکاستیک یا رگرسیونی در نظر گرفت . بدلیل پرهزینه بودن آزمایشات مربوط به نمونه برداری رسوبات معلق رودخانه‌ها و همچنین کالیبره نشدن مدل‌های محاسباتی و پیچیدگی این مدل‌ها و همچنین پیشرفت روزافزون کاربرد مدل‌های کامپیوتری در سالهای اخیر، استفاده از مدل‌های جعبه سیاه، رونق یافته است. شبکه های هوشمند عصبی[1](ANN) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی[2] (ANFIS) دو نمونه بارز از این مدل‌ها می‌باشند.

تاکنون تحقیقات متعددی در خصوص استفاده از شبکه‌های هوشمند عصبی برای پیش بینی میزان رسوبات و نیز سایر مسایل با اهمیت در مهندسی آب از جمله پیش بینی میزان بارندگی و رواناب، پیش بینی دبی ورودی به مخازن و... صورت پذیرفته است. در زمینه تخمین رسوبات، سکیزاغلو (2004) در تحقیقی اقدام به پیش بینی میزان رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه روش مذکور با روش منحنیهای سنجه رسوب نمود. آرفین و همکاران (2003) از مدل شبکه عصبی و مدل رگرسیونی خطی برای پیش‌بینی میزان رسوبات استفاده نمودند. آنها توانستند بین چهار پارامتر تأثیرگذار بر میزان رسوب و غلظت رسوبات با استفاده از دو روش مذکور روابطی برقرار نمایند.

در زمینه استفاده از منطق فازی کیسی (2005) توانست میزان رسوبات معلق را با استفاده از داده‌های USGS[3] و با به کارگیری شبکه‌های فازی-عصبی و عصبی پیش‌بینی نماید. بر اساس این تحقیق روش فازی-عصبی انعطاف‌پذیری بیشتر و نیز تطابق بیشتری با واقعیت پدیده مورد مطالعه دارا بوده است.

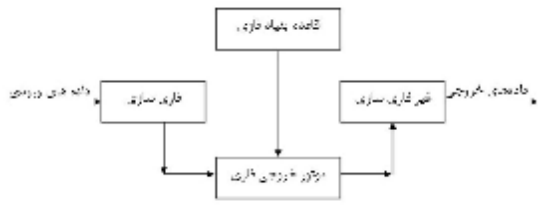
منطق فازی تاکنون در زمینه پیش بینی سیلاب، مسائل کیفیت آب، مدیریت آبخیز، فرآیند بارش و فرسایش خاک نیز به کار رفته است (تایفور و همکاران 2003).

هدف از این تحقیق بررسی قابلیت سه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی-عصبی تطبیقی و منحنی سنجه رسوب در برآورد رسوبات معلق رودخانه آجی‌چای می‌باشد.

منطق فازی

بطور کلی یک سیستم فازی همانطور که در شکل 1 نشان داده شده است شامل فرآیندهای فازی سازی، قاعده-بنیاد فازی، موتور خروجی فازی و غیر فازی سازی است. در فازی سازی هر یک از اجزای اطلاعات ورودی تبدیل به درجه عضویت می‌شود. در مجموعه-های کلاسیک برد توابع عضویت، مجموعه دو عضوی صفر و یک می‌باشد، در حالی که برد توابع عضویت فازی بازه بسته صفر و یک است. درک مستقیم، استنتاج، الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی از جمله راه‌هایی هستند که می‌توان بر اساس آنها تابع عضویت متغیرها را مشخص کرد.

معمولاً از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت بهینه سازی توابع عضویت فازی استفاده می‌شود. این روش اصطلاحاً سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی نامیده می‌شود که در ادامه معرفی می‌گردد.



شکل 1- نمایی کلی از یک سیستم فازی

[1] Artificial neural network
[2] Adaptive neuro-fuzzy inference system
[3] United State Geological Survey

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی(ANFIS) اولین بار در سال 1993 توسط ژانگ (1993و1997) معرفی شد. این سیستم ابزاری جهانی جهت تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود می‌باشد که به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است.

شبکه فازی-عصبی از نظر کارآیی معادل سیستم استنتاج فازی می‌باشد. در ادامه الگوریتم آموزش مختلط که از ترکیب روش گرادیان کاهشی و حداقل مربعات استفاده می‌کند، معرفی شده و چگونگی تطبیق و آموزش سریع سیستم استنتاج فازی معادل با این الگوریتم بحث شده است.

اگر یک سیستم استنتاج فازی با دو ورودی x و y ویک خروجی z باشد. مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی If-Then می‌تواند به صورت زیر بیان شود.

