نشریه آبیاری و زهکشی ایران
شماره۵، جلد ۱۳، آذر - دی ۱۳۹۸، ص. ۱۴۳۸-۱۴۲۶

Iranian Journal of Irrigation and Drainage
No. 5, Vol. 13, Dec.-Jan. 2019, p. 1426-1438

برآورد دبی رسوب معلق رودخانه با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری

حجت امامی[۱*]، سمیه امامی[۲*]، شادیه حیدری تاشه کبود[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۷/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۴/۱۴

چکیده

در بسیاری از نقاط ایران اطلاع دقیقی از میزان فرسایش، انتقال رسوب و نیز رسوب‌گذاری رودخانه‌ها وجود نداشته و در بسیاری از موارد، بین اندازه گیری‌های انجام شده، اختلافات بسیاری مشاهده می‌شود. با توجه به این‌که رژیم جریان و به تبع آن رژیم رسوب در حوضه‌های آبریز ثابت نیست، پیش‌بینی دبی رسوب کمک شایانی در برآورد رسوب تجمع‌یافته پشت سازه‌های آبی به‌خصوص سدها و تعیین حجم مرده مخازن در ماه‌های آتی نموده و با اتخاذ تمهیدات به موقع، مدیریت تخلیه به‌هنگام رسوب را تا حدی تسهیل می‌کند. در این پژوهش، از سه الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی شامل الگوریتم ژنتیک (GA)، الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم انتخابات (EA) جهت پیش‌بینی بار رسوبی معلق رودخانه‌ها استفاده شده است. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، از سه آماره شامل ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و معیار نش- ساتکلیف (NSE) استفاده شده است. بار معلق رسوبی ایستگاه رسوبی واقع در رودخانه زرینه‌رود طی سال‌های ۹۴- ۱۳۸۴ به‌عنوان مطالعه موردی در نظر گرفته شده است. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد الگوریتم GWO با کسب مقادیر R^2=0.96، RMSE=0.022 و NSE=0.74 در مقایسه با سایر الگوریتم‌های به‌کار گرفته شده، از کارایی بالاتری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: برآورد دبی رسوب معلق، الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم گرگ خاکستری، الگوریتم انتخابات

مقدمه

در طرح‌های مهندسی رودخانه، تخمین مقدار بار رسوبی رودخانه از اهمیت زیادی برخوردار است. رودخانه‌های کشور ما در مقایسه با رودخانه‌های سایر مناطق جهان، رسوب بالایی را حمل می‌کنند. این امر نشان‌دهنده شدت فرسایش و وضعیت نامناسب منابع طبیعی (فشار بیش از حد به مراتع، تخریب اراضی جنگلی و بهره‌برداری نامناسب از اراضی کشاورزی) می‌باشد. میزان رسوب بالا علاوه بر این‌که ما را به تفکری برای ارائه راه‌حل‌هایی جهت کاهش فرسایش ویژه رهنمون می‌کند، شناخت وضعیت رسوب‌دهی حوزه و برآورد دقیق میزان رسوب خروجی را نیز ضروری می‌سازد. میزان بار رسوبی حوضه‌ای که از یک مقطع مشخص از رودخانه می‌گذرد، به‌طور غالب بستگی به خصوصیات آب و هوایی از قبیل نوع و شدت بارندگی و نحوه توزیع زمانی و مکانی آن، مشخصات حوزه آبریز بالادست از قبیل نوع خاک، نوع و وضعیت پوشش گیاهی، کاربری اراضی، مورفولوژی، شیب، توپوگرافی، وسعت حوزه و در نهایت ظرفیت حمل مواد رسوبی دارد (امامی و چوپان، ۱۳۹۸). تعیین مقدار رسوب حمل شده توسط رودخانه‌ها از جنبه‌های مختلف دارای اهمیت است. رسوب حمل شده توسط جریان آب، عامل مهمی در شکل‌گیری ساختار هندسی و خصوصیات ریخت‌شناسی رودخانه‌ها تلقی می‌شود. هرگونه افزایش یا کاهش بار رسوبی رودخانه‌ها، پیامدهای مختلفی از جمله وقوع پدیده کف‌کنی و یا تراز افزایی، تغییر دانه‌بندی مصالح و شکل مسطحه و نیم‌رخ طولی آن را در پی دارد. در ساماندهی رودخانه‌ها که به‌منظور مهار فرسایش و رسوب‌گذاری و یا تثبیت بستر و دفع سیلاب انجام می‌گیرد، آگاهی از میزان رسوب حمل شده توسط رودخانه و تأثیرپذیری آن از اقدامات حفاظتی ضرروری می‌باشد. به‌طور کلی از نظر برآورد میزان فرسایش و رسوب حوزه آبخیز (آبریز)، تخمین طول عمر مفید سدها، اصلاح روش‌های نمونه‌برداری بار رسوبی و برآورد مواد رسوبی موجود در آب اندازه‌گیری بار رسوبی رودخانه‌ها حائز اهمیت می‌باشد (خورشید دوست و همکاران، ۱۳۹۴). طی دهه‌های اخیر، با ورود رایانه‌ها به حوزه مطالعات و به تبع آن توسعه سریع مدل‌های کامپیوتری، بررسی فرآیند انتقال و تعیین کمیت رسوب حمل شده شتاب بیش‌تری به خود گرفت. بار معلق رسوبی از طریق اندازه‌گیری‌های مستقیم و یا معادلات انتقال رسوب تعیین می‌شود. امروزه با توسعه امکانات نرم‌افزاری و بهره‌گیری از فناوری‌های جدید، انجام سنجش‌های میدانی، بررسی‌های دقیق آزمایشگاهی و پردازش سریع اطلاعات، شناخت هرچه بهتر فرآیند انتقال رسوب فراهم

۱- استادیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بناب
۲- دانشجوی دکتری گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه تبریز
۳- دانشجوی دکتری گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
(* - نویسنده مسئول: Email: emami@ubonab.ac.ir)

www.SID.ir

Archive of SID

گردیده است. فرآیند به‌دست آوردن یک رابطه برای تخمین میزان رسوب، یک مسأله نگاشت غیرخطی است و روش‌های نوین (الگوریتم‌های بهینه‌سازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی) به‌عنوان ابزاری توانمند در حل این‌گونه مسائل محسوب می‌شوند. الگوریتم‌های فراابتکاری، مجموعه الگوریتم‌هایی برای حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی می‌باشند که به‌صورت تصادفی اما هدفمند و ساده در فضای جواب مسئله به دنبال جواب بهینه مطلق حرکت می‌نمایند. روش‌های نوین فراابتکاری[1] بهینه‌سازی هم‌چون الگوریتم ژنتیک[2] (GA)، هوش تجمعی ذرات[3] (PSO) و دیگر الگوریتم‌های فراابتکاری کارآیی خود را در حل مسائل پیچیده ریاضیاتی به اثبات رسانده‌اند. تحقیقات متعددی در خصوص تخمین و بهینه‌سازی رسوب رودخانه‌ها با استفاده از روش‌هایی همچون الگوریتم‌های فراابتکاری ارائه شده‌اند که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌گردد.

