پژوهش‌های آبخیزداری
(پژوهش و سازندگی)
شماره ۸۸، پاییز ۱۳۸۹

پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها بر مبنای دبی جریان با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک

• **علی داننده مهر**، دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی رودخانه، دانشگاه صنعت آب و برق، تهران (نویسنده مسئول)
• **احسان علیایی**، دانش آموخته کارشناسی مهندسی آب، دانشگاه تبریز
• **محمد علی قربانی**، استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز
تاریخ دریافت: آذر ماه ۱۳۸۷ تاریخ پذیرش: بهمن ماه ۱۳۸۸
تلفن تماس: ۰۹۱۴۴۱۲۶۴۸۶
Email: danandeh@pwut.ac.ir

چکیده

پیش‌بینی دقیق پارامترهای مؤثر در طرح‌های منابع آب، یکی از مهمترین مباحث تحقیقی مهندسان آب می‌باشد. از جمله این پارامترها حجم رسوبات معلق رودخانه‌ها است که بدلیل اثرات منفی آن بر روی شاخص‌های کیفی آب، تقلیل گنجایش مخازن و تغییر در مورفولوژی رودخانه‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در حقیقت حصول روش‌های مناسب و دقیق در پیش‌بینی بار رسوبی رودخانه‌ها را می‌توان به عنوان یکی از مهمترین چالش‌ها در فرایند فرسایش و رسوبگذاری دانست. اگر چه در دهه اخیر تحقیقات متنوعی در خصوص کاربرد مدل های هیدرولوژیکی (جعبه سیاه) متکی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)[1] و برتری دقت این مدل‌ها بر روابط تجربی همچون منحنی سنجه رسوب ارائه شده است ولی به دلیل غیر صریح بودن این مدل‌ها استفاده از آنها در عمل به طور مناسب توسعه نیافته است. لذا هنوز توسعه یک مدل صریح میان رابطه دبی جریان و بار رسوبی ضروری می‌باشد. در تحقیق حاضر روش صریح برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)[2] برای پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها ارائه شده و دقت نتایج حاصله با روش شبکه عصبی مصنوعی مورد مقایسه قرار گرفته است. پیش‌بینی‌ها با استفاده از دبی جریان و رسوب معلق روزانه رودخانه لیقوان چای واقع در حوزه آبگیر دریاچه ارومیه، برای مدل‌سازی و تأیید برنامه‌ریزی ژنتیک پیشنهادی بکار گرفته شده است. نتایج حاصل، حاکی از دقت بالای برنامه‌ریزی ژنتیک در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی و کارایی آن در پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها می‌باشد.

کلمات کلیدی: بار معلق، برنامه‌ریزی ژنتیک، دبی جریان، شبکه عصبی مصنوعی

www.SID.ir

Watershed Management Researches Journal (Pajouhesh & Sazandegi) No 88 pp: 44-54

Suspended sediment load prediction based on river discharge and genetic programming method

By: A. Danandehmehr, River Engineering Expert, Power and Water University of Technology, Tehran (Corresponding Author; Tel:+989144126486), E. Oliaie, Water Engineering Expert, University of Tabriz and M. A. Ghorbani, Assistant Professor, University of Tabriz

The correct prediction of effective factors in water resource projects is one of the most important problems of water recourse engineers. Suspended sediment volume carried by rivers is one of these important factors due to its negative issues in water quality, reservoirs capacity and river morphology. In fact deriving a proper method for sediment volume estimation can be one of the most important problems in erosion and sedimentation process. Although During recent decades, some black box models based on artificial neural networks (ANN), have been developed to overcome this problem and those accuracy privilege to empirical relations such as sediment rating curves have been shown, But these type of models are implicit that can not be simply used by other investigators. Therefore it is still necessary to develop an explicit model for the discharge–sediment relationship. It is aimed in this study, to develop an explicit model based on genetic programming (GP). Explicit models obtained using the GP are compared with artificial neural network technique in suspended sediment load estimation. The daily stream flow and suspended sediment data from one station on Lighvan River in Orumieh lake basin are used as a case study. The results indicate that the proposed GP method performs quite well compared to artificial neural network models and is quite practical for use.

Keywords: Suspended load, Genetic programming, Flow discharge, Artificial neural networks

Archive of SID

مقدمه

فرسایش و رسوب‌گذاری، یک رفتار مخرب در مراتع، اراضی کشاورزی و رودخانه‌ها است که منجر به از دست رفتن خاک حاصلخیز کشاورزی به صورت کاهش توان تولیدی و تخریب خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک و اعمال خسارت هنگفت در طرح‌های منابع آب همچون، تخریب و تغییر ابعاد کانال‌های آبیاری می‌شود. از سوی دیگر رسوب انتقال یافته توسط یک رودخانه به مخازن، ظرفیت ذخیره آنها را کاهش داده و بر آب قابل استفاده برای نیروگاه های برق، آبیاری و کاربردهای صنعتی و خانگی تأثیرگذار است (۳). از این رو متخصصان همواره در جهت تخمین صحیح بار معلق رودخانه و تدقیق روش‌های موجود تلاش می‌نمایند. تاکنون روابط گوناگون و پیچده‌ای به منظور پیش‌بینی میزان انتقال رسوبات معلق رودخانه‌ها همچون روابط مبتنی بر سرعت و تنش برشی بحرانی، ارائه شده است، لیکن روابط ارائه شده به دلیل عدم شناخت دقیق و نیز پیچیدگی سازوکار جابجایی رسوبات در بسیاری از موارد با مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده تطابق نداشته و در مواقعی نیز میزان مقادیر محاسبه شده از روابط گوناگون تفاوت معنی‌داری با یکدیگر داراست. از سوی دیگر پرهزینه بودن آزمایشات مربوط به نمونه‌برداری رسوبات معلق رودخانه‌ها و همچنین عدم واسنجی روابط محاسباتی و پیچیدگی این روابط، محققان مختلف برقراری روابط مختلف رگرسیون خطی یا غیرخطی بین دبی جریان و بار معلق رودخانه را پیشنهاد و سالیان متمادی مورد استفاده قرارداده‌اند (۹، ۱۸، ۳۰، ۳۱ ، ۳۴). با گسترش روزافزون کاربرد مدل‌های رایانه‌ای در سال‌های اخیر، استفاده از مدل‌های ضمنی متکی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی، بطور گسترده‌ای در مطالعات مربوط به پیش بینی پارامترهای مختلف منابع آب مورد استفاده قرار گرفته و محققان مختلف بر دقت بالای این روش در مقایسه با روابط تجربی و رگرسیونی تاکید نموده‌اند. Coulibaly و همکاران(۱۷) اقدام به پیش بینی نوسانات عمق سطح ایستابی در حالت‌های مختلف شبکه های عصبی مصنوعی نموده و شبکه عصبی بازگشتی را به عنوان مناسب ترین حالت معرفی نمودند. Bhattacharya و Solomatine(۱۴) از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل M۵ (از مدل های سلسله مراتبی) برای مدل‌سازی رابطه بین سطح آب و دبی جریان بهره بردند که بر اساس نتایج حاصل، دقت روش‌های فوق بیشتر از روش‌های معمول برآورد گردید. Makarynskyy و همکاران(۲۹) با پیش بینی نوسانات سطح آب در ناحیه مرزی بین اقیانوس هند و اقیانوس منجمد جنوبی در استرالیا بدین نتیجه دست یافتند که استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی سبب حصول مقادیر واقعی‌تری می‌شود. مطالعات ذاکر مشفق و همکاران(۳۷)، Kisi (۲۴) و همچنین Dawson و Wilby (۱۹) برروی جریانات رودخانه‌ای حاکی از آنست که با کاربرد روش شبکه عصبی مصنوعی می توان دبی عبوری از رودخانه را با دقت قابل قبولی برآورد نمود. Alvisi و همکاران(۷) اقدام به پیش بینی سطح آب با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی نموده و بدین نتیجه دست یافتند که در مواردی که از اطلاعات ورودی دقیق‌تری استفاده به عمل آید، دقت روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به منطق فازی بیشتر خواهد بود.