قانون 1 – اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد آنگاه :

$z_1 = p_1x + q_1y + r$

قانون 2 – اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد آنگاه :

$z_2 = p_2x + q_2 y + r$

لایه اول (ورودی): هر گره i از این لایه، مقادیر عضویتی را که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب تعلق دارند، با استفاده از تابع عضویت تولید می‌کند.

$$\begin{aligned} O_{l,i} &= mA_i(x) \qquad for\ i=1,2\ or \\ O_{l,i} &= mB_{i-2}(y) \qquad for\ i=3,4 \end{aligned} \qquad [1]$$

که در آن x (و یا y) ورودی‌های گره iام بوده و A_i (و یا B_{i-2}) برچسب‌های زبانی (مانند "کوچک" یا "بزرگ") مربوط به این گره هستند. $O_{l,i}$ درجه عضویت مجموعه فازی $A(=A_1,A_2,B_1,B_2)$ می باشد و درجه‌ای را مشخص می‌کند که متغیر ورودی x (و یا y) با کمیت A مطابقت دارد. معمولا تابع عضویت A و B توسط توابع زنگوله‌ای بیان می شود.

لایه دوم (ورودی تابع عضویت) : این لایه از گره‌ای با عنوان Π تشکیل شده که سیگنالهای ورودی را در هم ضرب نموده و به خروجی ارسال می‌کند. به عنوان مثال :

$$O_{2,i} = w_i = mA_i(x)mB_i(y) \qquad i=1,2 \quad [2]$$

به عبارت دیگر در این لایه عملگر "و" به کار برده می‌شود.

لایه سوم (قانون): در این لایه گره‌های دارای برچسب N نسبت i امین قانون قوه اشتعال را به مجموع قوه اشتعال‌های همه‌ی قوانین محاسبه می‌کند.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \qquad [3]$$

خروجی این لایه قوه اشتعال نرمال شده نامیده می‌شود.

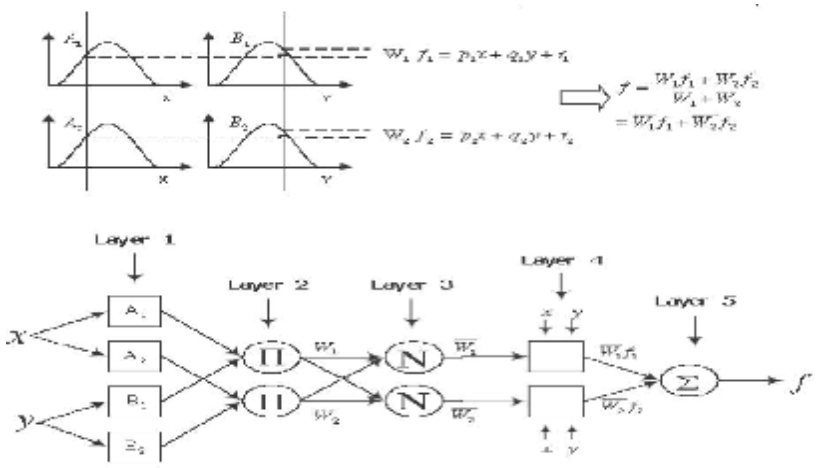
لایه چهارم (خروجی تابع عضویت): گره‌های این لایه با گره‌های توابع مطابقت دارند.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \qquad [4]$$

که در آن $\bar{w}_i$ خروجی لایه سوم بوده و $\{p_i, q_i, r_i\}$ مجموعه پارامترها هستند. پارامترهای این لایه به عنوان مجموعه پارامترهای بخش تالی مدل فازی می‌باشند.

لایه پنجم (خروجی): این لایه با گره ثابت با نام Σ، خروجی کلی را با جمع کردن همه سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند. بنابراین در این لایه فرایند غیرفازی-سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی تبدیل می‌کند.

$$O_{5,i} = \sum_{i=1} \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \qquad [5]$$



شکل2- مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو قانون فازی و سیستم ANFIS معادل آن

الگوریتم یادگیری ترکیبی

مدل فازی-عصبی اجازه می‌دهد که سیستم‌های فازی در مباحث آموزش پارامترها از الگوریتم آموزش برگشتی تطابقی استفاده نمایند. در این روش با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا، مقدار خطا به سمت ورودی‌ها پخش شده و پارامترها تصحیح می‌شوند. این روش آموزش دقیقا همانند روش پس انتشار خطای مورد استفاده در شبکه های عصبی مصنوعی است. طبق ساختار شبکه فازی- عصبی که در شکل 2 ملاحظه می گردد، می‌توان خروجی کل (f) را به صورت ترکیب خطی پارامترهای نتیجه به صورت زیر نوشت:

$$f = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2 = (\overline{w}_1 x)\, p_1 + (\overline{w}_1 y) q_1 + (\overline{w}_1) r_1 + (\overline{w}_2 x)\, p_1 + (\overline{w}_2 y) q_2 + (\overline{w}_2) r_2 \quad [6]$$

