

مقدمه

استفاده از ابزارهای نوین مدل‌سازی نظیر روش‌های محاسبات نرم^۲ (شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳، نروفازی^۴ و الگوریتم‌های فرامکاشف‌ای^۵) نقش مهمی در ارتقاء کارایی مدل‌های تخمین‌گر رسوب معلق داشته است [۱۶، ۹، ۵، ۴، ۳، ۲، ۱]. با توجه به عدم قطعیت موجود در داده‌ها و فضای چند متغیری حاکم بر الگوی ورودی مدل‌ها، استفاده از روش‌های محاسبات نرم را اجتناب ناپذیر نموده است [۱۹]. در زمینه استفاده از روش‌های محاسبات نرم و به‌خصوص شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی و برآورد رسوب معلق، پژوهش‌های متنوعی در داخل و خارج از کشور انجام شده است که در ادامه به اختصار به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. کیسی و اوزکان [۱۰] برای مدل‌سازی رسوب معلق در رودخانه‌ی ال در کالیفرنیا، داده‌های دو ایستگاه در سال‌های ۱۹۶۶ تا ۱۹۷۷ را مورد بررسی قرار دادند. در مطالعه‌ی انجام شده چهار روش رگرسیون خطی وزن‌دار، روش ماشین بردار پشتیبان^۶، مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی (و روش منحنی سنجه‌ی رسوب^۷ مورد بررسی و مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی در مقایسه با سایر مدل‌ها، برآورد بهتری از رسوب معلق را داشته است. ولفس و همکاران [۲۲] روش رگرسیون خطی را با مدل‌های منحنی سنجه رسوب، شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش درختی (M5) مقایسه کردند. مطالعه در رودخانه‌های مارک و دندر در بلژیک با متغیرهای ورودی دبی و بار رسوب معلق روزانه انجام شد. نتایج نشان داد که تمام مدل‌های ارائه شده نسبت به روش رگرسیون خطی دارای دقت بیشتری با کمترین خطای برآورد و بیشترین ضریب تبیین در برآورد بار رسوب معلق بوده است. تفوالا و وانگ [۲۰] برای برآورد دقیق‌تر بار رسوب در رودخانه‌ی شیون تایوان به مقایسه‌ی دو مدل منحنی سنجه‌ی رسوب و شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرداختند. این دانشمندان از ۱۷۰ داده‌ی رسوب معلق و دبی جریان برای برآورد بار رسوب معلق^۸ استفاده کردند. در این رابطه از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد مابقی برای آزمون شبکه‌ی عصبی مصنوعی و منحنی سنجه‌ی رسوب استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی کارایی

سامانه مکانی هوشمند برآورد رسوب معلق
رودخانه‌های کشور

محمودرضا طباطبایی^{۱*} و امین صالح پور جم^۱
تاریخ دریافت: ۹۸/۰۵/۱۰ تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۹/۱۱

چکیده

در سامانه‌های هیدرولوژیکی (حوزه‌های آبخیز)، که از پیچیدگی زیاد برخوردار بوده و در عین حال درک و دانش ما از اجزاء و فرآیندهای درون آن همواره با عدم قطعیت روبرو است، استفاده از روش‌های محاسبات نرم، ابزاری مناسب جهت مدل‌سازی و برآورد متغیرهای محیطی نظیر برآورد رسوب معلق رودخانه‌ها می‌باشند. سامانه مکانی هوشمند شبیه‌ساز رسوب معلق، یک نرم‌افزار ویژه و تخصصی به منظور ذخیره‌سازی، شبیه‌سازی، و مدیریت بهینه داده‌های رسوب معلق رودخانه‌های کشور است. این نرم‌افزار با استفاده از کتابخانه‌های متن باز GIS و زبان برنامه‌نویسی C# Visual Framework.NET بطور کاملاً هدفمند طراحی و کدنویسی شده است و تمامی مراحل لازم برای یک مدل‌سازی موفق با شبکه عصبی مصنوعی MLP (پرسترون چند لایه) اعم از بارگذاری سری‌های زمانی، خوشه‌بندی، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، شبیه‌سازی و ارزیابی خطا را شامل می‌شود. شبیه‌سازی رسوب معلق در این سامانه می‌تواند تک متغیره (صرفاً بر اساس دبی جریان) یا چند متغیره (دبی جریان، دما، بارش و غیره) انجام شود. این سامانه، که تاکنون نزدیک به ۹۰۰۰ خط برنامه برای آن نوشته شده است می‌تواند، به‌عنوان یک زیر ساخت ملی، در شبیه‌سازی و مدیریت رسوب معلق کلیه ایستگاه‌های هیدرومتری کشور، مورد استفاده سازمان‌های ذی‌ربط قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: خوشه‌بندی، رسوب معلق، سامانه مکانی، شبکه عصبی، محاسبات نرم

2. Soft Computing Methods
3. Artificial Neural Networks (ANNs)
4. Neuro-Fuzzy
5. Meta Heuristic Algorithms
6. Support Vector Machine
7. Sediment Rating Curve (SRC)
8. Suspended Sediment Load

۱. استادیار پژوهشی پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران نویسنده مسئول:
Email: tabatabaei@scwmri.ac.ir

بیشتری در تخمین بار رسوب معلق نسبت به منحنی سنجی رسوب داشته است. چین و همکاران [۵] در دو ایستگاه در نزدیکی ایالت مونتانا در آمریکا، بار رسوب معلق را با استفاده از سه مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌رو چند لایه (با سه لایه‌ی ورودی، پنهان و خروجی)، شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌رو با ساختار موازی دوتایی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی ترکیبی مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که در بین تمامی مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی به کار رفته، شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌رو چند لایه، با کمترین مقدار میانگین مربعات خطا^۱ و بیشترین مقدار شاخص ناش-سانتکلیف^۲، بهترین مدل برای برآورد بار رسوب معلق بود. جوشی و همکاران [۷] بیان کردند که غلظت رسوب معلق با ویژگی‌های هیدرولوژیکی حوزه آبخیز رابطه غیر خطی دارد. به همین دلیل استفاده از روش‌های سنتی منحنی سنجی رسوب نمی‌تواند تخمین درستی در برآورد غلظت رسوب معلق داشته باشد. در نتیجه، از روش‌های مبتنی بر شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی آن استفاده کردند. در این پژوهش، رابطه‌ی بین غلظت رسوب معلق با رواناب حاصل از ذوب برف در منطقه‌ی یخچال‌های طبیعی کنگتری در هیمالیا طی یک دوره‌ی ۱۱ ساله از سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۹ با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش‌رو با الگوریتم پس انتشار خطا مورد بررسی قرار گرفت. بررسی آماره‌های RMSE، میانگین قدر مطلق خطا^۳ و ضریب تبیین^۴ نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی برآورد دقیق‌تری از غلظت رسوب معلق نسبت به منحنی سنجی رسوب داشته است. طالبی و همکاران [۱۸] در حوزه‌ی آبخیز حیدرآباد در غرب ایران مقدار بار رسوب معلق را با استفاده از داده‌های ورودی دبی جریان و دبی رسوب تخمین زدند. آن‌ها از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی و مدل درختان یادگیری و هم‌چنین روش سنتی منحنی سنجی رسوب برای این برآورد استفاده کردند. از تعداد ۲۳۳ داده رسوب در طول یک دوره آماری ۲۰ ساله جهت برآورد بار رسوب معلق استفاده شد. نتایج نشان داد که روش مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا دقیق‌ترین برآورد بار رسوب معلق به ویژه در رسوب بالا را داشته است.