در خصوص بهره‌گیری از مدل‌های ضمنی شبکه عصبی مصنوعی در تخمین بار معلق رودخانه‌ها Cigizoglu (۱۶) اقدام به پیش‌بینی میزان رسوبات معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج با روش منحنی سنجه رسوب نمود و نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با منحنی سنجه رسوب از دقت بالاتری برخوردار است. Ariffin

www.SID.ir

و همکاران(۸) از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی خطی برای پیش‌بینی میزان رسوبات استفاده نمودند. آنها توانستند بین چهار پارامتر تاثیرگذار بر میزان رسوب و غلظت رسوبات با استفاده از دو روش مذکور روابطی برقرار نمایند. نتایج حاصله نشانگر دقت بالای روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی در تخمین رسوبات بوده است. Sarangi و Bhattacharya(۳۳) در حوزه آبگیر بنها[3] هندوستان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیونی دبی رسوب را برای هر دو مدل برآورد نموده و نتیجه گرفتند که مدل شبکه عصبی از دقت بالاتری برخوردار است. فتاحی و همکارانش (۶) برای پیش‌بینی رسوب معلق رودخانه نکا در استان مازندران از مدل شبکه عصبی مصنوعی بهره جسته و برتری این روش را با خطایی حدود ۰،۰۰۰۱ به روش منحنی سنجه رسوب اثبات نمودند. عباسی شوشتری و همکاران (۴) نیز دقت بالای روش شبکه عصبی مصنوعی را در مقایسه با روش‌های آماری و رگرسیونی بر روی رودخانه کارون در ایستگاه اهواز اثبات نموده‌اند. در زمینه مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بار رسوبی Kisi (۲۳) میزان رسوبات معلق را با استفاده از شبکه های فازی- عصبی و عصبی پیش‌بینی نمود. بر اساس این تحقیق روش فازی- عصبی انعطاف پذیری بیشتر و نیز تطابق بیشتری با واقعیت پدیده مورد مطالعه دارا بوده است. اسدیانی یکتا و همکاران (۲) نیز با استفاده از داده‌های رودخانه دلاوای[4] ایالت نیوجرسی آمریکا کارایی بیشتر مدل تطبیقی عصبی- فازی در پیش‌بینی غلظت رسوبات معلق نسبت به شبکه عصبی مصنوعی را نمایش داده‌اند. اگر چه در تمامی تحقیقات مذکور برتری دقت مدل‌های متکی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به بر روابط تجربی همچون منحنی سنجه رسوب و مدل های رگرسیونی نشان داده شده است لیکن بدلیل غیر صریح بودن این مدل‌ها استفاده از این‌گونه مدل‌ها در عمل به طور مناسبی توسعه نیافته است. لذا توسعه یک مدل صریح میان رابطه دبی جریان و بار رسوبی ضروری می‌باشد. در تحقیق حاضر یک مدل صریح برای تخمین بار معلق رودخانه‌ها بر مبنای برنامه‌ریزی ژنتیک ارائه می‌شود.

از برنامه‌ریزی ژنتیک به طور وسیعی در کاربرد هوش مصنوعی در مسائل مهندسی آب و تعیین ساختار پدیده‌ها استفاده شده است. از این روش به طور موفقیت‌آمیزی می‌توان در شرایط زیر بهره جست: ۱) هرگاه تشخیص ارتباط داخلی میان متغیرهای وابسته بسیار پیچیده باشد ۲) یافتن اندازه و یا شکل متغیر نهایی بسیار پیچیده است ۳) حل تحلیلی مسئله به روش های ریاضی متداول غیر ممکن و یا بسیار پیچیده بوده ولی حصول جواب های تقریبی کفایت می‌کند ۴) اصلاحات جزئی و متداول اجرایی بر روی نتایج به راحتی قابل لحاظ و اندازه‌گیری می‌باشد ۵) حجم بالای داده‌های ورودی نیازمند به آزمون و طبقه‌بندی (مانند زنجیره DNA در مباحث زیست مولکولی، داده‌های ماهواره‌ای و یا داده‌های مربوط به امور مالی و بانکی) (۱۱).

مطالعات کتابخانه‌ای انجام شده نشان می‌دهد که تحقیقات اندکی در خصوص کاربرد برنامه‌ریزی ژنتیک در زمینه مهندسی منابع آب صورت گرفته است. Khu و همکاران(۲۲) در یک تحقیق در مورد حوضه آبریز اورگوال فرانسه، از برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش‌بینی رواناب بهره برده و نتایج حاصل را با مقادیر مشاهداتی و نیز مقادیر محاسبه شده توسط روش‌های کلاسیک مورد مقایسه قرار دادند. حاصل تحقیق، بیانگر دقت قابل قبول برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد. Babovic و Keijzer (۱۳) و همچنین Liong و همکاران(۲۸) به مدل سازی بارش- رواناب با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک بدین نتیجه دست یافتند که پیش‌بینی رفتار بارش- رواناب در حوضه‌های آبریز به کمک برنامه‌ریزی ژنتیک سبب بروز خطای کمتری خواهد شد. Dorado و همکاران(۲۰) با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک به مدلسازی بارش- رواناب در حوزه‌های شهری پرداخته و نتایج حاصله را با روش شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرارداده‌اند. Rabunal و همکاران(۳۲) نیز با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به ارائه آبنمود واحد در حوزه‌های شهری اقدام نموده‌اند. Ustoorikar و Deo(۳۵) با بکارگیری برنامه‌ریزی ژنتیک در تخمین داده‌های ناقص مربوط به ارتفاع امواج در خلیج مکزیک دریافتند که این روش از دقت بسیار مطلوبی در پیش‌بینی داده‌های مربوط به سری‌های زمانی برخوردار است. در خصوص استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک در مدل سازی رسوب نیز تنها سه مورد مطالعاتی مشاهده شد: Babaoric (۱۲) با استفاده از داده‌های یک فلوم آزمایشگاهی یک رابطه جدید میان بار بستر و بار معلق ارائه نموده است. Kizhisseri و همکاران(۲۵) به کمک داده‌های مشاهداتی و نتایج حاصل از یک روش عددی با استفاده از شیوه‌شناسی برنامه‌ریزی ژنتیک به ارائه یک رابطه با همبستگی بالاتر میان الگوی زمانی جریان سیال و انتقال رسوب پرداخته است. Aytek و Kisi(۱۱) نیز با مدلسازی پدیده حمل رسوب بر روی دو ایستگاه روی رودخانه تانگ[5] ایالت مانتانا آمریکا به روش برنامه‌ریزی ژنتیک و مقایسه نتایج حاصله با منحنی سنجه رسوب و روش‌های رگرسیونی، روش برنامه‌ریزی ژنتیک را به عنوان یک رهیافت مناسب جهت مدل‌سازی رسوبات معلق رودخانه‌ها معرفی نموده‌اند. هدف از تحقیق حاضر توسعه یک روش صریح برای پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ها بر مبنای برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد. بدین منظور از داده‌های دبی جریان و رسوب معلق روزانه ثبت شده ایستگاه آبسنجی لیقوان بر روی رودخانه لیقوان‌چای واقع در حوزه آبگیر دریاچه ارومیه، به عنوان مطالعه موردی استفاده شده و دقت نتایج حاصله از مدل برنامه‌ریزی ژنتیک با نتایج حاصل از کاربرد روش شبکه عصبی مصنوعی مورد مقایسه قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

برنامه ریزی ژنتیک

برنامه‌ریزی ژنتیک که برای اولین بار توسط Koza (۲۶) ارائه شده است، جزو روش‌های الگوریتم گردشی محسوب می‌شود که مبنای تمامی آنها بر اساس نظریه تکاملی داروین استوار است. الگوریتم‌های یاد شده اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کیفی نموده و سپس تابع یاد شده را برای اندازه‌گیری و مقایسه روش‌های مختلف حل کرده و در یک فرآیند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها به کار گرفته و در نهایت، روش حل مناسب را ارائه می‌نمایند. برنامه‌ریزی ژنتیک جدیدترین شیوه از بین روش‌های الگوریتم گردشی می‌باشد که به دلیل دارا بودن دقت کافی، به عنوان یک روش کاربردی مطرح می‌شود (۷).