به این ترتیب پیاده سازی یک سیستم فازی به گونه‌ای انجام می‌شود که قابلیت یادگیری داشته باشد. بنابراین مقادیر پارامترهای نتیجه شده با استفاده از روش کمترین مجموع مربعات خطا بدست می‌آیند. با ترکیب این روش و روش پس انتشار خطا یک روش آموزشی ترکیبی ایجاد می شود که به صورت زیر عمل می‌کند: در هر دو آموزش هنگام حرکت رو به جلو خروجی‌های گره‌ها به صورت عادی تا لایه چهارم محاسبه می‌شوند و سپس پارامترهای نتیجه توسط روش‌های محاسبه خطا نظیر کمترین مجموع مربعات خطا محاسبه می‌شوند. در ادامه پس از محاسبه خطا در بازگشت رو به عقب نسبت خطا بر روی پارامترهای شرط پخش شده و با استفاده از روش شیب نزولی خطا مقدار آنها تصحیح می شوند.

شبکه عصبی مصنوعی

ساختار کلی شبکه‌های عصبی از شبکه بیولوژیکی مغز انسان الهام گرفته است. شبکه عصبی با پردازش روی داده ها قوانین کلی را فرا می گیرد و خروجی‌های شبکه با خروجی‌های مطلوب(اندازه‌گیری شده) مقایسه می شود. در ابتدا با استفاده از داده‌ها و مقادیر اندازه-گیری شده موجود، شبکه آموزش داده می‌شود.

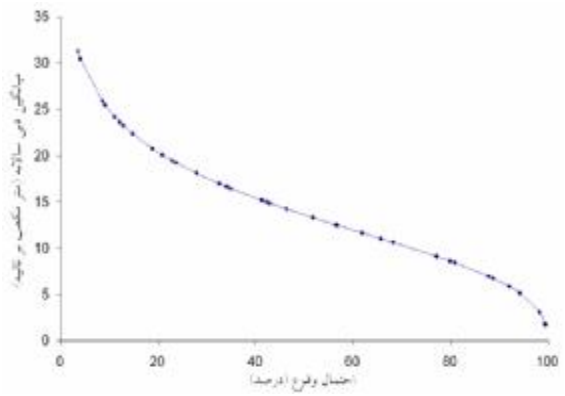
این مدل‌ها قادرند رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی با هم متصل هستند، تعیین نمایند که در آن میزان فعالیت هر یک از این اتصالات توسط اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود (فرایند آموزش) و در نهایت مدل قادر خواهد بود قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید، هر چند قوانین غیر خطی و

پیچیده باشند. در واقع این سیستم‌ها قادرند یاد بگیرند و از راه یادگیری دانش لازم برای برخورد مناسب با یک پدیده را جمع‌آوری نمایند و از آن دانش هنگام نیاز بهره ببرند. قابلیت یادگیری در شبکه های عصبی ، با استفاده از تنظیم پارامترهای شبکه انجام می‌گیرد. با این هدف که اگرتغییر کوچکی در شرایط محیطی شبکه رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید نیز کارآمد باشد. در یک شبکه عصبی هر نرون به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نرون‌های متعدد است. به عبارت دیگر نرون‌ها در یک روند همکاری یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش تحمل پذیری خطا[1] در سیستم می‌گردد. از رایج ترین الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان الگوریتم پس انتشار خطا[2] (BP) را نام برد.

پارامترهای موثر در مدل سازی شبکه‌های عصبی که نقش اساسی دارند به سه بند : 1- مقدار مناسب آموزش[3] 2- تعداد لایه های شبکه 3- تعداد نرونهای لایه میانی تقسیم‌بندی می‌گردند. در حالت کلی هر چه تعداد تکرار در آموزش شبکه بیشتر شود، خطای شبیه سازی (پیش بینی) در شبکه کمتر می‌شود. اما هنگامی که تعداد تکرارها از یک مقدار تجاوز کند، خطای دسته آزمایشی نیز افزایش پیدا می‌کند. بهترین تعداد تکرار آموزشی مقداری است که خطای هر دو دسته آزمایشی و آموزشی تا حد ممکن کمینه گردند.