از جمله مطالعات صورت گرفته در این زمینه می‌توان به مطالعه‌ی ناجی و همکاران اشاره کرد. ایشان برای پیش‌بینی دبی رسوبی رودخانه‌ها با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده نظیر عمق، دبی و سرعت جریان، شیب بستر، منحنی دانه‌بندی رسوب، عرض بستر، عدد فرود، سرعت سقوط ذرات و غیره از شبکه پرسپترون چند لایه[4] استفاده نمودند. نتایج نشان دهنده برتری روش شبکه عصبی مصنوعی بود (Nagy, et al., 2002). کیسی برای مدل‌سازی بار معلق رسوبی از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN)[5] بهره گرفته و نتایج حاصله را با منحنی سنجه رسوبی[6] (SRC) و رگرسیون چند متغیره مقایسه نمود (Kisi, 2005). دهقانی و همکاران با استفاده از منحنی سنجه رسوبی و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به تخمین بار معلق رسوبی رودخانه دوغ در استان گلستان پرداختند. تحقیق فوق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به منحنی سنجه رسوبی به نتایج بهتری دست یافته است (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۸). رستگار و حبیبی به ارزیابی پنج روش برآورد رسوب در رودخانه جگین در استان هرمزگان پرداختند. روش‌های مورد استفاده شامل معادله اصلاح شده اینشتین، انگلوند-هانسن، یانگ، حبیبی و فان- راین است. به نتایج حاصله و بررسی‌های به عمل آمده، استفاده از روش‌های پنج گانه فوق و مقایسه این نتایج با مقادیر اندازه‌گیری شده، معادله اصلاح شده اینشتین پاسخ واقعی‌تری را به‌دست داده است (رستگار و حبیبی، ۱۳۹۰). دهقانی و همکاران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به تخمین بار معلق رسوبی رودخانه‌ی بهشت آباد پرداختند. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی از قابلیت بالایی در تخمین بار معلق رسوبی برخوردار است (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۹). میرباقری و رجائی از مدل سیستم استنتاجی فازی عصبی[7] (ANFIS) برای شبیه‌سازی بار معلق رسوبی استفاده و نتایج حاصله را با مدل‌های ANN، منحنی سنجه رسوبی و رگرسیون چند متغیره مقایسه نمود (میرباقری و رجائی، ۱۳۸۳). ابراهیمی و همکاران در تحقیقی عملکرد الگوریتم کلونی زنبور عسل[8] را در مقدار رسوب معلق مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم کلونی زنبور عسل از کارایی بالایی برخوردار است (Ebrahimi, et al., 2013). خورشید دوست و همکاران به ارزیابی قابلیت مدل سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS) در تخمین مقادیر بار معلق رسوبی و مقایسه آن با دو نوع مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها از داده‌های دبی روزانه و بار معلق رسوبی ۳۶۵ روز سال ۱۳۸۶ و ۱۳۸۷ ایستگاه رسوبی واقع در رودخانه زرینه رود برای تعلیم و آزمودن مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و هم‌چنین از مدل‌های پرسپترون چندلایه (MLP)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) و منحنی سنجه رسوبی (SCR) و ضریب تبیین استفاده نمودند. نتایج نشان داد که مدل ANFIS با برخورداری از خطای تبیین ۰/۹۰۸۷ و مجذور میانگین مربعات خطای ۲۲۴ میلی‌گرم در لیتر نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشت (خورشید دوست و همکاران، ۱۳۹۴). محمدرضاپور و همکاران به مقایسه دو الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) و ژنتیک در بهینه‌سازی ضرایب معادله منحنی سنجه رسوب در برآورد دبی رسوب معلق رودخانه سیستان (ایستگاه کهک) پرداختند. ایشان جهت محاسبه دبی رسوب توسط مدل‌ها از آمار و اطلاعات لازم (آمار دبی آب و غلظت اندازه‌گیری شده رسوب) سال‌های آماری ۹۱-۱۳۶۰ استفاده نمودند. نتایج نشان داد که الگوریتم ژنتیک دارای کم‌ترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا و پس از آن، الگوریتم ازدحام ذرات و سپس منحنی سنجه رسوب دارای کم‌ترین مقادیر خطا می‌باشند (محمدرضاپور و همکاران، ۱۳۹۵). فغفوری و همکاران عوامل مؤثر بر رسوب‌دهی حوضه سیدآباد را با استفاده از روش‌های آماری تعیین نمودند. در این پژوهش به منظور شناسایی عوامل مؤثر بر میزان فرسایش و تولید رسوب، فرسایش بین شیاری حوضه سید آباد به کمک متوسط شدت بارش ۳۰ دقیقه‌ای با دوره تجزیه و تحلیل عاملی، مدل رگرسیون چند متغیره، لجستیک[9] و مدل اسکالوگرام برای تحلیل آماری نتایج استفاده شد. نتایج به‌دست آمده، سیاست‌گذاری‌ها و برنامه‌ریزی‌های لازم را به منظور کاهش حجم رواناب و افزایش پوشش گیاهی در اولویت اقدامات کنترل میزان فرسایش و رسوب اتخاذ کرد (فغفوری و همکاران، ۱۳۹۶). قربانی و دهقانی به مقایسه روش‌های شبکه عصبی

1- Meta-heuristic
2- Genetic Algorithm
3- Particle Swarm Optimization
4- Multilayer Perceptron
5- Artificial Neural Network
6- Sediment Rating Curve
7- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
8- Artificial Bee Colony (ABC)
9- Logistic

www.SID.ir

Archive of SID

بیزین و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوبات معلق رودخانه‌ی سیمینه‌رود اقدام نمودند. نتایج حاصله نشان داد ساختار ترکیبی توانست با استفاده از سه روش هوشمند مورد بررسی، در تخمین میزان رسوب نتایج قابل قبولی ارائه نماید (قربانی و دهقانی، ۱۳۹۶).

با توجه به بررسی تحقیقات انجام گرفته پیشین، اکثر مطالعات به کاربرد روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌های رگرسیونی و معادلات تجربی در این زمینه پرداخته‌اند و تحقیقات محدودی در زمینه استفاده از روش‌های نوینی هم‌چون الگوریتم‌های فراابتکاری صورت گرفته است. با توجه به کارایی مطلوب الگوریتم‌های فراابتکاری و هم‌چنین صرف هزینه و زمان کم‌تر در رسیدن به جواب بهینه، در پژوهش حاضر به ارزیابی و مقایسه قدرتمندترین الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌ساز شامل، الگوریتم ژنتیک، انتخابات[1] و گرگ خاکستری[2] برای پیش‌بینی بار رسوبی معلق رودخانه زرینه‌رود واقع در جنوب‌شرقی دریاچه ارومیه پرداخته شده است. در نهایت نتایج حاصل از این پژوهش با دستاوردهای دیگر محققین مقایسه شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه‌ی آبریز رودخانه‌ی زرینه‌رود در شمال غربی ایران و در جنوب شرقی دریاچه‌ی ارومیه واقع شده است. 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 میاندواب و در شرق شهرستان بوکان احداث شده است. میانگین سالانه بارندگی حوضه‌ی آبریز زرینه‌رود حدود ۵۲۷ میلی‌متر برآورد شده است. میانگین سالانه‌ی دما در محل سد زرینه‌رود ۱/۸- درجه سانتی‌گراد برآورد شده که از حدود ۲۶/۵- درجه سانتی‌گراد در بهمن ما تا ۵ در مرداد ماه متغیر است. در شکل ۱ موقعیت رودخانه‌ی زرینه‌رود بر روی نقشه نشان داده شده است.

برای محاسبه دبی رسوب توسط هر یک از مدل‌ها، ابتدا آمار و اطلاعات لازم جمع‌آوری شده از قبیل دبی روزانه و بار معلق رسوبی سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۳۹۴ ایستگاه ساریقمیش بر روی رودخانه زرینه‌رود به عنوان ورودی استفاده شد و به‌وسیله‌ی آن مقادیر بار معلق روزانه تخمین زده شد. پارامترهای آماری روزانه ایستگاه زرینه‌رود برای دوره‌های آموزش و آزمون در جدول ۱ ارائه شده است. در جدول ۱، X مقادیر اندازه‌گیری شده، X_{min} حداقل داده‌ها، X_{max} حداکثر داده‌ها، S_x انحراف معیار داده‌ها، CS_x ضریب تغییرات داده‌ها می‌باشد. جهت انجام محاسبات باید اطمینان کافی از همگن بودن داده‌ها داشت. برای این منظور آزمون همگنی داده‌ها با استفاده از روش جرم مضاعف در طول دوره آماری انتخابی بررسی شد (جدول ۲). نتایج نشان داد که داده‌ها در ایستگاه زرینه‌رود دارای همگنی می‌باشند.

