

جغرافیا و توسعه شماره ۴۱ زمستان ۱۳۹۴

وصول مقاله: ۱۳۹۲/۰۲/۰۹

تأیید نهایی: ۱۳۹۳/۰۸/۰۹

صفحات: ۱۸۵-۲۰۰

ارزیابی قابلیت مدل سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS) در تخمین مقادیر بار معلق رسوبی و مقایسه آن با ۲ نوع از مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی مطالعه موردی: رودخانه زرینه‌رود، حوضه جنوب‌شرقی دریاچه ارومیه

دکتر علی‌محمد خورشیددوست^۱، دکتر مهدی فیض‌اله‌پور^۲، سحر صدرافشاری^۳

چکیده

حوضه‌های جنوب شرقی دریاچه ارومیه به علت برخورداری از شرایط هیدرولوژیکی و لیتولوژیکی خواص، از میزان بالای تولید رسوب برخوردارند. با توجه به این نکته در این تحقیق برای تخمین بار معلق رسوبی روزانه از سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS) بهره گرفته شده است. به این منظور داده‌های دبی روزانه و بار معلق رسوبی ۳۶۵ روز سال ۱۳۸۶ و ۱۳۸۷ ایستگاه رسوبی واقع در رودخانه زرینه رود برای تعلیم و آزمون مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته است. در کنار این مدل از مدل‌های پرسپترون چندلایه (MLP^۵)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF^۶) و منحنی سنجه رسوبی (SRC^۷) نیز بهره گرفته شد. سپس نتایج مدل ANFIS با مدل‌های فوق مقایسه گردید. برای تعیین کارایی مدل‌ها از فاکتور مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای تبیین (R^2) استفاده شده و مشاهده می‌شود که مدل ANFIS با برخورداری از خطای تبیین معادل ۰/۹۰۸۷ و مجذور میانگین مربعات خطای معادل ۲۲۴ میلی‌گرم در لیتر نسبت به سایر مدل‌ها به نتایج بهتری دست می‌یابد. کمترین میزان R^2 و RMSE نیز برای مدل SRC به ترتیب معادل ۰/۸۲۵۱ و ۳۰۴ برآورد گردید. مقادیر آکائیک نیز برای مدل ANFIS معادل ۱۹۹۳ محاسبه شد که این امر نشان‌دهنده‌ی قابلیت بالای مدل ANFIS در تخمین بار معلق رسوبی می‌باشد.

کلیدواژه‌ها: بار معلق رسوبی، سیستم استنتاجی فازی عصبی، پرسپترون چندلایه، شبکه‌ی عصبی رگرسیونی تعمیم‌یافته، شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی، منحنی سنجه رسوبی، حوضه‌ی رودخانه‌ی زرینه‌رود.

1-khorshid@tabrizu.ac.ir

2-feyzolahpour@znu.ac.ir

3-saharsadrafshary@yahoo.com

4-Artificial neural fuzzy inference system

5-Multi layer perceptron

6-Radial basis function

7-Sediment rating curve

۱- استاد جغرافیا طبیعی، دانشگاه تبریز

۲- استادیار جغرافیا، دانشگاه زنجان (نویسنده مسؤل)

۳- دانشجوی دکتری آب و هواشناسی، دانشگاه زنجان

مقدمه

پیش‌بینی بار معلق رسوبی در طیف وسیعی از مباحث از قبیل تعیین حجم سدها، انتقال رسوبات در رودخانه، طراحی ستون پل‌ها، لایروبی و برداشت شن و ماسه از بستر رودخانه مورد استفاده قرار می‌گیرد (Nakato, 1990: 368; Mcbean, 1988: 65).

همچنین رسوبات، منشأ آلودگی‌هایی از قبیل میکروبوها، آفت-کش‌های برداشت شده از مزارع و سایر ترکیبات شیمیایی می‌باشند (Lopez, 2001: 43). بار معلق رسوبی عمدتاً از طریق اندازه‌گیری‌های مستقیم و یا معادلات انتقال رسوب تعیین می‌شود. اگرچه اندازه‌گیری مستقیم رسوب، بسیار قابل اعتماد می‌باشد لیکن هزینه‌بر بوده و برای تمام طول رودخانه قابل استفاده نمی‌باشد و در کنار آن معادلات انتقال رسوب نیز نیازمند جزئیات بیشتری از خصوصیات دبی و رسوبات هستند (Ozturk, 2001: 645). بر همین اساس، محققان در جستجوی مدل‌های آسان و ارزان در تعیین روابط بین دبی و رسوبات بوده‌اند. به این منظور از مدل‌های غیرخطی از قبیل تکنیک‌های هوش مصنوعی در تحلیل پدیده‌های غیرخطی استفاده شده است. شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) برای برخی از شاخه‌های علوم به کار برده شده است. این روش ابزار نیرومندی در علوم مهندسی بوده و جزئیات بیشتری را برای تحلیل پدیده‌ها در اختیار محققین قرار می‌دهد. همچنین این مدل برای مدل‌سازی بارش رواناب، پیش‌بینی دبی، شبیه‌سازی آلودگی رواناب، تشخیص پارامترها و مدل‌سازی غیرخطی سری‌های زمانی مورد استفاده قرار گرفته است (ASCE, 2000: 126).

جین از روش ANN برای برقراری ارتباط بین دبی و رسوب استفاده کرده و به این نتیجه دست یافت که

این مدل نسبت به منحنی سنج رسوبی به نتایج مطلوبی دست می‌یابد (Jain, 2001: 30-37).

تیفور، مدل شبکه عصبی را در انتقال رسوبات مورد استفاده قرار داده و به این نتیجه رسیده است که این مدل دارای قدرت پیش‌بینی بالایی نسبت به مدل‌های صرفاً فیزیکی بوده است (Tayfur, 2002: 879-892). سیقیزاغلو به بررسی صحت مدل ANN در تخمین و پیش‌بینی داده‌های بار معلق روزانه پرداخت (Cigizoglu, 2004: 185-19).

کیسی از تکنیک‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین و پیش‌بینی بار معلق روزانه استفاده کرده و چنین عنوان نمود که مدل پرسپترون چندلایه نسبت به مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته (GRNN) و شبکه تابع پایه شعاعی (RBF) از کارایی بهتری برخوردار است (Kisi, 2004: 60-63).

کیسی برای مدل‌سازی بار معلق رسوبی از مدل ANN بهره گرفته و نتایج حاصله را با منحنی سنج رسوبی (SRC) و رگرسیون چندمتغیره (MLR) مقایسه نمود (Kisi, 2005: 683-696). سیقیزاغلو و کیسی برای تخمین مجموع بار معلق رسوبی از داده‌های بارندگی استفاده کردند (Cigizoglu & Kisi, 2006: 4351-4362).

دهقانی و همکاران با استفاده از منحنی سنج رسوبی و شبکه عصبی مصنوعی به تخمین بار معلق رسوبی رودخانه دوغ در استان گلستان پرداختند. تحقیق فوق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به منحنی سنج رسوبی به نتایج بهتری دست یافته است (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۸: ۵۱-۳۶).

دهقانی و همکاران، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به تخمین بار معلق رسوبی رودخانه‌ی بهشت‌آباد پرداختند. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی از قابلیت بالایی در تخمین بار معلق رسوبی برخوردار است.

فیرات و گونگار اقدام به بررسی صحت مدل ANFIS در مدل‌سازی بار معلق رسوبی ماهانه نمودند (Firat & Gungor, 2010: 259-270).