منحنی تداوم جریان

چنانچه در دستگاه مختصات دکارتی مقادیر دبی رودخانه بر حسب احتمال وقوع مشخص شود، بهترین منحنی که از این نقاط عبور کند، مشخص کننده منحنی تداوم جریان رودخانه است. در شکل 3 منحنی تداوم جریان رودخانه نمایش داده شده است.



شکل 3- منحنی تداوم جریان

با توجه به تعداد زیاد داده‌های موجود، ملاحظه می‌گردد که منحنی تداوم جریان رودخانه تقریباً تمام درصدهای احتمال را پوشش می دهد. بر این اساس می توان برای تعیین معادله منحنی سنجه رسوب مستقیماً از رابطه رگرسیونی برای کل داده‌های موجود استفاده کرد.

یکی دیگر از موارد کاربرد منحنی تداوم جریان تعیین میانگین بار معلق سالیانه می‌باشد، که به ازای الگوهای مختلف این پارامتر محاسبه شده و مقادیر آن در جدول 3 آورده شده است.

منحنی سنجه رسوب

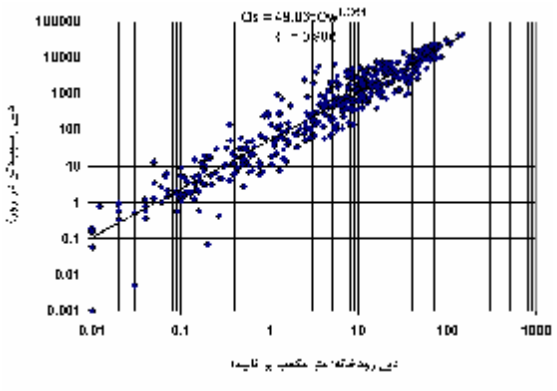
در این روش داده‌های ثبت شده دبی و رسوبات معلق در ایستگاه هیدرومتری، در یک گراف رسم گردیده و به آن یک منحنی برازش داده شده و رابطه رگرسیونی بدست آمده از این روش به صورت زیر بدست می آید.

$$Q_s = aQ_w^b \qquad [7]$$

که در این رابطه Q_s دبی رسوبات معلق، Q_w دبی رودخانه و ضرایب خطی بین مقادیر $\log Q_w$ و $\log Q_s$ بدست می‌آید.

[1] Robustness
[2] Back propagation
[3] Epoch

در شکل 4 منحنی سنجه رسوب به همراه رابطه رگرسیونی آن نمایش داده شده است.



شکل 4- منحنی سنجه رسوب

منطقه مورد مطالعه

رودخانه آجی‌چای از رودخانه‌های مهم استان آذربایجان شرقی است که آب‌های منطقه‌ای نسبتاً وسیع از این استان (شهرستانهای تبریز سراب و بستان‌آباد) را جمع‌آوری و به دریاچه ارومیه می رساند که حوضه آبریز آن در محدوده ′30-°45 تا ′45-°47 طول شرقی و ′45-°37 تا ′30-°38 عرض شمالی قرار دارد. این رودخانه در دره‌ای که مابین کوههای ارسباران غربی، قوشه داغ و سبلان از شمال و کوه‌های بزقوش و سهند از جنوب قرار گرفته است. در جهت عمومی شرقی-غربی جریان دارد .طول رودخانه تا دلتای دریاچه ارومیه حدود 276 کیلومتر و حوزه آبریز آن مساحتی حدود 13853 کیلومتر مربع دارد. آجی چای از دو قسمت علیا و سفلی آبگیری می کند در قسمت علیا از خاور به خط الراس کوههای سبلان و از شمال به کوههای قوشه داغ و از جنوب به کوههای بزقوش محدود می شود. در قسمت سفلی نیز از کوههای سهند تا حوالی آذر شهر محدود می شود.

مواد و روشها

جهت برآورد میزان رسوبات معلق، از مقادیر رسوب اندازه‌گیری شده در ایستگاه ونیار که دارای طول دوره آماری نسبتا طولانی می‌باشد استفاده شده است. این ایستگاه دارای ارتفاعی برابر با 1460 متر و ارتفاع متوسط زیرحوضه برابر 1943 متر از سطح دریا و مساحت زیر حوضه برابر 7723 کیلومترمربع می‌باشد. تعداد کل نمونه ها در طول دوره آماربرداری از سال 44-1343 لغایت 84-1383 معادل 553 داده می‌باشد که حداکثر تعداد نمونه برداشت شده مربوط به سال آبی 74-73 معادل 45 عدد می باشد. از داده های مذکور داده های بین سال های 70-43 با تعداد 382 داده، به عنوان داده های آموزشی و داده های بین سال‌های 84-71 با تعداد 148 داده، به عنوان داده های تست در نظر گرفته شد. در جدول 1 پارامترهای آماری مربوط به داده‌های ایستگاه ونیار نشان داده شده است.