خوشه‌بندی داده‌ها و نمونه‌گیری از خوشه‌های حاصله، نقش مهمی در ساخت مجموعه داده‌های همگن و مشابه (نظیر مجموعه داده‌های واسنجی^۵ یا آموزش^۶، اعتبارسنجی متقابل^۷ و آزمون^۸) جهت استفاده در مدل‌های داده‌مبنای^۹ (نظیر مدل‌های رگرسیون، شبکه‌های عصبی، نروفازی) دارند [۲۸، ۱۷، ۱۵، ۱۳]. عدم استفاده از داده‌های مشابه و همگن در مجموعه‌های یاد شده، تاثیرات بسیار مستقیم

1. Root Mean Square Error (RMSE)
2. Nash-Sutcliffe (NSE)
3. Mean Absolute Error (MAE)
4. Coefficient of Determination (R2)
5. Calibration Set
6. Training
7. Cross Validation
8. Test Set
9. Data Driven Models

در میزان دقت و کارائی نهائی مدل‌های طراحی شده داشته، سبب کاهش قدرت تعمیم‌دهی آن‌ها خواهد شد [۱۴]. در سامانه طراحی شده، برای ایجاد مجموعه داده‌های همگن و مشابه از شبکه عصبی نگاشت خود سازمان ده^{۱۰} استفاده شده است [۱۲].

پژوهش حاضر با هدف ارائه یک راهکار مناسب در ایجاد یک زیر ساخت نرم‌افزاری در مقیاس ملی و برای کلیه ایستگاه‌های هیدرومتری کشور انجام شده است و به کمک آن می‌توان ضمن وحدت رویه در انجام مراحل مختلف مدل‌سازی رسوب معلق، نسبت به ذخیره‌سازی و مدیریت داده‌های رسوب‌سنجی ایستگاه‌های هیدرومتری کشور نیز اقدام نمود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه مشتمل بر کلیه ایستگاه‌های هیدرومتری کشور می‌باشد. در شکل ۱ موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری کشور در حوضه‌های آبریز رتبه ۱ تماب (تحقیقات منابع آب) نشان داده شده است. اطلاعات مورد نیاز در شبیه‌سازی رسوب معلق رودخانه‌های کشور می‌تواند صرفاً "داده‌های آب‌سنجی ایستگاه‌های هیدرومتری شامل دبی جریان (به‌عنوان متغیر پیش‌بینی کننده ورودی) و رسوب معلق (به‌عنوان متغیر خروجی) باشد یا به‌منظور افزایش کارائی مدل‌سازی در شرایط چند متغیره، از دیگر متغیرهای تأثیرگذار در رسوب‌دهی حوضه‌ها (نظیر متوسط بارش روزانه، متوسط دمای روزانه، سطح برف، پوشش گیاهی و...) نیز استفاده شود [۲۱، ۱۱]. در استفاده از آمار ایستگاه‌های هیدرومتری لازم است نکات زیر مد نظر قرار گیرد:

الف- دارا بودن آمار رسوب‌سنجی مناسب:

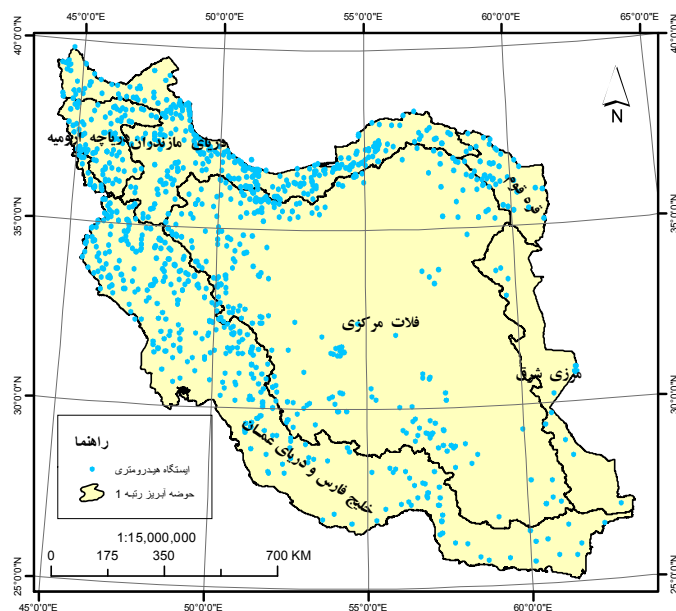
با توجه به آن‌که زمان احداث ایستگاه‌های هیدرومتری در حوضه‌های مختلف متفاوت است، لذا بایستی سعی شد تا ایستگاه‌های انتخاب‌شده از آمار نسبتاً مناسبی (به لحاظ کیفیت و کمیت) برخوردار باشند.

ب- موقعیت ایستگاه هیدرومتری:

