

## مقایسه عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری با منحنی سنج رسوب، مطالعه

### موردی: رودخانه زرینه‌رود

سمیه امامی<sup>۱\*</sup> و جواد پارسا<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، <sup>۲</sup> استادیار سازه‌های آبی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۱۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۶/۲۱

#### چکیده

با توجه به این که رژیم جریان و به تبع آن رژیم رسوب در حوزه‌های آبخیز ثابت نیست، پیش‌بینی دبی رسوب کمک شایانی در برآورد و مدیریت رسوب ورودی به سازه‌های آبی می‌کند. اندازه‌گیری میزان رسوب به شیوه معمول در دنیای امروز توجیه‌پذیر نبوده و ممکن است، خطای انسانی را نیز به همراه داشته باشد. از این‌رو، در این پژوهش، از سه الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی شامل الگوریتم رقابت استعماری (ICA)، الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم انتخابات (EA) برای برآورد بار رسوبی معلق رودخانه زرینه‌رود استفاده شده است. برای محاسبه دبی رسوب به‌وسیله مدل‌ها در ابتدا آمار و اطلاعات لازم در دوره آماری ۱۳۹۴-۱۳۷۲ در ایستگاه مورد مطالعه جمع‌آوری شده است. پس از پردازش داده‌ها، تعداد ۲۱۰ داده متناظر دبی و رسوب انتخاب شد. داده‌های دبی-رسوب متناظر ایستگاه مورد مطالعه به‌صورت تصادفی به دو بخش ۷۰ درصد برای واسنجی و ۳۰ درصد برای آزمون تفکیک شدند. برای ارزیابی عملکرد روش‌های پیشنهادی، از چهار آماره شامل ضریب تبیین ( $R^2$ )، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، معیار نش-سانکلیف (NSE) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) استفاده شده است. نتایج به‌دست آمده نشان داد که الگوریتم GWO با کسب مقادیر  $R^2=0.96$ ،  $RMSE=228.86$  تن در روز،  $NSE=0.74$  و  $MAE=67.32$  تن در روز، در مقایسه با سایر الگوریتم‌های به‌کار گرفته شده، از کارایی بالاتری برخوردار است که این امر می‌تواند به برنامه‌ریزی صحیح و جامع برای طراحی و ساخت سازه‌های آبی منجر شود.

**واژه‌های کلیدی:** الگوریتم‌های فراکاوشی، انتقال رسوب، حوزه آبخیز، دبی رسوب، رژیم جریان

#### مقدمه

بستر رودخانه، برآورد رسوب انتقالی به آبگیرهای جانبی، تعیین حجم مفید سدها، طراحی و نگهداری کانال‌های آبیاری، حفاظت سواحل، لایروبی کانال‌ها غیره از سوی دیگر، لزوم ارزیابی کارایی روش‌های موجود و ارائه روش‌های جدید، حائز اهمیت است (Chogani, Kazemi و Bakhtiari Yeghaneh, ۲۰۱۳). در سال‌های اخیر، استفاده از سامانه‌های

رودخانه‌ها در حین جریان و عبور از حوضه‌های مختلف، رسوبات را منتقل می‌کنند و در مسیر خود باعث فرسایش و رسوب‌گذاری می‌شوند. با توجه به پیچیدگی فرایند انتقال رسوب از یک طرف و اهمیت بسیار زیاد آن در بسیاری از پروژه‌های مهندسی مانند طراحی و برنامه‌ریزی منابع آب، مورفولوژی و تغییرات

سنگه رسوب برخوردار است. Kisi و همکاران (۲۰۱۲)، نتیجه گرفتند که روش برنامه‌نویسی ژنتیکی نسبت به روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی تطبیقی فازی-عصبی<sup>۵</sup> و مدل‌های ماشین بردار پشتیبان<sup>۶</sup>، در پیش‌بینی و برآورد رسوب معلق روزانه، عملکرد بهتری دارد. همچنین، پژوهشگران (Roshangar و همکاران، ۲۰۱۵)، پیش‌بینی بار رسوبی رودخانه قطورچای با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) و الگوریتم ژنتیک (GA) را انجام داده، نتیجه گرفتند الگوریتم‌های تکاملی در بهینه‌سازی و پیش‌بینی صریح بار رسوبی کل رودخانه قطورچای بسیار کارا هستند. Mohamadrezapour و همکاران (۲۰۱۵)، از الگوریتم‌های ژنتیک (GA) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)<sup>۷</sup> برای بهینه‌کردن ضرایب منحنی سنگه رسوب ایستگاه کهک قم استفاده کرده، نتیجه گرفتند که مدل الگوریتم GA دارای بهترین نتیجه و پس از آن، الگوریتم PSO نسبت به منحنی سنگه رسوب دارای نتایج بهتری بود. Vafaienejad و همکاران (۲۰۱۷)، در پژوهشی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و تبرید شبیه‌سازی شده (SA)<sup>۸</sup>، به بهینه‌سازی ضرایب معادله منحنی سنگه رسوب ایستگاه شهر بیجار اقدام کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل الگوریتم بهینه‌سازی PSO دارای کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا در مقایسه با الگوریتم SA در کمینه‌کردن خطای حاصل از داده‌های محاسبه‌شده و مقادیر واقعی است. Bahmanesh و همکاران (۲۰۱۷)، عملکرد روش‌های مختلف برآورد بار معلق رودخانه‌های قطور، زنگمار و باراندوزچای را مورد مقایسه قرار دادند و نشان دادند، استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌عنوان روشی مناسب برای برآورد منحنی سنگه رسوب در ایستگاه‌های مورد مطالعه است. Naseri و همکاران (۲۰۱۸)، با استفاده از الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی ضرایب معادله سنگه رسوب رودخانه‌های گرگانرود (ایستگاه قزاقلی) و فریمان (ایستگاه باغ عباسی) پرداختند و به