جدول 1- پارامترهای آماری مربوط به داده های رسوب در ایستگاه ونیار

	نوع داده‌ها	متوسط	حداکثر	حداقل	انحراف معیار	ضریب تغیرات	ضریب چولگی
داده‌های آموزشی	دبی(مترمکعب بر ثانیه)	15/26	107/64	0/01	19/40	1/27	1/78
	رسوب (تن در روز)	2873/68	29120/58	0/005	4738/29	1/56	2/55
داده‌های تست	دبی(مترمکعب بر ثانیه)	13/15	147/00	0/01	22/63	1/72	3/23
	رسوب (تن در روز)	2432/41	42331/77	0/001	5608/82	2/31	5/09

برای محاسبه رسوبات معلق ترکیب‌های مختلفی از ورودی‌ها بکار رفته است که عبارتند از :

1) Q_t
2) Q_t و H_t
3) Q_t و H_t و Q_{t-1}

که در آن Q_t دبی روز t ام، H_t اشل روز t ام و Q_{t-1} دبی در روز t-1 ام است.

برای استفاده از قابلیت‌های فازی عصبی و از نوار ابزار منطق فازی در محیط نرم‌افزارMATLAB و همچنین جهت به کارگیری شبکه های عصبی نیز از نوار ابزار مربوط به آن در همین محیط استفاده شده است (بی‌نام 2007). در مورد فازی عصبی جهت بهینه‌سازی توابع عضویت از بین دو روش هیبریدی و پس انتشار، از روش هیبریدی که ترکیبی از دو روش پس انتشار و روش حداقل مربعات است، استفاده گردید که نتایج قابل قبولی نیز در بر داشت.

به منظور ارزیابی صحت سنجی مدلهای مختلف از معیار جذر میانگین مربعات خطا(*RMSE*) و همچنین مجذور ضریب همبستگی(R^2) استفاده گردید. جذر میانگین مربعات خطا از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(S_{ci} - S_{oi})^2}{n}} \qquad [8]$$

و مجذور ضریب همبستگی(R^2) نیز از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(S_{oi} - S_{ci})^2}{\sum_{i=1}^{n}(S_{oi} - S_{om})^2} \qquad [9]$$

که در روابط فوق، S_{ci} مقدار رسوب پیش بینی شده، S_{oi} مقدار رسوب اندازه گیری شده وS_{om} میانگین مقادیر رسوبات اندازه‌گیری شده است.

ساختارهای مختلفی که در این نوار ابزار برای توابع عضویت وجود داشت از قبیل توابع عضویت مثلثی، ذوزنقه‌ای، گوسی ساده، زنگوله‌ای شکل و سیگموییدی مورد بررسی قرار گرفتند. ساختار نهایی که برای الگوهای مختلف استفاده شد در جدول 2 آمده است.

بحث و نتایج

مقادیر RMSE و R^2 در برآورد رسوب معلق با روش‌های فازی-عصبی، شبکه‌های عصبی و منحنی سنجه به ازای الگوهای ورودی مختلف داده‌های تست در جدول 2 ، ارائه گردیده‌اند. در مورد روش منحنی سنجه که از نظر نوع داده‌های ورودی و خروجی، مشابه الگوی اول روش فازی-عصبی می‌باشد، همان-طور که ملاحظه می گردد RMSE بزرگتر بوده و مقدار R^2 نیز کوچکتر می‌باشد که بیانگر دقت پایین‌تر این روش می‌باشد. همچنین در بین الگوهای مختلف روش فازی-عصبی، الگوی اول با RMSE برابربا 1094/55 و R^2 معادل 0/985 به عنوان بهترین الگو، و از بین الگوهای شبکه عصبی، الگوی سوم با RMSE برابر 4066/84 و ^{2} معادل 0/82 به عنوان ضعیف‌ترین الگو شناخته شد. با توجه به ارقام بدست آمده به نظر می‌رسد که در مدل‌های فازی-عصبی و شبکه عصبی استفاده همزمان از پارامترهای دبی، اشل و دبی روز قبل به عنوان متغیرهای ورودی نتیجه مطلوبی را به همراه نخواهد داشت. یکتا و سلطانی (1385) و کیسی (2005) نیز در کاری مشابه به این نتیجه دست یافتند که

در پیش بینی رسوبات با استفاده از مدل‌های جعبه سیاه، افزایش متغیرهای ورودی، کاهش دقت آموزش و خروجی شبکه را به دنبال خواهد داشت.