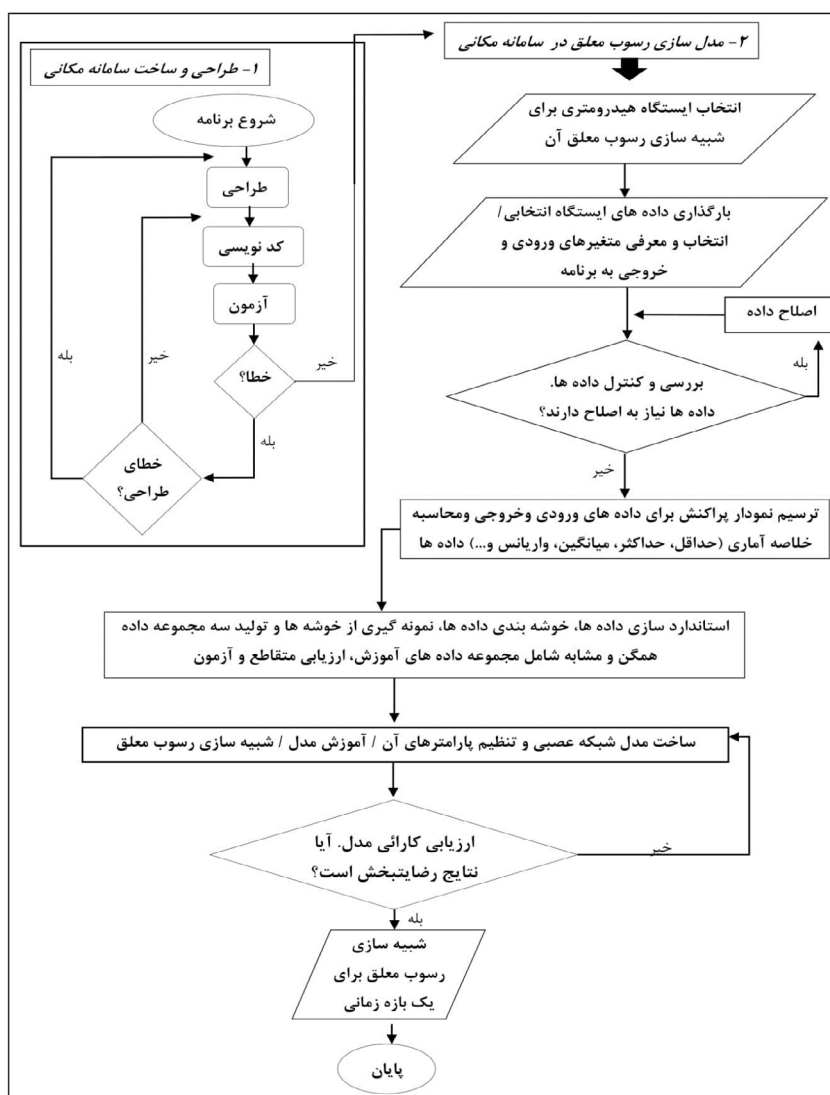
ایستگاه هیدرومتری نبایستی در پائین‌دست سد واقع شده باشد.

آشنائی با محیط نرم‌افزاری سامانه مکانی هوشمند شبیه‌ساز رسوب معلق

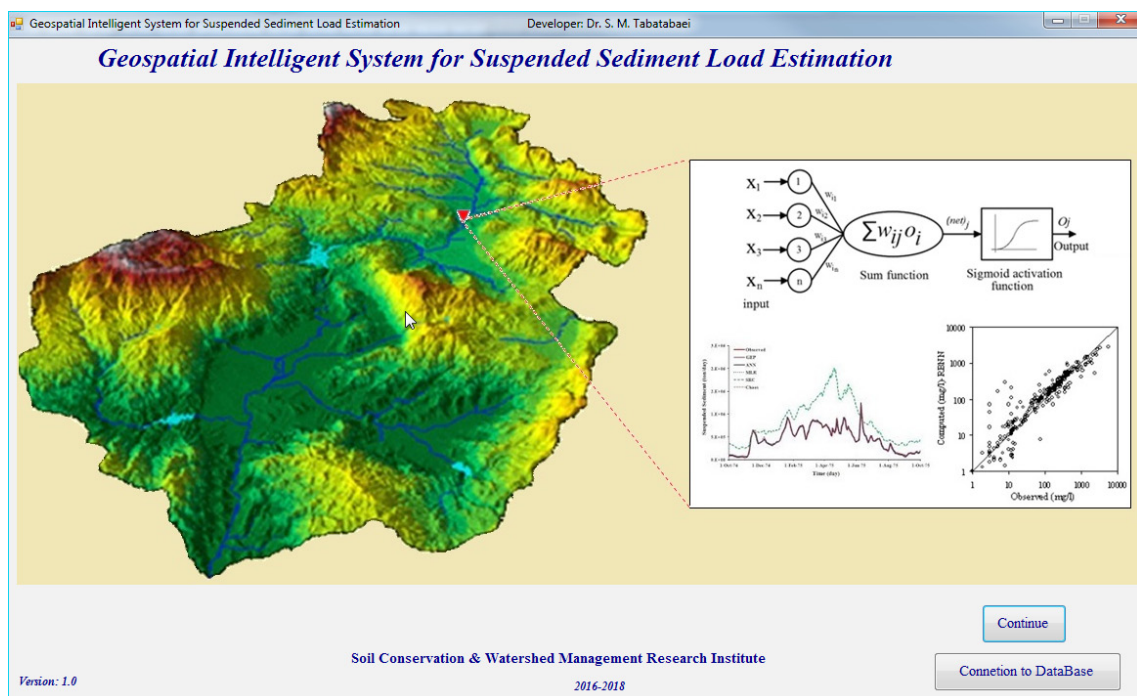
در شکل ۲ نمودار گردش کلی سامانه ارائه شده است. با اجرای نرم افزار، صفحه‌ای گرافیکی، مطابق با شکل ۳ به کاربر نشان داده می‌شود که ماهیت و کارکرد کلی نرم‌افزار (که دلالت بر شبیه‌سازی رسوب معلق دارد) در آن نشان داده شده و کاربر می‌تواند با فشردن دکمه Continue به محیط گرافیکی اصلی نرم‌افزار (شکل ۴) وارد شود. هم‌چنین با اجرای دکمه Connection to DataBase، امکان اتصال به محل نگهداری داده‌های رسوب‌سنجی در نرم‌افزار میسر است.