هوشمند برای افزایش دقت برآورد بار معلق رسوب انتقال‌یافته به‌وسیله رودخانه‌ها رواج بیشتری یافته است. زیرا عدم توجه کافی به میزان و تغییرات مقدار رسوب یک رودخانه (Movahed و Kamanbedast، ۲۰۰۹) مسائل و مشکلات بسیاری را در رابطه با عمر اقتصادی، بهره‌وری پروژه و سرمایه‌گذاری صورت گرفته، پدید می‌آورد (Chogani، ۲۰۱۶؛ Keramati Roustami، ۲۰۱۳). تا کنون، پژوهش‌های زیادی به‌وسیله پژوهشگران مختلف در زمینه انتقال رسوب و برآورد آن در رودخانه‌ها انجام شده است (Kitsikoudis و همکاران، ۲۰۱۴؛ Afan و همکاران، ۲۰۱۵؛ Sheikhalipour و همکاران، ۲۰۱۶؛ Hayatzadeh و همکاران، ۲۰۱۷). Movahed و Kamanbedast (۲۰۰۹)، به بهینه‌سازی مدل انتقال رسوب با استفاده از الگوریتم تکامل رقابتی جوامع (SCE)<sup>۱</sup> در حوزه آبخیز رودخانه کرخه پرداختند. نتایج بهینه‌سازی نشان داد که الگوریتم SCE توانایی خوبی در بهینه‌سازی پارامترها و ضرایب عددی مدل‌سازی ریاضی داراست. Abdi-Dehkardi و همکاران (۲۰۱۱)، ضرایب معادله منحنی سنگه<sup>۲</sup> را با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک (GA)<sup>۳</sup>، بهینه کردند و نتیجه گرفتند که استفاده از روش‌های هوشمند، عملکرد روش مرسوم منحنی سنگه را به میزان قابل توجهی بهبود می‌بخشد.

Zakaria و همکاران (۲۰۱۰)، بار بستر سه رودخانه مالزی را با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن<sup>۴</sup> پیش‌بینی کردند و نتیجه گرفتند که روش به‌کار گرفته‌شده قابلیت پیش‌بینی و رفع مشکلات موجود در برنامه‌های غیرخطی مهندسی را دارا است. Mohamadrezapour و همکاران (۲۰۱۱)، از الگوریتم ژنتیک (GA) برای بهینه‌کردن رابطه بین دبی جریان و دبی رسوب ایستگاه نوده واقع بر رودخانه گرگانرود استفاده کردند که نتایج به‌دست آمده با منحنی سنگه رسوب مقایسه شد. ارزیابی نتایج نشان داد که الگوریتم (GA) از دقت بالاتری نسبت به منحنی

<sup>5</sup> Adaptive neuro fuzzy inference system

<sup>6</sup> Support vector machine

<sup>7</sup> Particle Swarm Optimization

<sup>8</sup> Simulated annealing Algorithm

<sup>1</sup> Shuffled Complex Evolution algorithm

<sup>2</sup> Sediment rating curve

<sup>3</sup> Genetic Algorithm

<sup>4</sup> Gene expression programming

الگوریتم با مدل‌سازی ریاضی فرایند اجتماعی-سیاسی که استعمار، از آن برای ارائه یک الگوریتم قوی و کارا در حوزه بهینه‌سازی استفاده می‌کند (Atashpaz- و Gargari, ۲۰۰۷).

از مدت زمان کوتاه پس از ارائه، این الگوریتم‌ها در حل مسائل بسیاری در حوزه بهینه‌سازی استفاده شده است. با بررسی مطالعات انجام‌شده در این زمینه، مشخص شد که دامنه مطالعات در خصوص به کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری نوین در بهینه‌سازی و برآورد مقدار رسوب رودخانه‌ها، محدود و بیشتر مطالعات معطوف به کاربرد روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم فراابتکاری ژنتیک و ارزیابی عملکرد این الگوریتم در برآورد مقدار رسوب رودخانه‌ها بوده است. با توجه به بررسی پژوهش‌های انجام‌گرفته پیشین، پژوهش‌های اندکی در زمینه استفاده از روش‌های نوینی همچون الگوریتم‌های فراابتکاری برای پیش‌بینی بار رسوب معلق در حوزه‌های آبخیز 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 الگوریتم‌های نوین فراابتکاری بهینه‌ساز شامل الگوریتم رقابت استعماری (ICA)، انتخابات (EA) و گرگ خاکستری (GWO)، در پیش‌بینی بار رسوب معلق رودخانه زربینه رود واقع در جنوب شرقی دریاچه ارومیه پرداخته شده است. در نهایت، کارایی هر سه الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش با دستاوردهای دیگر پژوهشگران مقایسه شده است.

### مواد و روش‌ها

**منطقه مورد پژوهش و داده‌ها:** زربینه رود در جلگه جنوبی دریاچه ارومیه، جریان دارد. این رودخانه با طول ۳۰۲ کیلومتر یکی از طویل‌ترین و پرآب‌ترین رودهای شمال غرب کشور است که از کوه‌های چهل چشمه در سقز سرچشمه می‌گیرد و پس از گذر از شهرستان‌های بوکان، شاهین‌دژ و میاندوآب در جنوب دریاچه ارومیه ضمن تشکیل یک دلتای وسیع به عرض حدود ۱۰ کیلومتر به دریاچه ارومیه می‌ریزد. میانگین خروجی این رودخانه برابر با ۱۸۱۳ متر

این نتیجه رسیدند که مدل الگوریتم ژنتیک برای ایستگاه قزاقلی و باغ عباسی به ترتیب با ضریب نش-سانتکلیف ۰/۵ و ۰/۷۲ و ضریب تبیین ۰/۵ و ۰/۸۹ عملکرد بهتری نسبت به منحنی سنجه رسوب دارند. در پژوهشی دیگر، Tabatabaie و همکاران (۲۰۱۹) بیان داشتند که استفاده از الگوریتم NSGA-II سبب افزایش کارایی مدل شده، به نحوی که نتایج آن از نتایج دیگر مدل‌های مرسوم منحنی سنجه رسوب بهتر است.