جدول 2- مقایسه روشهای فازی-عصبی،شبکه های عصبی و منحنی سنجه رسوب برای الگوهای مختلف داده‌های تست

پارامترهای توابع	نوع تابع	RMSE	R^2	الگوی داده های ورودی	
3	گوسی نوع2	1094/55	0/985	Q_t	روش فازی-عصبی
2و3	گوسی	1415/73	0/966	Q_tو H_t	
ضرایب: 2و1/25و1و0/15	خوشه بندی فازی	2414/59	0/89	Q_tو H_t و Q_{t-1}	
تعداد نرونها 2	LOGSIG	1204/09	0/983	Q_t	روش شبکه عصبی
تعداد نرونها 2	LOGSIG	2216/87	0/953	Q_t و H_t	
تعداد نرونها2	LOGSIG	4066/84	0/82	Q_tو H_t و Q_{t-1}	
-	$Q_s=50.48Q_w^{1.335}$	3543/49	0/95	Q_t	روش منحنی سنجه

همچنین میانگین بار معلق سالیانه که از جمله پارامترهایی است که در مدیریت مخازن اهمیت زیادی دارد، با استفاده از منحنی تداوم جریان به ازای روش-های مختلف برآورد و در جدول 3 آورده شده است. با توجه به این جدول الگوهای اول روش فازی-عصبی و شبکه عصبی به مقدار بار معلق مشاهداتی نزدیکتر بوده و خطای نسبی آن که از رابطه زیر بدست می‌آید، کمتر است.

$$\text{خطای نسبی}(\%)=\frac{\text{مدل-مشاهداتی}}{\text{مشاهداتی}}\times 100 \qquad [10]$$

جدول 3-مقادیر برآوردشده میانگین بار معلق سالیانه در طول دوره مورد آزمایش

	مشاهداتی	منحنی سنجه	فازی الگوی1	فازی الگوی2	فازی الگوی3	عصبی الگوی1	عصبی الگوی2	عصبی الگوی3
دبی بار معلق (تن در سال)	638663/49	425250/96	621422/7	672512/65	685924/59	658462/06	693588/55	711471/10
خطای نسبی(درصد)	-	33/4	2/7	5/3	7/4	3/1	8/6	11/4

در شکل‌های 5 تا 10، نمودارهای نکویی برازش و منحنی سری زمانی به ازای داده‌های تست برای الگوی اول فازی-عصبی، الگوی اول شبکه عصبی و منحنی سنجه نمایش داده شده است. همان طور که ازاین نمودارها بر می‌آید، مقادیر رسوب معلق برآورد شده با روش‌های فازی-عصبی و شبکه عصبی، تطابق بیشتری نسبت به روش منحنی سنجه با داده‌های مشاهداتی دارند.

در ادامه این تحقیق به مقایسه کارآیی مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی اوج رسوبات پرداخته است.

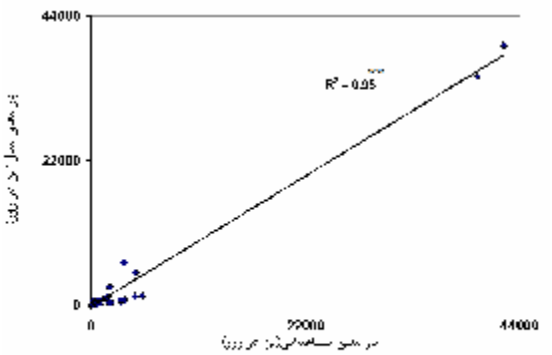
نتایج این بررسی در جدول 4 ارائه گردیده است. با توجه به ارقام بدست آمده هر سه مدل در پیش‌بینی بار معلق رسوبات در حالت پیک کارآیی چندانی ندارند، لیکن مدل فازی-عصبی نسبت به دو روش دیگر نتایج بهتری را نشان می‌دهد. ضمناً در این مورد منحنی سنجه ناتوان به نظر می‌رسد.