با توجه به مواردی که ذکر شد در این تحقیق از مدل سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS) برای تخمین بار رسوبی روزانه رودخانه زرینه‌رود واقع در جنوب شرق دریاچه ارومیه بهره گرفته شده است. آب مورد نیاز دریاچه ارومیه از طریق ۱۴ رودخانه دائمی و تعدادی آبراهه و مسیل که به صورت فصلی و یا موقتی آب در آنها جاری می‌گردد تأمین می‌شود. بخش عمده‌ی حوضه‌ی آبریز دو رودخانه سیمینه‌رود و زرینه‌رود هستند که به عنوان مهمترین رودخانه‌های حوضه‌ی آبریز دریاچه تلقی می‌شوند. متوسط سالانه آب ورودی به دریاچه ۵۳۰۰ میلیون متر مکعب برآورد می‌شود که بین ۷۶۰ تا ۱۵۲۶۰ میلیون متر مکعب متغیر است. بارش‌های مستقیم بر سطح دریاچه، همراه با ورود جریان آب زیرزمینی را می‌توان از دیگر منابع تغذیه‌کننده‌ی آب دریاچه برشمرد. رودخانه‌ی زرینه‌رود علاوه بر تأمین بخش اعظم آب دریاچه ارومیه، باعث ورودی حجم قابل توجهی رسوب به این دریاچه می‌گردد. با توجه به این فاکتور، اقدام به تخمین بار معلق رسوبی این رودخانه از طریق مدل فازی عصبی شده است. به این منظور، داده‌های دبی و بار معلق رسوبی روزانه ایستگاه زرینه‌رود از سازمان تماب استخراج شده و به کار برده شدند. سپس نتایج حاصله با ANFIS به کار برده شدند. سپس نتایج حاصله با مدل‌های پرسپترون چندلایه (MLP)، شبکه‌ی عصبی تابع شعاعی (RBF) و منحنی سنجه رسوبی (SRC) مقایسه شده است. مقایسه‌ها نشان می‌دهد که مدل ANFIS در تخمین بار معلق رسوبی روزانه نسبت به سایر مدل‌ها به نتایج بهتری دست می‌یابد.

سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS) نیز در سال‌های اخیر بطور موفقیت‌آمیزی در پیش‌بینی بار معلق رسوبی به کار گرفته شده است

(kisi et al, 2005: 6683-696; kisi et al, 2008: 94-103, 2009: 68-79; Rajae, 2009: 4916-4927; Cobaner et al, 2009: 68-79; Firat & Gungor, 2010: 259-270)

دوگان و همکاران از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) و منطق فازی^۱ (FL) برای پیش‌بینی بار معلق رسوبی ماهانه حوضه رودخانه ساکاریا در ترکیه استفاده کرده‌اند (Dogan et al, 2005: 395-406). در تحقیق فوق مشاهده شده که مدل فازی نسبت به مدل ANN به نتایج بهتری دست یافته است.

کیسی و همکاران عنوان کرده‌اند که مدل‌های مبتنی بر منطق فازی که در آنها از توابع عضویت مثلثی استفاده شده نسبت به منحنی سنجه رسوبی از کارایی بهتری برخوردارند (kisi, 2006: 4351-4362).

لوهانی و همکاران با استفاده از منطق فازی، بین مقادیر دبی و بار رسوبی روابطی را برقرار کرده‌اند (Lohani, 2007: 793-807). کیسی و همکاران به بررسی صحت مدل فازی عصبی در مقایسه با ۳ تکنیک متفاوت ANN پرداختند (kisi et al, 2008: 94-103). کیسی و همکاران با استفاده از مدل ANFIS و ANN اقدام به تخمین بار معلق رسوبی ماهانه نمودند (kisi et al, 2009: 68-79).

رجائی از مدل ANFIS برای شبیه‌سازی بار معلق رسوبی استفاده کرده و نتایج حاصله را با مدل‌های ANN، منحنی سنجه رسوبی و رگرسیون چندمتغیره مقایسه نمود (Rajae, 2009: 4916-4927).

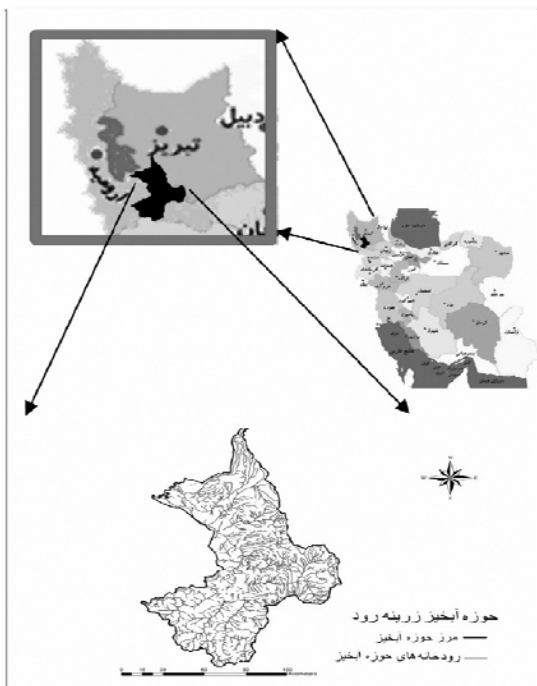
کوبانر به مقایسه قابلیت مدل فازی عصبی نسبت به مدل‌های ANN در تخمین بار معلق رسوبی پرداخت (Cobaner, 2009: 52-61).

منطقه‌ی مورد مطالعه

حوضه‌ی آبریز رودخانه‌ی زرینه‌رود در شمال غربی ایران و در جنوب شرقی دریاچه‌ی ارومیه واقع شده است (شکل ۱). این حوضه‌ی آبریز در مختصات جغرافیایی ۴۵ درجه و ۴۵ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۱۵ دقیقه طول شرقی و ۳۵ درجه و ۳۰ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۴۵ دقیقه عرض شمالی گسترده شده است. مساحت حوضه‌ی آبریز زرینه‌رود حدود ۱۳۸۹۰ کیلومتر مربع است. سد مخزنی زرینه‌رود روی رودخانه زرینه‌رود در استان کردستان و در فاصله ۸۵ کیلومتری جنوب شرقی شهرستان میاندوآب و در شرق شهرستان بوکان احداث شده است. رودخانه‌ی زرینه‌رود از دامنه‌های شمالی کوه‌های چهل‌چشمه در نزدیکی مرز عراق سرچشمه گرفته و پس از جمع‌آوری جریان‌های سطحی تعدادی از شاخه‌های مهم مانند ساروق‌چای، خوخوره‌چای، سقزچای و آجرلو از جنوب به سمت شمال جریان یافته و در نهایت به دریاچه‌ی ارومیه می‌ریزد. میانگین سالانه بارندگی حوضه‌ی آبریز زرینه‌رود حدود ۵۲۷ میلی‌متر برآورد شده و بیشترین بارندگی در ماه‌های اسفند تا اردیبهشت است که حدود ۴۷ درصد از بارش سالانه را در بر گرفته و تنها ۷ درصد از بارندگی در ماه‌های خرداد تا مهر انجام می‌گیرد. میانگین سالانه‌ی دما در محل سد زرینه‌رود ۱۲/۴ درجه سانتیگراد برآورد شده که از حدود ۱/۸- درجه سانتیگراد در بهمن ما تا ۲۶/۵ درجه سانتیگراد در مرداد ماه متغیر است.

شکل ۱ موقعیت رودخانه‌ی زرینه‌رود را در جنوب شرق دریاچه ارومیه نشان می‌دهد. برای این ایستگاه داده‌های ۳۶۵ روز سال آبی ۱۳۸۶ برای تعلیم مدل‌های

ANFIS، MLP و RBF استفاده شده و از داده‌های ۳۵۶ روز سال آبی ۱۳۸۷ برای تست مدل‌های فوق بهره گرفته شد.