الگوریتم‌های بهینه‌ساز گرگ خاکستری (GWO)، انتخابات (EA) و رقابت استعماری (ICA)، از انواع الگوریتم‌های فراابتکاری جدید هستند که در سال‌های اخیر با هدف بهینه‌سازی و با رویکرد نوین مدل‌سازی با استراتژی چندعاملی و مبتنی بر جمعیت ابداع شده‌اند.

الگوریتم گرگ خاکستری<sup>۱</sup> (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 و همکاران، ۲۰۱۴). این الگوریتم دارای سه مرحله اصلی شامل، مشاهده شکار، ردیابی و تعقیب آن<sup>۲</sup>، نزدیک‌شدن، احاطه کردن شکار و گمراه کردن آن تا زمانی که از حرکت باز بماند<sup>۳</sup> و حمله به شکار<sup>۴</sup> است (Muro و همکاران، ۲۰۱۱؛ Mech، ۱۹۹۹).

الگوریتم انتخابات<sup>۵</sup> (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 می‌شود (Emami و Derakhshan، ۲۰۱۵). الگوریتم رقابت استعماری<sup>۶</sup> (ICA)، در سال ۲۰۰۷ با هدف بهینه‌سازی و با رویکرد نوین مدل‌سازی فرایندهای سیاسی-اجتماعی ابداع شده است. الگوریتم رقابت استعماری الگوریتم جدیدی در حوزه بهینه‌سازی هوشمند است که توجه پژوهشگران بسیاری را به خود جلب کرده است. این

<sup>1</sup> Gray Wolf Optimizer Algorithm

<sup>2</sup> Tracking and approaching

<sup>3</sup> Pursing and encircling

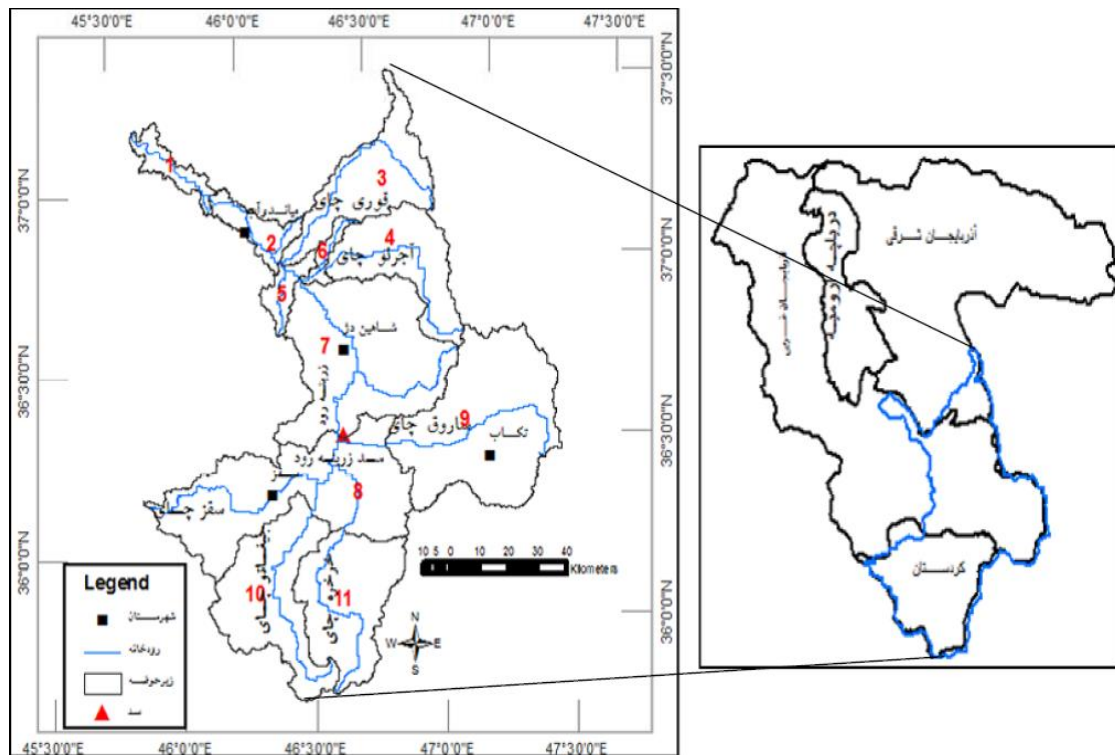
<sup>4</sup> Attacking

<sup>5</sup> Election Algorithm

<sup>6</sup> Imperialist Competitive Algorithm

و  $30^{\circ} 35'$  تا  $36^{\circ} 45'$  عرض شمالی گسترده شده است. در شکل ۱، موقعیت رودخانه زرينه رود نشان داده شده است.

مکعب بر ثانیه و مساحتی در حدود ۱۱۸۵۰ کیلومتر مربع را به خود اختصاص داده است. این حوزه آبخیز در مختصات جغرافیایی  $45^{\circ} 45'$  تا  $47^{\circ} 15'$  طول شرقی



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز رودخانه زرينه رود (Mansoori و همکاران، ۲۰۱۵)

الگوریتم گرگ خاکستری، انتخابات، رقابت استعماری و همچنین، با استفاده از رابطه رگرسیونی بین دبی آب و دبی رسوب استفاده شده است. نکته مهم در انتخاب داده‌های آزمون آن است که گستره وسیع از انواع داده‌ها را در بر می‌گیرد. به این منظور، در گزینش داده‌های صحت‌سنجی سعی شد، مقادیر بیشینه و کمینه را در بر نگیرد و نیز سری داده‌های واسنجی و صحت‌سنجی به لحاظ پارامترهای میانگین و انحراف معیار به هم نزدیک باشند. در جدول ۱، مشخصه‌های آماری دبی و بار رسوب معلق ایستگاه زرينه رود ارائه شده است.