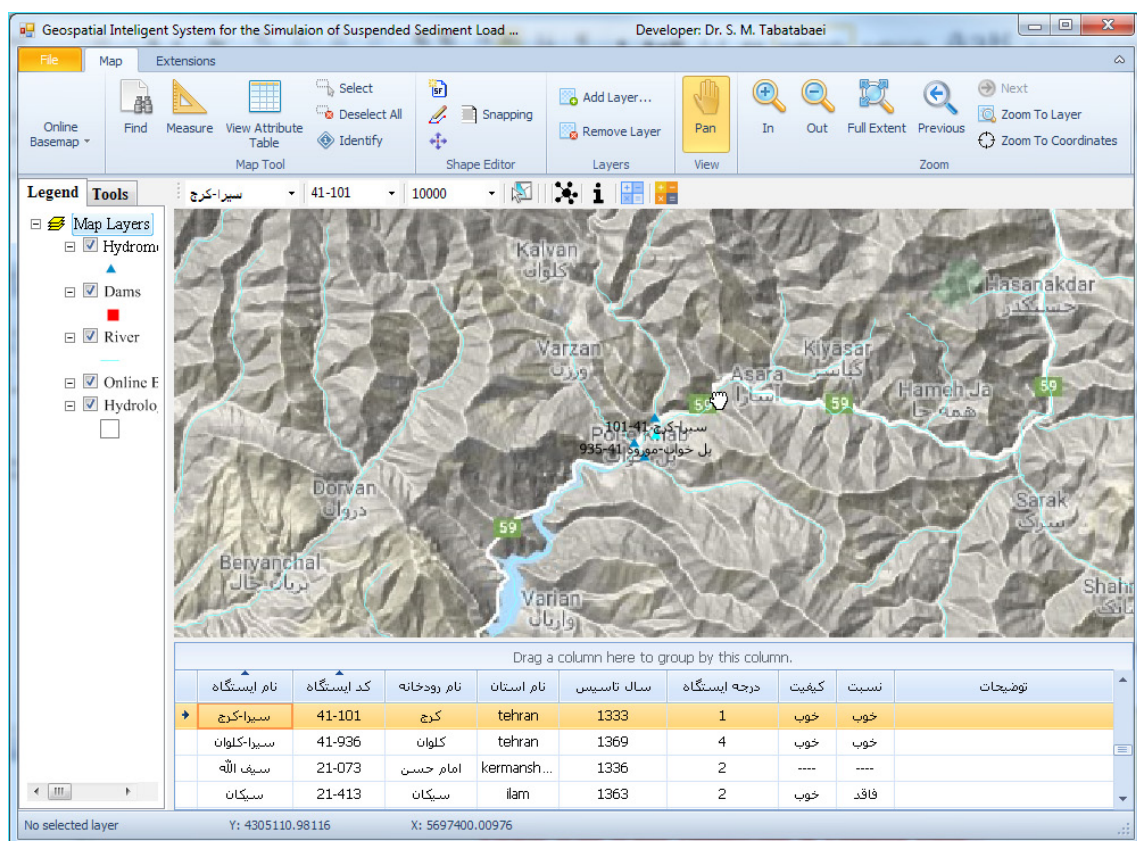
شکل ۱: موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری کشور در حوضه‌های آبریز رتبه ۱ تماب



شکل ۲: نمودار گردش سامانه مکانی هوشمند شبیه ساز رسوب معلق در یک نگاه



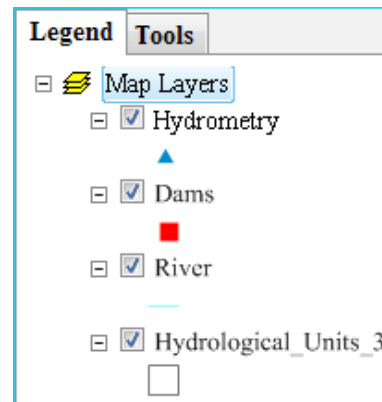
شکل ۳: صفحه اولیه نشان داده شده پس از اجرای نرم افزار



شکل ۴: پنجره اصلی نرم افزار

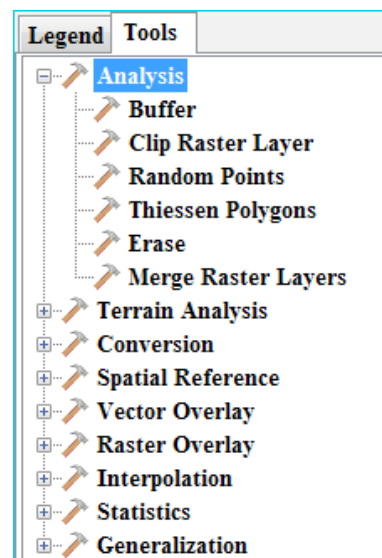
قاب مدیریت لایه‌های اطلاعاتی / ابزار

به منظور مدیریت لایه‌های اطلاعاتی در سامانه، قابی طراحی شده است (کاربرگ Legend) که امکان مدیریت لایه‌های اطلاعاتی را فراهم می‌نماید (شکل ۵). با استفاده از این قاب، امکان اضافه نمودن، حذف، تغییر نام و تغییر موقعیت لایه‌های اطلاعاتی امکان پذیر است.



شکل ۵: قاب مدیریت لایه‌های اطلاعاتی (کاربرگ Legend)

در قاب ابزار (Tools) مجموعه‌ای از ابزارهای عمومی GIS که معمولاً مورد نیاز کاربران می‌باشد تعریف و در سامانه تعبیه شده است (شکل ۶).

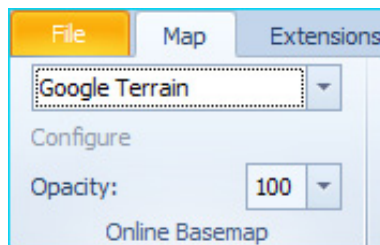


شکل ۶: پنجره ابزارها

این ابزارها در ۹ گروه اصلی به نام‌های Analysis، Terrain، Vector، Spatial Reference، Conversion، Analysis، Generalization و Interpolation، Raster Overlay، Overlay طبقه‌بندی شده‌اند. به عنوان نمونه در شکل ۶، ابزارهای گروه Analysis نمایش داده شده است.

رابط گرافیکی بارگذاری بر خط^۱ لایه‌های جهانی

با استفاده از این رابط گرافیکی، کاربر می‌تواند به منظور تشخیص بهتر عوارض زمینی اقدام به بارگذاری بر خط لایه‌های جهانی نظیر Google Terrain، Google MAP، Google Satellite، Esri World Imagery، Yahoo Satellite و ... به عنوان نقشه پایه^۲ و زمینه‌ای نماید (شکل ۷).



