



دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر
فصلنامه‌ی علمی- پژوهشی فضای جغرافیایی

سال چهاردهم، شماره‌ی ۴۶
تابستان ۱۳۹۳، صفحات ۸۹-۱۰۸

عبداله حسین پور^۱
محمدعلی قربانی^۲
صابره دربندی^۳

ارزیابی روش های فراکوشی در محاسبه دبی رسوبات معلق رودخانه اهرچای

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۲/۰۲/۲۸

تاریخ دریافت مقاله: ۹۱/۰۹/۲۲

چکیده

تخمین صحیح مقدار رسوب و نقش آن در طراحی و مدیریت پروژه‌های منابع آب با در نظر گرفتن مشکلات فنی و اقتصادی، امکان احداث و بهره‌برداری از ایستگاههای رسوب‌سنجی، همیشه نقش حیاتی در پیشبرد صحیح مطالعات مهندسی رودخانه دارد. بنابراین ارائه راهکاری مناسب جهت برآورد دقیق بار معلق رودخانه‌ها بسیار سودمند خواهد بود. به علت عدم دستیابی به اطلاعات کامل و دقیق پارامترهای تأثیرگذار در فرآیند رسوب و همچنین ساختار کاملاً غیرخطی برای مدل‌بندی آن در روش های مذکور نمی‌توان مدل جامعی به علت برآورد نه‌چندان دقیق و عدم امکان بررسی تغییرات زمانی رسوبات حمل شده توسط جریان معرفی نمود. هدف از این تحقیق، بررسی قابلیت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک به منظور پیش‌بینی رسوب معلق در رودخانه اهرچای می‌باشد. در این مدل‌ها برای تخمین بار معلق از دبی جریان، بارش، دما و داده‌های رسوب پیشین

E-mail: a_hosinpour@yahoo.com.au

E-mail: cusp2004@yahoo.com

E-mail: sdarbandi.tabrizu@yahoo.com

۱- کارشناس ارشد مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی آذربایجان شرقی

۲- دانشیار گروه مهندسی آب دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز

۳- استادیار گروه مهندسی آب دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز

استفاده شده است. این مدل‌ها در حوضه اهرچای واقع در استان آذربایجان شرقی به کار برده شده و نتایج آن با داده‌های مشاهداتی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. به منظور ارزیابی کارایی هر یک از مدل‌های فوق، مقادیر مشاهداتی و مقایسه آن با مقادیر محاسباتی توسط هر یک از مدل‌ها، از معیارهای ضریب تبیین (R^2)، معیار نش- ساتکلیف (E) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده گردید. در نهایت مدل برنامه‌ریزی ژنتیک به عنوان بهترین مدل در برآورد رسوب رودخانه اهرچای شناسایی و توصیه می‌شود.

کلید واژه‌ها: برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)، حوضه اهرچای، بار معلق، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، مدل‌سازی.

مقدمه

هر ساله هزار تن مواد جامد از سطح حوضه‌های آبریز توسط آب شسته شده و از محلی به محل دیگر انتقال می‌یابد. فرسایش و انتقال مواد رسوبی باعث از بین رفتن اراضی حاصلخیز کشاورزی و پرشدن مخازن سدها و بندها، کانال-های آبرسانی، پرشدن سریع مرداب‌ها و مدفون شدن آبادی‌ها و اراضی با رسوبات جدید می‌گردد. این انتقال مواد رسوبی، منابع آب و خاک را محدودتر ساخته و مشکلات اقتصادی و اجتماعی زیادی را به بار می‌آورد. استفاده از آبهای سطحی با ایجاد بندها و سدهای ذخیره‌ای، کشورها را واداشته است که هزینه‌های زیادی را به این امر اختصاص دهند (نجمائی، ۱۳۶۹: ۴۹۷).

ایران با دارا بودن رودخانه‌های متعدد پتانسیل بالایی جهت ایجاد سد و شبکه آبیاری و آبرسانی در نقاط مختلف دارد که در موارد متعدد بهره‌وری مخزن سد به دلیل انباشتگی رسوبات کاهش یافته یا غیرقابل استفاده شده است. از طرفی همه ساله سیل در نقاط مختلف کشور خسارت‌های فراوانی را به بار می‌آورد که علت پدید آمدن سیل در موارد قابل توجهی، کاهش ظرفیت حمل آب توسط مقاطع رودخانه‌ها به دلیل انباشتگی رسوبات می‌باشد (طلوعی، ۱۳۸۷: ۱).

روش های فراکوشی یکی از پرکاربردترین ساختارهای الهام گرفته شده از طبیعت برای شبیه‌سازی، تخمین توابع و طبقه‌بندی الگوها می‌باشد. گسترش استفاده از شیوه‌های نوین فراکوشی^۴ مانند شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک به عنوان روش های نوین و ابزاری قدرتمند و قابل اعتماد در مرتبط کردن داده‌های متنوع پیچیده بدون هیچ دانش قبلی از ارتباط بین آن‌ها، توجه بسیاری از مهندسين را در زمینه‌های مختلف از جمله تخمین رسوب جلب کرده است. روش های فراکوشی دارای یک ساختار غیرخطی است که می‌تواند فرآیندهای پیچیده‌ای را که میان ورودی و خروجی هر سیستمی ارتباط برقرار می‌سازند، توصیف نمایند. با توجه به طبیعت غیرخطی پدیده انتقال رسوب، کاربرد روش های فراکوشی در این زمینه کاملاً قابل توجه و توصیه است. بنابراین هدف از این تحقیق گزینش مناسب‌ترین روش فراکوشی و تأثیر عوامل موثر بارش و دما بر میزان بار معلق و نیز ارائه یک مدل کاربردی آسان به منظور برآورد نرخ انتقال رسوب رودخانه اهر چای می‌باشد. در سال‌های اخیر استفاده از روش های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) در مدل‌سازی مسائل مختلف هیدرولوژی گسترش یافته است.