شکل ۱: موقعیت حوضه‌ی رودخانه‌ی زرینه‌رود
مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۱

مواد و روش‌ها

در این تحقیق، برای تعیین کارایی هر یک از مدل‌های ANFIS، MLP و RBF در برآورد مقادیر بار معلق رسوبی مقایسه‌ای بین آنها صورت گرفته است. به این منظور ابتدا داده‌های ۳۶۵ روز سال ۱۳۸۶ برای تعلیم و داده‌های ۳۶۵ روز سال ۱۳۸۷ برای آزمایش انتخاب شد. پارامترهای آماری دبی و بار معلق رسوبی ایستگاه زرینه‌رود در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: پارامترهای آماری روزانه ایستگاه زربنه رود برای دوره‌های تستی و تعلیمی در سال‌های ۱۳۸۶ و ۱۳۸۷

$xmin$	$xmax$	CSx	Sx	x	نوع داده	
۰/۳	۱۰۲۲	۵/۱۲	۱۲۱	۵۷	دبی	داده‌های
۴	۷۲۵۱	۵/۹۴	۷۳۴/۲	۳۱۵	رسوب	تعلیمی
۰/۱	۴۶۹	۳/۲	۸۹	۴۲	دبی	داده‌های
۲	۷۰۳۶	۵/۸۷	۷۲۶/۶	۲۸۶/۹	رسوب	تستی

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۱

این مدل از ساختار شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده کرده و تحت عنوان سیستم استنتاجی فازی عصبی شناخته می‌شود. مدل ANFIS برای به روز کردن پارامترهای توابع عضویت از دو روش استفاده می‌کند:

۱- برقراری وضعیت پس پراکنش برای تمام پارامترها
 ۲- استفاده از مدل ترکیبی که در آن پارامترهای مجموعه عضویت ورودی به منظور تهیه توابع عضویت خروجی بصورت پس پراکنش تحلیل می‌شوند.
 در نتیجه این امر، خطای یادگیری در طول فرایند یادگیری، کاهش می‌یابد. بنابراین اکثر توابع عضویت اولیه بهینه سازی شده و در ساختار مدل ANFIS وارد می‌شوند. ساختار مدل ANFIS در شکل ۲ نشان داده شده است. معمولاً در مدل ANFIS دو ورودی X ، Y و یک خروجی Z در نظر گرفته می‌شود. در مدل فازی، قوانین اگر آنگاه به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$1) \text{ Rule1: if } x \text{ is } A1 \text{ and } y \text{ is } B1, \text{ THEN } f1=P1x+q1y+r1$$

$$2) \text{ Rule2: if } x \text{ is } A2 \text{ and } y \text{ is } B2, \text{ THEN } f2=P2x+q2y+r2$$

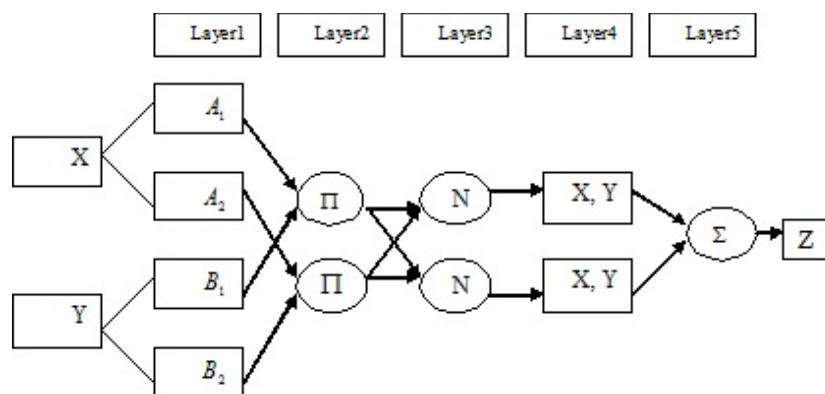
به صورت زیر می‌باشد. مدل مذکور به شکل زیر تبیین می‌شود:

در مرحله‌ی بعد داده‌ها، نرمالیزه شده و وارد مدل‌های مورد استفاده شدند. برای هر یک از مدل‌ها در MATLAB کدهایی نوشته شده و ساختارهای ورودی مختلفی توسط روش آزمون و خطا تعیین شده و با پارامترهای آماری R^2 و RMSE بهترین ساختار ورودی تشخیص داده شد. در نهایت با استفاده از آزمون اطلاعاتی آکائیک (AIC) کارایی هر یک از مدل‌ها تعیین گردید. در زیر به تشریح هر یک از مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق پرداخته شده است.

- سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS)

چانگ با ارائه یک مدل تعلیمی، از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و قوانین اگر- آنگاه فازی در قالب توابع عضویت بصورت ترکیبی در تحلیل پدیده‌ها استفاده کرده است (Jang, 1993: 665-685).

در این معادله، $A1$ ، $A2$ ، $B1$ ، $B2$ توابع عضویت ورودی‌های X ، Y بوده و $p1$ ، $q1$ ، $r1$ و $p2$ ، $q2$ ، $r2$ پارامترهای توابع خروجی هستند. توابع مدل ANFIS



شکل ۲: ساختار مدل استنتاجی فازی عصبی (ANFIS)

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۱

$$o_{2,1} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), i = 1,2 \quad ۶$$

لایه ۳: i امین گره این لایه با برچسب N نشان داده شده و از طریق فرمول زیر برآورد می‌گردد:

$$o_{3,1} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2 \quad ۷$$

لایه ۴: در این لایه، داده‌ها از طریق معادله‌ی زیر پردازش می‌شوند:

$$o_{4,1} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad ۸$$

در این معادله \bar{w}_i ، خروجی لایه ۳ بوده و پارامترهای گره‌ها می‌باشند.

لایه ۵: گره‌ها در این لایه با برچسب Σ نشان داده شده و در آن با جمع تمام داده‌های ورودی، خروجی نهایی برآورد می‌گردد.

$$o_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad ۹$$

- مدل پرسپترون چند لایه (MLP)

مدل MLP، به وسیله وجود یک یا چندین لایه پنهان شناخته می‌شود. هر لایه پنهان، به محاسبه

لایه ۱: هر گره (node) در این لایه، نشان‌دهنده‌ی درجه عضویت پارامترهای ورودی می‌باشد.

$$o_{i,1} = \mu_{A_i}(x), i = 1,2 \quad ۳$$

$$o_{i,1} = \mu_{B_i}(y), i = 3,4 \quad ۴$$

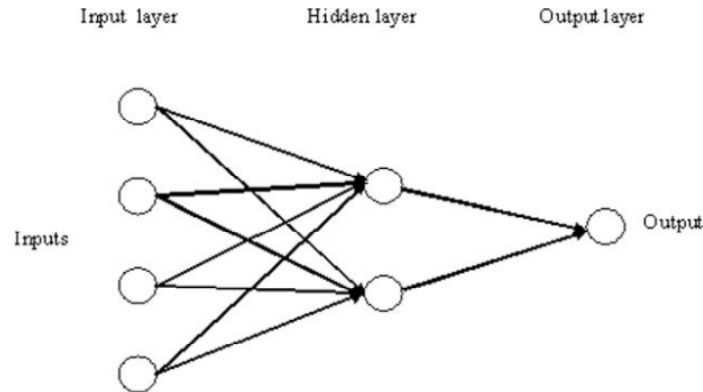
در این معادله x, y ورودی گره I بوده و A_i, B_i مجموعه فازی مرتبط با این گره می‌باشد. همچنین O_i, I_i درجه عضویت مجموعه فازی می‌باشد. توابع عضویت می‌توانند به شکل زنگوله‌ای، مثلثی و دوزنقه‌ای نمایش داده شوند. توابع زنگوله‌ای شکل با توجه به مجموعه‌های عضویت به صورت زیر برآورد می‌گردند:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad ۵$$

در این معادله، a, b و c پارامترهای مورد استفاده در مدل بوده و در آن حداکثر مقادیر ۱ و حداقل آن صفر در نظر گرفته شده است.