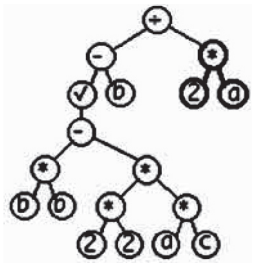
در برنامه ریزی ژنتیک، ابتدا بلوک‌های موجود که شامل متغیرهای ورودی و هدف و نیز تابع ارتباط دهنده آنها می‌باشند، تعریف گردیده و سپس ساختار مناسب مدل و ضرایب آن تعیین می‌شود. این روش شامل یک معادله ارتباط دهنده بین متغیرهای ورودی و خروجی بوده، لذا قادر به انتخاب خودکار متغیرهای مناسب مدل و حذف متغیرهای غیر مرتبط است که این امر سبب کاهش ابعاد متغیرهای ورودی خواهد شد. انتخاب ورودی‌های

Archive of SID

مناسب مدل یکی از مهم‌ترین مواردی است که بایستی در این روش مورد توجه قرار گیرد. این امر در شرایطی که از داده‌های ورودی ثانویه نیز بهره برده می‌شود، از اهمیت مضاعفی برخوردار خواهد بود. چرا که ارائه داده‌های ورودی غیرمرتبط، سبب کاهش دقت مدل و ایجاد مدل‌های پیچیده‌تری می‌گردد که تفسیر آنها با دشواری‌های بیشتری مواجه است.

در کاربردهای مهندسی، از برنامه‌ریزی ژنتیک به طور وسیعی در مدل‌سازی مسائل مربوط به تعیین ساختار پدیده‌ها استفاده می‌شود. فرآیند گام به گام برنامه‌ریزی ژنتیک به صورت مراحل زیر است: ۱) یک جمعیت اولیه از توابع مرکب نشان دهنده مدل‌های پیش‌بینی، به صورت تصادفی در نظر گرفته می شود (ایجاد کروموزوم‌ها). ۲) معرفی جمعیت اولیه (کروموزوم‌ها) به رایانه و ارزیابی هر یک از افراد (ژن) جمعیت مذکور با استفاده از توابع برازش (شناسایی موثرترین افراد در ماهیت پدیده). ۳) انتخاب ژن‌های موثر به منظور تکثیر، جهش، جفت‌گیری و تولید مثل افراد جدید با صفات اصلاح شده (فرزندان). ۴) اعمال فرایند توسعه‌ای تکراری بر روی فرزندان در هر تولید. مطابق شکل ۱ گام چهارم به تعداد معین و یا تا حصول بهترین پاسخ تکرار خواهد شد(۱۱ ، ۱۵).

به عنوان نمونه کاربرد برنامه ریزی ژنتیک در مدل‌سازی معادله درجه دوم در شکل های ۲ تا ۳ نشان داده شده است. فرض کنیم a،b و c سه متغیر ورودی مربوط به معادله درجه دوم باشند. ساختار درختی برنامه ساده $\left[\left(-b+\sqrt{b^2-4\times a\times c}\right)(2\times a)\right]$ در شکل ۲ نشان داده شده است (۲۷). با توجه به مراحل چهار گانه فرآیند برنامه‌ریزی ژنتیک که در بخش



شکل ۲- ساختار درختی برنامه $\left[\left(-b+\sqrt{b^2-4\times a\times c}\right)(2\times a)\right]$

قبل مورد بررسی قرار گرفت، روند حل برنامه نشان داده شده در شکل ۱ به صورت زیر خواهد بود:

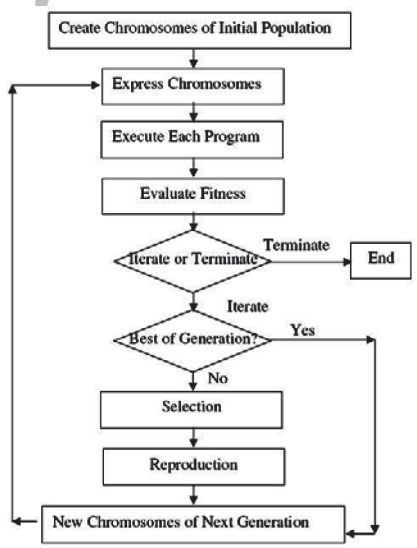
ایجاد کروموزم‌ها از جمعیت اولیه: یک جمعیت از درخت‌های مبین برنامه به صورت اولیه تشکیل داده و فرآیند ژنتیک بر روی این درختان عمل می‌شود تا افراد جامعه با کمک دنباله پایانه‌ها (T) و دنباله توابع (F) تولید شوند. بر این اساس برای شکل ۱ می‌توان نوشت: $\{a,b,c,4,2\}\subseteq T$

دنباله پایانه‌ها:

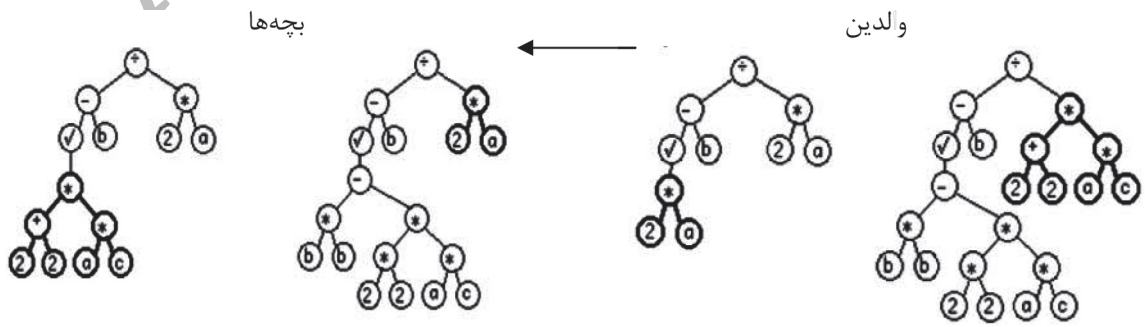
$\{-,+,\times,\sqrt{\ },/\}\subseteq F$

دنباله توابع:

به منظور تولید یک جمعیت تصادفی بایستی به نحوی اقدام به گزینش تصادفی از مجموعه $T\cup F$ نمود تا تمامی شاخه‌ها به پایانه‌ها منتهی شوند.