در شکل ۲، دبی جریان روزانه و دبی رسوب ایستگاه مورد مطالعه نشان داده شده است. پراکندگی داده‌ها، تراکم نمونه‌برداری را در دبی‌های پایین و نمونه‌برداری معدود از دبی‌های سیلابی را نشان می‌دهد.

به منظور انجام پژوهش حاضر، از داده‌های رسوب معلق روزانه مربوط به ایستگاه ساریقمیش روی رودخانه زرينه رود استفاده شد. طول دوره آماری مذکور از سال ۱۳۷۲ تا ۱۳۹۴ و شامل ۲۱۰ داده است که به صورت روزانه جمع‌آوری شده است.

برای انجام محاسبات باید اطمینان کافی از همگن بودن داده‌ها داشت. برای این منظور آزمون همگنی داده‌ها در طول دوره آماری انتخابی با استفاده از روش جرم مضاعف بررسی شد. نتایج نشان داد که داده‌ها در ایستگاه زرينه رود دارای همگنی هستند. پس از اطمینان از همگنی، به منظور مقایسه توانایی و کارایی الگوریتم‌های مورد استفاده با توجه به تعداد داده‌های موجود و بر اساس نتایج ارائه شده در مطالعات پیشین و همانند روش‌های معمول پیش‌بینی، از دو سوم داده‌ها (۷۰ درصد داده‌ها) برای واسنجی مدل‌ها و یک سوم (۳۰ درصد باقی‌مانده) برای صحت‌سنجی پارامترهای به دست آمده با استفاده از سه مدل

**الگوریتم گرگ خاکستری (GWO): شکل ۳،**

نمودار جریان الگوریتم GWO را نشان می‌دهد.

**الگوریتم انتخابات (EA): شکل ۴، نمودار**

جریان الگوریتم EA ارائه شده است.

**الگوریتم‌های مورد استفاده: در مراحل مختلف**

انجام این پژوهش، به منظور برآورد مقادیر بار رسوب

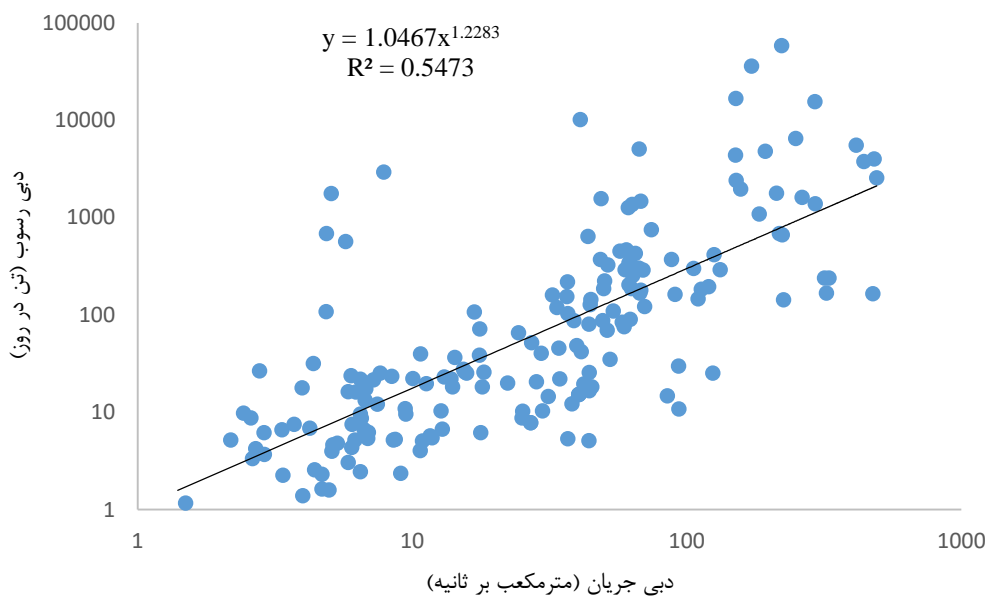
معلق، الگوریتم‌های ICA، GWO و EA با چندین

ساختار ورودی که شامل دبی روزانه و بار رسوب معلق

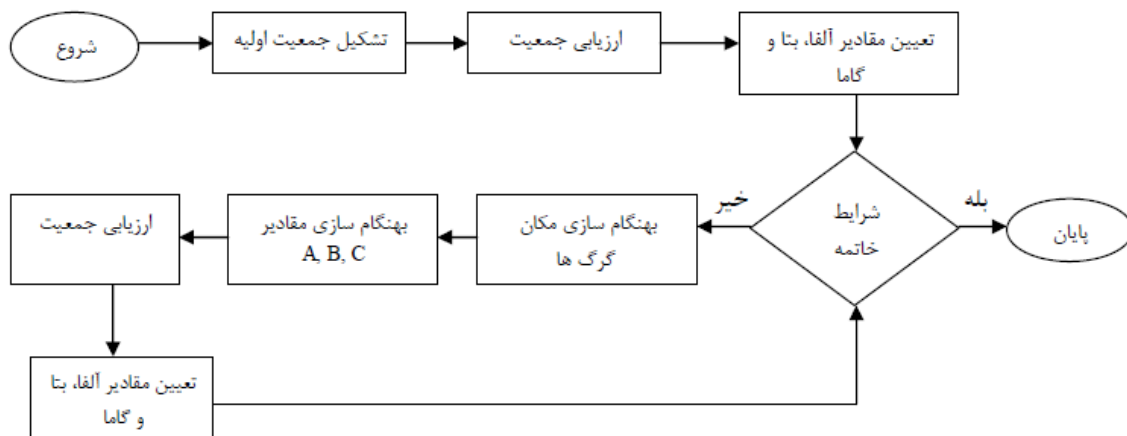
بود، مورد استفاده قرار گرفت.