لایه ۲: هر گره این لایه با برچسب π نشان داده شده و داده‌های ورودی در آن به صورت زیر پردازش می‌شوند:

گره‌های سیستم می‌پردازد. ساختار شبکه MLP در شکل ۳ نشان داده شده است:



شکل ۳: مدل پرسپترون چند لایه (MLP)
مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۱

در این صورت معادله به شکل زیر بیان می‌گردد:

$$\nabla v(x) = J^T(x)e(x) \quad ۱۲$$

$$\nabla^2 v(x) = J^T(x)J(x) + s(x) \quad ۱۳$$

در معادله‌ی فوق $J(x)$ ، ماتریکس یاکوبین بوده و $S(x)$ نیز از طریق معادله‌ی زیر محاسبه می‌گردد:

$$s(x) = \sum_{i=1}^n ei \nabla^2 ei(x) \quad ۱۴$$

در صورتی که در روش گوسن نیوتون، $s(x)=0$ فرض گردد، شکل ارتقا یافته معادله به صورت زیر خواهد بود:

$$\Delta x = [J^T(x)J(x)]^{-1}J^T(x)e(x) \quad ۱۵$$

در نهایت شکل اصلاح شده مدل گوس نیوتون، به صورت معادله لون برگ مارکوادت ارائه می‌شود:

$$\Delta x = [J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1}J^T(x)e(x) \quad ۱۶$$

در صورتی که $V(X)$ ، یک تابع نزولی بوده و M بوسیله فاکتور B تقسیم شده باشد، در این صورت می‌توان

در صورتی که نورون‌های پنهان در بین ورودی و شبکه خروجی‌ها واقع گردد، بهترین عملکرد را خواهد داشت. با افزایش یک یا چندین لایه پنهان، بیشترین تعداد شاخه‌های آماری استخراج می‌گردد. جزئیات تئوریک بیشتری در رابطه با مدل MLP در تحقیقات هایکن، ارائه شده است (Haykin, 1998: 26-32).

مدل MLP با بهره‌گیری از تکنیک لون برگ-مارکوادت، بیشترین دقت را نسبت به تکنیک گرادیان نزولی کسب نموده است.

الگوریتم لون برگ مارکوادت برگرفته از روش نیوتون می‌باشد. اگر تابع $v(x)$ ، کمترین اثر گذاری را به پارامتر برداری (x) داشته باشد، در آن صورت، مدل نیوتونی به شکل زیر خواهد بود:

$$\Delta x = -[\nabla^2 v(x)]^{-1} \nabla v(x) \quad ۱۰$$

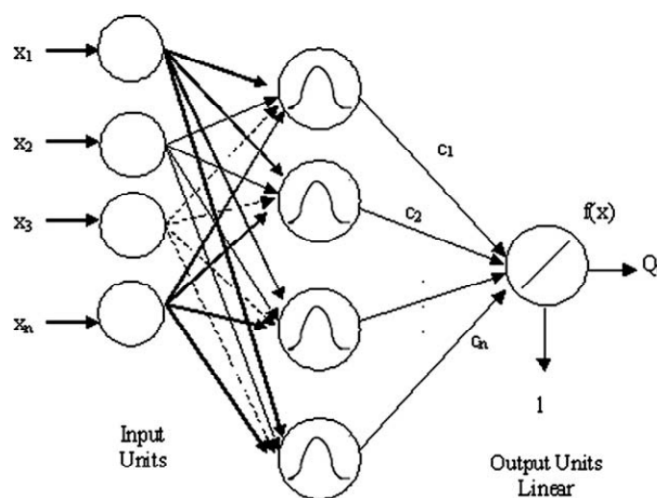
در این فرمول $\nabla V(x)$ گرادیان می‌باشد. اگر فرض شود که $V(x)$ ، مجموع مربعات تابع زیر باشد:

$$v(x) = \sum_{i=1}^n e_i^2(x) \quad ۱۱$$

مدل RBF، با استفاده از توابع غیر خطی به طبقه‌بندی داده‌های ورودی قبل از الصاق به شبکه می‌پردازد. این توابع سطحی فضای ورودی را تحت پوشش قرار می‌دهند. ساختار شبکه فوق در شکل ۴ نشان داده شده است.

مقدار M را از مجموع چندین فاکتور B به دست آورد. افزایش میزان M باعث ایجاد شیب نزولی در الگوریتم خواهد شد. مرحله‌ی کلیدی الگوریتم فوق، محاسبه ماتریس یا کوپین می‌باشد. مدل MLP می‌تواند متشکل از چندین لایه پنهان باشد که به صورت توابع غیر خطی در محاسبات اعمال می‌گردند.

- شبکه عصبی پایه‌ای شعاعی (RBF)



شکل ۴: شبکه عصبی پایه‌ای شعاعی (RBF)

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۱

چند بُعدی بدون در نظر گرفتن فضای خروجی در تابع پایه‌ای شعاعی، نقش پیش‌بینی‌کننده‌ای را ایفا می‌کنند. با این وجود لایه خروجی به صورت یک رگرسیون خطی بوده و فقط قابلیت تنظیم پارامترهایی را دارا می‌باشد که از وزن معینی برخوردار باشند این پارامترها به عنوان روش کمترین مربعات شناخته می‌شوند. معادله برآورد روش RBF به صورت معادله‌ی زیر می‌باشد:

$$y(x) = \phi \left((x - c)^T \zeta^{-1} (x - c) \right) \quad ۱۷$$

لایه‌ی پنهان محتوی شمار یکسانی از گره‌ها در مرکز شبکه می‌باشند. داده‌های غیر صفری فقط در زمانی که داده‌های ورودی در بین سطح کوچکی از فضای داده‌های ورودی واقع شده باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرند. با وجود این کاستی، روش فوق به عنوان یکی از روش‌های پیش‌بینی حجم رسوبات استفاده شده است (Leonard, 1992: 624-627). انتقال ورودی‌ها در مدل تجربی، مهمترین قسمت مطالعات می‌باشد. انتقال ورودی در مدل RBF بصورت غیر خطی بوده و در غالب یک تابع پایه‌ای تثبیت شده شعاعی صورت می‌گیرد. بعد از یک رابطه‌ی غیر خطی، ورودی‌های

می‌گردد. بعد از تبدیل لگاریتم به مبنای محاسباتی، با استفاده از روش فرگوسن به تصحیح بار رسوبی از دبی ویژه پرداخته می‌شود (Ferguson, 1986: 74-76). معادله‌ی مورد استفاده در این فرایند به صورت زیر می‌باشد:

$$S = CF * a * Q^b \quad 24$$

که در آن CF عامل تصحیح لگاریتمی معادله می‌باشد. برای محاسبه میزان CF از معادله‌ی زیر استفاده می‌شود:

$$CF = e^{2.65^2} \quad 25$$

در این معادله e تابع نمایی معادله می‌باشد.