در این آزمون فرض صفر، همگنی داده‌ها و فرض یک، ناهمگنی داده‌ها را بیان می‌کند. چنان‌چه مقدار P-Value از مقدار درجه اطمینان مورد نظر بزرگ‌تر باشد، فرض صفر صحیح و در غیر این‌صورت فرض یک مورد قبول می‌باشد. با توجه به نتایج حاصل در جدول ۲، داده‌های بارش، دبی رسوب و دبی جریان در ایستگاه مورد مطالعه (ایستگاه ساریقمیش بر روی رودخانه زرینه‌رود) همگن بوده و با اطمینان می‌توان مورد استفاده قرار داد. پس از اطمینان از همگنی، از دو سوم داده‌ها (۷۰ درصد داده‌ها) برای آموزش مدل‌ها و یک سوم (۳۰ درصد) باقی‌مانده جهت آزمون پارامترهای به‌دست آمده با استفاده از سه الگوریتم GWO، EA و GA استفاده شده است.

الگوریتم‌های مورد استفاده

در مراحل مختلف انجام این پژوهش، به‌منظور تخمین مقادیر بار رسوبی، الگوریتم‌های GA، GWO و EA با چندین ساختار ورودی که شامل دبی روزانه و بار معلق رسوبی بود، مورد استفاده قرار گرفت.

الگوریتم گرگ خاکستری

الگوریتم گرگ خاکستری (GWO)، یک الگوریتم فراابتکاری مبتنی بر جمعیت است که از رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری در طبیعت و نحوه شکار آن‌ها الهام گرفته شده است (Mirjalili, et al., 2014). این الگوریتم دارای سه مرحله اصلی به‌صورت زیر است:

مشاهده شکار، ردیابی و تعقیب آن (tracking and approaching)

نزدیک شدن، احاطه کردن شکار و گمراه کردن آن تا زمانی که از حرکت باز بماند (pursing and encircling).

حمله به شکار (attacking)

در ابتدای الگوریتم، نوع گرگ‌ها مشخص می‌شود. در الگوریتم GWO چهار نوع گرگ وجود دارد: گرگ‌های رهبر یا آلفا، بتا، دلتا و امگا. گرگ‌های آلفا هدایت‌کننده اصلی الگوریتم فرض می‌شوند. گرگ‌های بتا و دلتا بیش‌تر به عنوان دستیاران گرگ‌های آلفا مشارکت دارند و بقیه گرگ‌ها به‌عنوان دنبال‌کننده آن‌ها محسوب می‌شوند. در مرحله اول الگوریتم، گرگ‌های خاکستری طعمه را در طول شکار محاصره می‌کنند. برای مدل کردن رفتار محاصره به‌صورت ریاضی، معادلات زیر تعریف شده‌اند.

1- Election Algorithm
2- Gray Wolf Optimizer Algorithm

www.SID.ir

Archive of SID

شکل ۱- موقعیت رودخانه‌ی زرینه‌رود بر روی نقشه

جدول ۱- پارامترهای آماری روزانه ایستگاه زرینه‌رود برای دوره‌های آموزش و آزمون

	نوع داده	X	X_{min}	X_{max}	S_x	CS_x
داده‌های آموزشی	دبی	۵۷	۰/۳۰	۱۰۲۲	۱۲۱	۵/۱۲
	رسوب	۳۱۵	۴	۷۲۵۱	۷۳۴/۲	۵/۹۴
داده‌های آزمون	دبی	۴۲	۰/۱۰	۴۶۹	۸۹	۳/۲
	رسوب	۲۸۶/۹	۲	۷۰۳۶	۷۲۶/۶	۵/۸۷

جدول ۲- نتایج آزمون همگنی برای داده‌های مورد استفاده

متغیر	ریسک رد کردن فرض صفر (٪)	سطح اطمینان	P-Value
دبی جریان	۶۰/۴	۰/۰۵	۰/۵۸
دبی رسوب	۵۸/۱	۰/۰۵	۰/۵۵
بارش	۲۷/۴	۰/۰۵	۰/۲۵

$$X(t+1) = X_p(t) - A\,D \quad (۱)$$

$$D = \left| C\,X_p(t) - X(t) \right| \quad (۲)$$

در این روابط $X_p(t)$ موقعیت شکار در لحظه t و $X(t)$ موقعیت گرگ در لحظه t است. D فاصله گرگ تا شکار را نشان می‌دهد. A و C بردارهای ضریب هستند که به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$A = 2a\,r_1 - a$$
$$C = 2\,r_2 \quad (۳)$$

r_1 و r_2 مقادیر تصادفی هستند و a پارامتری است که مقدار آن به‌صورت خطی از ۲ تا ۰ کاهش می‌یابد.

در مرحله شکار، گرگ خاکستری به طعمه محاصره شده حمله می‌کند. روند شکار معمولا توسط آلفا هدایت می‌شود. گرگ‌های بتا و دلتا نیز گاهی اوقات ممکن است در شکار شرکت کنند. برای شبیه سازی ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض می‌شود گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا از مکان بالقوه طعمه آگاهی بهتری دارند. بنابراین سه تا از بهترین راه‌حل‌های به دست آمده ذخیره شده و دیگر عوامل جستجو موقعیت خود را با توجه به موقعیت بهترین عوامل

www.SID.ir

Archive of SID

جستجو به روزرسانی می‌کنند. روابط زیر فرآیند شکار را نشان می‌دهند.

(۴)

$$D_\alpha = \left|C_1 . X_\alpha - X\right|, \quad D_\beta = \left|C_1 . X_\beta - X\right|, \quad D_\delta = \left|C_1 . X_\delta - X\right|$$

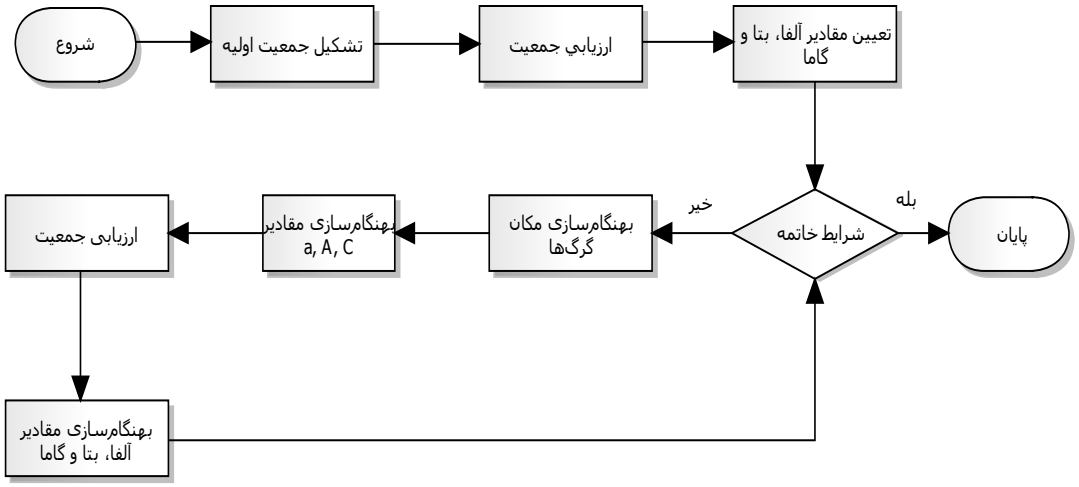
$$X_1 = X_\alpha - A_1 . D_\alpha$$
$$X_2 = X_\beta - A_2 . D_\beta$$
$$X_3 = X_\delta - A_1 . D_\delta \qquad (۵)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \qquad (۶)$$

گرگ های خاکستری زمانی که شکار متوقف می شود به آن حمله کرده و شکار را به پایان می رسانند. برای مدل کردن حمله به طعمه مقدار پارامتر a کاهش می یابد.

در مرحله جستجو طعمه، گرگ‌ها از یکدیگر فاصله می‌گیرند تا نقاط مختلف فضای راه حل را جستجو کنند. برای مدل‌سازی ریاضی این فرآیند از بردار تصادفی A با مقدار بزرگتر از ۱ و یا کوچک‌تر از ۱- استفاده می‌شود.

شکل ۲، فلوچارت الگوریتم GWO را نشان می‌دهد.