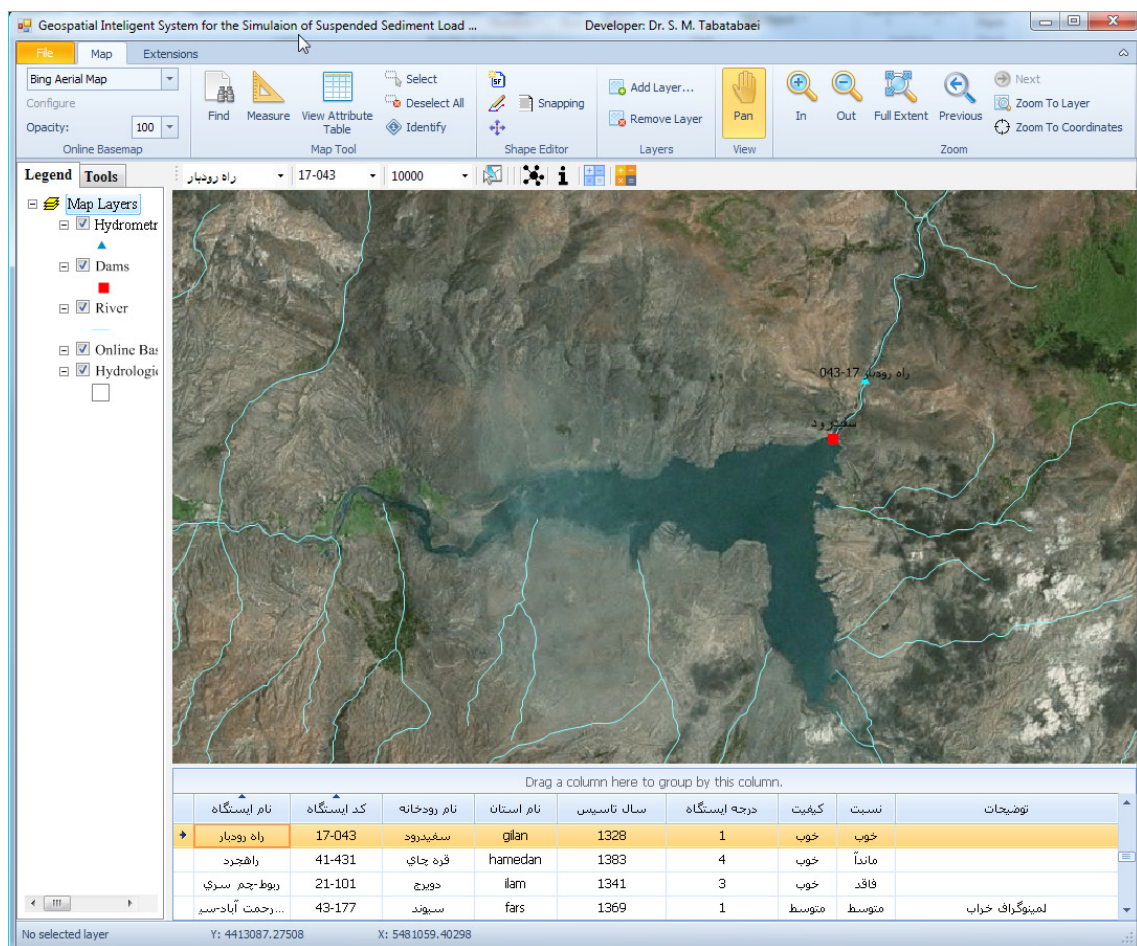
شکل ۷: پنجره ابزار بارگذاری لایه‌های بر خط

لازم به ذکر است که درصد شفافیت لایه بارگذاری شده از بخش Opacity قابل تنظیم می‌باشد. شکل ۸، محیط نرم‌افزار با نقشه‌های جهانی بارگذاری شده را نشان می‌دهد.

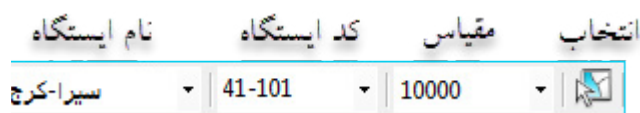
نوار ابزار تخصصی انتخاب ایستگاه هیدرومتری

به منظور دسترسی سریع به اطلاعات توصیفی و یا سری زمانی ایستگاه هیدرومتری مورد مطالعه، لازم است آن ایستگاه ابتدا انتخاب شود. بدین خاطر از نوار ابزار انتخاب ایستگاه هیدرومتری (شکل ۹)، و با مشخص نمودن ایستگاه مورد نظر (که می‌تواند از طریق نام ایستگاه و یا کد ایستگاه انجام گردد) اطلاعات توصیفی مربوطه بلافاصله در جدولی در پائین پنجره اصلی نرم‌افزار به صورت یک رکورد رنگی نمایش داده می‌شود (شکل ۱۰).

1. Online
2. Base Map



شکل ۸: محیط نرم افزار با بارگذاری لایه جهانی Being Areal Map



شکل ۹: نوار ابزار انتخاب ایستگاه هیدرومتری

نام ایستگاه	کد ایستگاه	نام رودخانه	نام استان
آب باریک	21-069	دیره	kermanshah
آب قد	64-074	اردک	khorestan
آب ویر بالا دست	18-191	دینا چال	gilan
آب جالوسفلی	35-033	نازلوچای	az-gharbi
آبدرمیان	42-061	آبدر	kerman
ابرسنج	47-127	ابرسنج	semnan

شکل ۱۰: جدول اطلاعات توصیفی ایستگاه های هیدرومتری

امکان ایجاد مدل شبکه عصبی و آموزش آن، گرفتن اطلاعات در خصوص وجود و یا عدم وجود مدل شبکه عصبی برای ایستگاه مورد نظر و شبیه سازی رسوب معلق برای ایستگاه هیدرومتری انتخاب شده در شرایط یک یا چند متغیره وجود دارد.

نوار ابزار تخصصی شبیه سازی رسوب معلق
به منظور تولید مدل شبکه عصبی و شبیه سازی رسوب معلق برای هر یک از ایستگاه های هیدرومتری انتخاب شده، از این نوار ابزار استفاده می شود (شکل ۱۱). با استفاده از ابزار موجود در این نوار،

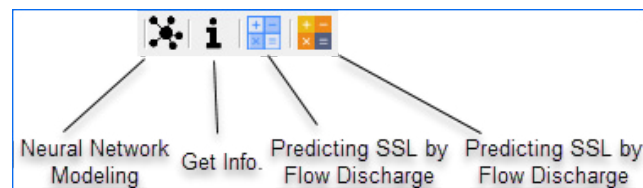
در ادامه، به منظور استفاده از مدل شبکه عصبی لازم است داده‌های رسوب‌سنجی ابتدا استاندارد شوند. استاندارد نمودن داده‌ها، به منظور بی‌بعد نمودن آن‌ها در محاسبات فاصله (در عملیات خوشه‌بندی داده‌ها) و یا به منظور جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌های تخصیص یافته به نورون‌ها (در مدل‌های شبکه عصبی) می‌باشد. در این سامانه، با توجه به استفاده از توابع محرک سیگموئید (logsig) و تانژانت هایپربولیک (tansig)، به ترتیب از رابطه‌های ۱ و ۲ جهت استاندارد نمودن داده‌ها در بازه‌های $[0/1 - 0/9]$ و $[0/9 - 0/9]$ استفاده شده است.

$$z = 0.1 + 0.8 * \frac{X_i - X_{imin}}{X_{imax} - X_{imin}} \quad (1)$$

$$z = \left(\frac{1.8(X_i - X_{imin})}{X_{imax} - X_{imin}} \right) - 0.9 \quad (2)$$

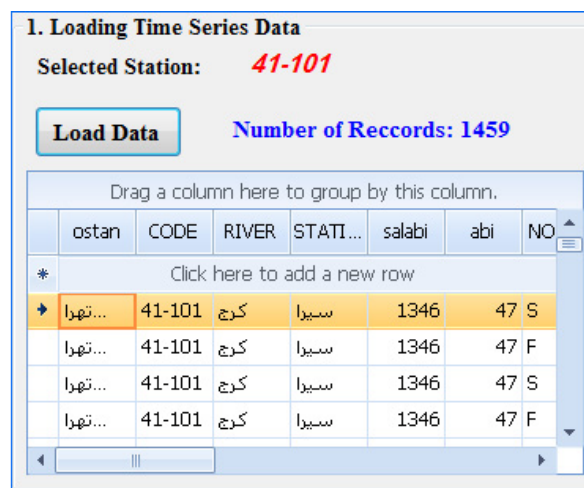
که در آن‌ها: Z ، متغیر استاندارد شده، X_i ، متغیر اولیه، X_{imin} و X_{imax} به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه متغیر X_i می‌باشند.