**جدول ۱- پارامترهای آماری روزانه ایستگاه زرينه‌رود برای دوره‌های واسنجی و آزمون**

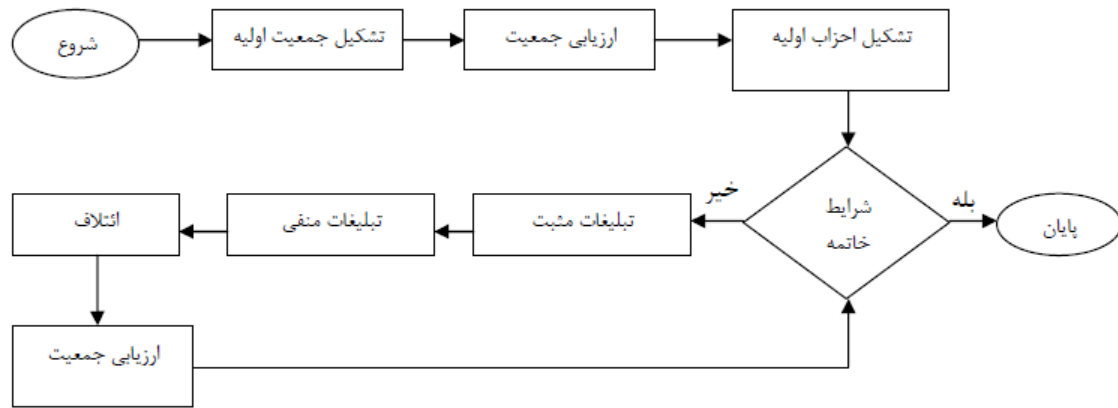
چولگی	ضریب تغییرات	انحراف معیار	میانگین	مقدار بیشینه	مقدار کمینه	نوع داده	
۶/۹۰	۵/۱۲	۱۲۱	۴۱۰	۱۰۲۲	۰/۳۰	دبی	داده‌های
۹/۲۸	۵/۹۴	۷۳۴/۲	۳۲۰۰	۷۲۵۱	۴	رسوب (tonday <sup>-1</sup> )	واسنجی
۸/۲۶	۳/۲	۸۹	۲۱۵	۴۶۹	۰/۱۰	دبی	داده‌های
۹/۸۱	۵/۸۷	۷۲۶/۶	۳۱۰۰	۷۰۳۶	۲	رسوب (tonday <sup>-1</sup> )	آزمون



**شکل ۲- نمودار دبی جریان-دبی رسوب ایستگاه هیدرومتری ساریقمیش**



**شکل ۳- نمودار جریان الگوریتم گرگ خاکستری**



شکل ۴- نمودار جریان الگوریتم انتخابات

$$Qr_t \quad (2)$$

$$Qr_t, Qr_{t-1} \quad (3)$$

$$Qr_t, Qr_{t-1}, Sr_{t-1} \quad (4)$$

که در آن‌ها،  $Qr_t$  و  $Sr_t$  معرف دبی و بار معلق رسوب در  $t$  روز است. برای تعیین ساختارهای ورودی مناسب، مقادیر مناسب بر طبق جدول ۲ مانند جمعیت اولیه، تبلیغات مثبت و منفی، مقدار ائتلاف، تعداد کشورها، تعداد گرگ‌ها و غیره برای بخش‌های مختلف الگوریتم‌ها انتخاب شد. در الگوریتم‌های بهینه‌سازی پارامترهایی وجود دارند که تغییرات آن‌ها باعث تغییر عملکرد الگوریتم می‌شود و در سرعت همگرایی و مرغوبیت جواب‌ها تأثیرگذار 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 ۲ آورده شده است. اندازه جمعیت در تمامی الگوریتم‌ها برابر ۱۰۰ و تعداد تکرار الگوریتم‌ها برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

#### استانداردسازی داده‌ها: هدف از استانداردسازی

داده‌ها، یکسان‌سازی اهمیت ورودی‌های مختلف به مدل‌های مورد استفاده است. استانداردسازی داده‌ها کمک می‌کند که اهمیت آن‌ها به واحد اندازه‌گیری‌شان بستگی نداشته باشد. در نتیجه در مواردی از جمله، داده‌کاوی و تحلیل داده‌های چند متغیره از داده‌های استاندارد شده استفاده می‌شود.

#### الگوریتم رقابت استعماری (ICA): به‌طور خلاصه

این الگوریتم، از چندین کشور، در حالت اولیه شروع می‌شود. کشورها در حقیقت جواب‌های ممکن مسئله هستند و معادل کروموزوم در الگوریتم ژنتیک و ذره در بهینه‌سازی گروه ذرات هستند. همه کشورها، به دو دسته تقسیم می‌شوند: امپریالیست و مستعمره. کشورهای استعمارگر با اعمال سیاست جذب (همگون‌سازی) در راستای محورهای مختلف بهینه‌سازی، کشورهای مستعمره را به سمت خود می‌کشند. رقابت امپریالیستی در کنار سیاست همگون‌سازی، هسته اصلی این الگوریتم را تشکیل می‌دهد و باعث می‌شود که کشورها به سمت حداقل مطلق تابع حرکت کنند (Atashpaz Gargari, ۲۰۰۷).