نجفی و همکاران (۱۳۸۵) با مطالعه‌ای که بر روی رودخانه زاینده‌رود انجام دادند و به این نتیجه رسیدند که در تمام شرایط تحقیقی در برآورد میزان بار معلق، عملکرد شبکه‌های MLP شبکه‌عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل GRNN شبکه‌عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب بهتر و دقیق‌تر است. نورانی و همکاران (۱۳۸۶) از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش کلاسیک منحنی سنجه برای برآورد رسوب ایستگاه آخولا واقع بر روی تلخه‌رود در استان آذربایجان شرقی استفاده نمودند و برای بهینه‌سازی ضرایب رگرسیون منحنی سنجه از برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده نمودند که نتایج بهتری نسبت به روش کلاسیک مشاهده نگردید. آن‌ها پس از آزمون و خطا، شبکه عصبی FFBP^۵ با الگوریتم آموزشی و لونبرگ-مارکوات (LM)^۶ را که دارای نتایج بهتری بود، به کار گرفتند. نتایج نشان داد که وارد کردن داده‌ها بصورت لگاریتمی تأثیر چشمگیری در بهبود عملکرد شبکه دارد. طلوعی و همکاران (۱۳۸۷) به منظور تخمین زمانی و مکانی بار معلق رودخانه آجی‌چای از علم زمین آمار و الگوریتم پیشخور پس‌انتشار شبکه‌ی عصبی

4- Meta Heuristic

5- Feed Forward Back Propagation

6- Levenberg- Marquart

مصنوعی استفاده نمودند. آن‌ها بیان داشتند که بار معلق دبی جریان از مدل گوسی تبعیت نموده و ضمن معتبر بودن هر دو مدل کریجینگ و کوکریجینگ در منطقه مورد مطالعه، روش کوکریجینگ از دقت بیشتری برخوردار است. کلاتری و همکاران (۱۳۸۸) اقدام به ارائه یک مدل ژئومورفولوژیکی شبکه عصبی برای تخمین بار معلق حوضه نموده و بیان داشتند که شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور پس‌انتشار خطا با الگوریتم بهینه‌سازی لوبنبرگ- مارکوات با استفاده از خوشه‌بندی مکانی داده‌های ورودی ژئومورفولوژیکی عملکردشان بهبود یافته و قادر به تخمین زمانی و مکانی مقادیر رسوب است. فربودنام و همکاران (۱۳۸۸) پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان را با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) انجام داده و نتایج را با شبکه‌های عصبی مصنوعی مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که روش GP از دقت بسیار بالایی در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه مورد مطالعه نسبت به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی برخوردار است. سلطانی و همکاران (۱۳۸۹) در تحقیقات خود با عنوان مدل‌سازی بارش - رواناب در حوضه اهرچای بیان داشتند که دقت مدل حاصل از برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به معادلات دیفرانسیلی تصادفی بیشتر می‌باشد. نبی‌زاده و همکاران (۱۳۹۱) جهت پیش‌بینی آبدهی روزانه رودخانه ليقوان‌چای با استفاده از سه پارامتر بارندگی، دما و دبی روزانه، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی با دقت بالا را برای حوضه مورد مطالعه مناسب تشخیص دادند.

آگاروال^۷ و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از روش پیش‌روانتشار برگشتی FFBP (دو شیوه آموزش دسته‌ای و الگویی) و روش گرادیان نزولی برای بهینه کردن وزن‌ها، به پیش‌بینی رسوب روزانه، هفتگی، ده روزه و ماهانه رودخانه واماسادرا^۸ در هند پرداختند و به این نتیجه رسیدند که آموزش الگویی شبکه برای رودخانه مورد مطالعه آن‌ها جواب‌های بهتری ارائه می‌دهد. سقیز اوقلو^۹ و آلپ^{۱۰} (۲۰۰۶) با به‌کارگیری دو الگوریتم آموزشی FFBP و GRNN برای پیش‌بینی رسوب حوضه آبریز یانیتا در آمریکا و مقایسه نتایج بدست آمده با روش‌های متداول منحنی‌سنجه رسوب و رگرسیون خطی چند متغیره دریافتند که به‌کارگیری شبکه‌های عصبی کاملاً بر روش‌های مذکور برتری

7- Agharoul

8- Vamasadara

9- Cigizoglu

10- Alp

دارد. آلپ و سقیزاوقلو (۲۰۰۷) با استفاده از روش های غیرخطی برای تخمین بارمعلق از دو نوع شبکه عصبی (FFBP) و توابع پایه شعاعی (RBF) استفاده کردند و نتایج حاصل را با رگرسیون خطی چندگانه بررسی نموده و به این نتیجه رسیدند که شبکه های عصبی، شبیه سازی بسیار واقعی تری نسبت به رگرسیون خطی چندگانه انجام می دهند. استفاده همزمان از داده های بارش و جریان بهترین عملکرد شبکه ای را در پی دارد. آیتک^{۱۱} و همکاران (۲۰۰۸) دو روش شبکه های عصبی مصنوعی و GP را برای مدل سازی بارش- رواناب در حوضه رودخانه یونیا تا در ایالت پنسیلوانیای آمریکا به کار برده و نتایج نشان داد که برنامه ریزی ژنتیک در مقایسه با شبکه های عصبی مصنوعی بهتر عمل نموده است. استوریگار و دئو^{۱۲} (۲۰۰۸) ارتفاع امواج اقیانوس در دو محل از خلیج مکزیک را در بازه های زمانی ۳، ۶، ۱۲ و ۲۴ ساعت با استفاده از برنامه ریزی ژنتیک پیش بینی نمودند. نتایج تحقیق انجام گرفته نشان داد که GP می تواند بعنوان ابزاری مفید برای کاربردهای مسائل مربوط به پیش بینی اقیانوس استفاده شود. پریز و آستفلد (۲۰۰۸) طرح الگوریتم ژنتیک- درختی را برای پیش بینی کیفیت آب و دبی روزانه حوضه مشوشم از زیر حوضه های دریاچه کینرت در شمال فلسطین اشغالی به کار گرفتند. آن ها GP را ابزار مؤثری برای تکمیل اطلاعات ناقص در ارتفاع موج بوسیله ایجاد همبستگی مکانی با موقعیت های مجاور تشخیص دادند. قربانی و همکاران (۲۰۱۰) پیش بینی سطح آب دریا را با استفاده از سری زمانی پیشین در غرب استرالیا در مقیاس های زمانی مختلف با استفاده از روش GP انجام دادند. نتایج نشان داد که هر دو روش عملکرد خوبی دارند. چانگ و همکاران^{۱۳} (۲۰۱۱) از روش های محاسباتی نرم افزاری برای برآورد میزان بار کلی معلق در بستر رودخانه های استوایی استفاده نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش برنامه ریزی ژنتیک از کارایی بهتری در برآورد بار کلی معلق در بستر رودخانه های استوایی برخوردار است و تصحیح رفتار غیر خطی در داده های بار معلق توسط برنامه ریزی ژنتیک بسیار موفق تر بود. آیتک و کیشی^{۱۴} (۲۰۱۱) از برنامه ریزی ژنتیک خطی و برنامه ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد میزان بار معلق روزانه در رودخانه تونگوا در ایالت مونتانا آمریکا استفاده نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد

11- AYTEK

12- USTOORIKAR, K. and DEO

13- CHANG

14- KISI

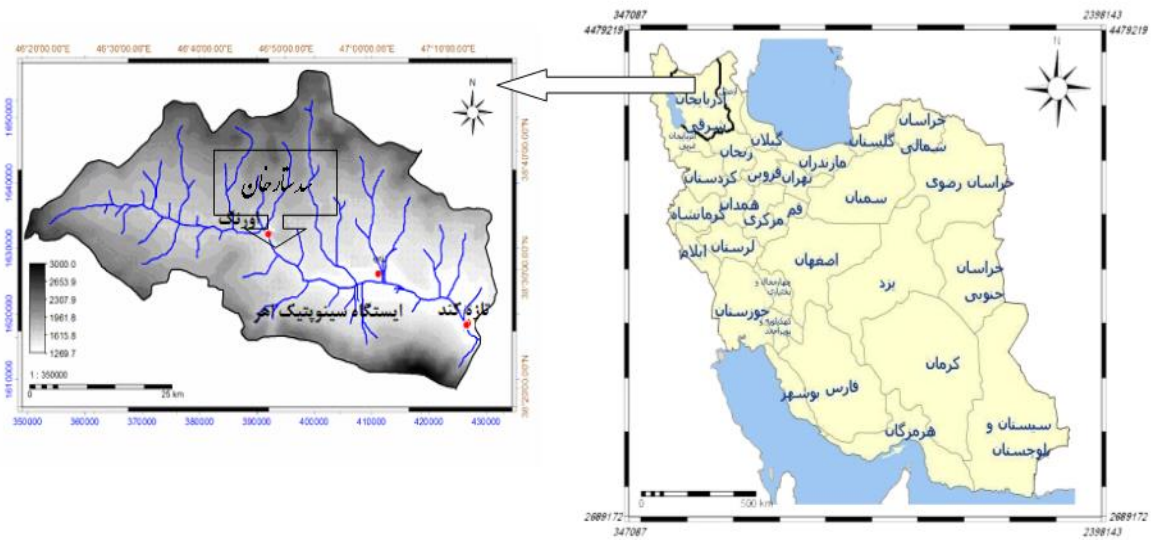
که برنامه‌ریزی ژنتیک خطی عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها در برآورد میزان بار معلق روزانه ایستگاه‌های مورد مطالعه دارد. زنگنه سرداری و ابوحسن^{۱۵} (۲۰۱۱) کارایی برنامه‌ریزی ژنتیک در برآورد بار بستری رودخانه کورایو مالزی را مورد بررسی قرار دادند. در این تحقیق که دبی جریان، شیب سطح آب، قطر متوسط اندازه ذرات معلق و پارامترهای حفاظتی جهت آغاز حرکت مربوط به بار بستری در شش ایستگاه هیدرومتری از رودخانه مذکور که دارای داده‌های متغیر بودند. مدل ارائه شده در برنامه‌ریزی ژنتیک توانست بصورت مؤثر میزان انتقال بار بستری را برآورد نماید.

در تحقیق حاضر سعی شده است تا بار رسوب معلق با استفاده از روش‌های فراکوشی شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک برای اولین بار در حوضه آبخیز اهرچای مدل گردیده و دقت آن‌ها در مدل‌سازی این پدیده ارزیابی و در نهایت بهترین مدل برای برآورد دبی رسوب رودخانه مهم و حیاتی اهرچای ارائه گردد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

حوضه آبریز اهرچای در شمال غربی کشور ایران و در استان آذربایجان شرقی با مساحتی بالغ بر ۲۴۲۶/۵ کیلومترمربع واقع شده است و شکل ۱ موقعیت جغرافیایی حوضه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. این حوضه بین مختصات جغرافیایی "۲۴'۱۹°۴۶ تا "۱۸'۱۸°۴۷ طول شرقی و "۲۶'۱۹°۳۸ تا "۵۶'۴۴°۳۸ عرض شمالی در شمال شرقی زیر حوضه ارس وسطی گسترش یافته و از لحاظ ارتفاعی بین ارتفاعات کوه کسبه با ارتفاع ۳۱۴۹ متر و محل ورود به رودخانه قره سو به ارتفاع ۸۷۵ متر قرار گرفته است.



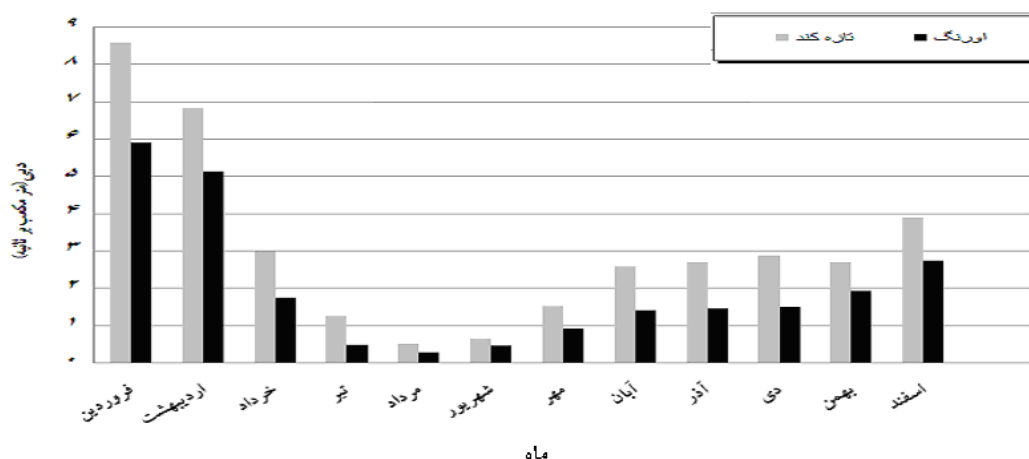
شکل ۱: منطقه مطالعاتی حوزه آبریز اهرچای

به منظور بررسی میزان بار معلق در حوزه اهرچای از آمار هواشناسی و هیدرومتری منطقه مورد مطالعه از سال ۱۹۸۶ تا ۲۰۱۰ میلادی در بازه زمانی ۲۶ ساله انتخاب گردید. آمار و اطلاعات مربوطه ایستگاه سینوپتیک اهر و همچنین آمار دبی و رسوب ایستگاههای هیدرومتری تازه کند و اورنگ از ارگان های ذیربط اخذ گردیده و مبنای محاسبات آماری طرح تحقیقاتی قرار گرفت. خصوصیات آماری پارامترهای مورد استفاده در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱- خصوصیات آماری پارامترهای مورد استفاده برای بازه زمانی (۱۹۸۶-۲۰۱۰)