شکل ۲- فلوچارت الگوریتم گرگ خاکستری

الگوریتم انتخابات

شکل ۳ فلوچارت الگوریتم EA را نشان می دهد. الگوریتم انتخابات (EA) از پدیده انتخابات الهام گرفته شده است. الگوریتم EA، یک استراتژی چند عاملی و مبتنی بر جمعیت است که در آن هر عامل جستجو یک فرد نامیده می شود (Emami and Derakhshan, 2015). برای یک مسئله با متغیرهای $p_1, p_2, ..., p_N$، هر فرد P_i از آرایه‌ای از مقادیر ممکن برای متغیرها تشکیل شده است:

$$P_i = [x_1, x_2, ..., x_N] \qquad (۷)$$

شایستگی هر فرد با ارزیابی تابع E بر روی مقادیر متغیرها متناسب با تابع هدف مسئله محاسبه می شود.

برخی از بهترین افراد در جمعیت انتخاب می شوند تا به عنوان کاندیدا باشند و مابقی افراد رأی‌دهندگان را تشکیل می‌دهند که هر کدام به عنوان حامی یک کاندیدا می‌باشد. رأی دهندگان بر اساس تشابه عقاید، بین کاندیداها تقسیم می‌شوند. برای انجام این کار، رأی‌دهنده v_k به عنوان حامی کاندیدا c_i انتخاب می شود اگر معادله ۸ برقرار باشد:

$$P_i = \left\{ v_k : \left\| E_{v_k} - E_{c_i} \right\| < \left\| E_{v_k} - E_{c_j} \right\| \ \forall\, 1 \le j \le N_c \right\} \qquad (۸)$$

P_i حزب i و N_c تعداد کاندیدهای اولیه می باشند. E_{c_i} و E_{v_k} به ترتیب شایستگی کاندیدا c_i و رای دهنده v_k را نشان می دهد. در اینجا، هر رای دهنده دقیقا به یک کاندیدا اختصاص داده می شود. در پیاده سازی های صورت گرفته ۷٪ از جمعیت اولیه به عنوان تعداد کاندیدها در نظر گرفته می شوند. پس از تشکیل احزاب سیاسی، کاندیداها تبلیغات انتخاباتی را شروع می کنند. تبلغات انتخاباتی بنیان الگوریتم EA را تشکیل می دهد که شامل سه مولفه تبلیغات مثبت، تبلیغات منفی و ائتلاف است.

در الگوریتم EA، تبلیغات مثبت، با انتقال برخی از صفات هر کاندیدا به حامیان خود شبیه سازی شده است. برای انجام این کار، در درون هر حزب، متغیرهای N_s از کاندیدا به صورت تصادفی انتخاب می شود و با متغیرهای انتخابی از رای دهندگان جایگزین می شود. N_s به صورت زیر محاسبه می شود:

$$N_s = \lceil X_s \times S_c \rceil \qquad (۹)$$

S_c تعداد متغیرهای کاندیدا و X_s نرخ انتخاب است.

www.SID.ir

Archive of SID

متغیرهای انتخاب شده با ضریب ω وزن دهی می شوند و سپس در رای دهندگان جایگزین می شوند. مقدار جدید متغیر i در یک رای دهنده در مرحله تبلیغات مثبت به صورت زیر محاسبه می شود.

$$x_{i_{new}} = \omega . x_{i_{old}} \quad (۱۰)$$

ω به صورت زیر تعریف شده است:

$$\omega = \frac{1}{\left|E_{c_i} - E_{v_k}\right| + 1} \quad (۱۱)$$

در مرحله تبلیغات منفی، کاندیداها سعی می‌کنند رای دهندگان دیگر کاندیداهای ضعیف را به سمت خود جذب کنند. اگر کاندیدای یک حزب در مقایسه با دیگر کاندیداها ضعیف ترین فرد باشد در این صورت آن حزب ضعیف در نظر گرفته می شود. برای مدل‌سازی تبلیغات منفی، ابتدا تعدادی از رأی‌دهندگان از حزب ضعیف انتخاب می‌شوند. سپس مسابقه‌ای بین احزاب قدرتمند صورت می‌گیرد تا مشخص شود رأی‌دهندگان انتخاب شده به کدام حرب ملحق شوند. برای انتخاب رأی‌دهندگان ضعیف از ضعیف‌ترین حزب، فاصله شایستگی بین رأی‌دهندگان و ضعیف ترین کاندیدا محاسبه می‌شود و سپس ۵٪ از دورترین کاندیداها انتخاب می‌شوند. فاصله بین رأی‌دهندگان انتخاب شده و کاندیداهای قدرتمند محاسبه شده و رأی‌دهندگان به نزدیک‌ترین کاندیداها تخصیص داده می‌شوند. در مرحله ائتلاف، چندین کاندیدا به همدیگر ملحق شده و یک حزب جدید تشکیل می‌دهند. بین کاندیداهایی که تلاش می‌کنند به همدیگر ملحق شوند، یک کاندیدا به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود تا به عنوان کاندیدای پیشرو[1] باشد و کاندیداهای باقی‌مانده به عنوان کاندیدای تبعیت کننده[2] در نظر گرفته می‌شوند. در ائتلاف، تمامی تبعیت کنندگان و حامیان آن‌ها به عنوان رأی‌دهندگان جدید کاندیدای پیشرو در نظر گرفته می‌شود. تا هنگامی که شرایط خاتمه الگوریتم ارضا نشده است، عملگرهای تبلیغات مثبت، تبلیغات منفی و ائتلاف به‌صورت مکرر بر روی جمعیت اعمال می‌شود تا جمعیت را برای نیل به بهینه سراسری سوق دهد. در نهایت، فرآیند بهنگام سازی خاتمه می‌یابد و کاندیدایی با بیش‌ترین رأی به عنوان برنده انتخابات اعلام می‌شود. برنده معادل با بهترین راه حل یافته شده برای مسئله بهینه‌سازی است (Emami and Derakhshan, 2015).

الگوریتم ژنتیک (GA)

این الگوریتم مبتنی بر تکرار است و اصول اولیه آن از علم ژنتیک اقتباس گردیده است. در الگوریتم ژنتیک (GA) ابتدا به‌طور تصادفی جامعه‌ای از کروموزوم‌ها ایجاد و سپس برازندگی آن‌ها محاسبه و تعیین می‌گردد. در ادامه به‌وسیله عملگرهای پیوند و جهش جامعه‌ای جدید با مقادیر برازندگی بالاتر تولید می‌شود (Goldberg, 1989). اصول کاری الگوریتم ژنتیک در شکل ۴ آمده است.

تعریف مسئله

تابع هدف

هدف از انجام این تحقیق حداقل نمودن اختلاف بین مقادیر اندازه گیری شده رسوب واقعی Q_o و مقادیر محاسبه شده رسوب Q_m با استفاده از سه مدل مورد استفاده می‌باشد. تابع هدف مد نظر در این پژوهش به‌صورت رابطه ۱۲ در نظر گرفته شده است:

$$g(u) = \sum_{i=1}^{1} \sqrt{\left(Q_m - Q_o\right)^2} \quad (۱۲)$$

که در این رابطه، u فاکتور ورودی و g (u) تابع هدف می‌باشد.