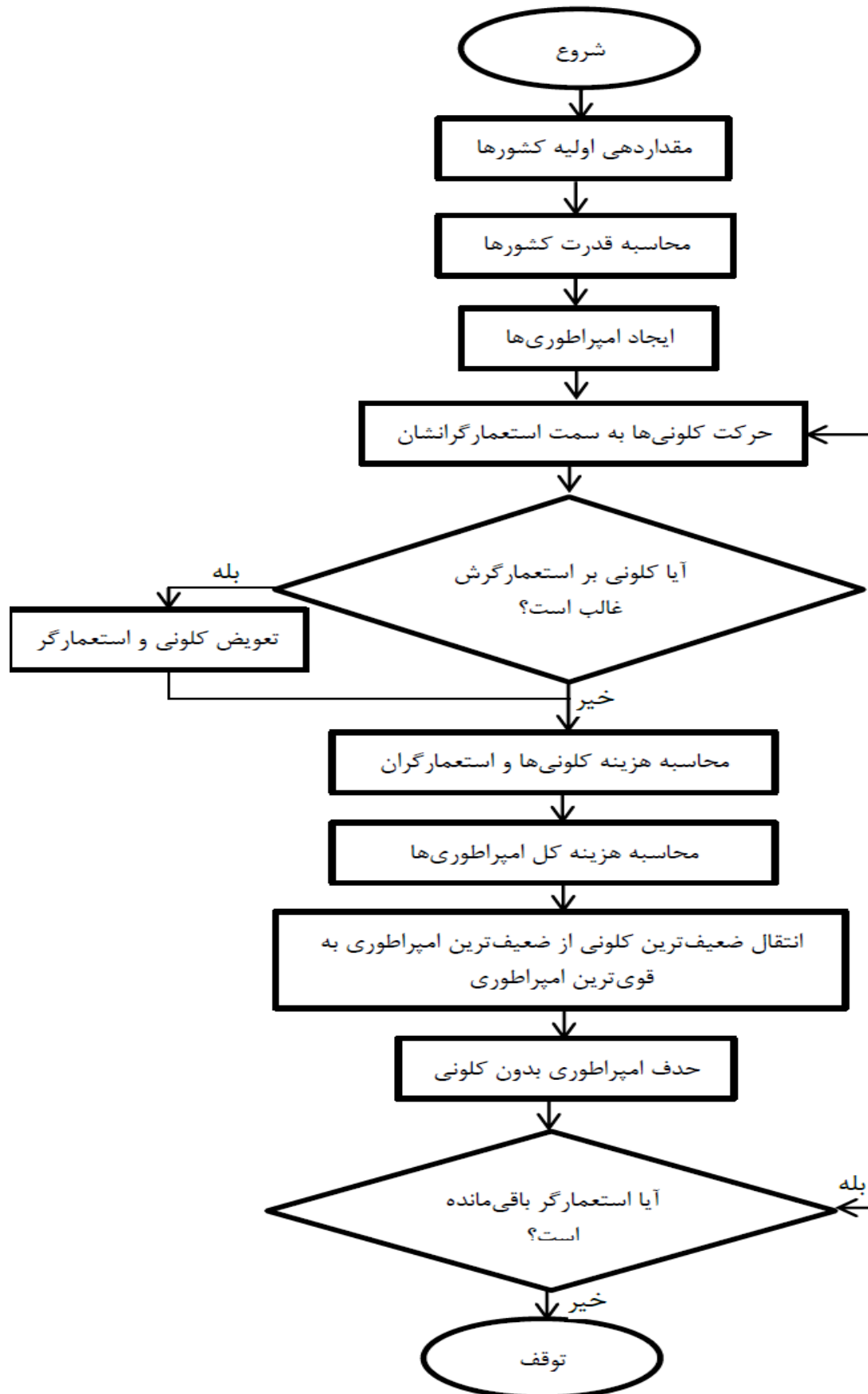
در شکل ۵، نمودار جریان الگوریتم ICA نشان داده شده است.

#### تعریف مسئله

**تابع هدف:** هدف از انجام این پژوهش، کمینه‌کردن اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری شده رسوب واقعی ( $Q_o$ ) و مقادیر محاسبه شده رسوب ( $Q_m$ ) با استفاده از سه الگوریتم مورد استفاده است. تابع هدف مد نظر در این پژوهش به‌صورت رابطه (۱)، در نظر گرفته شده است.

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

که در آن،  $u$  عامل ورودی و  $g(u)$  تابع هدف است. همچنین، برای تعیین ساختارهای ورودی مناسب، کدهای عددی برای هر سه الگوریتم نوشته و پس از آزمودن کدها، بهترین ساختار ورودی بر اساس شاخص‌های ارزیابی برای الگوریتم‌های مورد استفاده انتخاب شد (روابط ۲ تا ۴).



شکل ۵- نمودار جریان الگوریتم رقابت استعماری

جدول ۲- پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم‌های ICA، GWO و EA

پارامتر	الگوریتم
تعداد کشورها: ۵۰۰	ICA
تعداد امپراطوری اولیه: ۳۰	
تعداد دهه‌ها (تکرارهای الگوریتم): ۱۰۰	
تعداد گرگ‌ها: ۱۰۰	GWO
محدوده پایین: ۳۰	
محدوده بالا: -۳۰	
اندازه جمعیت اولیه: ۱۰۰	EA
تعداد کاندیداها: ۷	
تعداد رأی‌دهندگان: ۹۳	
مقدار ائتلاف: ۰/۲	
مقدار انتخاب: ۰/۳	

### نتایج و بحث

بیشینه رسوب پیش‌بینی شده و وزن کلی رسوب معلق به‌وسیله الگوریتم‌های GWO، EA و ICA با یکدیگر و با مقادیر مشاهداتی در جدول‌های ۳ و ۴، مقایسه شده است.

از آن‌جایی که تخمین حجم کلی بار رسوب معلق نقش تعیین‌کننده‌ای در مدیریت منابع آب دارا می‌باشد، در همین راستا، وزن کلی رسوب معلق به‌وسیله هر سه الگوریتم GWO، EA و ICA پیش‌بینی شد (جدول ۳). با توجه به نتایج ارائه‌شده در جدول ۳، مشخص می‌شود که مقدار رسوب پیش‌بینی شده به‌وسیله الگوریتم GWO برابر با ۹۷۷۶۰ تن در روز است که خطای ۶/۶۵ درصد نسبت به مقدار مشاهداتی دارد و بیانگر این مطلب است که مقادیر بیشینه رسوب پیش‌بینی شده و وزن کلی رسوب معلق به‌وسیله الگوریتم GWO با مقادیر مشاهداتی خطای کمتری دارد. پس از الگوریتم GWO، الگوریتم EA با مقدار خطای نسبی ۱۳/۴ درصد نسبت به الگوریتم ICA با مقدار خطای ۳۳/۹ درصد در پیش‌بینی بیشینه رسوب نتایج مطلوب‌تری ارائه می‌کند.