شکل ۱۴ امکانات لازم برای استاندارد نمودن داده‌ها را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که در صورت چولگی زیاد داده‌ها و وجود اختلاف زیاد بین کمینه و بیشینه هر متغی، می‌توان از تبدیلات لگاریتمی نیز بهره برد. در این حالت، داده‌ها ابتدا به صورت لگاریتمی تبدیل شده و سپس استاندارد می‌شوند.

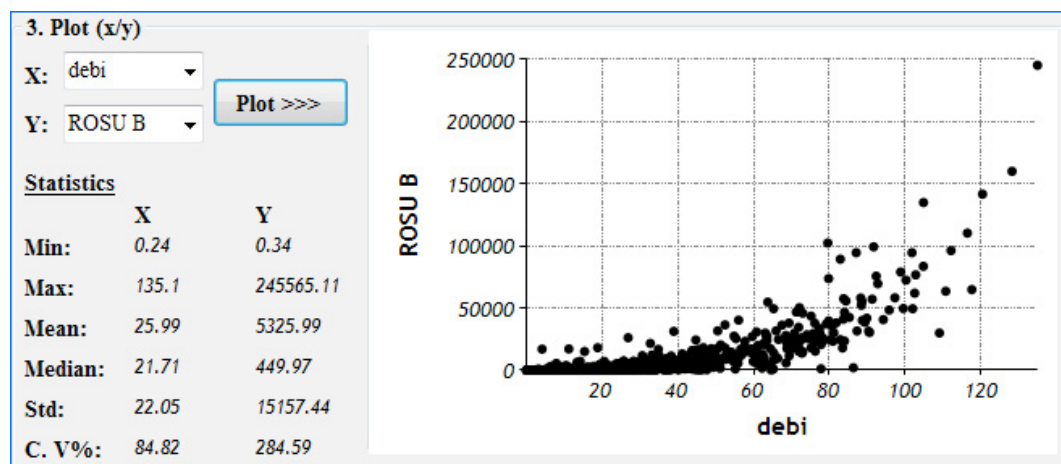


شکل ۱۱: نوار ابزار تخصصی شبیه‌سازی رسوب معلق

پس از تعیین متغیر/های ورودی یا پیش‌بینی کننده (در صورت تک متغیره بودن دبی جریان و در صورت چند متغیره بودن، استفاده از دبی جریان و دیگر متغیرهای تأثیرگذار در تولید رسوب معلق، نظیر بارش، دما و...) و خروجی (رسوب معلق) به سامانه، با استفاده از تمهیداتی که در سامانه در نظر شده است امکان ترسیم گرافیکی متغیرها به صورت دو به دو وجود دارد. هم‌چنین می‌توان خلاصه آماری هر متغیر را که شامل حداقل، حداکثر، میانگین، میانه، انحراف معیار و درصد ضریب تغییرات می‌باشد، مشاهده نمود (شکل ۱۲ و ۱۳).



شکل ۱۲: تعیین متغیرهای ورودی و خروجی



شکل ۱۳: نمایش گرافیکی پراکنش داده‌ها و خلاصه آماری متغیرهای انتخاب شده

4.3. Cluster Sampling

Determine the percentage of data

Training Set: 70

Cross-Validation Set: 15

Test Set: 15

Apply

Select a variable: **debi**

Statistics

	Training Set	C.V. Set	Test Set
Min:	0.39	0.56	0.24
Max:	128.4	102.72	135.1
Mean:	26.09	25.39	26.14
Median:	21.22	22.3	22.3
Std:	22.18	21.39	22.16
C. V%:	85.02	84.24	84.78

4. Neural Network Modeling

4.1. Data Standardization

☒ Standardization[-1,1] (tan-sigmoid)

☒ Log-transformed

☐ Standardization[0,1] (log-sigmoid)

☐ Log-transformed

Apply

	debi	ROSU B
▶	0.516	0.313
	0.617	0.497
	0.544	0.425
	0.578	0.480
	0.588	0.507

شکل ۱۶: خلاصه آماری متغیر دبی لحظه‌ای در سه مجموعه آموزش، ارزیابی متقاطع و آزمون

پس از تهیه سه مجموعه داده همگن و مشابه (مجموعه آموزش، ارزیابی متقاطع و آزمون)، لازم است یک مدل شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه ایجاد شود. این کار با تعیین پارامترهای اولیه مدل شبکه عصبی، نوع الگوریتم آموزش، تعداد نرون ها، مقادیر وزن آن ها و ... انجام می‌شود. در شکل ۱۷ نحوه تنظیم این پارامترها نمایش داده شده است.

نتایج آموزش و ارزیابی مدل شبکه عصبی در شکل ۱۸ نمایش داده شده است.

Setting

Training Algorithm: **Backpropagation**

Neurons in Hidden Layer: From: 3 To: 11

Epoch (Iterations): 1000

Learning Rate (α): 0.1

Sig. Alpha Value: 2

Maximum CV Fail: 5

Momentum (β): 0

Initial Weight: ☐ 0.5

Iteration: 10

Standardization

☐ tan-sigmoid

☐ Log-transformed

☒ log-sigmoid

☐ Log-transformed

SRC Models

Flow Discharge

nClasses: 7

Class	Flow(m3/s)
1	20
2	40
3	60
4	80
5	100

SRC Modeling

ANN Modeling

شکل ۱۷: ایجاد مدل شبکه عصبی مصنوعی و تنظیم اولیه پارامترهای آن

شکل ۱۴: استانداردسازی و تبدیلات لگاریتمی داده‌ها

در استفاده از مدل‌های شبکه عصبی لازم است سه مجموعه داده مشابه به منظور آموزش، اعتبار سنجی متقاطع و آزمون به مدل شبکه عصبی معرفی شوند. از داده‌های مجموعه آموزش برای بهینه‌سازی مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های نرون‌های شبکه عصبی، از داده‌های مجموعه اعتبار سنجی متقاطع برای جلوگیری از بیش برازش^۱ و از داده‌های مجموعه آزمون برای ارزیابی مدل شبکه عصبی استفاده می‌شود. تهیه این سه مجموعه داده با استفاده از خوشه‌بندی داده‌ها و بکارگیری شبکه عصبی نگاشت خود سازمان‌ده^۲ انجام می‌شود (شکل ۱۵).