ساختارهای ورودی (جهت تعیین ساختارهای ورودی مناسب با استفاده از نرم‌افزار متلب کدهایی برای هر سه الگوریتم نوشته شد و پس از آزمایش کدها، بهترین ساختار ورودی بر اساس پارامترهای آماری ذکر شده در بخش قبل برای مدل‌ها انتخاب گردید) مورد استفاده جهت تخمین بار معلق رسوبی رودخانه زرینه‌رود به‌صورت زیر می‌باشد:

Qr_t (۱۳)

Qr_t, Qr_{t-1} (۱۴)

Qr_t, Qr_{t-1}, Sr_{t-1} (۱۵)

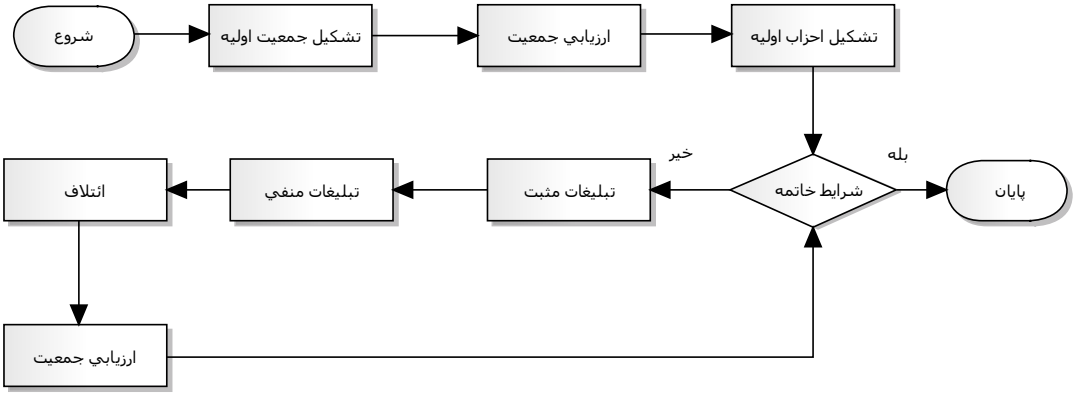
که در این روابط، Qr_t و Sr_t نشان‌دهنده‌ی دبی و بار معلق رسوب در t روز می‌باشند. برای تعیین ساختارهای ورودی مناسب، مقادیر مناسب بر طبق جدول ۳ مانند جمعیت اولیه، تبلیغات مثبت و منفی، نرخ ائتلاف، تعداد فرزندان نخبه، تعداد گرگ‌ها و... برای بخش‌های مختلف الگوریتم‌ها انتخاب شد. در الگوریتم‌های بهینه سازی پارامترهایی وجود دارند که تغییرات آن‌ها باعث تغییر عملکرد الگوریتم می‌گردد و در سرعت همگرایی و مرغوبیت جواب‌ها تأثیر گذار خواهند بود. به‌دست آوردن بهترین پارامترها با سعی و خطا همراه است. لذا به‌منظور بهتر شدن کارایی الگوریتم‌های انتخابات، گرگ خاکستری و ژنتیک، سعی و خطاهایی برای به‌دست آوردن بهترین مقدار برای هر پارامتر انجام شد که این پارامترها در جدول ۳ آورده شده است. اندازه جمعیت در تمامی الگوریتم برابر ۱۰۰ و تعداد تکرار الگوریتم‌ها برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

جهت ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های مورد استفاده در تخمین مقادیر بار رسوبی، چندین ساختار ورودی که شامل دبی روزانه و بار معلق رسوبی روزهای پیشین است، مورد استفاده قرار گرفت و مقادیر بار معلق رسوبی روزانه پیش‌بینی گردید.

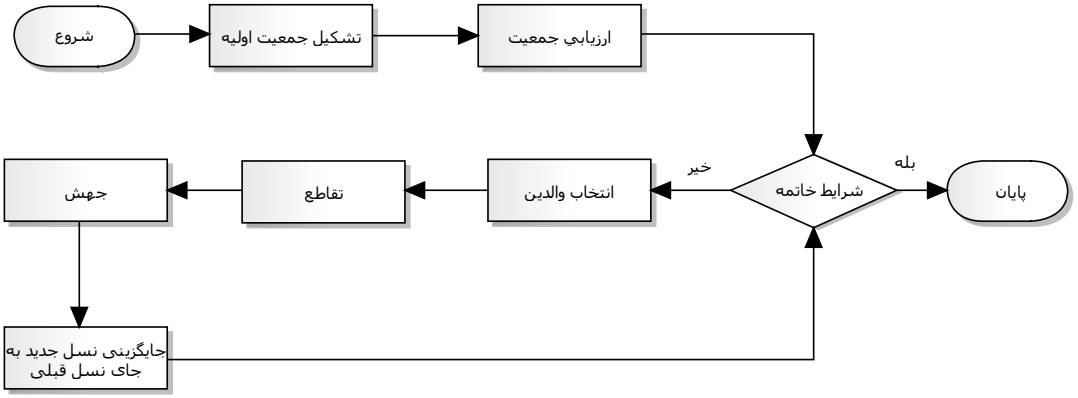
1- Leader Candidate
2- Follower Candidates

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳- فلوچارت الگوریتم انتخابات



شکل ٤- فلوچارت الگوریتم ژنتیک

جدول ۳- پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم‌های GA، GWO و EA

الگوریتم	پارامتر
GA	اندازه جمعیت اولیه: ۱۰۰ نرخ تقاطع: ۰/۶ نرخ جهش: ۰/۵
GWO	تعداد گرگ‌ها: ۱۰۰
EA	اندازه جمعیت اولیه: ۱۰۰ تعداد کاندیداها: ۷ تعداد رأی دهندگان: ۹۳ نرخ ائتلاف: ۰/۲ نرخ انتخاب: ۰/۳

نرمال‌سازی داده‌ها

هدف از نرمال‌سازی داده‌ها، یکسان‌سازی اهمیت ورودی‌های مختلف به مدل‌های مورد استفاده است. از آن‌جایی‌که وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت مدل می‌شود، بنابراین ورودی‌ها و خروجی‌ها باید بین ۰ و ۱ استاندارد شوند، از این‌رو داده‌های مورد استفاده به مدل به‌صورت رابطه ۱۶ نرمالیزه شدند.

$$Z_n = \frac{Z - Z_{min}}{Z_{max} - Z_{min}} \qquad (۱۶)$$

در این رابطه، Z معرف داده به‌صورت خام، Z_n داده‌های نرمالیزه شده، Z_{min} مینیمم داده‌ها، Z_{max} ماکزیمم داده‌ها می‌باشد.

معیارهای کارایی مدل

با استفاده از پارامترهای ضریب تبیین، مجذور مربعات خطا[1] و معیار نش-ساتکلیف مطابق روابط ۱۷ تا ۱۹، قابلیت روش‌های پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفت.

ضریب هم‌بستگی

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - \bar{x}\right)\left(Y_i - \bar{Y}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\sqrt{\left(x_i - \bar{x}\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \bar{Y}\right)^2}} \qquad (۱۷)$$

1- Root Mean Squared Error

www.SID.ir

Archive of SID

مجذور مربعات خطا

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - y_i)^2} \quad (۱۸)$$

معیار نش-ساتکلیف

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2} \quad (۱۹)$$

که در این روابط، X_i مقادیر پیش‌بینی شده، Y_i ها مقادیر مشاهده شده، $\bar{x}$ میانگین x و $\bar{Y}$ میانگین Y ها می‌باشد. مقدار ایده‌آل به ترتیب برای R^2 و RMSE برابر با یک و ۱ تا ۱۰ درصد می‌باشد. مقدار معیار نش ساتکلیف (NSE) از ۱ تا منفی بی‌نهایت تغییر می‌کند، به‌طوری‌که محدوده‌های ۱-۰/۷۵ و ۰/۷۵-۰/۳۶ و کم‌تر از ۰/۳۶ به‌ترتیب بیانگر عملکرد بسیار خوب، رضایت‌بخش و ضعیف مدل مورد استفاده می‌باشد. نتایج و بحث

در این پژوهش، دبی روزانه و بار معلق رسوبی سال‌های ۹۴-۱۳۸۴ ایستگاه ساریقمیش بر روی رودخانه زرینه‌رود به عنوان ورودی هر سه الگوریتم به‌کار گرفته شده، استفاده شد و توسط این سه مدل مقادیر بار معلق روزانه پیش‌بینی شد. در ابتدا، تمامی داده‌های موجود از لحاظ همگن بودن توسط آزمون همگنی نرمال استاندارد که از رایج‌ترین روش‌های موجود جهت ارزیابی همگنی داده‌ها می باشد، مورد بررسی قرار گرفتند (جدول ۲). پس از معرفی ساختارهای ورودی و یافتن مقادیر بهینه پارامترهای مؤثر الگوریتم‌ها (ساختار بهینه) و به‌کارگیری آن‌ها در مدل‌ها و هم‌چنین پس از آموزش مدل‌های استخراج شده بر اساس ۷۰ درصد داده‌ها، از مدل‌های ساخته شده در مرحله بعدی برای آزمون استفاده شد.