دبی روزانه ایستگاه هیدرومتری (مترمکعب در ثانیه)		بارش میلی متر در روز	دما (C°)	
تازه کند	اورنگ			
۹۰٫۵	۳۹٫۶	۳۴	۲۹٫۲	حداکثر
۸٫۰۸۸	۱٫۹۹۶	۰٫۸	۱۰٫۸	متوسط
۰	۰	۰	-۱۸٫۷	حداقل
۵٫۲۱	۹٫۰۸	۲٫۵۶	۹٫۰۴۳	انحراف معیار

میانگین بارش سالانه ایستگاه سینوپتیک اهر ۲۸۳/۹۶ میلی‌متر در سال می‌باشد و فصل بهار ۴۴ درصد و فصل تابستان ۹ درصد میزان نزولات جوی را به خود اختصاص داده است. نمودار دبی متوسط ماهانه ایستگاه‌های هیدرومتری اورنگ و تازه‌کند در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: نمودار دبی متوسط ماهانه ایستگاه‌های هیدرومتری اورنگ و تازه‌کند

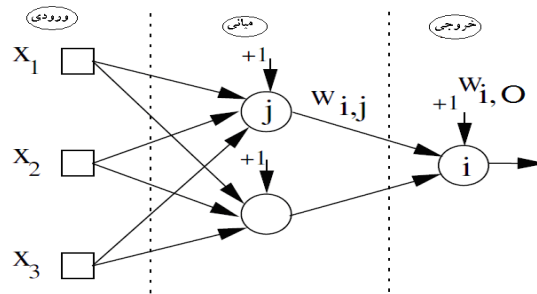
ایستگاه هیدرومتری اورنگ به علت واقع شدن در ورودی سد ستارخان به عنوان ایستگاه مورد مطالعه جهت برآورد بار معلق رودخانه اهرچای انتخاب گردید. با توجه به کثرت داده‌های دبی روزانه و کمی آمار ثبت شده بار معلق ایستگاه اورنگ، داده‌های متوسط ماهانه دبی، دمای هوا، مجموع بارش ماهانه و میانگین بار معلق را محاسبه نموده و سپس مقدار متوسط بار معلق ماهانه با استفاده از روش‌های فراکاووشی برآورد گردید.

مبنای روش‌های فراکاووشی

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از نرون‌ها در لایه‌های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نرون‌ها در لایه‌های مختلف تشکیل می‌دهد. شکل ۳ نمونه‌ای از معماری یک شبکه عصبی را نشان می‌دهد. در لایه اول موسوم به لایه ورودی و به تعداد متغیرهای مستقل پیش‌بینی، نرون وجود دارد. تعداد نرون‌های لایه میانی انعطاف شبکه در میزان دقت پیش‌بینی را کنترل نموده و روش مستقیمی برای تخمین تعداد نرون‌های میانی وجود ندارد.

تعداد نرون های لایه خروجی برابر با تعداد متغیرهای پیش بینی و تعداد لایه ها و نرون های یک شبکه، معماری آن را تعیین می کنند.



شکل ۳: شبکه عصبی مصنوعی MLP با سه لایه

پارامترهای مؤثر در مدل سازی شبکه های عصبی مصنوعی که نقش اساسی دارند عبارتند از:

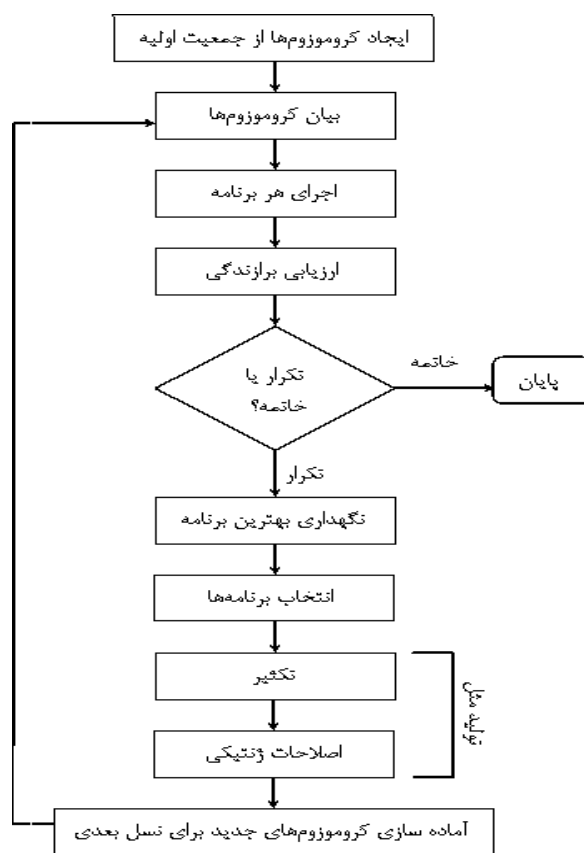
۱- مقدار مناسب آموزش ۲ - تعداد لایه ها ۳- تعداد نرون های لایه های میانی

در حالت کلی هرچه تعداد تکرار در آموزش شبکه بیشتر شود، خطای شبیه سازی (پیش بینی) در شبکه کمتر شده و هنگامی که تعداد تکرارها از یک مقدار تجاوز کند، خطای دسته آزمایشی (تست) نیز افزایش پیدا می کند.

برنامه ریزی ژنتیک

زمینه اصلی برنامه ریزی ژنتیک، روش الگوریتم ژنتیک می باشد. در تحقیق حاضر از برنامه GeneXproTools برای توسعه و اجرای مدل های مبتنی بر برنامه ریزی ژنتیک استفاده به عمل آمد. برنامه یاد شده بر اساس برنامه ریزی صریح ژنتیک (GEP) استوار بوده که ویرایش جدیدی از برنامه ریزی ژنتیک می باشد و به استنتاج برنامه های رایان های با اندازه ها و شکل های مختلف می پردازد. تولید جمعیت اولیه اولین مرحله در الگوریتم GEP بوسیله فرآیند تصادفی و یا با استفاده از تعدادی اطلاعات درباره مساله آغاز می شود. سپس کروموزومها بصورت بیان درختی (ET) نشان داده شده و با یک تابع برازش ارزیابی می گردد تا میزان مناسب بودن یک راه حل در حیطه مساله تعیین گردد. معمولاً تابع برازش بوسیله پردازش تعدادی نمونه از مساله هدف که موارد برازش نیز نامیده می شوند، ارزیابی می گردد. اگر کیفیت رضایت بخش از یک راه حل پیدا شود و یا نسلها به تعداد معینی برسد، تکامل متوقف و

بهترین راه‌حل یافت شده تا به حال، گزارش داده می‌شود. از طرف دیگر اگر شرایط توقف یافت نشود، بهترین راه‌حل از نسل حاضر نگه داشته (به معنای نخبه‌گزینی) و بقیه راه‌حل‌ها به فرآیندی گزینشی واگذار می‌شوند. گزینش یا انتخاب نقش بقاء شایستگی را انجام داده و بر اساس آن بهترین افراد شانس بهتری برای تولید فرزندان دارند. کل این روند برای چندین نسل تکرار شده و با پیش رفتن نسل به جلو، انتظار می‌رود که کیفیت جمعیت نیز به طور متوسط بهبود یابد. مراحل اصلی از برنامه‌ریزی بیان ژن به طور شماتیک در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴: فلوچارت برنامه‌ریزی ژنتیک