در منحنی سنج رسوبی تنها دبی روز فعلی مد نظر قرار می‌گیرد، در حالی که بار رسوب معلق از دبی و مقادیر بار سوبی روزهای قبلی نیز تأثیر می‌پذیرد. مزیت و دلیل اصلی استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری، کارایی و توانایی آن‌ها در برقراری روابط بین پدیده‌های غیرخطی است. با توجه به نتایج

از آن‌جایی که وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت مدل می‌شود، بنابراین، ورودی‌ها و خروجی‌ها باید بین صفر و یک استاندارد شوند، از این‌رو داده‌های مورد استفاده به مدل‌ها به‌صورت رابطه (۵) استاندارد شدند (Larose, ۲۰۰۵).

$$Z_n = \frac{Z - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \quad (5)$$

که در آن،  $Z$  معرف داده به‌صورت خام،  $Z_{\min}$  و  $Z_{\max}$  کمینه داده‌ها و بیشینه داده‌ها است.

**معیارهای کارایی:** با استفاده از پارامترهای ضریب تبیین ( $R^2$ )<sup>۱</sup>، مجذور مربعات خطا (RMSE)<sup>۲</sup>، معیار کارایی (NSE)<sup>۳</sup> و معیار میانگین قدر مطلق خطا (MAE)<sup>۴</sup> مطابق روابط (۶) تا (۱۰)، قابلیت روش‌های پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفت (Ghorbani و Dehghani, ۲۰۱۷).

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \right]^2 \quad (6)$$

$$RMSE = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - Y_i)^2}{N} \right]^{0.5} \quad (7)$$

$$NSE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad (9)$$

که در آن‌ها،  $X_i$  مقادیر رسوب معلق پیش‌بینی شده (تن در روز)،  $Y_i$  مقادیر رسوب معلق مشاهداتی (تن در روز)،  $\bar{x}$  میانگین  $x$  و  $\bar{Y}$  میانگین  $Y$  ها است.

<sup>1</sup> Determination coefficient

<sup>2</sup> Root Mean Square Error

<sup>3</sup> Nash-Sutcliffe

<sup>4</sup> Mean Absolute Error



شاخص‌های ارزیابی مقایسه شدند. مقدار میانگین مربع خطا، ضریب تبیین و معیار کارایی به‌عنوان شاخص‌های کارایی الگوریتم‌های مورد نظر محاسبه شد. در جدول ۴، نتایج حاصل از آموزش و صحت‌سنجی الگوریتم‌های GWO، EA و ICA در برآورد مقادیر بار رسوب معلق ارائه شده است.

حاصله مشخص شد که الگوریتم GWO نسبت به دیگر الگوریتم‌ها و منحنی سنج در فرایند برقراری روابط بین بار رسوب معلق و دبی از کارایی کافی برخوردار است. در بخش آزمون یا صحت‌سنجی، اعداد به‌دست آمده از الگوریتم‌های مورد استفاده با مقادیر واقعی بار رسوب معلق در ایستگاه، بر اساس

جدول ۳- مقایسه تعدادی از رسوبات بیشینه و مجموع رسوب پیش‌بینی شده به‌وسیله هر یک از الگوریتم‌ها در دوره آزمون

درصد خطای نسبی مشاهداتی ( $\text{tonday}^{-1}$ )			نتایج حاصل از			بیشینه مقادیر رسوبی
ICA	GWO	EA	ICA	GWO	EA	$3000 <$
۲۶	۱۱/۵	۲۱/۸	۷۶۲۵	۶۲۲۰	۵۵۰۰	۷۰۳۶
۳/۶	۲/۱۴	۶/۲۴	۵۸۸۰	۵۹۷۰	۵۷۲۰	۶۱۰۱
۵/۶	۲/۱	۳/۶	۳۶۱۰	۴۶۰۰	۵۲۰۰	۴۹۷۷
۲۴/۶	۷/۵	۱۰/۷	۴۸۴۰	۴۰۲۰	۳۹۲۰	۴۱۰۲
۵/۷	۲/۳۸	۴/۴	۳۶۹۷	۳۶۴۰	۲۸۰۰	۳۸۰۶
۳۳	۴/۳۶	۲۶/۴	۳۹۶۸	۳۴۵۰	۳۲۰۰	۳۷۴۹
۱۶/۹	۷/۹۷	۱۴/۶	۵۰۳۲	۲۹۴۰	۳۶۰۰	۳۱۷۷
۲۶	۷/۴	۱۳/۳	۱۴۰۲۵۴	۹۷۷۶۰	۱۱۸۷۱۰	۱۰۴۷۲۷

جدول ۴- ارزیابی کارایی الگوریتم‌های پیشنهادی در تخمین بار معلق رسوبی در دوره واسنجی

ICA		EA		GWO	
$R^2$	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )	$R^2$	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )	$R^2$	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )
۰/۸۱	۲۳۲/۷۱	۰/۸۹	۲۲۵/۳۵	۰/۹۳	۲۲۰/۰۴

جدول ۵- ارزیابی کارایی الگوریتم‌های پیشنهادی در تخمین بار معلق رسوبی در دوره آزمون

ICA		EA		GWO	
$R^2$	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )	$R^2$	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )	$R^2$	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )
۰/۸۳	۲۳۷/۴۳	۰/۹	۲۳۱/۹	۰/۹۶	۲۲۸/۸۶

آمده برای الگوریتم‌های مورد استفاده در جدول ۶ آورده شده است.