حداکثر رسوب پیش‌بینی شده و حجم کلی معلق بار معلق رسوبی توسط الگوریتم‌های GWO، EA و GA با مقادیر مشاهداتی در جدول‌های ۴ و ۵، مقایسه شده است.

جدول ٤- مقایسه حداکثر رسوب پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی

حداکثر مقادیر رسوبی مشاهداتی ۳۰۰۰<	نتایج حاصل از (EA)	نتایج حاصل از (GWO)	نتایج حاصل از (GA)	درصد خطای نسبی			
				ICA	EA	GWO	GA
۷۰۳۶	۵۵۰۰	۶۲۲۰	۴۶۲۵	۲۶	۲۱/۸	۱۱/۵	۳۴
۶۱۰۱	۵۷۲۰	۵۸۸۰	۵۹۷۰	۵/۶	۳/۶	۲/۱	۲/۲
۴۹۷۷	۵۵۱۴	۴۶۰۰	۳۶۱۰	۲۴/۶	۱۰/۷	۷/۵	۲۷/۴
۴۱۰۲	۳۹۲۰	۴۲۰۰	۳۸۴۰	۵/۷	۴/۴	۲/۳۸	۶/۴
۳۸۰۶	۲۸۰۰	۳۶۴۰	۱۶۹۷	۳۳	۲۶/۴	۴/۳۶	۳۴
۳۷۴۹	۳۲۰۰	۳۴۵۰	۲۷۶۸	۱۶/۹	۱۴/۶	۷/۹۷	۲۶/۲
۳۱۷۷	۳۶۰۰	۲۹۴۰	۵۰۳۲	۲۶	۱۳/۳	۷/۴	۵۸

جدول ۵- مقایسه‌ی مجموع مقادیر رسوبی پیش‌بینی شده توسط چهار الگوریتم و مقادیر واقعی

مقادیر مشاهداتی (بر حسب تن)	نتایج حاصل از (EA)	نتایج حاصل از (GWO)	نتایج حاصل از (GA)	درصد خطای نسبی		
				EA	GWO	GA
۱۰۴۷۲۷	۱۱۸۷۱۰	۹۷۷۶۰	۱۴۰۲۵۴	۱۳/۴	۶/۶۵	۳۳/۹

از آن‌جایی‌که تخمین حجم کلی بار معلق رسوبی تعیین‌کننده‌ای در مدیریت منابع آب دارا می‌باشد، در همین راستا، مقادیر حجم کلی بار معلق رسوبی توسط هر سه الگوریتم GWO، EA و GA پیش‌بینی گردید (جدول ۵). با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۵، مشخص می‌شود که مقدار رسوب پیش‌بینی شده توسط الگوریتم GWO برابر با ۹۷۷۶۰ تن می‌باشد که خطای ۶/۶۵٪ نسبت به مقدار مشاهداتی دارد و بیانگر این مطلب است که مقادیر حداکثر رسوب پیش‌بینی شده و حجم کلی بار معلق رسوبی توسط الگوریتم GWO با مقادیر مشاهداتی تطابق مناسبی دارد. پس از الگوریتم GWO، الگوریتم EA با مقدار خطای نسبی ۱۳/۴٪ نسبت به الگوریتم GA به‌ترتیب با مقدار خطای ۳۳/۹٪ در پیش‌بینی شده حداکثر رسوب مطلوب‌تری ارائه می‌نماید.

در بخش آزمون یا صحت‌سنجی، اعداد به‌دست آمده از مدل‌های مختلف با مقادیر واقعی رسوب معلق در ایستگاه بر اساس شاخص‌های ارزیابی مقایسه شد. مقدار میانگین مربع خطا، ضریب همبستگی و معیار نش-ساتکلیف به عنوان معیارهای کارایی مدل‌های مورد نظر محاسبه گردید. در جدول ۶، نتایج حاصل از آموزش و صحت‌سنجی الگوریتم‌های GWO، EA و GA در برآورد مقادیر بار معلق رسوبی ارائه شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ٦- ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی در تخمین بار معلق رسوبی

نتایج داده‌های آموزشی حاصل از (EA)		نتایج داده‌های آزمون حاصل از (EA)		نتایج داده‌های آموزشی حاصل از (GWO)		نتایج داده‌های آزمون حاصل از (GWO)		نتایج داده‌های آموزشی حاصل از (GA)		نتایج داده‌های آزمون حاصل از (GA)	
R^2	RMSE (mg/L)	R^2	RMSE (mg/L)	R^2	RMSE (mg/L)	R^2	RMSE (mg/L)	R^2	RMSE (mg/L)	R^2	RMSE (mg/L)
۰/۸۹	۲۳۶	۰/۹	۲۴۰	۰/۹۳	۲۳۰	۰/۹۶	۲۳۳	۰/۸۱	۲۷۵	۰/۸۳	۲۷۰

همان‌گونه که از جدول ۶ مشخص است، الگوریتم GWO به ترتیب دارای کم‌ترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE=233) و بیش‌ترین ضریب تبیین (R^2=0.96) در مقایسه با دو الگوریتم EA و GA می‌باشد. هم‌چنین الگوریتم EA نیز بعد از الگوریتم GWO دارای دقت بالاتری نسبت به الگوریتم GA می‌باشد. بنابراین می‌توان این‌گونه اظهار کرد که الگوریتم GWO نسبت به دو الگوریتم دیگر مورد استفاده از قابلیت بالایی در تخمین بار معلق رسوبی برخوردار است.

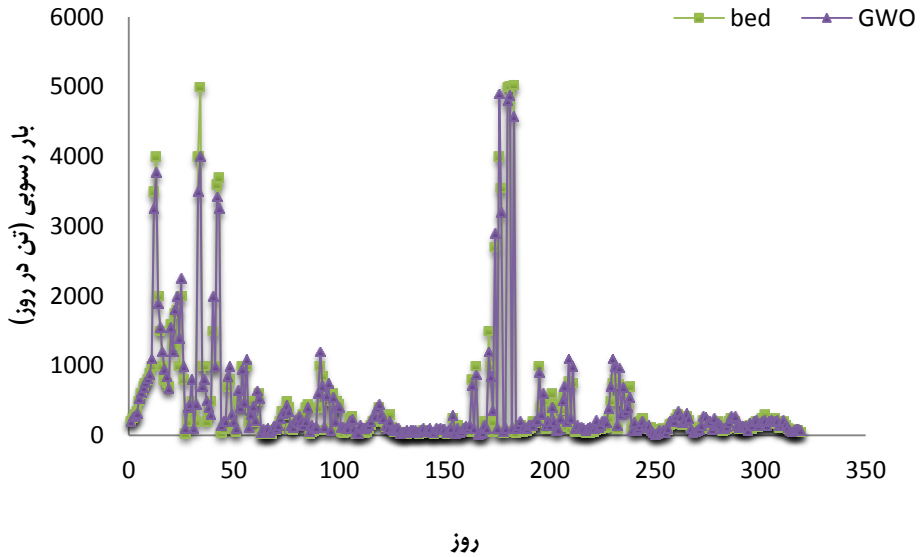
میانگین مقادیر به دست آمده برای الگوریتم‌های مورد استفاده در جدول ۷ آمده است.

همان‌گونه که در جدول ۷ آمده است، نتایج حاصل از الگوریتم GWO در مقایسه با نتایج دو الگوریتم دیگر، بهتر است و روند خاصی در خطاها که حاکی از تجمع خطا در مدل‌ها باشد، ملاحظه نمی‌گردد. با توجه به این‌که دو الگوریتم GWO و EA جواب‌های بهینه‌تری در مقایسه با الگوریتم GA ارائه نمودند، در این بخش به مقایسه‌ی جواب‌های این دو الگوریتم بهینه با مقادیر مشاهداتی پرداخته شده است تا بهینه‌ترین مدل معرفی گردد (شکل‌های ۵ و ۶).

همان‌گونه که از شکل‌ها نیز مشخص است نتایج حاصل از پیش‌بینی مقادیر رسوب توسط الگوریتم GWO در مقایسه با الگوریتم EA تطابق خوب و مناسبی با مقادیر مشاهداتی داشته و این کارایی و انعطاف‌پذیری قابل قبول الگوریتم GWO را نشان می‌دهد.