استخراج مدل‌های برآورد رسوب بر اساس برنامه ریزی ژنتیک با استفاده از رهیافت برنامه‌ریزی ژنتیک به صورت زیر می‌باشد:

گام اول، شامل انتخاب تابع برازش مناسب به منظور ارزیابی هر شبکه و توانایی آن برای پیشگویی دقیق می‌باشد. گام دوم، انتخاب مجموعه ترمینال‌ها (متغیرهای ورودی) و مجموعه توابع به منظور تولید کروموزوم‌ها است. در

مسأله حاضر، مجموعه ترمینال‌ها متشکل از مقادیر دما، بارش، دبی و رسوب ماه قبل می‌باشد. انتخاب مجموعه توابع نیز گرچه یک امر صریح و ساده نمی‌باشد، لیکن یک حدس اولیه در اینگونه موارد کافی خواهد بود. در مورد مدل‌سازی رسوب معلق در مطالعه حاضر، ترکیبی از کلیه عملگرها نظیر جهش، برگشت، سه نوع مختلف ترانس و چهار نوع عملگر ترکیب مجدد مورد استفاده قرار گرفت.

شاخص‌های تعیین دقت مدل

شاخص‌های آماری معیارهای ضریب تبیین (R^2)، معیار نش - ساتکلیف (E) و جذر میانگین مربعات خطای مدل ($RMSE$) به منظور ارزیابی هر شبکه و توانایی آن برای پیشگویی دقیق استفاده گردیده است. به تعداد ۲۴ مدل برای محاسبه بار معلق رودخانه اهرچای از کلیه مدل‌های ارزیابی شده توسط نرم‌افزار آماری SPSS جهت روش‌های فراکوشی مورد نظر انتخاب گردید. نتایج معیار ارزیابی مدل‌ها در شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار Qnet و برنامه‌ریزی ژنتیک با استفاده از نرم‌افزار GeneXprotools 4 محاسبه و بهترین ساختار مدل انتخاب گردید.

نتایج

در این تحقیق برای محاسبه مقدار همبستگی بین دبی، رسوب، دما و بارش ماهانه به دلیل اینکه همه مؤلفه‌ها در مقیاس فاصله‌ای قرار دارند، از همبستگی پیرسون استفاده گردید. نتایج محاسبه همبستگی نشان داد که دبی رسوب ماه جاری با دبی رسوب ماه قبل $0/613$ ، دبی رسوب دو ماه قبل $0/292$ ، دبی ماه جاری $0/778$ ، دبی ماه قبل $0/497$ ، دبی دو ماه قبل $0/167$ می‌باشد. دبی رسوب ماه جاری با دمای متوسط ماه جاری $-0/167$ ، دمای متوسط ماه قبل $-0/320$ و دمای متوسط دو ماه قبل $-0/388$ همبستگی منفی و معنی‌دار دارد. همبستگی بین رسوب ماه جاری با بارش ماه جاری $0/358$ و با بارش ماه قبل $0/199$ می‌باشد. معیارهای ضریب تبیین (R^2)، نش - ساتکلیف (E) و جذر میانگین مربعات خطای مدل ($RMSE$) با استفاده از نتایج نرم‌افزارهای فوق‌الذکر جهت ارزیابی و تعیین مدل پیش‌بینی با کارایی و دقت بالا محاسبه شده و در جدول ۲ ارائه شده است. آرایش شبکه عصبی مصنوعی، تعداد

۳ لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی که همان دبی رسوب ماهانه ایستگاه اورنگ در نظر گرفته شده است. لایه ورودی (Inputs) همان تعداد و نوع ورودی در هر مدل متغیر است. تعداد گره لایه میانی، تعداد ۳، ۵، ۷ انتخاب و نتایج حاصل از اجرای نرم‌افزار نشان داد که تعداد ۳ گره میانی از بین آن‌ها بیشترین ضرایب تبیین، معیار نش- ساتکلیف و کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطای مدل (RMSE) را به خود اختصاص داد. نتایج حاصل از اجرای برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی برای این مدل در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- معیارهای آماری دقت مدهای حاصل از GP و ANN

ANN			GP			نوع ورودی	تعداد ورودی	مدل
R ²	RMSE (میلی گرم در لیتر)	E	R ²	RMSE (میلی گرم در لیتر)	E			
۰/۷۸	۰/۰۵۴	۰/۶۱۰	۰/۶۶۱	۲۵۵	۰/۶۶۰	Q	۱	۱
۰/۶۹۶	۰/۰۳۲	۰/۳۹۴	۰/۵۹۰	۱۵۱	۰/۴۴۷			
۰/۷۹۰	۰/۰۵۳۰	۰/۶۲۷	۰/۶۳۲	۲۶۵	۰/۶۳۲	Q, Q ₁	۲	۲
۰/۶۹۰	۰/۰۳۳	۰/۳۴۵	۰/۴۹۴	۱۶۴	۰/۳۴۹			
۰/۷۹۴	۰/۰۵۳	۰/۶۳	۰/۶۳۵	۲۶۴	۰/۶۳۵	Q, Q ₁ , Q ₂	۳	۳
۰/۶۸۸	۰/۰۳۳	۰/۳۳۷	۰/۴۸۷	۱۶۷	۰/۳۲۹			
۰/۸۵۱	۰/۰۴۶	۰/۷۲۰	۰/۸۱۱	۱۹۰	۰/۸۱۰	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q _{S1}	۴	۴
۰/۸۵۳	۰/۰۲۴	۰/۶۵۳	۰/۷۹۱	۱۰۰	۰/۷۶۰			
۰/۸۵۲	۰/۰۴۶	۰/۷۲۷	۰/۸۱۱	۱۹۰	۰/۸۱۱	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q _{S1} , Q _{S2}	۵	۵
۰/۸۵۷	۰/۰۲۳	۰/۶۴۲	۰/۸۱۱	۹۱	۰/۷۹۸			
۰/۸۶۱	۰/۰۴۴	۰/۷۵۰	۰/۷۴۰	۲۲۳	۰/۷۴۰	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q _{S1} , Q _{S2} , T	۶	۶
۰/۸۵۱	۰/۰۲۴	۰/۶۳۱	۰/۶۸۸	۱۲۹	۰/۵۹۶			