4.2. Data Clustering (SOM)

Run

شکل ۱۵: خوشه‌بندی داده‌ها با استفاده از شبکه عصبی SOM

پس از خوشه‌بندی داده‌ها و نمونه‌گیری از آن‌ها به نسبت ۷۰٪، ۱۵٪ و ۱۵٪ سه مجموعه داده فوق‌الذکر ساخته می‌شود. با تمهیداتی که در سامانه تعبیه شده است می‌توان خلاصه آماری متغیرهای موجود در هر مجموعه داده را بررسی نمود. در شکل ۱۶ خلاصه آماری (کمینه، بیشینه، میانگین، میانه، انحراف معیار و درصد ضریب تغییرات) متغیر دبی لحظه‌ای، در سه مجموعه داده آموزش، ارزیابی متقاطع و آزمون نمایش داده شده است.

1. Overfitting
2. Self-Organizing Map (SOM)

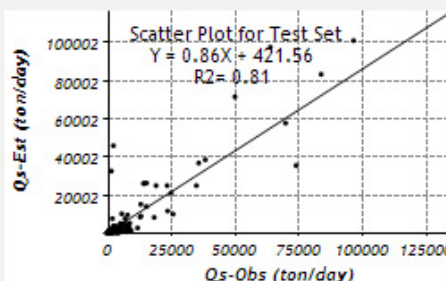
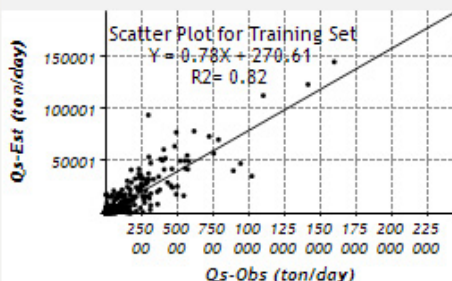
The best MLP neural network model has the following characteristics:

Network Setting

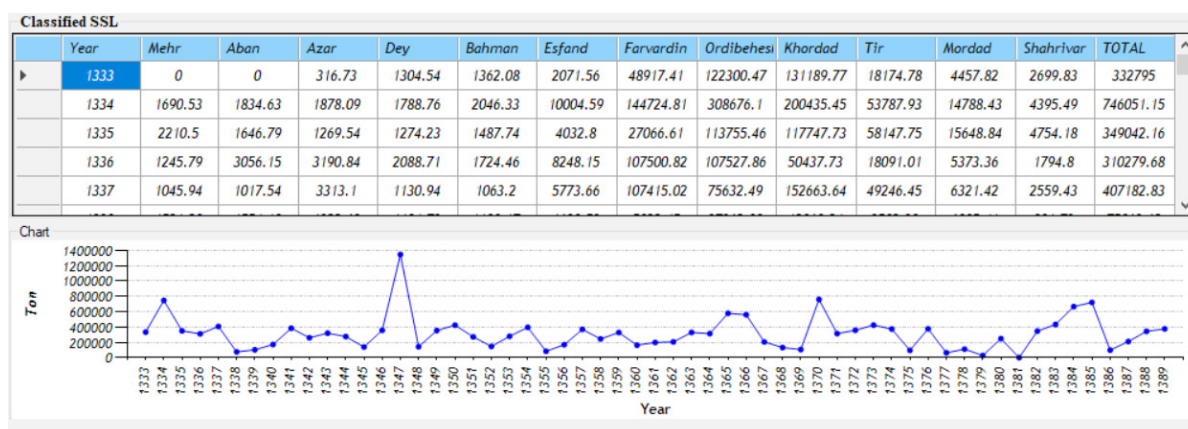
Training Algorithm:	LevenbergMarquard
Neuron Numbers:	7
Epoch (Iterations):	10000
Learning Rate:	0.1
Sig. Alpha Value:	2
Maximum CV Fail:	5
Momentum:	0

Model Evaluation

Criteria	Training	Test
RMSE	6524.32	6836.45
MAE	2277.9	2282.18
NSE	0.82	0.81
R2	0.82	0.81
PBIAS	16.65	6.31



شکل ۱۸: مدل بهینه شبکه عصبی MLP به همراه مقادیر بهینه شده پارامترهای آن، شاخص‌های ارزیابی مدل و نمودارهای پراکنش داده‌های رسوب معلق مشاهده‌ای در مقابل داده‌های رسوب معلق محاسبه‌ای



شکل ۱۹: نمایش داده‌های رسوب معلق شبیه‌سازی شده در بازه زمانی انتخابی

مراحل مختلف شبیه‌سازی رسوب معلق ایستگاه‌های هیدرومتری کشور انجام شده است. بدین منظور با استفاده از کتابخانه‌های متن باز سامانه‌های اطلاعات مکانی (GIS) و زبان برنامه‌نویسی NET#. Framework Visual C یک سامانه مکانی ویژه و تخصصی طراحی و کدنویسی شده است که در آن، داده‌های مکانی و سری‌های زمانی ایستگاه‌های هیدرومتری رودخانه‌های کشور به سهولت قابل دسترسی بوده که می‌تواند در شبیه‌سازی رسوب معلق رودخانه‌ها، مورد استفاده قرار گیرد. در این سامانه، به منظور تعامل کاربر با داده‌ها (مشمول بر لایه‌های مکانی و اطلاعات سری‌های زمانی)، امکانات گرافیکی لازم طراحی و کدنویسی شده است. همچنین به منظور شبیه‌سازی هوشمند رسوب معلق، از شبکه‌های عصبی مصنوعی SOM و MLP به ترتیب به منظور خوشه‌بندی داده‌ها و شبیه‌سازی

برآورد دراز مدت رسوب معلق در بازه زمانی دلخواه

پس از تهیه مدل شبکه عصبی مناسب برای ایستگاه هیدرومتری مورد نظر، از این مدل آموزش دیده می‌توان در شبیه‌سازی رسوب معلق دراز مدت آن ایستگاه در بازه زمانی دلخواه استفاده نمود. در شکل ۱۹، رسوب معلق روزانه ایستگاه سیرا که صرفاً بر اساس دبی جریان شبیه‌سازی شده برای یک دوره آماری بلند مدت (۱۳۹۰-۱۳۳۳) نشان داده شده است.

جمع‌بندی

پژوهش حاضر با استفاده از فن‌آوری‌های نوین و بکارگیری روش‌های داده کاوی و با هدف ارائه یک زیر ساخت نرم‌افزاری در مقیاس ملی به منظور ذخیره‌سازی و ایجاد وحدت رویه در انجام

7-Joshi, R., Kumar, K., Pal Singh Adhikari, V., 2016. Modelling suspended sediment concentration using artificial neural networks for Gangotri glacier. *Hydrology Process*. 30(2): pages 1354–1366.