بحث

در این تحقیق، دبی روزانه و بار معلق رسوبی سال‌های ۱۳۸۶ و ۱۳۸۷ به عنوان ورودی مدل‌های سیستم استنتاجی فازی عصبی ANFIS، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) و پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده شده و به وسیله‌ی آن مقادیر بار معلق روزانه تخمین زده می‌شود. سپس با استفاده از پارامترهای آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای تبیین (R^2) قابلیت هر یک از مدل‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است. برای محاسبه پارامتر RMSE از معادله‌ی زیر استفاده می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{I=1}^N [S_{I\text{measured}} - S_{I\text{predicted}}]^2} \quad 26$$

در این معادله، S measure مقادیر واقعی، S predict مقادیر پیش‌بینی شده و N تعداد داده‌ها می‌باشد. در اولین مرحله از تحقیق انواع متفاوتی از ساختار ورودی که شامل تعداد داده‌های دبی و رسوب روزهای

در این فرمول ϕ تابع فعال، C مرکز شبکه و ξ واحد اندازه‌گیری تابع می‌باشد. غالباً واحد متریک، یک عبارت اقلیدسی بوده و برابر معادله‌ی فوق می‌باشد:

$$\xi = r^2 i \quad 18$$

$$y(x) = \phi \left(\frac{(x-c)^T(x-c)}{r^2} \right) \quad 19$$

در مدل فاست، طول اقلیدسی به وسیله‌ی Γ_j نمایش داده می‌شود که از طریق تفریق بین بردار $y=(y_1, y_2, \dots, y_m)$ و مرکز شعاع $y_i=(w_1, w_2, \dots, w_m)$ به دست می‌آید و فرمول کلی آن به صورت زیر می‌باشد (Fausett, 1994: 268):

$$r_j = \|y - Y^j\| = \left[\sum_{i=1}^m (y_i - w_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad 20$$

تابع انتقالی مناسبی که برای تخمین Γ_j به کار برده می‌شود، از طریق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\phi(r_j) = \phi(\|y - Y^k\|) \quad 21$$

نهایتاً لایه‌ی خروجی، یک ترکیب خطی وزن‌دار می‌باشد که از طریق معادله‌ی زیر محاسبه می‌گردد:

$$\bar{y}(x) = \sum_{j=1}^n c_j^k \phi(r_j) = \sum_{i=1}^n c_i^k = \phi(\|y - Y^k\|) \quad 22$$

منحنی سنج رسوب (SRC)

منحنی سنج رسوب، به صورت نمودار یا معادله‌ای می‌باشد که با برقراری ارتباط بین دبی رسوبات و دبی تجمعی رودخانه، به تخمین میزان بار رسوبی می‌پردازد. معادله فوق به صورت زیر می‌باشد:

$$S = aQ^b \quad 23$$

در این معادله، Q دبی رود و S بار معلق رسوبی می‌باشد. مقدار a, b برای رودخانه‌های متفاوت از طریق معادله رگرسیون خط بین logs و log Q تعیین

ورودی مناسب، در جعبه‌ی ابزار فازی نرم‌افزار MATLAB کدی برای مدل ANFIS نوشته شده و انواع ساختارهای ANFIS با استفاده از این کد آزموده شده و ساختار ورودی مناسب تعیین گردید. سپس انواع این ساختارها که برای مدل ANFIS طراحی شده‌اند به وسیله‌ی پارامترهای RMSE و R^2 مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته‌اند. مقادیر به دست آمده برای دوره‌ی تست شده در جدول ۲ نشان داده شده است. بعد از آزمون‌های مختلفی که صورت گرفت ساختار نهایی مدل ANFIS مشخص گردید. ساختارهای ورودی مدل ANFIS در جدول ۲ نمایش داده شده است. این جدول تعداد توابع عضویت هر متغیر ورودی را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که ساختار برخوردار از ۳ تابع عضویت به بهترین تخمین در بار معلق رسوبی دست یافته است. اولین ساختار ورودی دارای کمترین مقادیر RMSE (224 mg/l) بوده و دارای بیشترین مقادیر R^2 (0.9087) می‌باشد. فاکتور R^2 اطلاعاتی را در مورد همبستگی خطی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده ارائه می‌دهد. بنابراین نیابستی انتظار داشت که این فاکتور در همخوانی کامل با پارامتر RMSE باشد. در این تحقیق، پارامتر RMSE به عنوان پارامتر اصلی در ارزیابی مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. براساس این پارامتر می‌توان چنین عنوان کرد که اولین ساختار ورودی نسبت به ساختارهای ورودی دیگر به نتایج بهتری دست یافته است.

قبلی است وارد مدل ANFIS می‌شود. بهترین ساختار ورودی از طریق پارامترهای مقایسه‌ای تعیین می‌گردد. در دومین مرحله، صحت مدل ANFIS در مقایسه با ۲ نوع متفاوت از شبکه عصبی مصنوعی تحت عنوان RBF و MLP مورد ارزیابی قرار گرفته و بهترین ساختار ورودی تعیین گردید. در کنار این مدل‌ها، مدل ANFIS با مدل منحنی سنج رسوبی (SRC) نیز مورد مقایسه قرار گرفت.

تخمین مقادیر بار معلق رسوبی با استفاده از مدل ANFIS

در این بخش از تحقیق چندین ساختار ورودی که شامل دبی روزانه و بار معلق رسوبی روزهای پیشین است با استفاده از مدل ANFIS مورد آزمون قرار گرفته و مقادیر بار معلق رسوبی روزانه پیش‌بینی گردید. ساختارهای ورودی مورد استفاده در این تحقیق برای تخمین بار معلق رسوبی رودخانه زربینه‌رود به صورت زیر می‌باشد:

Qr_t	۲۷
$Qr_t \text{ and } Qr_{t-1}$	۲۸
$Qr_t \text{ and } Sr_{t-1}$	۲۹
$Qr_t, Qr_{t-1} \text{ and } Sr_{t-1}$	۳۰

در اینجا Qi و Si به ترتیب نشان‌دهنده‌ی دبی و بار معلق رسوب در t روز می‌باشد. برای تعیین ساختارهای

جدول ۲: ساختار نهایی مدل ANFIS و تعداد توابع عضویت به کار رفته در آن در حوضه‌ی زربینه‌رود

ورودی‌های مدل	تعداد توابع عضویت	RMSE(mg/l)	R2
$Qrt, Qrt-1 \text{ and } Srt-1$	۲، ۳ و ۲	۲۲۴	۰/۹۰۸۷
$Qrt \text{ and } Srt-1$	۳ و ۲	۲۳۶	۰/۸۷۶۳
$Qrt \text{ and } Qrt-1$	۲ و ۲	۲۴۳	۰/۸۵۲۴

Qrt	۲	۲۴۸	۰/۸۲۶۸
-----	---	-----	--------

مأخذ: محاسبات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۱

مقادیر مقایسه شده مدل ANFIS با مدل‌های SRC، RBF و MLP در جدول ۳ نشان داده شده است. همانطور که از جدول ۳ مشاهده می‌شود مدل ANFIS دارای کمترین مقدار RMSE(224) و بیشترین مقدار $R^2(0.9087)$ می‌باشد. بنابراین می‌توان چنین استدلال نمود که مدل ANFIS نسبت به سایر مدل‌ها از قابلیت بالایی در تخمین بار معلق رسوبی برخوردار است.