Q_{S1}: میانگین دبی رسوب یک و دو ماه قبل و T, T₁, T₂: میانگین دمای ماه جاری، یک و دو ماه قبل و Q_S, Q_{S2}, Q_{S1}: دبی رسوب ماه

جاری، یک و دو ماه قبل و P, P₁, P₂: میانگین بارش ماه جاری، یک و دو ماه قبل و Q₂, Q₁, Q: دبی ماه جاری، یک و دو ماه قبل

ادامه جدول ۲

ANN			GP			نوع ورودی	تعداد ورودی	مدل	
R ²	RMSE	E	R ²	RMSE	E				
	(میلی گرم در لیتر)			(میلی گرم در لیتر)					
۰/۸۶۹	۰/۰۴۳	۰/۷۵۱	۰/۶۳۲	۲۶۵	۰/۳۲۶	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,Q _{S2} ,T,P	۷	۷
۰/۸۴۷	۰/۰۲۴	۰/۶۵۲	۰/۵۰۰	۱۶۷	۰/۶۳۲	صحت سنجی			
۰/۸۷۴	۰/۰۴۲	۰/۶۰۴	۰/۶۸۷	۲۴۱	۰/۶۹۷	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,Q _{S2} ,T,T ₁ ,P	۸	۸
۰/۸۱۶	۰/۰۲۵	۰/۷۶۴	۰/۶۶۹	۱۲۸	۰/۶۰۷	صحت سنجی			
۰/۸۷۸	۰/۰۴۱	۰/۷۷۲	۰/۷۱۸	۲۳۳	۰/۷۱۷	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,Q _{S2} ,T,T ₁ ,P,P ₁	۹	۹
۰/۷۹۳	۰/۰۲۷	۰/۵۷۲	۰/۷۰۵	۱۲۲	۰/۶۳۸	صحت سنجی			
۰/۸۸۱	۰/۰۴۱	۰/۷۷۸	۰/۶۴۹	۲۷۱	۰/۶۱۷	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,Q _{S2} ,T,T ₁ ,T ₂ ,P,P ₁	۱۰	۱۰
۰/۷۸۶	۰/۰۲۷	۰/۵۴۹	۰/۷۰۴	۱۱۸	۰/۶۶۶	صحت سنجی			
۰/۸۶۹	۰/۰۴۳	۰/۷۷۰	۰/۷۲۱	۲۳۲	۰/۷۱۹	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,Q _{S2} ,T,T ₁ ,T ₂ ,P,P ₁ ,P ₂	۱۱	۱۱
۰/۸۷۸	۰/۰۲۵	۰/۵۸۳	۰/۶۷۲	۱۲۷	۰/۶۱۲	صحت سنجی			
۰/۸۷۳	۰/۰۴۲	۰/۷۶۱	۰/۶۷۳	۲۵۱	۰/۶۷۲	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,Q _{S2} ,T,T ₁ ,P,P ₁ ,P ₂	۱۰	۱۲
۰/۸۰۸	۰/۰۲۵	۰/۶۰۲	۰/۴۶۷	۱۶۹	۰/۳۱۳	صحت سنجی			
۰/۸۶۷	۰/۰۴۱	۰/۷۷۵	۰/۸۸۲	۱۶۲	۰/۸۶۳	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,T ₁ ,T ₂ ,P,P ₁	۹	۱۳
۰/۷۸۵	۰/۰۲۸	۰/۵۳۹	۰/۸۲۴	۹۷	۰/۷۷۴	صحت سنجی			
۰/۸۸۱	۰/۰۴۰	۰/۷۳۸	۰/۶۹۴	۲۴۶	۰/۶۸۴	آموزش	Q,Q ₁ ,Q _{S1} ,T,T ₁ ,T ₂ ,P,P ₁	۸	۱۴
۰/۷۶۰	۰/۰۲۸	۰/۵۳۱	۰/۶۸۶	۱۵۰	۰/۴۵۷	صحت سنجی			
۰/۸۷۹	۰/۰۴۱	۰/۷۶۱	۰/۷۰۰	۲۴۱	۰/۶۹۶	آموزش	Q,Q ₁ ,Q _{S1} ,T,T ₁ ,P,P ₁	۷	۱۵
۰/۷۹۷	۰/۰۲۷	۰/۵۹۳	۰/۷۱۸	۱۲۳	۰/۶۳۲	صحت سنجی			
۰/۸۷۹	۰/۰۴۱	۰/۷۷۱	۰/۶۹۴	۲۴۲	۰/۶۹۳	آموزش	Q,Q ₁ ,Q ₂ ,Q _{S1} ,T,T ₁ ,P,P ₁	۸	۱۶
۰/۷۹۲	۰/۰۲۷	۰/۵۴۳	۰/۶۶۹	۱۳۲	۰/۵۷۹	صحت سنجی			
۰/۸۸۲	۰/۰۴۱	۰/۷۷۷	۰/۷۵۸	۲۱۵	۰/۷۵۷	آموزش	Q,Q ₁	۷	۱۷

۰/۷۸۶	۰/۰۲۷	۰/۰۶۵	۰/۶۹۷	۱۲۳	۰/۶۳۲	صحت‌سنجی	Q _{S1} , T, T ₁ , T ₂ , P		
۰/۸۷۸	۰/۰۴۱	۰/۷۳۶	۰/۶۹۴	۲۴۲	۰/۶۹۳	آموزش	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q _{S1} , T, T ₁ , P, P ₁	۸	۱۸
۰/۷۹۵	۰/۰۲۷	۰/۶۴۵	۰/۶۶۸	۱۳۲	۰/۵۷۹	صحت‌سنجی			
۰/۸۷۰	۰/۰۴۳	۰/۷۵۵	۰/۶۷۸	۲۴۸	۰/۶۹۷	آموزش	Q, Q ₁₋₂ , Q _{S1-2} , T, T ₁₋₂ , P, P ₁₋₂	۷	۱۹
۰/۷۵۸	۰/۰۲۸	۰/۵۳۶	۰/۴۵۳	۱۶۵	۰/۳۳۷	صحت‌سنجی			
۰/۸۸۹	۰/۰۳۹	۰/۷۹۰	۰/۷۲۲	۲۳۰	۰/۷۶۷	آموزش	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q ₃ .T, T ₁ , T ₂ , T ₃ , P, P ₁ , P ₂ , P ₃ Q _{S1}	۱۳	۲۰
۰/۷۱۲	۰/۰۳۰	۰/۴۵۵	۰/۵۱۹	۱۵۶	۰/۳۴۲	صحت‌سنجی			
۰/۸۰۷	۰/۰۴۰	۰/۷۷۵	۰/۶۸۱	۲۴۷	۰/۶۸۱	آموزش	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q ₃ , T ₁ , T ₂ , T ₃ , P, P ₁ , P ₂ , P ₃ Q _{S1} , Q _{S2}	۱۴	۲۱
۰/۷۴۱	۰/۰۲۹	۰/۵۳۹	۰/۳۶۰	۱۸۷	۰/۱۵۰	صحت‌سنجی			
۰/۸۱۵	۰/۰۴۱	۰/۷۹۰	۰/۷۵۶	۲۱۶	۰/۷۰۷	آموزش	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q ₃ , T, T ₁ , T ₂ , T ₃ , P ₁ , P ₂ .P ₃ , Q _{S1} , Q _{S2} , Q _S 3	۱۵	۲۲
۰/۷۴۹	۰/۰۲۸	۰/۴۹۴	۰/۴۹۰	۱۷۱	۰/۴۷۰	صحت‌سنجی			
۰/۸۶۰	۰/۰۴۵	۰/۷۴۰	۰/۶۹۴	۲۴۲	۰/۶۹۴	آموزش	Q, Q ₁ , Q ₂ , P, Q _{S1} , Q _{S2}	۶	۲۳
۰/۸۵۷	۰/۰۲۳	۰/۶۵۴	۰/۶۵۸	۱۳۳	۰/۵۷۲	صحت‌سنجی			
۰/۸۶۰	۰/۰۴۴	۰/۷۳۸	۰/۷۴۰	۲۲۳	۰/۴۱۵	آموزش	Q, Q ₁ , Q ₂ , Q ₃ , Q _{S1} , Q _{S2} , Q _{S3}	۷	۲۴
۰/۸۵۰	۰/۰۲۳	۰/۶۷۴	۰/۶۶۰	۱۳۹	۰/۵۰۹	صحت‌سنجی			