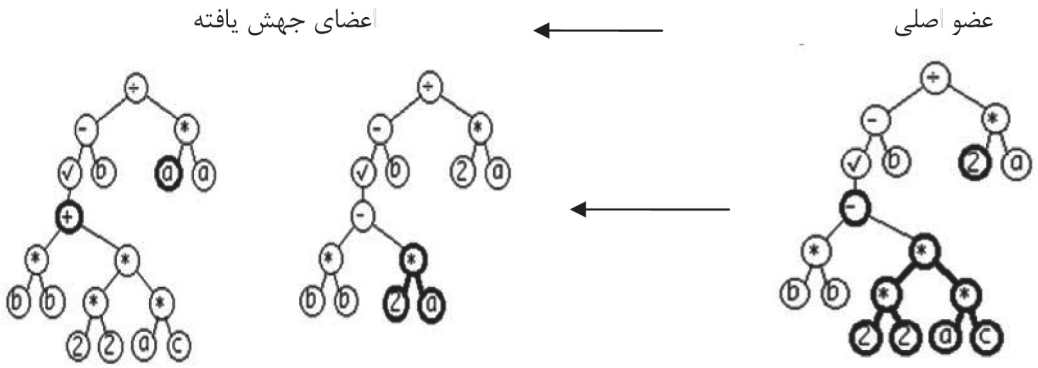


شکل ۱ - فلوچارت برنامه ریزی ژنتیک (۱۱)



شکل ۳- عملیات تلاقی با والدین مختلف

Archive of SID



شکل ۳- عملیات جهش

تلاقی

از درون برنامــه اخیــر اقدام به انتخاب دو ژن تصادفــی (والد) گردیده و سپس زیر درخت‌های حاصل شده از دو والد تعویض میگردند و بدین ترتیب یک برنامه جدید نظیر آنچه در شکل ۳ دیده می شود بدست می‌آید.

جهش

مطابق شــکل ۴ در مرحله جهش یک زیر درخت به طور تصادفی با یک زیر درخت دیگر جابجا می‌شود.

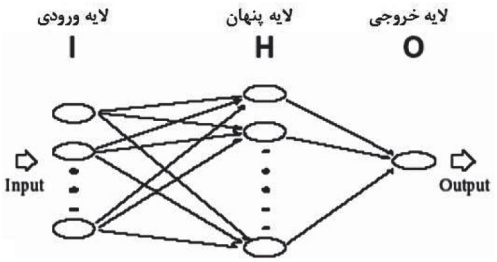
تولید مثل

این مرحله به معنی اجرای مجدد برنامه است و این امر در صورتی انجام می‌پذیرد که معیار های برازش، صحت برنامه را تایید نمایند.

در این تحقیق به روشــی مشابه روش فوق برای مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه لیقوان‌چای بر اســاس اطلاعات رســوب و دبی جریان روزهای قبل استفاده شــده و نتایج حاصله با روش شــبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرارخواهــد گرفت. لــذا در ادامه مروری اجمالی بر روش شــبکه‌های عصبی مصنوعی نیز ارائه می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

این شــبکه‌ها با تقلید از شــبکه‌های عصبی موجود در موجودات زنده و با اســتفاده از تعداد بسیار زیادی از عصب‌های مصنوعی به هم پیوسته اقدام به انجام محاســبات لازم می‌نمایند. یک شبکه عصبی شامل چندین نرون یا گره‌های محاسباتی می‌باشد و در مواردی که از ورودی‌های وزن‌دار بهره برده شود، این گره‌ها قادر به تولید خروجی های متناسب با آن با استفاده ار توابع تبدیلی خواهد بود. هر لایه ممکن اســت از چندین عصب تشکیل شود و هر شبکه عصبی مصنوعی نیز شامل یک یا چندین لایه متصل به هم خواهدبود. در شکل ۵ ساختار یک شبکه عصبی سه لایه‌ای متشکل از یک لایه ورودی I ، یک لایه مخفی H، و یک لایه خروجی O نشان داده شده است.



شکل۵ - ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی (۱۰)

عناصر اصلی یک شــبکه عصبی، عصب‌ها یا نرون‌های مصنوعی هستند . الگوی ورودی به یک گره شبیه دندریت یک سلول بیولوژیک است که می‌توان آن را بــا برداری بــا n متغیر یا نرون به صورت $X = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ نشــان داد. مجموع حاصلضرب ورودی‌ها در وزن‌های نظیرشان را می‌توان با کمیت اسکالر s نمایش داد:

$$s = \sum_{n=1}^{N} w_n . x_n = W^T . X \qquad (۱)$$

که در آن $W = (w_1, w_2, \ldots w_n)$ بردار وزن نرون‌ها است. کمیت s سپس وارد یک تابع غیر خطی f می‌شود تا خروجی را نتیجه دهد:

$$y = f(s) \qquad (۲)$$

تابــع غیر خطی انتقال معمــولاً به فرم یک تابع حلقــوی به صورت زیر تعریف می شود :

$$f(s) = (1 + \exp(-s))^{-1} \qquad (۳)$$

خروجــی y می‌توانــد نتیجه مدل و یا ورودی لایه بعدی در شــبکه‌های چند لایه باشــد . الگوریتم‌های مختلفی جهت محاســبه وزن‌های بهینه ارائه شده‌اســت که در این میــان الگوریتم "پس انتشــار خطــا" پرکاربردترین آن‌هاست. شــبکه‌هایی که در این تحقیق به منظور مدل‌سازی فرایند انتقال رسوب استفاده شده‌اند از نوع شبکه‌های پرسپترون چند لایه (MLP) هستند. این شبکه‌ها به صورت پیشرو عمل نموده و در ساختار تمامی آنها سعی شده تا حتی‌الامکان طراحی بهینه با یک لایه میانی صورت پذیرد. آموزش شبکه‌های MLP با اســتفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا انجام می‌شود. فرآیند عملکرد این شبکه‌ها بدین نحو است که لایه ورودی، نسبت به پذیرش داده‌ها اقدام نموده و لایه (لایه‌های) میانی عمل فرآوری داده‌ها را انجام می‌دهند. در

Archive of SID

نهایـت، لایه خروجی نیز به نمایش خروجی‌های حاصل از کاربرد مدل اقدام می‌نماید. در طی مرحله مدل‌سازی، ضرایب مربوط به خطای موجود در گره‌ها به صورت سـعی و خطا تصحیح می‌شود که در اغلب موارد از شاخص خطای متوسط داده‌ها بهره برده می‌شود. این امر از طریق مقایسه خروجی‌های مدل با داده‌های ورودی مشاهداتی انجام می‌پذیرد.

نرمال‌سازی داده‌ها

اصولاً واردکردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شـود. برای احراز از چنین شـرایطی و همچنین به منظور یکسان کردن ارزش داده‌ها برای شـبکه، عمل نرمال‌سـازی صورت گرفته است که این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها و باعث جلوگیری از اشباع زودهنگام نرون‌ها می‌شود. غالباً، نرمال کردن داده‌ها در بازه (۰/۹ و ۰/۱) صورت می‌گیرد. در این تحقیق کلیه داده‌های ورودی قبل از اعمال به شبکه با استفاده از رابطه زیر نرمال شده‌اند:

$$X_{normal} = 0.1 + 0.8 \times \left(\frac{X_0 - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \qquad (۴)$$

که در این رابطه X_{normal} مقدار نرمال شده، X_0 مقدار مشاهده شده، $X_{\min}$, $X_{\max}$ به ترتیب مقادیر ماکزیمم و مینیمم داده‌ها می‌باشند.