جدول ۳: ارزیابی کارایی مدل‌های مورد استفاده در تخمین بار معلق رسوبی برای دوره‌های تعلیم داده شده و تست شده در حوضه زربینه رود

دوره تست شده		دوره تعلیم داده شده		مدل‌ها
R2	RMSE (mg/l)	R2	RMSE (mg/l)	
۰/۹۰۸۷	۲۲۴	۰/۸۹۳۷	۲۱۷	ANFIS
۰/۸۸۹۲	۲۴۱	۰/۸۷۲۴	۲۳۶	RBF
۰/۸۵۷۵	۲۷۳	۰/۸۳۹۱	۲۷۹	MLP
۰/۸۲۵۱	۳۰۴	۰/۸۱۵۳	۳۱۴	SRC

مأخذ: محاسبات نگارندگان، ۱۳۹۱

در جدول ۴ مقادیر حداکثر رسوب تخمین زده شده توسط هر یک از مدل‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. با بررسی جدول فوق مشاهده می‌شود که مقادیر حداکثر رسوب تخمین زده شده توسط مدل ANFIS به مقادیر مشاهداتی بسیار نزدیک می‌باشد. در این بین تخمین حجم کلی بار معلق رسوبی به علت نقش آن در مدیریت منابع آبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. به این منظور مقادیر حجم کلی بار معلق رسوبی برای هر یک از مدل‌ها در جدول ۵ نشان داده شده است. مقادیر به دست آمده برای مدل ANFIS معادل ۱۲۴۳۶۵ تن بوده که نسبت به مقادیر واقعی از ۱۸ درصد اختلاف برخوردار است. بنابراین نتایج حاصله برای مدل ANFIS به مقادیر مشاهداتی نزدیک می‌باشد. در این بین مدل SRC به تخمین ضعیف‌تری دست یافته است. سپس برای ارزیابی قابلیت مدل‌های

مقایسه مدل ANFIS با مدل‌های برآوردکننده بار معلق رسوبی

در دومین بخش از تحقیق به منظور ارزیابی قابلیت مدل ANFIS نسبت به مدل‌های MLP، RBF و SRC مقایسه‌ای بین آنها صورت گرفته و ساختارهای مختلف ورودی مورد ارزیابی قرار گرفت. در این بین از مدل منحنی سنج رسوبی (SRC) نیز در مقایسات استفاده گردید. داده‌ها قبل از ورود به مدل‌های شبکه عصبی، نرمالیزه شده و با استفاده از توابع انتقالی به دامنه‌های کران‌دار تبدیل می‌شوند. با استفاده از این روش، متغیرها دارای ارزش برابر بوده و قابلیت تفسیر وزن شبکه بهبود می‌یابد (Masters, 1992: 296; Goh, 1995: 143-151). در این تحقیق، داده‌ها با استفاده از معادله زیر نرمالیزه شده و در محدوده بین صفر و ۱ قرار می‌گیرند:

$$x = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad ۳۱$$

در اینجا x ، x_{min} و x_{max} به ترتیب نشان‌دهنده‌ی اعداد نرمال شده، حداقل و حداکثر داده‌ها می‌باشد.

با توجه به اینکه مقادیر بار معلق رسوبی بایستی با مدل‌های RBF و MLP برآورد شوند، کدی در جعبه ابزار شبکه عصبی نرم افزار MATLAB نوشته شد. ساختارهای متفاوت شبکه عصبی با استفاده از این کد آزمون شده و ساختار ورودی مناسب تعیین گردید. بر اساس روش آزمون و خطا، برای مدل MLP چهار گره در لایه پنهان انتخاب شد. برای مدل SRC نیز پس از اندازه‌گیری‌های آماری معادله‌ی زیر ارائه گردید:

$$S_t = 1.402 \times (4.819Q^{0.974}) \quad ۳۲$$

مقادیر AIC برای هر یک از مدل‌ها در جدول ۶ نشان داده شده است. این جدول نشان می‌دهد که مدل ANFIS نسبت به سایر مدل‌ها از مقادیر AIC کمتری برخوردار است. مقادیر مشاهداتی و تخمین زده شده و نمودار اسکاتریلات برای هر یک از مدل‌های ANFIS، SRC، MLP و RBF در شکل ۵ و ۶ نشان داده شده است. از این اشکال چنین استدلال می‌شود که مدل ANFIS نسبت به سایر مدل‌ها دارای مقادیر R^2 بالایی بوده و از قابلیت بالایی در تخمین بار معلق رسوبی برخوردار می‌باشد.

ANFIS، MLP، RBF و SRC در تخمین بار معلق رسوبی از فاکتور اطلاعاتی آکائیک (AIC) استفاده شده است. این فاکتور توسط آکائیک در سال ۱۹۷۴ مطرح شده و برای محاسبه‌ی آن معادله‌ی زیر ارائه گردید:

$$AIC = N \times \ln(RMSE) + 2k \quad (33)$$

در این معادله، N تعداد نمونه‌ها برای دوره‌ی تست شده بوده و K شمار پارامترهای مدل یا وزن آنها می‌باشد. این معادله نشان می‌دهد که در صورت افزایش پارامتر K ، مقادیر AIC نیز افزایش خواهد یافت. با این حال اگر مقادیر RMSE نسبت به هر یک از مدل‌ها در حد کمتری باشد با وجود اندازه پارامتر K ، AIC مقادیر کمتری را نشان خواهد داد.

جدول ۴: مقایسه‌ی مقادیر حداکثر رسوب پیش‌بینی شده برای هر یک از مدل‌ها در دوره تست شده برای حوضه‌ی زیرین رود

درصد خطای نسبی				SRC	MLP	RBF	ANFIS	حداکثر مقادیر رسوبی مشاهده شده < 3000
SRC	MLP	RBF	ANFIS					
-۳۰	-۳۴	-۲۶	-۲۴	۴۹۲۳	۴۶۱۷	۵۱۵۳	۵۳۲۵	۷۰۳۶
-۱۲	-۱	-۶	۳	۵۳۲۹	۵۹۸۲	۵۷۳۲	۶۳۰۰	۶۱۰۱
-۳۵	-۲۷	-۲۶	-۲۳	۳۲۲۴	۳۵۸۵	۳۶۵۴	۳۸۲۵	۴۹۷۷
-۱۷	-۴	-۵	۱۵	۳۳۶۴	۳۹۲۷	۳۸۶۷	۴۷۴۳	۴۱۰۲
-۵۱	-۵۴	-۴۸	-۴۴	۱۸۳۷	۱۷۲۱	۱۹۴۵	۲۱۰۹	۳۸۰۶
-۱۳	-۲۴	-۱۶	۵	۳۲۴۵	۲۸۴۳	۳۱۲۸	۳۹۷۰	۳۷۴۹
۸۱	۶۸	۵۵	۵۴	۵۷۶۸	۵۳۴۶	۴۹۵۶	۴۸۹۴	۳۱۷۷

مأخذ: محاسبات نگارندگان، ۱۳۹۱

جدول ۵: مقایسه‌ی مجموع مقادیر رسوبی تخمین زده شده توسط هر یک از مدل‌ها در دوره تست شده برای حوضه‌ی زیرین رود

SRC	MLP	RBF	ANFIS	مقادیر مشاهداتی	مقادیر تخمینی (بر حسب تن)
۱۴۹۸۲۰	۱۴۱۶۵۸	۱۳۲۶۵۷	۱۲۴۳۶۵	۱۰۴۷۲۷	
-۴۳	-۳۵	-۲۶	-۱۸		درصد خطای نسبی