نتایج برنامه‌ریزی ژنتیک:

با توجه به نتایج معیارهای ارزیابی (جدول ۲)، مدل ۱۳ با بیشترین ضریب تبیین (۰/۸۸۲)، ضریب نش- ساتکلیف (۰/۸۶۳) و کم‌ترین خطا (۱۶۲) در مرحله آموزش و در مرحله صحت‌سنجی با ضریب تبیین (۰/۸۲۴)، ضریب نش-ساتکلیف (۰/۷۷۴) و کم‌ترین خطا (۹۷) به عنوان بهترین مدل رگرسیونی انتخاب شد. معادله این مدل بصورت زیر می‌باشد:

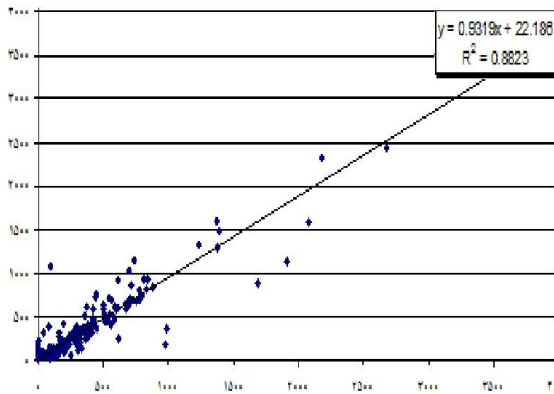
$$Q_s = (T_1 + P_1) / (0.40 + Q_1) + (Q_{S1} + Q_2 + T_2 - Q + 2.49) \times Q + T / Q_1 \times 2.85 + 5Q_1 + 3Q_2 + 2Q_{S1} + 1/Q_1 - 9.93$$

نمودار درختی مدل حاصل از برنامه‌ریزی بیان ژن، شامل چهار زیر درخت (ژن) برای پیش‌بینی بار معلق در شکل ۵ نشان داده شده است. در این شکل Sub-ET₁, Sub-ET₂, Sub-ET₃, Sub-ET₄ به ترتیب ژن ۱، ۲، ۳ و ۴ می‌باشند.

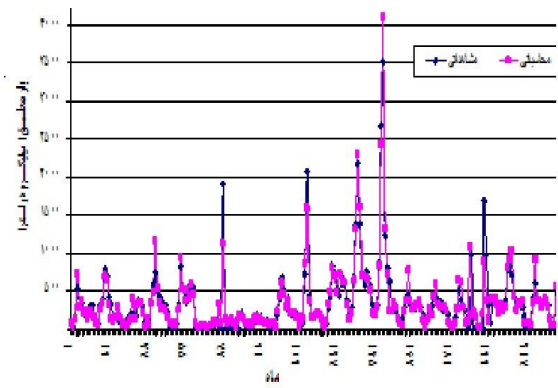


شکل ۴: نمودار درختی مدل GP₁₃

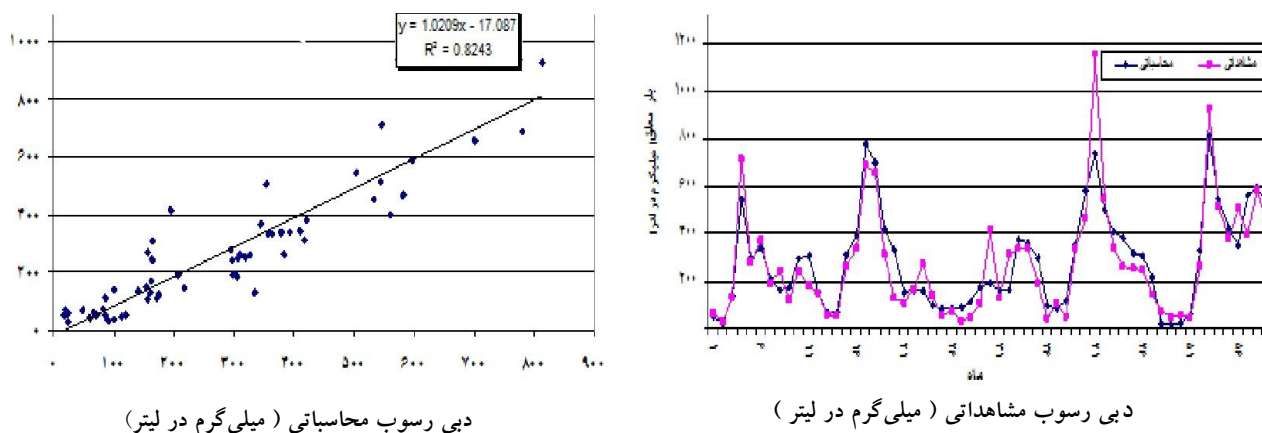
نمودار سری زمانی دبی رسوب محاسباتی و مشاهداتی برای داده‌های آموزشی و صحت‌سنجی و نمودار پراکنش دبی رسوب محاسباتی و مشاهداتی مدل منتخب داده‌های آموزش و صحت‌سنجی در شکل ۵ نشان داده شده است.