در هر دو مدل برنامه‌ریزی ژنتیک و شـبکه‌های عصبی مصنوعی داده‌ها برای آموزش و آزمون به دو دسـته تقسـیم می‌شـوند. در این تحقیق ۸۳/۳ درصـد داده‌هـا به عنوان داده‌هـای آموزش و ۱۶/۷ درصـد داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شده است.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر از شاخص‌های ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا بهره برده شـده است که به ترتیب با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه می‌باشند:

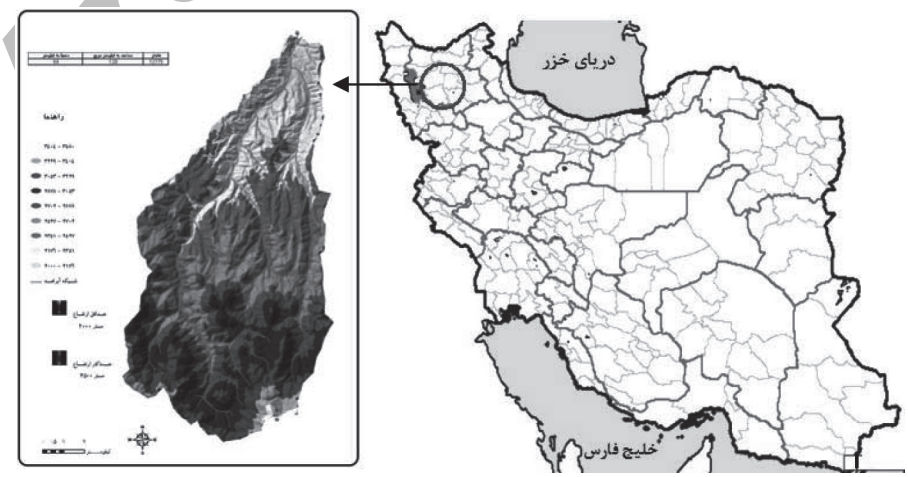
$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2}} \qquad (۵)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i - y_i)^2}{N}} \qquad (۶)$$

که در آنها، x_i مقدار مشـاهده شـده در گام زمانی i ام، y_i مقدار محاسبه شده در همان زمان، N تعداد گام های زمانی، $\bar{x}$ میانگین مقادیر مشـاهداتی و $\bar{y}$ نیز میانگین مقادیر محاسـباتی می باشد. کم بودن میزان RMSE و بالا بودن ضریب R بیانگر دقت قابل قبول مدل و برتری آن نسبت به مدل دیگر است.

منطقه مورد مطالعه

تحقیق حاضر بر اساس داده‌های ثبت شده ایستگاه آبسنجی لیقوان واقع بر روی رودخانه لیقوان.چای انجام پذیرفته است. حوزهٔ آبگیر لیقوان‌چای یکی از زیرحوزه‌های دریاچه ارومیه بوده و با وسـعتی معادل ۷۶ کیلومتر مربع در دامنهٔ شمالی سهند بین طول‌های شرقی ″۳۰-′۲۰-°۴۶ تا ″۳۰-′۲۷-°۴۶ و عرض‌های شمالی ″۵۵-′۴۲-°۳۷ تا ″۳۰-′۴۹-°۳۷، گسترده شده است (شـکل۶). به طور کلی حوزه آبریز لیقوان به علت وجود پوشـش‌های برفی دائمـی در ارتفاعات مختلـف آن دارای رژیم برفی اسـت. ذوب برف در دبی جریان و انتقال رسـوب معلق آن مؤثر و قابل ملاحظه اسـت. ریزش باران در ماه‌های بهار و تابستان شدید است و این اثر قابل توجهی در بالا بردن مقدار دبی رودخانه دارد (۵). داده‌ها شـامل انـدازه گیری دبی روزانه جریان و دبی رسـوب روزانه در سـال‌های ۱۳۵۰ الی ۱۳۸۱ می‌باشد که در این تحقیق از داده‌های شش سال اخیر به عنوان جمعیت اولیه استفاده شده است. بررسی داده‌ها و مشـاهدات به عمل آمده حاکی از آنسـت که میزان رسوبات معلق دارای نوسـانات فصلی قابل توجهی بوده و حداکثر میزان رسوبات مربوط به اواخر فصل بهار و اوایل فصل تابسـتان می‌باشـد. این امر ناشی از تأثیر قابل



شکل ۶- محدوده جغرافیایی و حوزه آبگیر رودخانه لیقوان چای (علیائی و همکاران ۱۳۸۷).

www.SID.ir

ملاحظه ذوب برف در ماه‌های مذکور می‌باشد. نوسانات مشاهده شده بین ۰/۰ (برای دبی پایه صفر) و ۱۲۵ تن در روز (اردیبهشت۱۳۷۸) می‌باشد. داده‌های مشاهداتی مربوط به سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۸۰ به منظور تعیین مدل مناسب (داده های آموزش) مورد استفاده قرار گرفته و از داده‌های مربوط به سال ۱۳۸۱ در آزمون (صحت سنجی) مدل‌های مورد نظر بهره برده شد. شکل ۷ نمودار نوسانات دبی جریان و دبی رسوب معلق در دوره زمانی یاد شده را نشان می‌دهد. در جدول ۱ نیز مشخصات آماری داده‌های مشاهداتی ایستگاه آبسنجی لیقوان ارائه شده است.

نتایج

مدلسازی رسوب معلق به روش برنامه‌ریزی ژنتیک

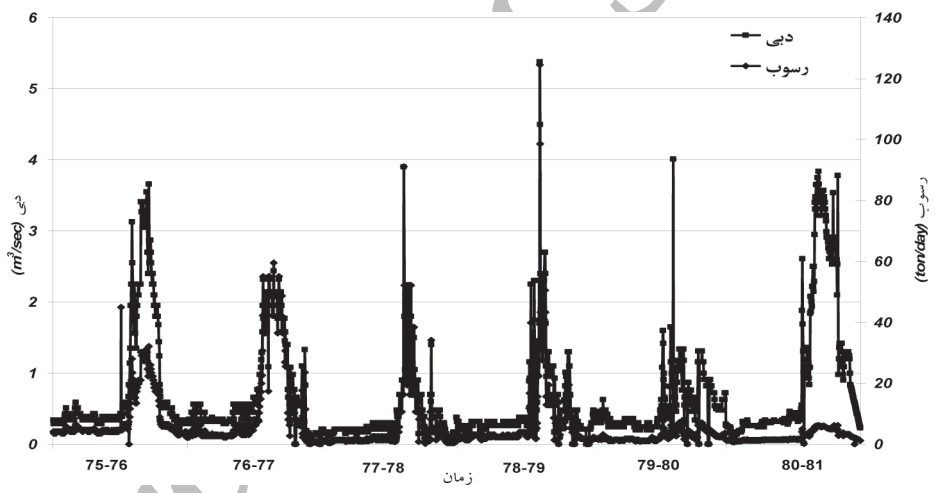
همان‌گونه که پیشتر نیز ذکر شد، انتخاب جمعیت‌های اولیه تصادفی مختلف و تاثیرگذار در پدیده (که در برنامه‌ریزی ژنتیک به عنوان داده‌های[۶] آموزشی از آنها یاد می‌شود)، به منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده، نه تنها سبب پیچیدگی مدل و افزایش حافظه درگیر خواهد شد، بلکه سبب کاهش دقت مدل نیز می‌شود. لذا در مدلسازی بار رسوب معلق نیز بایستی سعی نمود موثرترین داده‌های مشاهداتی را به عنوان داده‌های آموزشی انتخاب کرد. در تحقیق حاضر نیز به منظور پیش‌بینی بار معلق روزانه، صرفاً از داده‌های نرمال شده دبی جریان مربوط به همان روز به همراه دبی جریان و بار رسوبی معلق روزهای قبل (تا ۵ روز) به عنوان داده‌های آموزشی، به صورت ترکیب‌های مختلف استفاده شده است. این ترکیب‌های مختلف که همان جمعیت اولیه یا کروموزم های ورودی به برنامه می‌باشند مطابق روابط ذیل معرفی شده و از این پس از آنها به عنوان الگو نام برده خواهد شد. به عبارت دیگر برای تعیین بهترین مدل، الگوهای مختلفی به برنامه‌ریزی ژنتیک معرفی می‌شود و در نهایت از بین الگوهای مختلف، الگویی که در ارزیابی مقایسه‌ای، بهترین نتایج را ایجاد می‌کند به عنوان مناسب ترین مدل انتخاب می‌شود. الگوهای پیشنهادی در این تحقیق عبارتند از:

۱ : $S_t = f(Q_t)$

۲ : $S_t = f(Q_t, S_{t-1}, Q_{t-1})$

۳ : $S_t = f(Q_t, S_{t-1}, Q_{t-1}, S_{t-2}, Q_{t-2})$

۴ : $S_t = f(Q_t, S_{t-1}, Q_{t-1}, S_{t-2}, Q_{t-2}, S_{t-3}, Q_{t-3})$



شکل ۷- مقادیر مشاهداتی دبی جریان و دبی رسوب روزانه در دوره شش ساله

جدول ۱- مشخصات آماری داده‌های ایستگاه آبسنجی لیقوان به صورت خام و نرمال

مشخصه آماری	دبی خام جریان (m^3/s)	دبی خام رسوب (ton/day)	دبی نرمال جریان (m^3/s)	دبی نرمال رسوب (ton/day)
تعداد داده‌ها	۲۱۸۷	۲۱۸۷	۲۱۸۷	۲۱۸۷
مقدار حداکثر	۵/۳۸	۱۲۴/۵۷	۰/۹	۰/۹
مقدار حداقل	۰/۰	۰/۰	۰/۱	۰/۱
میانگین	۰/۶۶	۶/۳۲	۰/۱۹۸	۰/۱۴۱
واریانس	۰/۵۴۴	۱۰۵/۶۵	۰/۰۱۲	۰/۰۰۴۴
انحراف معیار استاندارد	۰/۷۳۸	۱۰/۲۸	۰/۱۰۹	۰/۰۶۶

$$۵: S_t = f(Q_t, S_{t-1}, Q_{t-1}, S_{t-2}, Q_{t-2}, S_{t-3}, Q_{t-3}, S_{t-4}, Q_{t-4})$$
$$۶: S_t = f(Q_t, S_{t-1}, Q_{t-1}, S_{t-2}, Q_{t-2}, S_{t-3}, Q_{t-3}, S_{t-4}, Q_{t-4}, S_{t-5}, Q_{t-5})$$

که در آن Q_t و S_t به ترتیب بیانگر دبی جریان روز و دبی رسوب همان روز بوده و Q_{t-1} و S_{t-1} به ترتیب دبی جریان و دبی رسوب در یک روز قبل (همگی به صورت نرمال) می‌باشد و به همین ترتیب الگوهای ورودی تا ۵ روز قبل در نظر گرفته شده است.

جهت معرفی الگوها به رایانه و شناسایی موثرترین داده‌ها در ماهیت انتقال رسوب با استفاده از توابع برازش و انجام فرایندهای توسعه‌ای و تکرار از نرم‌افزار Discipulus محصول انستیتو فنی رجیستر[۷] با مشخصات برنامه‌ریزی مطابق جدول ۲ استفاده شده است. توضیح مفاهیم بکار رفته در این جدول به ترتیب بدین شرح می‌باشد (۲۱): ۱) مؤلفه‌ای است که بر اساس آن معیار توقف اجرای برنامه در هر گام دلخواه تنظیم می شود. ۲) بر اساس این معیار می‌توان تعداد تولید جمعیت در هر یک از مراحل اجرای برنامه را تنظیم نمود. ۳) تعداد برنامه‌های اجرا شده در هر مرحله به منظور نیل به ضریب همبستگی مطلوب را نشان می‌دهد. ۴) حداکثر تعداد برنامه‌هایی را نشان می‌دهد که بایستی مورد ارزیابی واقع شوند. ۵) تعداد افراد هر جمعیت را نشان می‌دهد. ۶) نرخ جهش تصادفی بین زیر درخت های مجاور را نشان می‌دهد. ۷) نرخ تلاقی تصادفی بین زیر درخت‌های مجاور را نشان می‌دهد.

در جدول ۳ مشخصات آماری حاصل از اجرای مدل برنامه ریزی‌ژنتیک ارائه شده است. همانگونه که در این جدول مشاهده می‌شود مدل GP با الگوی ورودی ۳ که دبی و رسوب را تا دو روز قبل مد نظر قرار می‌دهد دارای کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا (۰/۰۰۰۱) بوده و در آن ضریب همبستگی بسیار به ۱ نزدیک شده است.

این بدان معنی است که اگرچه از روز سوم به بعد تعداد پارامترهای دخیل در پیش‌بینی رسوب افزایش می‌یابد ولی این افزایش صرفاً بر پیچیدگی مدل افزوده و نتایج پیش‌بینی را رفته رفته ضعیف‌تر می‌کند. لذا الگوی ورودی شماره ۳ به عنوان بهترین مدل پیشنهادی برای تخمین رسوب معلق رودخانه لیقوان‌چای معرفی می‌شود. همچنین اجرای GP با الگوی ورودی اول که فقط دبی جریان روزانه را در نظر می‌گیرد، ضعیف ترین نتایج را در بر دارد و این موضوع نشانگر تاثیر بالای حرکت رو به عقب در پیش‌بینی بار رسوبی است.

مدلسازی رسوب معلق به روش شبکه عصبی مصنوعی

به منظور بررسی دقت برنامه‌ریزی ژنتیک و کنترل صحت نتایج، ازمدل ضمنی شبکه عصبی مصنوعی با همان الگوهای ورودی و داده‌های ورودی نرمال استفاده شده است. بدین منظور برای هرکدام از الگوهای ورودی با تغییر در تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرونهای لایه پنهان، شبکه‌های عصبی مختلفی ساخته شده و پس از آموزش به کمک داده‌های مربوط به ۵ سال اول، بهترین ساختار برای هر الگو انتخاب شده است. محاسبات مربوط به ANN توسط نرم افزار Qnet ۲۰۰۰ انجام شده و مشخصات آماری حاصل در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد با لحاظ داده‌های مربوطه تا روز چهارم، رفته رفته مدل رو به بهبود بوده ولی بعد از روز چهارم نتایج رفته رفته ضعیف تر می‌شوند. اگرچه تغییرات ضریب همبستگی از ۱ روز قبل الی ۵ روز قبل بسیار ناچیز بوده و نمی‌توان بین الگوهای ۲ تا ۶ به صورت

جدول ۲- مشخصات برنامه‌ریزی ژنتیک بکار گرفته شده در تحقیق حاضر

ردیف	معیار مورد نظر	مقدار عددی
۱	تولید بدون بهبود	۱۵۰
۲	تولید از زمان شروع	۲۰۰
۳	حداکثر مقدار اجرا	۱۰۰
۴	اندازه حدکثر برنامه	۲۵۶
۵	اندازه جمعیت	۲۰۰
۶	نرخ جهش	٪ ۹۵
۷	نرخ تلاقی	٪ ۲۰

جدول ۳- مشخصات آماری نتایج برنامه‌ریزی ژنتیک

آزمون (صحت سنجی)		آموزش			
R	RMSE	R	RMSE	تعداد اجرا	الگوهای ورودی
۰/۹۵۱	۰/۰۴۴	۰/۸۷۸	۰/۰۴۵	۱۰۰	۱
۰/۹۱۴	۰/۰۰۳	۰/۹۸۲	۰/۰۱۵	۱۰۰	۲
۰/۹۵۳	۰/۰۰۲	۰/۹۹۹	۰/۰۰۰۱	۱۰۰	۳
۰/۷۸۴	۰/۰۰۶	۰/۹۷۹	۰/۰۱۶	۱۰۰	۴
۰/۷۶۱	۰/۰۰۶	۰/۹۷۴	۰/۰۱۷	۱۰۰	۵
۰/۷۵۸	۰/۰۰۷	۰/۹۷۳	۰/۰۱۸	۱۰۰	۶

جدول ۴- مشخصات آماری نتایج شبکه عصبی مصنوعی

آزمون		آموزش			
R	RMSE	R	RMSE	تعداد گره در لایه مخفی	الگوهای ورودی
۰/۹۴۱	۰/۱۱۷	۰/۸۶۴	۰/۰۳۶	۳	۱
۰/۹۱۲	۰/۰۲۹	۰.۹۶۷	۰/۰۱۸	۴	۲
۰/۸۹۲	۰/۰۲۳	۰/۹۷۴	۰/۰۱۶	۲	۳
۰/۸۶۱	۰/۰۲۱	۰/۹۷۵	۰/۰۱۶	۲	۴
۰/۸۹۱	۰/۰۲۱	۰/۹۷۷	۰/۰۱۵	۲	۵
۰/۸۷۱	۰/۰۲۲	۰/۹۶۶	۰/۰۱۸	۲	۶

Archive of SID

www.SID.ir

قاطع تصمیم گیری کرد ولی به منظور مقایسه نتایج با نتایج حاصل از روش برنامه‌ریزی ژنتیک، الگوی ورودی شـماره ۵ با ضریب همبستگی ۰,۹۷۷ به عنوان بهترین مدل ANN انتخاب شده است.