جدول ۷- میانگین مقادیر به دست آمده برای معیارهای R^2، RMSE و NSE توسط الگوریتم‌های فراابتکاری GA، GWO و EA

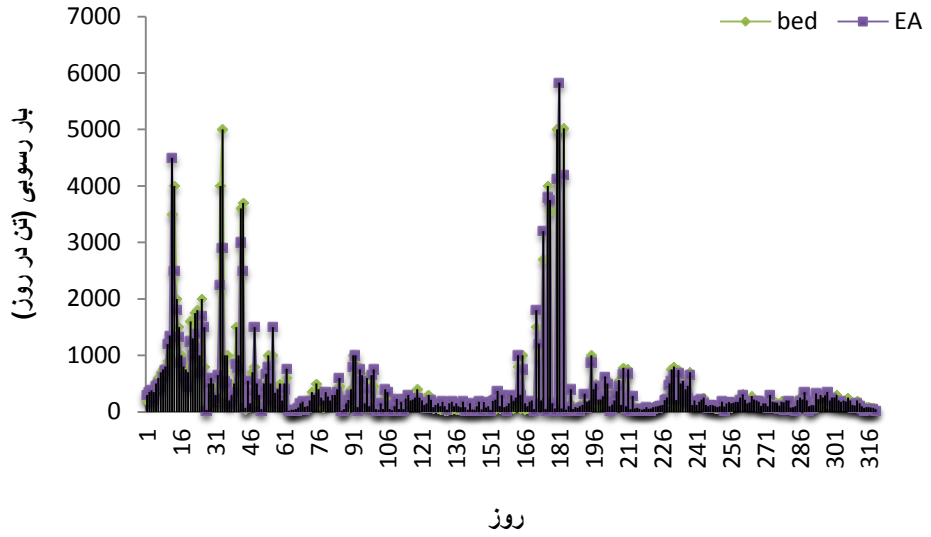
الگوریتم	GA	GWO	EA
R^2	۰/۸۳	۰/۹۶	۰/۹۰
RMSE	۰/۰۴۱	۰/۰۲۲	۰/۰۲۸
NSE	۰/۷۰	۰/۷۴	۰/۷۲



شکل ۵- مقایسه‌ی مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط الگوریتم GWO

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ٦- مقایسه‌ی مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط الگوریتم EA

مقایسه نتایج پژوهش حاضر با سایر مطالعات انجام یافته در این زمینه نشان‌دهنده دقت قابل قبول و در اکثر موارد بیش‌تر روش‌های به‌کار رفته در این پژوهش می‌باشد. چنان‌که در پژوهش مشابهی کیسی، مدل هیبریدی جدیدی بر مبنای رویکرد فازی تکاملی (EF) و الگوریتم ژنتیک جهت پیش‌بینی رسوب معلق روزانه رودخانه‌ای در کالیفرنیای ایالات متحده به‌کار برد. نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی R^2، RMSE و MAE برای روش EF به‌ترتیب برابر با ۰/۹۱، ۴۸۴۳ و ۱۶۰۴ به‌دست آمد (Kisi, 2016). محمدرضاپور و همکاران، با استفاده از الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات به بهینه‌سازی ضرایب معادله منحنی سنجه رسوب ایستگاه کهک بر روی رودخانه سیستان پرداختند و نتایج به‌دست آمده از این مدل‌ها را با منحنی سنجه رسوب مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که مدل الگوریتم ژنتیک با مقدار ۳۳۴۸۴/۴۷ تن در روز در ایستگاه کهک دارای کم‌ترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا و پس از آن، الگوریتم ازدحام ذرات با مقدار ۳۴۷۵۴/۳۱ تن در روز و سپس منحنی سنجه رسوب با ۳۵۷۲۳/۹۰ دارای کم‌ترین مقادیر می‌باشند (محمدرضاپور و همکاران، ۱۳۹۴). ستاری و همکاران، عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و و رگرسیون بردار پشتیبان را در مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه اهرچای مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج مطالعه‌ی ایشان نشان داد مدل درختی M5 با ضریب همبستگی ۰/۹۳ و و روش رگرسیون بردار پشتیبان با ضریب همبستگی ۰/۸۹ عملکرد بهتری نسبت به روش متداول منحنی سنجه رسوب در تخمین بار رسوب رودخانه اهرچای دارند (ستاری و همکاران، ۱۳۹۵). نتایج پژوهش حاضر نیز حاکی از آن است که الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری با مقادیر R^2=0.96، RMSE=0.022 و NSE=0.74 عملکرد مطلوب‌تری نسبت به سه الگوریتم مورد استفاده دیگر (انتخابات، رقابت استعماری و ژنتیک) داشته و می‌تواند به‌عنوان روش جایگزین در پیش‌بینی و برآورد رسوب معلق مورد استفاده قرار گیرد.

با توجه به این‌که، پیش‌بینی و برآورد صحیح غلظت رسوبات در رودخانه‌ها جهت برنامه‌ریزی و مدیریت پروژه‌های منابع آبی بسیار مهم است، از این‌رو در این بخش، پس از اثبات قدرت، دقت و کارایی الگوریتم GWO، میزان رسوب رودخانه‌ی زرینه‌رود برای ۵ سال آتی توسط الگوریتم GWO پیش‌بینی گردید (شکل ۷).

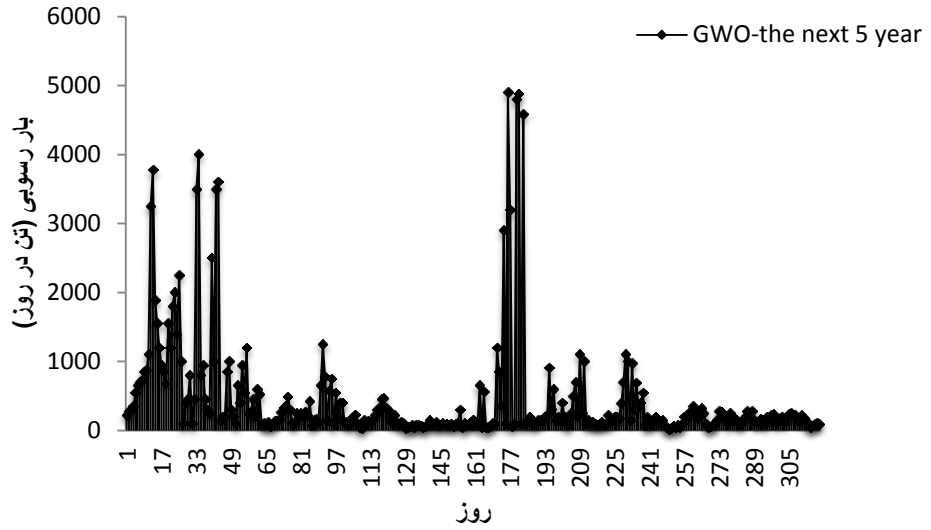
با توجه به شکل ۷ و نتایج حاصله از بررسی‌های انجام شده در این پژوهش، در حالت کلی می‌توان نتیجه گرفت، نتایج حاصل از اجرای الگوریتم رقابت استعماری (GWO) نسبت به دو الگوریتم EA و GA در پیش‌بینی مقادیر بار معلق رسوبی رضایت‌بخش بوده و از سرعت مناسب، انعطاف‌پذیری و کارایی بالایی برخوردار است.