8-Kaufman, L., Rousseeuw, P.J., 2009. *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc. P. 342.

9-Khan, M.Y.A., Tian, F., Hasan, F., Chakrapani, G.J., 2019. Artificial neural network simulation for prediction of suspended sediment concentration in the River Ramganga, Ganges Basin, India. *International Journal of Sediment Research*. 34. 2: 95-107.

10-Kisi, O., Ozkan, C., 2017. A new approach for modeling sediment-discharge relationship: Local weighted linear regression. *Water Resources Management*. 30(2): pages 1-23.

11-Kisi, O., Shiri, O., 2012. River suspended sediment estimation by climatic variables implication: Comparative study among soft computing technique, *Computers & Geosciences*, 43, 73-82.

12-Kohonen, T. 1998. The self-organizing map. *Neurocomputing* 21(1): 1-6.

13-Li, X., Nour, M.H., Smith, D.W., Prepas A.A., 2010. Neural networks modeling of nitrogen export: model development and application to unmonitored boreal forest watersheds. *Environmental Technology*, 31(5):495–510

14-May, R.J., Maier, H.R., Dandy, G.C., 2010. Data splitting for artificial neural networks using SOM-based stratified sampling. *Neural Networks*, 23: 283-294.

15-Nour, M.H., Smith, D.W., Gamal El-Din, M., Prepas, E.E., 2006a. Neural networks modelling of streamflow, phosphorus, and suspended solids: application to the Canadian Boreal forest. *Water Science & Technology*, 53 (10):91-99.

16-Olyaie, E., Banejad, H., Chau, K.W., Melesse, A.M., 2015. A comparison of various artificial intelligence approaches performance for estimating suspended sediment load of river systems: a case study in United States. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(4), 189.

17-Tabatabaei, M., Salehpour Jam, A., 2017.

رسوب معلق رودخانه‌ها استفاده شده است. تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، ترسیم نمودارها و تحلیل خطا از دیگر امکانات تعبیه شده در سامانه می‌باشد. با توجه به آن‌که در تولید این سامانه از منابع آزاد و رایگان جهانی (Open Source) استفاده شده است، لذا برای استفاده و توسعه نیازمند مجوز^۱ خارجی نمی‌باشد. این قابلیت یکی از ویژگی‌های مهم این سامانه بوده که امکان تجاری‌سازی آن را در سطح کشور و یا در سطح بین‌المللی فراهم می‌نماید.

تشکر و قدردانی

پژوهش انجام شده با حمایت مالی و معنوی پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری انجام شده است که بدین وسیله از کلیه حمایت‌ها و عزیزانی که ما را در این راه کمک نموده‌اند تشکر می‌شود.

منابع

1-Banejad, H., Chau, K.W., Melesse, A.M., 2015. A comparison of various artificial intelligence approaches performance for estimating suspended sediment load of river systems: a case study in United States. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(4), 189

2-Bowden, G.J., Maier, H.R., Dandy, G.C., 2002. Optimal division of data for neural network models in water resources applications. *Water Resources Research*, 38(2):2-1.

3-Buyukyildiz, M., Kumcu, S.Y., 2017. An estimation of the suspended sediment load using adaptive network based fuzzy inference system, support vector machine and artificial neural network Models. *Water Resources Management*, 31(4), 1343-1359.

4-Chau, K.W., Jiang, Y.W., 2002. Three-dimensional pollutant transport model for the Pearl River Estuary. *Water Research*, 36(8), 2029-2039.

5-Chen, X.Y., Chau, K.W., 2016. A hybrid double forward neural network for suspended sediment feed load estimation. *Water resources management*, 30: 2179-2194.

6-Fotovatikhah, F., Herrera, M., Shamshirband, S., Chau, K.W., Faizollahzadeh Ardabili, S., Piran, M.J., 2018. Survey of computational intelligence as basis to big flood management: Challenges, research directions and future work. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 12(1), 411-437.

- 21-Ulke A., Tayfur G., Ozkul, S., 2009. Predicting suspended sediment loads and missing data for Gediz River, Turkey. *Journal of Hydrologic Engineering*, 14(9):954-965.
- 21-Wolfs, V., Willems, P., 2014. Development of discharge-stage curves affected by hysteresis using time varying models, model trees and neural networks. *Environmental Modelling and Software*, 55(4): Pages 107-119.
- Optimization of sediment rating curve coefficients using evolutionary algorithms and unsupervised artificial neural network. *Caspian Journal of Environmental Sciences*, 15(4), 385-399.
- 18-Talebi, A., Mahjoobi, J., Dastorani, M.T., Moosavi, V., 2016. Estimation of suspended sediment load using regression trees and model trees approaches (Case study: Hyderabad drainage basin in Iran). *Journal of Hydraulic Engineering*. 21(3):1-8.
- 19-Tayfur, G., 2012. *Soft computing in water resources engineering: Artificial neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms*. WIT Press, Dorset.
- 20-Tfwala, S.S., Wang Y.M., 2016. Estimating sediment discharge using Sediment Rating Curves and Artificial Neural Networks in the Shiwen River, Taiwan. *Water*, 8(53): Pages 1-15.



Abstract

Intelligent geospatial system for suspended sediment estimation in Iranian riversM.r. Tabatabaei*¹ and A. Salehpour Jam²

Received: 2019/08/01 Accepted: 2019/12/02

In hydrological systems (watersheds), which is complex and at the same time, our understanding of the components and processes within it is always uncertain, the use of soft computing methods is an appropriate tool for modeling and estimating environmental variables such as suspended sediment load (SSL) of rivers. The Intelligent geospatial system of the SSL simulator is specialized software for storing, simulating, and managing the SSL data of rivers in the country. This software is completely designed and coded using GIS open source libraries in the .NET Framework, Visual C# programming language environment in a fully targeted way, and all the steps necessary for a successful modeling of the MLP artificial neural network (the multilayer perceptron) such as loading time series, clustering, statistical analysis of data, simulation and error evaluation are included. The SSL simulation of this system can be performed on a single-variable basis (simply based on flow discharge) or multivariable (flow discharge, temperature, precipitation, etc.) in a daily scale. The system, which has been written for nearly 7,000 lines of code so far, can serve as a national infrastructure for simulating and managing the SSL of all the country's hydrometric stations used by relevant organizations.

Keywords: Artificial neural network, Data clustering, GIS, Soft computing methods, Suspended sediment load.

1,2. Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran

*Corresponding Author: Tabatabaei@scwmri.ac.ir