مأخذ: محاسبات نگارندگان، ۱۳۹۱

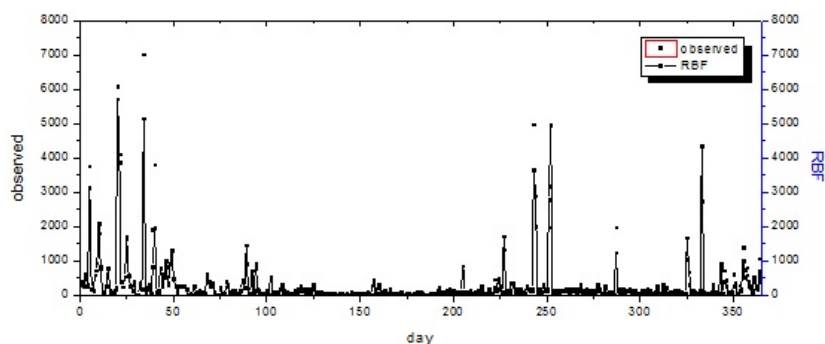
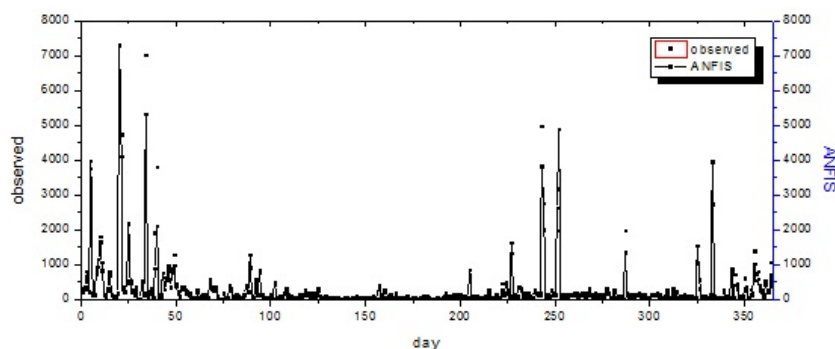
جدول ۶: مقادیر AIC برای هر یک از مدل‌های ANFIS، RBF، GRNN و SRC در حوضه‌ی زیرین رود

AIC	k	RMSE(mg/l)	مدل
۱۹۹۳	۹	۲۲۴	ANFIS
۲۰۲۳	۱۱	۲۴۱	RBF
۲۰۵۹	۶	۲۷۳	MLP
۲۰۹۲	۳	۳۰۴	SRC

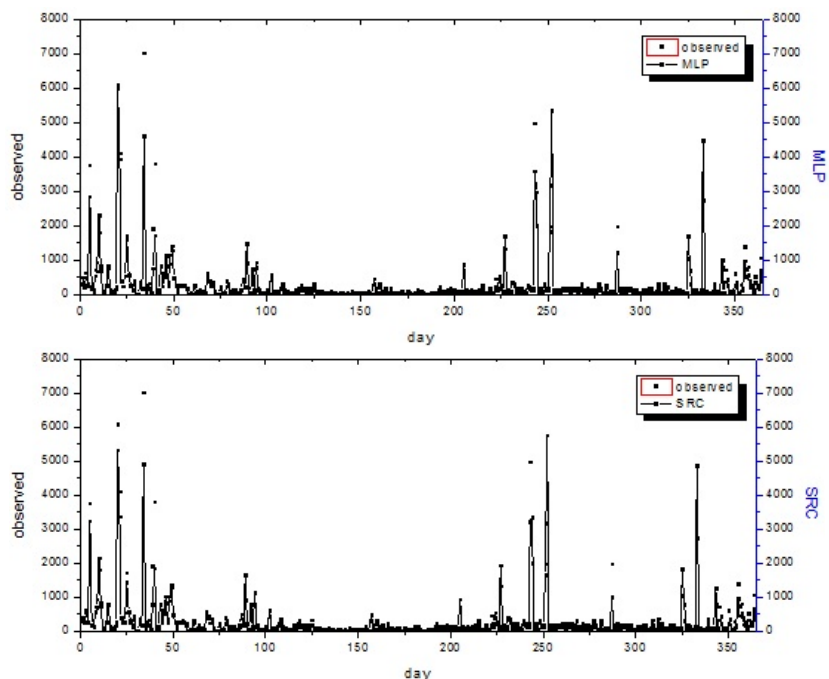
مأخذ: محاسبات نگارندگان، ۱۳۹۱

شبکه عصبی مصنوعی به سختی تعیین شده و معمولاً از طریق آزمون و خطا مشخص می‌گردد (kisi, 2004:60-63; ASCE, 2000: 124-137) قابلیت مدل ANN در طول فرایند برون‌یابی داده‌ها و در مرحله تعلیم در حد مطلوبی نمی‌باشد و در نهایت نمی‌توان به درستی عنوان کرد که چه مقدار متغیر ورودی بایستی در طی فرایند تعلیم و پیش‌بینی استفاده شود (Sha,2007:119-121; Dogan,2008:1-10) برخلاف مدل ANN، مدل ANFIS از سیستم فازی برای تعلیم و یادگیری داده‌ها استفاده کرده و از یکسری قوانین بهره می‌گیرد. این امر باعث افزایش کارایی مدل ANFIS نسبت به مدل ANN می‌گردد (Sayed, 2003: 123-130)

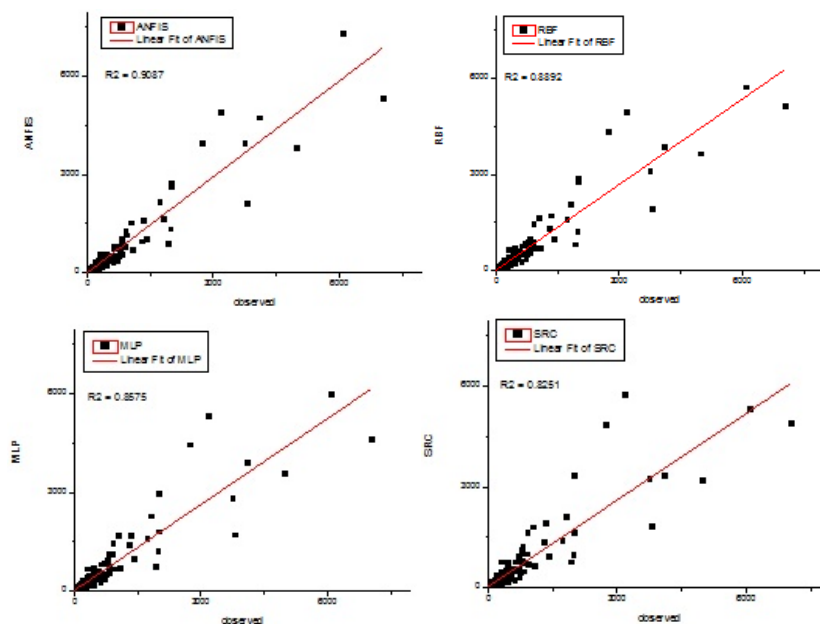
در کل، مدل ANFIS نسبت به سایر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و SRC در فرایند برقراری روابط بین بار معلق رسوبی و دبی از کفایت کافی برخوردار است. این مدل در تحلیل پدیده‌های غیرخطی به نتایج مطلوبی دست یافته است. در یک منحنی سنجه رسوبی تنها دبی روز فعلی مد نظر قرار می‌گیرد. این در حالی است که بار معلق رسوبی از دبی و مقادیر بار رسوبی روزهای قبلی نیز تأثیر می‌پذیرد. مزیت اصلی استفاده از مدل‌های ANN، انعطاف‌پذیری و توانایی آنها در برقراری روابط بین پدیده‌های غیرخطی می‌باشد. همچنین این مدل به علت بهره‌گیری از اطلاعات ساده و کاربرد آسان آن بطور فزاینده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است. با این حال شبکه‌ی عصبی مصنوعی از یکسری معایب نیز برخوردار است. ساختار



(ادامه شکلها در صفحه بعد)



شکل ۵: مقایسه‌ی مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده برای هر یک از مدل‌های استفاده شده در حوضه‌ی زیرنه‌رود
 مأخذ: محاسبات نگارندگان، ۱۳۹۱



شکل ۶: نمودار پراکنش برای هر یک از مدل‌های استفاده شده در حوضه‌ی زیرنه‌رود
 مأخذ: محاسبات نگارندگان، ۱۳۹۱