دبی رسوب محاسباتی (میلی گرم در لیتر)



دبی رسوب مشاهده‌ای (میلی گرم در لیتر)



ب- صحت سنجی

شکل ۵- نمودار مقادیر دبی رسوب محاسباتی و مشاهداتی حاصل از بهترین ترکیب منتج از مدل برنامه‌ریزی ژنتیک

بحث و نتیجه‌گیری

برآورد بار رسوبی حوضه‌ها یکی از مشکل‌ترین مطالعات مربوط به رسوب بوده که هنوز روش جامع و دقیقی برای آن ارائه نشده است. مشکلات اساسی طرح‌های آبی در تخمین میزان بار رسوبی لزوم وجود روش‌های دقیق مدل-سازی در برآورد بار رسوبی را مشخص می‌نماید. در این تحقیق که از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی بهره برده شد، نتایج این تحقیق کارایی و توانایی مدل‌های مختلف روش‌های فراکاوشی در پیش‌بینی بار معلق رسوب را نشان می‌دهد. بر پایه محاسبات انجام یافته هر دو روش دارای توانایی قابل توجهی در تخمین میزان بار معلق حوضه اهرچای بوده و لذا با اطمینان کافی می‌توان در برآورد مقادیر رسوب به عنوان مدل‌های قابل قبول آن‌ها را در این زمینه معرفی نمود. یافته‌های این تحقیق با یافته‌های آیتک و همکاران (۲۰۰۸)، پریز و آستفلد (۲۰۰۸)، قربانی و همکاران (۲۰۱۰)، چانگ و همکاران (۲۰۱۱)، زنگنه سرداری و ابوحسن (۲۰۱۱) و آیتک و کیشی (۲۰۱۱) همسو بوده و قابلیت مدل‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک که راه‌حل‌های صریحی بر مبنای رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی ارائه می‌نماید، توصیه می‌گردد. به طور کلی نتایج حاصل از این تحقیق را می‌توان در موارد زیر خلاصه نمود:

برنامه‌ریزی ژنتیک برای برآورد بار معلق روشی کارآمد در شبیه‌سازی رسوب بوده و برای این حوضه توصیه می‌گردد. دبی متوسط ماهانه نقش اصلی در معادله تخمین رسوب ایفا می‌کند. پارامترهای هواشناسی دما و بارش ماهانه وارد شده در مدل، کارایی و دقت تخمین بارمعلق روش های فراکوشی را افزایش می‌دهد. انتخاب مناسب سری‌های داده آموزشی و صحت‌سنجی می‌تواند بطور مؤثری اعتبار مدل را افزایش دهد. روند تغییرات ضریب تبیین، معیار نش- ساتکلیف و جذر خطای باقیمانده برای اکثر حالات، تطابق مناسبی را برای هردو روش فراکوشی نشان داد.

منابع

- حسین‌پور، ع (۱۳۹۱)، «استفاده از روش های فراکاوشی در تخمین رسوبات معلق رودخانه اهرچای»، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر.
- حسین‌پور، ع (۱۳۸۶)، «بررسی و شناخت ویژگیهای رودخانه‌ها و مسیل‌های استان آذربایجان شرقی»، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری.
- دربندی، ص (۱۳۹۰)، «پیش‌بینی دمای بیشینه، کمینه و متوسط هوا با استفاده از مدل‌های هوشمند»، طرح پژوهشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.
- سلطانی، ع (۱۳۸۹)، «مدلسازی بارش - رواناب با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) و معادلات دیفرانسیل تصادفی (SDF) در حوضه ليقوان»، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد. دانشکده کشاورزی، گروه مهندسی آب. دانشگاه تبریز
- طلوعی، س (۱۳۸۷)، «تخمین زمانی و مکانی بار معلق رودخانه آجی‌چای با استفاده از شبکه عصب مصنوعی و مدل‌های کریجینگ و کوکریجینگ»، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه تبریز.
- علیزاده، ا (۱۳۸۲)، «اصول هیدرولوژی کاربردی»، انتشارات دانشگاه امام رضا.
- فریدونام، ن؛ قربانی، م.ع؛ اعلمی، م.ت (۱۳۸۸)، «پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک (مطالعه موردی: حوضه آبریز رودخانه ليقوان)»، مجله دانش کشاورزی، شماره ۴، صص ۳۳-۲۰.
- قربانی، م (۱۳۸۶)، «مطالعه بار رسوبی رودخانه اهرچای در بالادست سد ستارخان»، وزارت نیرو، سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی.
- منهاج، م، ب (۱۳۷۹)، «مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی)»، تهران، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- نظام خیاوی، خ (۱۳۸۷)، «پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها با استفاده از روش های سیستم استنتاج فازی و شبکه عصبی»، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه تبریز.

- Alp, M., Cigizoglu, H. K., (2007), "Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data". *J. of Enviromental Modeling& Software*, 22: 2-13.
- Aytek, A. and Kisi, O. (2008) "A genetic programming approach to suspended sediment modeling", *Journal of Hydrology*, 351: 288-298.
- Cigizoglu, H. K., (2002), "Suspended sediment Estimation for Rivers using Artificial Neural Networks and sediment Rating curves", *Turkish J. Engineering Environmental science*, vol. 26: 27- 36.
- Cigizoglu, H. K. (2003), "*Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi-layer perceptions, Advances in water Resources*", 27: 185-195.
- Cobaner, M. (2009), «Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydro-meteorological data», *Journal of Hydrology*, 367: 52-61.
- Ferreira, C., (2001)., "Gene expression programming:a new adaptive algorithm for solving problems", *Complex Syst.*13(2):87-129.
- Ferreira, C. (2006), "Automaticly defined functions in gene expression programming", In: Nedjah, N., Mourelle, L.M., Abraham, A. (Eds.), Genetic Systems Programming: Theory and Experiences, Studies in Computational Intelligence, Springer-Verlag. 13: 21-56.
- Koza, J.R. (1992), "Genetic Programming: on the programming of computers by means of natural selection, Cambridge", MA: MIT Press.
- Lopes, H.S. and Weinert, W.R., (2004). EGIPSYS: "An enhanced gene expression programming approach for symbolic regression problems", *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*. 14(3): 375-384.
- Sarangi, A., Bhattacharya, A.K., (2005), "Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India", *J. Agricultural Water Management*,18:225-240.
- Ustoorikar, K. and Deo, M.C. (2008), "Filling up gaps in wave data with genetic programming", *Marine Structures*, 21: 177–195.

- Wilson, W.S. (2008), "Classifier Conditions Using Gene Expression Programming", IlligAL Report No. 2008001, January, (2008). 11 pages.
- Zhu, Yun-Mei, (2007), "Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China", *Journal of Hydrology*, 84: 111-125.