با توجه به اینکه فرآیند انتقال رسوبات در فصول پر آبی و کم آبی با هم متفاوت بوده و در مدل‌سازی پدیده‌ها بر اساس روابط رگرسیونی و مدل‌های جعبه سیاه، طبقه بندی داده‌های مشابه نتیجه بهتری را به همراه دارد و از سوی دیگر پیش‌بینی بار معلق در فصول سیلابی از اهمیت بیشتری برخوردار می‌باشد، لذا دوره آماری به سه فصل تر، خشک و ذوب برف تقسیم شده و مدل‌ها در این سه دوره مورد آزمایش قرار گرفتند. از کل داده‌های موجود، 39% مربوط به دوره ذوب برف (215داده)، 35% مربوط به دوره تر (192 داده) و 26% مربوط به دوره خشک می‌باشد (146داده). نتیجه این آزمون در جدول 5 ارائه شده است. مقادیر RMSE و R^2 محاسبه شده برتری نسبی روش فازی-عصبی برای برآورد رسوب معلق در سه دوره تر، خشک و ذوب برف را نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که در جعبه ابزار MATLAB برای سیستم فازی-عصبی توابع عضویت مختلف از جمله گوسی، مثلثی، گامبل و... موجود می‌باشد که برای هر الگو با روش آزمون و خطا تابع عضویت بهینه انتخاب شد.

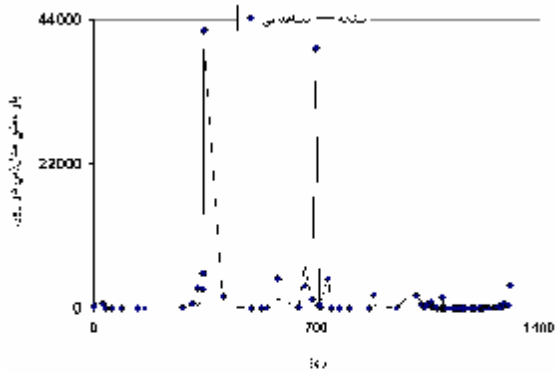
نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از روش فازی-عصبی با انتخاب مناسب الگوی داده‌های ورودی و توابع آن، مقدار رسوب معلق رودخانه‌ها را در همه دوره‌های فصلی با دقت قابل قبولی برآورد نمود.

جدول 4-کارآیی مدل‌های مورد مطالعه در پیش‌بینی رسوب حداکثر

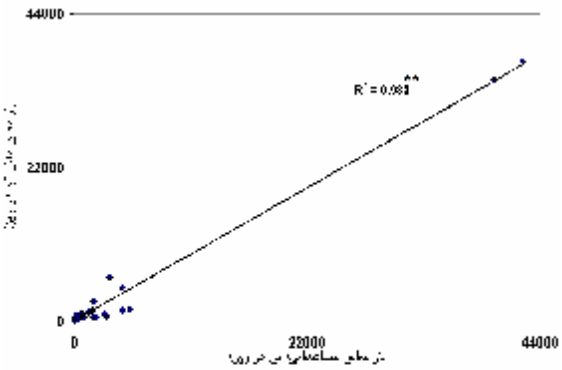
مقادیر رسوب	مقادیر پیش‌بینی شده(تن در روز)			خطای نسبی (%)		
پیک مشاهداتی	منحنی سنجه	شبکه عصبی	فازی-عصبی	منحنی سنجه	شبکه عصبی	فازی-عصبی
3070/31	1679/46	2229/04	2161/50	45/3	27/4	29/6
3357/56	1920/52	2326/79	2776/70	42/8	30/7	17/3
4514/95	2749/61	3544/24	3819/65	39/1	21/5	15/4
4524/90	2108/60	3058/83	3149/33	53/4	32/4	30/4
5279/36	2708/31	4297/40	4207/65	48/7	18/6	20/3
39648/25	29695/54	29260/41	33740/66	25/1	26/2	14/9
42331/77	36532/32	32214/48	37590/61	13/7	23/9	11/2