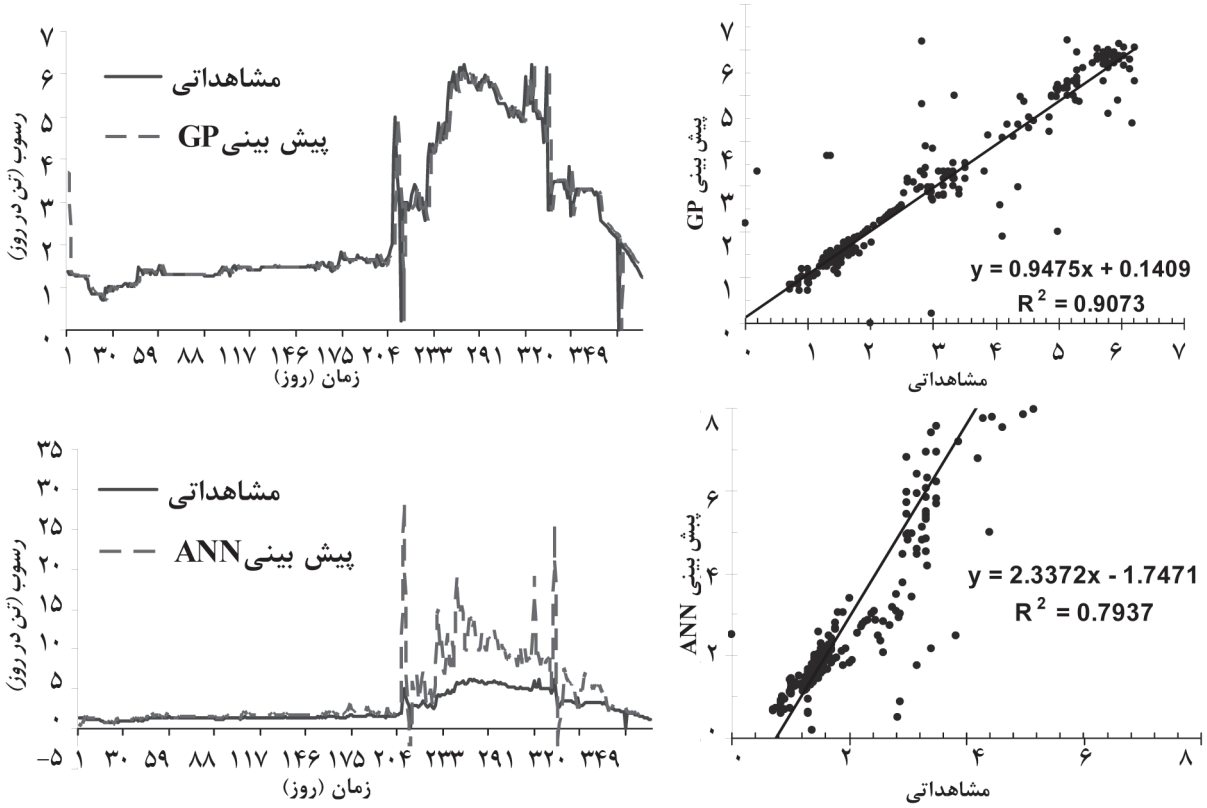
بحث

شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی تغییرات بار معلق در جداول شـماره ۳ و ۴ ارائه گردید. از مقایسـه جداول یاد شـده چنین بر می‌آید که در تمامـی الگوهـای ورودی چه در مرحله آموزش و چـه در مرحله آزمون، برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی از RMSE کمتری برخوردار است. اگرچه در مرحله آزمون مقدار ضریب همبستگی روش شبکه عصبـی مصنوعی در الگوهای ۴، ۵ و ۶ نسـبت بـه روش برنامه‌ریزی ژنتیک بالاتر اسـت ولی به دلیل پایین بودن مقادیـر RMSE در روش برنامه‌ریزی ژنتیک، دقت این روش در مرحله آزمون نیز به مراتب بالاتر از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی اسـت. اثبات این موضوع در شکل ۸ با مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی بار معلق رودخانه به روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک و شـبکه‌های عصبی‌مصنوعی در مقایسه با رسوب معلق مشاهده شده در دوره آزمون نشان داده شده است. در این شکل دقت بالای برنامه‌ریزی ژنتیک در پیش‌بینی بار معلق بدلیل همبستگی بالای میان رسوبات پیش‌بینی شده با مقادیر رسوبات معلق مشـاهده شده نسـبت به روش شـبکه عصبی مصنوعی کاملاً مشهود اسـت. از سـوی دیگر نمودار توزیع رسـوبات روزانه پیش‌بینی شده به روش شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که این روش برای برخی مقادیر پایین بار معلق، مقـدار منفی پیش‌بینی می‌نماید که این امر به لحاظ فیزیکی غیر ممکن اسـت در صورتیکه روش برنامه‌ریزی ژنتیک تمام مقادیر پیش‌بینی را به صورت مثبت ارائه نموده است.

نتیجه‌گیری

در مجموع مطالعه انجام شده، روش برنامه‌ریزی ژنتیک را به عنوان یک روش دقیق و عملی برای مدلسازی رابطه بین دبی جریان و بار معلق معرفی می‌نمایـد. دقت بالای نتایج حاصل از این روش در مقایسـه با روش شـبکه عصبی مصنوعی در کنار نتایج حاصل از تحقیقات سایر محققان که حاکی از برتری دقت روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روشهای آزمایشگاهی و روابط رگرسـیونی خطی و غیرخطی(۱، ۸، ۱۶، ۳۳ ، ۳۶) می‌باشـد از یک سـو و سادگی اسـتفاده از این روش و عدم نیاز به دانش بالای مبانی ریاضی الگوریتم و برنامه‌ریزی ژنتیک از سوی دیگر موید قابلیت این روش به عنوان یک ابزار مفید و سـریع در حل مسـائل منابع آب همچون تخمین بار معلق رودخانه‌ها اسـت. اگرچه با علم بر مبانی ریاضی الگوریتم ژنتیک و یا سـایر روش‌های بهینه‌سـازی پیشـرفته همچون روش‌های جستجوی تابو، کولونی مورچه‌هـا و ... می‌توان معادله صریح حاکم بر پیش‌بینی را اسـتخراج نمود. استخراج این رابطه و مقایسه دقت آن با نتایج حاصل از روشهای بهینه‌سازی پیشرفته‌تر می‌تواند به عنوان موضوع تحقیق دیگری مطرح شود.

ofSID



شکل ۸- مقایسه بار معلق مشاهده شده و پیش‌بینی شده دوره آزمون به روش GP و ANN

پاورقی‌ها

1- Artificial Neural Networks
2- Genetic Programming
3- Banha
4- Delaware
5- Tongue
6- Training Data
7- Register Machine Learning Technologies Inc

منابع مورد استفاده

۱- آوریده، ف. بنی حبیب م.ا. و طاهرشمسی. ا. (۱۳۸۰) کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین دبی رسوب رودخانه‌ها. مجموعه مقالات سومین کنفرانس هیدرولیک ایران، تهران، دانشکده فنی دانشگاه تهران. ص۲۷۵-۲۶۹.