نتیجه

در این تحقیق، بار معلق رسوبی رودخانه‌ی زرینه‌رود با استفاده از مدل ANFIS برآورد شده و سپس با مدل‌های MLP، RBF و SRC مقایسه گردیده و در آنها ترکیب‌های مختلفی از متغیرهای هیدرولوژیکی از قبیل دبی و بار معلق رسوبی روزهای پیشین مورد استفاده قرار گرفت. در اولین مرحله از تحقیق، چندین ترکیب ورودی متشکل از دبی روزانه و بار معلق رسوبی روزهای پیشین به عنوان ورودی مدل ANFIS به کار برده شدند. بررسی‌ها نشان داد که مدل ANFIS در صورتی که از تعداد توابع عضویت ۲، ۲ و ۳ برخوردار باشد با برخورداری از مقادیر ضریب تبیین (R^2) معادل ۰/۹۰۸۷ و RMSE معادل ۲۲۴ میلی‌گرم در لیتر بهترین ساختار را برای مدل به وجود آورده است. در دومین بخش از تحقیق، مدل ANFIS با مدل‌های MLP، RBF و SRC مقایسه شدند. نتایج نشان داد که مدل ANFIS نسبت به مدل‌های استفاده شده در این تحقیق به نتایج بهتری دست می‌یابد. بعد از تخمین بار معلق رسوبی و مقایسه نتایج مربوط به هر مدل، مقادیر حداکثر بار رسوبی که در بازه بالاتر از ۳۰۰۰ میلی‌گرم در لیتر قرار دارد مورد بررسی قرار گرفته و با استفاده از پارامتر آماری خطای نسبی (RE) مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج دلالت بر کارایی بهتر مدل ANFIS در تخمین حداکثر بار معلق رسوبی دارد. در نهایت برای تعیین قابلیت پارامتر RMSE در صحت‌سنجی هر یک از مدل‌ها، از سیستم اطلاعاتی آکائیک (AIC) استفاده شده و مشاهده شد که مدل ANFIS با برخورداری از مقادیر آکائیک معادل ۱۹۹۳ از قابلیت بهتری برخوردار است.

منابع

- دهقانی، امیراحمد؛ محمدابراهیم زنگانه؛ ابوالفضل مساعدی؛ نسرين کوهستانی (۱۳۸۸). مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی مصنوعی، علوم کشاورزی و منابع طبیعی. شماره ۱۶. صفحات ۵۱-۳۶.
- دهقانی، امیراحمد؛ محمدملک محمدی؛ ابوطالب هزارجریبی (۱۳۸۹). تخمین رسوب معلق رودخانه بهشت آباد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. شماره ۱۷. صفحات ۱۶۸-۱۵۹.
- Akaike, H (1974). A new look at the statistical model identification. IEEE Trans. Automat. Control Vol(6). PP: 716-723.
- ASCE task committee (2000). Artificial neural networks in hydrology. II: hydrological applications. Journal of hydrologic engineering, ASCE Vol5(2), PP:124-137.
- Cigizoglu, H.K (2004). Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi layer perceptrons. Advances in water resources Vol 27, PP:185-195.
- Cigizoglu, H.K., Kisi, O, O (2006). Methods to improve the neural network performance in suspended sediment estimation. Journal of hydrology, Vol 317, PP: 221-238.
- Cobaner, M., Unal, B., Kisi, O (2009). Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydro meteorological data. J.Hydrol. Vol 367(1-2), PP: 52-61.
- Dogan, E., Sasal, M., and Isik S (2005). Suspended Sediment Load Estimation in Lower Sakarya River by Using Soft Computational Methods, Proceeding of the International Conference on Computational and Mathematical Methods in Science and Engineering, CMMSE 2005, Alicante, Spain, PP:395-406.
- Dogan, A., Demirpençe, H., Cobaner, M (2008). Prediction of groundwater levels from lake levels and climate data using ANN approach. Water SA Vol 34(2), PP: 1-10.
- Fausett, L (1994). Fundamentals of Neural networks. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ. 347 PP.
- Ferguson, R.I (1986). River loads underestimated by rating curves. Water Resources, Vol 22 (1), PP: 74-76.

- Nakato, T (1990). Test of Selected Sediment-Transport Formulas. J. of Hydr. Engrg. ASCE, Vol 116(3), PP:362-379.
- Ozturk, F., Apaydin, H., & Walling, D.E (2001). Suspended Sediment Loads Through Flood Events for Streams of Sakarya Basin. Turkish J.Eng.Env. TUBITAK Vol 25 PP: 643-50.
- Rajaei, T., Mirbagheri, S.A., Zpunemat-Kermani, M., Nourani, V (2009). Daily suspended sediment concentration simulation using ANN and neuro-fuzzy models. Sci. total environ. Vol 407, PP:4916-4927.
- Sayed, T., Tavakolie, A., Razavi, A (2003). Comparison of adaptive network based fuzzy inference systems and B-spline neuro-fuzzy mode choice models. . Water Resources Research, Vol 17 (2), PP:123-130.
- Sha, W (2007). Comment on: flow forecasting for a Hawaii stream using rating curves and neural networks by G.B. Sahoo and C. Ray. Journal of Hydrology 340(1-2), 119-121. Journal of Hydrology Vol 317 (2006) 63-80.
- Tayfur, G (2002). Artificial neural networks for sheet sediment transport. Hydrological sciences journal Vol 47 (6), PP:879-892.
- Firat, M., Gungor, M (2010). Monthly total sediment forecasting using adaptive neuro fuzzy inference system. Stoch. Environ. Res. Risk Assess. Vol 24, PP:259-270.
- Goh, A.T.C (1995). Back-propagation neural networks for modeling complex systems. Artificial intelligence in Engineering 9, PP: 143-151.
- Haykin, S (1998). Neural Networks—A Comprehensive Foundation, second ed. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ. PP:26-32.
- Jain, S.K (2001). Development of integrated sediment rating curves using ANNs. Journal of hydraulic engineering, ASCE Vol 127(1), PP:30-37.
- Jang, J (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE transactions on Systems, Man & Cybernetics, Vol 23(3), PP:665-685.
- Kisi, O (2004). River flow modeling using artificial neural networks. Journal of Hydrologic Engineering, ASCE Vol 9 (1), PP: 60-63.
- Kisi, O (2005). Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. Hydrological sciences journal Vol 50(4), PP:683-696.
- Kisi, O., Karahan, M. E., Sen, Z (2006). River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. Hydrological processes 20 (20), PP: 4351-4362.
- Kisi, O (2008). Constructing neural network sediment estimation models using a data-driven algorithm. Math. Comput. Simult. Vol 79 (1), PP: 94-103.
- Kisi, O (2009). Evolutionary fuzzy models for river suspended sediment concentration estimation. J. Hydrol. Vol 372(1-4), PP: 68-79.
- Leonard, J.A., Kramer, M.A., Ungar, L.H (1992). Using radial basis functions to approximate a function and its error bounds. IEEE Transactions on neural networks Vol 3, PP: 624-627.
- Lohani, A.K., Goel, N.K., Bhatia, K.K.S (2007). Deriving stage-discharge-sediment concentration relationships using fuzzy logic. Hydrological sciences journal Vol 52(4), PP: 793-807.
- Lopez, L.V., Efolliott, F. P., & Baker, B. M (2001). Impacts of Vegetative Practices on Suspended Sediment From Watershed of Arizona. J. Water Resources Planning and Management ASCE, Vol 127(1), PP:41-47.
- Masters, T (1992). Practical neural network Recipes C++. Academic Press, San Diego, California, USA. 296pp
- McBean, E.A., Al-Nassri, S (1988). Uncertainty in suspended sediment transport Curves. Journal of Hydrologic Engineering, ASCE Vol 114 (1), PP: 63-74.