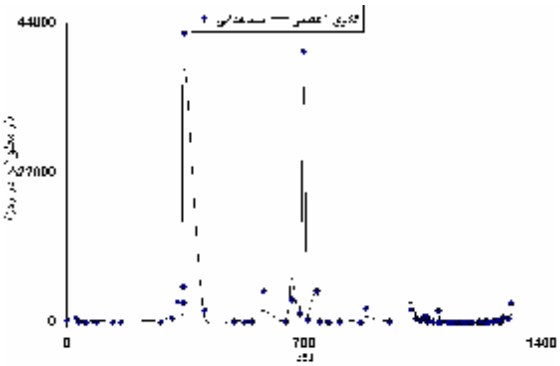
شکل۵ نمودار تکوین برازش
منحنی سنجه



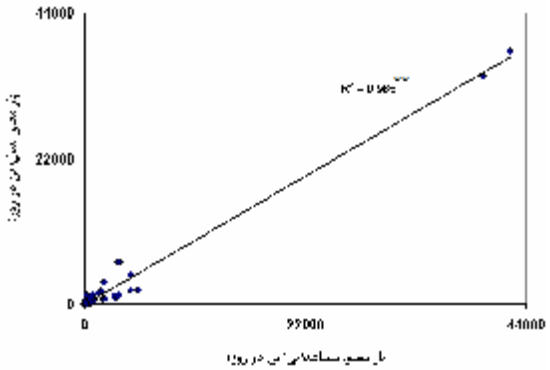
شکل۸ نمودار سری زمانی
منحنی سنجه



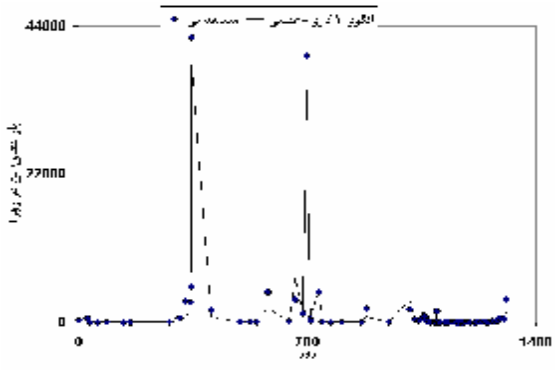
شکل۶- نمودار تکوین برازش
الگوی اول شبکه عصبی



شکل۹- منحنی سری زمانی
الگوی اول شبکه عصبی



شکل۷- نمودار تکوین برازش
الگوی اول فازی-عصبی



شکل ۱۰ منحنی سری زمانی
الگوی اول فازی-عصبی

** P<0.01

نتیجه‌گیری کلی

در تحقیق حاضر کارایی و انعطاف پذیری مدل تطبیقی فازی-عصبی وشبکه عصبی در پیش بینی میزان رسوبات معلق رودخانه‌ها نسبت به منحنی سنجه رسوب نشان داده شد. برتری این مدل‌ها در مدل‌سازی اوج رسوب و برآورد بار معلق سالیانه نسبت به روش-های دیگر مشهود است. منحنی سنجه در این مورد نتایج ضعیف‌تری را ارائه می‌کند. همچنین در این تحقیق نشان داده شد که در مدل‌سازی رسوب بهترین گزینه استفاده از دبی در همان زمان پیش‌بینی رسوب است و سایر گزینه‌ها هر چند پیچیده‌تر می‌باشند ولی قابلیت-های کمتری در این زمینه دارند. اصولاً از آنجا که در پیش بینی میزان رسوبات رودخانه‌ها، عوامل متعددی دخالت دارند و همچنین به دلیل ماهیت پیچیده آن ، پیش بینی و تخمین این پدیده بسیار دشوار و گاهاً کم دقت می باشد. از آنجا که روش‌های هوش مصنوعی برای تحلیل مسائلی به کار می روند که شناخت و توصیف صریحی از ماهیت مسأله وجود ندارد، بنابراین بسیاری از مسائل مربوط به رسوبات معلق در رودخانه‌ها را می‌توان با این روش‌ها حل نمود.

تقدیر و تشکر

از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی که با در اختیار قراردادن داده‌های مورد نیاز این تحقیق، ما را یاری نمودند، قدردانی می‌شود.

منابع مورد استفاده

یکتا الف و سلطانی ف، ۱۳۸۵. تخمین رسوبات معلق رودخانه‌ها با استفاده از مدل‌های ANFIS و ANN و منحنی سنجه. صفحات ۳۸۴-۳۷۵. هفتمین سمینار مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز.

Anonymous, 2007. Fuzzy Logic Toolbox for Use with MATLAB. User's Guide, Version 2.

Ariffin J, Abdul Ghani A, Zakaria N and Shukri Yahya A, 2003. Sediment prediction using ANN and regression approach. Pp 930-945. 1st International Conference on Managing Rivers in the 21st Century: Issues and Challenges.

Cigizoglu Hk, 2004. Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi-layer perceptrons. Advanced Water Resources. 27: 185–195.

Jang JSR, 1993. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference systems. Journal of IEEE Transactions on System, Management and Cybernetics, 23: 665–685.

Jang JSR, Sun CT and Mizutani E, 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligance Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall, USA.

Kisi O, 2005. Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. Journal of Hydrological Sciences, IAHS Press, 50: 683-696.

Tayfur G, Ozdemir S and Singh VP, 2003. Fuzzy logic algorithm for runoff-induced sediment transport from bare soil surfaces. Advanced Water Resource, 26: 1249–1256.