۲- اسدیانی یکتا، ا.ح. و سلطانی. ف. (۱۳۸۵) تخمین میزان رسوبات معلق رودخانه با استفاده از مدل تطبیقی عصبی فازی و شبکه عصبی مصنوعی. مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه (لوح فشرده)، اهواز، دانشگاه شهید چمران.

۳- تلوری، ع. ن. بیرودیان و منوچهری. ا. (۱۳۸۶) مدلسازی تغییرات زمانی رسوب مطالعه موردی حوزه آبریز گاران در کردستان. فصلنامه پژوهش و سازندگی در منابع طبیعی، شماره ۷۵، ص ۷۰-۶۴.

۴- عباسی شوشتری، ش. و کاشفی پور. س.م. (۱۳۸۵) برآورد بار معلق رسوب با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی ایستگاه اهواز). مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه (لوح فشرده)، اهواز، دانشگاه شهید چمران.

۵-علیائی، ا. م. قربانی ع. و جباری خامنه. ح. (۱۳۸۷) عملکرد حافظه مدل اتورگرسیو و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی جریان روزانه رودخانه لیقوان. مجموعه مقالات سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران (لوح فشرده)، تبریز، دانشگاه تبریز.

۶- فتاحی، م. س. طوسی و ضیاء تبار احمدی. م.خ. (۱۳۸۵) تخمین میزان رسوب رودخانه نکا به روش شبکه عصبی مصنوعی. مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، اهواز، دانشگاه شهید چمران.

7- Alvisi, S., Mascellani,G., Franchini,M., and Bardossy. A. (2005) Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches. *Hydrol. Earth Sys. Sci. Discuss.*, 2, 1107-1145.

8- Ariffin, J., Abdul Ghani, A., Zakaria, N. andShukri Yahya, A. (2003) *Sediment prediction using ANN and regression approach*", 1st International Conference on Managing rivers in the 21st Century: Issues & Challenges

9- Asselman, N.E.M. (2000) Fitting and interpretation of sediment rating curves. *J. Hydrol.* 234, 228–248.

10- Aytek, A., Asce, M. andAlp, M. (2008) An application of artificial intelligence for rainfall runoff modeling. *J. Earth Syst. Sci.* 117(2),145-155.

11- Aytek, A., and Kisi. O. (2008) A genetic programming approach to suspended sediment modeling. *J. Hydrol.*, 351, 288-298

12- Babovic, V. (2000) Data mining and knowledge discovery in sediment transport. *Comput.-Aided Civ. Infrastruct. Eng.* 15 (5), 383–389.

13- Babovic, V. and Keijzer. M. (2002) Declarative and preferential bias in GP-based scientific discovery. *Genet. Program. Evol. Mach.* 3(1).

14- Bhattacharya, B., and Solomatine. D.P. (2005) Neural networks and M5 model trees in water level- discharge relationship. *Neurocomputing*.63, 381-396.

15- Borelli, A., De Falco, I., Della, C.A., Nicodemi, M. and Trautteur, G. (2006) Performance of genetic programming to extract the trend in noisy data series. *Physica A.* 370, 104-108.

16- Cigizoglu, H. (2002) Suspended sediment estimation for rivers using artificial neural networks and sediment rating curves. *Turkish journal Eng. Env. Sci*

17- Coulibaly, p., Anctil, F., Aravena, R. and Bobee. B. (2001) Artificial neural network modeling of water table depth fluctuation. *Water Resources. Res*. 37(4), 885-896.

18- Crowder, D.W., Demissie, M. and Markus. M. (2007) The accuracy of sediment loads when log-transformation produces nonlinear sediment load–discharge relationships. *J. Hydrol.* 336, 250– 268.

19- Dawson C .W. and Wilby. R. (1998) A comparison of artificial neural network used for river flow forecasting, *J. of Hydrology and Earth System Sciences,* 3(4), 529-540.

20- Dorado, J., Rabunal, J.R., Pazos, A., Rivero, D., Santos, A. and Puertas., J. (2003) Prediction and modelling of the rainfall-runoff transformation of a typical urban basin using ANN and GP. *Appl. Artif. Intell.* 17, 329–343.

21- Franco, D.F. (2000) *Discipulus TM Software Owner's Manual,* Version 3.0 Register Machine Learning Technologies, Inc., Littleton, Colorado.

22- Khu, S.T., Liong, S.Y., Babovic, V., Madsen, H., and Muttil, N. (2001) Genetic programming and its application in real- time runoff forming. *J. Am. Water Res. Assoc*. 37(2), 439-451.

23- Kisi, O. (2000) Suspended sediment estimation using neuro-fazzy and neural network approaches, *Hydrological Sciences Journal,* IAHS Press

24- Kisi, O. (1999) River flow modeling using artificial network, *J. of Hydrology,* Vol.214, 32-48.

25- Kizhisseri, A.S., Simmonds, D., Rafiq, Y., Borthwick, M., (2005) *An Evolutionary computation approach to sediment transport modeling*. Fifth International Conference on Coastal Dynamics,

Archive of SID

www.SID.ir

Barcelona, Spain.
26- Koza, J.R., (1992) *Genetic Programming: On the Programming of Computers by means of Natural Selection.* The MIT Press, Cambridge, MA.
27- Koza, J.R., (2008) *The home page of John* R.Koza at Genetic Programming Inc . www.genetic-programming.com .
28- Liong, S.Y., Gautam, T.R., Khu, S.T., Babovic, V., Keijzer,M., and Muttil, N. (2002) Genetic programming, A new paradigm in rainfall runoff modeling. *J. Am. Water Res. Assoc*. 38(3), 705-718.
29- Makarynskyy, O., Makarynska, D., Kuhn, M., and Featherstone,. W.E. (2004) Predicting sea level variations with artificial neural networks at Hillary Harbour, Western Australia. Estuaries, *Coastal and Shelf Sci*. 61, 351-360.
30- McBean, E.A. and, Al-Nassri. S. (1988) Uncertainty in suspended sediment transport curves. *J. Hydr. Eng.* ASCE 114 (1), 63–74.
31- Picoet, C., Hingray, B. and Olivry. J.C (2001) Empirical and conceptual modeling of the suspended sediment dynamics in large tropical African River: The Upper Niger River Basin. *J. Hydrol.* 250, 19–39.
32- Rabunal, J.R., Puertas, J., Suarez, J., Rivero, D. (2007) Determination of the unit hydrograph of a typical urban basin using genetic programming and artificial neural networks. *Hydrol. Process*. 21, 476–485.
33- Sarangi, A. and Bhattacharya. A.K. (2005) Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from banha watershed in India, Water technology Center, IARI, Pusa Campus, New Dehli110012, India.
34- Thomas, R.B., (1985) Estimating total suspended sediment yield with probability sampling. *Water Resour. Res*. 21, 1381–1388.
35- Ustoorikar, K., and Deo. M.C. (2008) Filling up gaps in wave data with genetic programming. Marine Structures., 21, 177-195.
36- Yitian, L., Gu, R.R. (2003) Modeling flow and sediment transport in a river system using an artificial neural network, *Eviron. Manage* 319(1): 122-134.
37- Zaker Moshfeg, M., Ghodsian, M., and Montazer. Gh. A. (2004) *River flow forecasting using artificial neural networks., Proceeding of the hydraulics of dams and river structures.* Yazdandoost and Attari (eds). London.

Archive of SID