نتیجه‌گیری

هدف از انجام این پژوهش، به‌کارگیری سه الگوریتم GA، GWO و EA در پیش‌بینی و برآورد میزان رسوب معلق رودخانه زرینه‌رود واقع در بخش جنوب‌شرقی دریاچه ارومیه می‌باشد که از داده‌های ۱۰ ساله دبی جریان و دبی رسوب اندازه‌گیری شده در ایستگاه ساریقمیش بر روی رودخانه زرینه‌رود استفاده شد. هر سه مدل الگوریتم‌ها در نرم‌افزار متلب کدنویسی شدند.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۷- پیش‌بینی میزان رسوب رودخانه زرینه‌رود برای ۵ سال آتی (۱۴۰۲-۱۳۹۷)

متغیرهای ورودی شامل دبی و بار معلق رسوب در روز مورد نظر بودند که با استفاده از پارامتر RMSE اقدام به شناسایی و انتخاب ساختار بهینه جهت ورود داده به هر سه الگوریتم شد. به‌صورت تجربی از ۷۰ درصد داده‌های موجود جهت آموزش مدل‌ها و از ۳۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون مدل‌ها استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد که الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری (GWO) در مقایسه با دو الگوریتم انتخابات (EA) و ژنتیک (GA) دارای دقت بالاتری (با ضریب تبیین برابر با ۰/۹۳ و ۰/۹۶ در داده‌های صحت‌سنجی در پیش‌بینی مقادیر بار معلق رسوبی در مقایسه با دو الگوریتم دیگر) در پیش‌بینی و برآورد بار معلق رسوبی می‌باشد. هم‌چنین نتایج حاکی از آن بود که الگوریتم GWO مقادیر تابع هدف را نسبت به دو الگوریتم EA و GA به مقدار مطلوب‌تری کمینه می‌نماید. لذا می‌توان نتیجه‌گیری کرد که با انتخاب دبی و بار معلق رسوب در روز مورد نظر، می‌توان به بهترین نتیجه از الگوریتم GWO در منطقه مورد مطالعه دست یافت.

منابع

امامی، س و چوپان، ی. ۱۳۹۸. کاربرد الگوریتم رقابت استعماری در تخمین مقادیر بار معلق رسوبی. مجله‌ی هیدروژئولوژی. ۱،۴: ۷۹-۷۰.

خورشید دوست، ع. م.، فیض‌الله‌پور، م و صدرافشاری، س. ۱۳۹۴. ارزیابی قابلیت مدل سیستم استنتاجی فازی عصبی (ANFIS) در تخمین مقادیر بار معلق رسوبی و مقایسه آن با دو نوع از مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی. مجله‌ی جغرافیا و توسعه، ۴۱: ۱۸۵-۲۰۰.

دهقانی، ا. ا.، زنگانه، م. ا.، مساعدی، ا و کوهستانی، ن. ۱۳۸۸. مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی. مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی. ۱۶: ۳۶-۵۱.

دهقانی، ا. ا.، محمدی، م.، م و هزارجریبی، ا. ۱۳۸۹. تخمین رسوب معلق رودخانه بهشت‌آباد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. ۱۷: ۱۶۸-۱۵۹.

رستگار، ح و حبیبی، م. ۱۳۹۰. ارزیابی پنج روش برآورد رسوب در رودخانه جگین در استان هرمزگان. مهندسی و مدیریت آبخیز. ۳(۳).

فنفوری، ز.، آرمان، ن.، فرجی، م و خرسندی، ز. ۱۳۹۶. تعیین عوامل مؤثر بر رسوب‌دهی با استفاده از روش‌های آماری (مطالعه موردی: حوضه سیدآباد). مجله مهندسی و مدیریت آبخیز. ۹(۲): ۱۹۰-۲۰۴.

قربانی، م. ع و دهقانی، ر. ۱۳۹۶. مقایسه روش‌های شبکه عصبی بیزین و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین رسوبات معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: سیمینه‌رود). مجله علوم و تکنولوژی محیط زیست. ۱۹(۲).

میرباقری، س. ا و رجائی، ط. ۱۳۸۳. تخمین بار معلق رودخانه زهره با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. اولین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف.

محمدرضاپور، ا. ا.، حقیقت‌جو، پ. و زینلی، م. ج. ۱۳۹۴. مقایسه الگوریتم ازدحام ذرات و ژنتیک در بهینه سازی ضرایب معادله

www.SID.ir

Archive of SID

منحنی سنجه رسوب در برآورد دبی رسوب معلق رودخانه سیستان؛ مطالعه موردی ایستگاه کهک. نشریه آبیاری و آب ایران. ۲،۶: ۸۹-۷۶.

ستاری، م. ت.، رضازاده جودی، ع.، صفدری، ف. و قهرمانیان، ف. ۱۳۹۵. ارزیابی عملکرد روش‌های مدل درختی M5 و رگرسیون بردار پشتیبان در مدل‌سازی رسوب معلق رودخانه. نشریه حفاظت منابع آب و خاک، ۱،۶: ۱۲۴-۱۰۹.

Nagy, H. M., Watanabe, K. and Hirano, M. 2002. Prediction of Sediment Load Concentration in Rivers using Artificial Neural Network Model, Journal of Hydraulic Engineering. 128.6: DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:6(588).

Ebrahimi, H., Jabbari, E. and Ghasemi, M. 2013. Application of Honey-Bees Mating Optimization algorithm on Estimation of Suspended Sediment Concentration. World Applied Sciences Journal. 22.11: 1630-1638.

Mirjalili, S. Mirjalili, S. M. and Lewis, A. 2014. Grey wolf optimizer. Advances in Engineering Software, 69.92: 46-61.

Mech, L. D. 1999. Alpha Status, Dominance, and Division of Labor in Wolf Packs. Canadian Journal of Zoology. 77.8: 1196-1203.

Muro, C., Escobedo, R., Spector, L. and Coppinger, R. 2011. Wolf-pack (Canis Lupus) Hunting Strategies Emerge from Simple Rules in Computational Simulations, Behavioural Processes, 88.3: 192-197.

Emami, H. and Derakhshan, F. 2015. Election algorithm: A new socio-politically inspired strategy. AI Communications. 28: 591–603.

Goldberg, D. E. 1989. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison – Nesley, pub. Co.

Kisi, O. 2005. Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. Hydrological sciences journal. 50.4: 683-696.

Kisi, O. 2009. Evolutionary fuzzy models for river suspended sediment concentration estimation. Journal of Hydrology. 372.1-4: 68-79.

Kisi, O. 2008.Constructing neural network sediment estimation models using a data-driven algorithm. Math. Comput. Simult. 79.1: 94-103.

Kisi, O. 2016. A new approach for modeling suspended sediment: Evolutionary fuzzy approach. Hydrology and Earth System Sciences Discussions. Doi: 10.5194/hess-2016.

www.SID.ir

Iranian Journal of Irrigation and Drainage
No. 5, Vol. 13, Dec.-Jan. 2019, p. 1426-1438

نشریه آبیاری و زهکشی ایران
شماره۵، جلد ۱۳، آذر - دی ۱۳۹۸، ص. ۱۴۳۸-۱۴۲۶

Prediction Suspended Sediment Load of Riverme Using Meta-heuristic Algorithms

H. Emami[1*], S. Emami[2], Sh. Heidari Tashe Kabud[3]
Recived: Oct.20, 2018 Accepted: Jul.05, 2019

Abstract

In many areas of Iran, there is no detailed information on the amount of erosion, sediment transport and sedimentation of rivers, and in many cases, there are many difference between measurements. Due to the fact that the flow regime and consequently the sediment regime in the watersheds are not constant, the prediction of sediment rate helps to estimate the sediment accumulated behind the structures, specially the dams, and determine the dead volume of reservoirs in the future months, and by adopting timely arrangements facilitate the deposition management to a certain extent. In this research, three optimization algorithms including Genetic Algorithm (GA), Gray Wolf Optimizer (GWO) and Election Algorithm (EA) were used to predict the suspended sediment load of the rivers. In order to evaluate the performance of the algorithms, three statistics consists of R^2, RMSE and NSE were used. The suspended sediment load of sedimentary station located in the Zarrineh-Rood river during the 2005-2015 are used as a case study. The results show GWO algorithm with values R^2=0.96, RMSE=0.022 and NSE=0.74 has a very high accuracy compared to other algorithms used.

Keywords: Suspended Sediment Load, Meta-Heuristic Algorithms, Genetic Algorithm, Gray Wolf Optimizer, Election Algorithm

1- Assistant Professor, Computer Engineering Department, University of Bonab
2- Ph.D. Student, Department of Water Engineering, University of Tabriz
3- Ph.D. Student, Department of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University
(*- Corresponding Author Email: emami@ubonab.ac.ir)

www.SID.ir