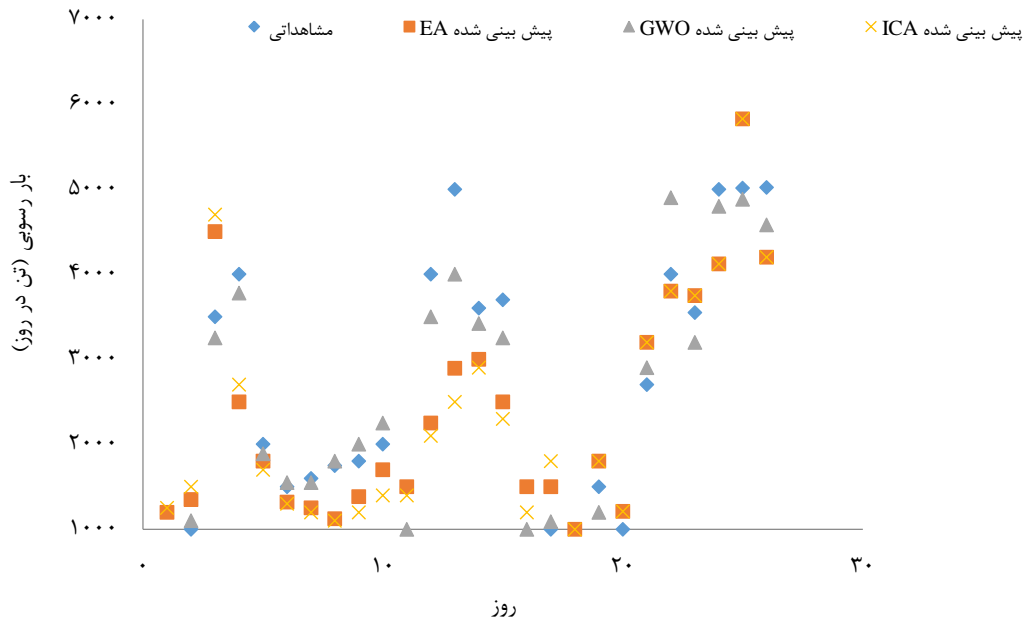
جدول ۶- میانگین مقادیر به‌دست آمده برای معیارهای  $R^2$ ، RMSE، NSE و MAE به‌وسیله الگوریتم‌های فراابتکاری ICA، GWO و EA در دوره آزمون

MAE ( $\text{tonday}^{-1}$ )	NSE	RMSE ( $\text{tonday}^{-1}$ )	$R^2$	الگوریتم
۸۱/۴	۰/۷۰	۲۳۷/۴۳	۰/۸۳	ICA
۷۳/۷	۰/۷۲	۲۳۱/۹	۰/۹۰	EA
۶۷/۳۲	۰/۷۴	۲۲۸/۸۶	۰/۹۶	GWO

همان‌گونه که از جدول‌های ۴ و ۵ مشخص است، الگوریتم GWO به‌ترتیب دارای کمترین مقدار مجذور میانگین مربعات خطا ( $\text{RMSE}=228.86$  تن در روز) و بیشترین ضریب تبیین ( $R^2=0.96$ ) در مقایسه با دو الگوریتم EA و ICA است. همچنین، الگوریتم EA نیز پس از الگوریتم GWO دارای دقت بالاتری نسبت به الگوریتم ICA می‌باشد. بنابراین، می‌توان این‌گونه اظهار کرد که الگوریتم GWO نسبت به دو الگوریتم دیگر مورد استفاده، از قابلیت بالایی در تخمین بار رسوب معلق برخوردار است. میانگین مقادیر به‌دست

GWO و EA جواب‌های بهینه‌تری در مقایسه با الگوریتم ICA ارائه کردند، در شکل ۶، به مقایسه جواب‌های هر سه الگوریتم با مقادیر مشاهداتی پرداخته شده است تا بهینه‌ترین مدل معرفی شود.

همان‌گونه که از جدول ۶ نیز مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از الگوریتم GWO در مقایسه با نتایج دو الگوریتم دیگر، مطلوب‌تر بوده، روند خاصی در خطاها ملاحظه نمی‌شود. با توجه به این که دو الگوریتم



شکل ۶- مقایسه مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده به وسیله الگوریتم‌های ICA، EA و GWO

مذکور داشته، می‌تواند به‌عنوان روشی جایگزین در پیش‌بینی و برآورد بار رسوب معلق مورد استفاده قرار گیرد. در حالت کلی می‌توان نتیجه گرفت، نتایج حاصل از اجرای الگوریتم GWO نسبت به دو الگوریتم EA و ICA در پیش‌بینی مقادیر بار رسوب معلق رضایت‌بخش بوده، از سرعت مناسب، انعطاف‌پذیری و کارایی بالایی برخوردار است.

#### نتیجه‌گیری

روش معمول برآورد رسوب معلق، منحنی تداوم جریان منحنی سنجه است، اما طبق پژوهش‌های انجام‌شده، مشخص شده است که این روش مقدار بار رسوب معلق را کمتر از مقدار واقعی برآورد می‌کند. به همین دلیل در این پژوهش، از سه الگوریتم ICA، GWO و EA برای برآورد بار رسوب معلق رودخانه زربینه رود واقع در بخش جنوب شرقی دریاچه ارومیه، استفاده شد. برای هر سه الگوریتم به‌کار گرفته‌شده، در نرم‌افزار متلب کد عددی نوشته شد. متغیرهای ورودی

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

مقایسه نتایج پژوهش حاضر با سایر مطالعات انجام‌یافته در این زمینه نشان‌دهنده دقت قابل قبول و در بیشتر موارد نشانگر کارایی بالای روش‌های به‌کار رفته در این پژوهش است. چنان‌که در پژوهش‌های مشابهی که به وسیله پژوهشگرانی همچون Kisi (۲۰۱۶) و Mohammadrezapour و همکاران (۲۰۱۶) و Sattari و همکاران (۲۰۱۶)، که با استفاده از روش‌های الگوریتم ژنتیک، مدل هیبریدی و مدل درختی M5 به پیش‌بینی بار رسوب معلق در رودخانه‌های مختلف پرداخته‌اند، الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری با مقادیر  $R^2=0.96$ ،  $RMSE=228.86$  و  $NSE=0.74$  عملکرد مطلوب‌تری نسبت به روش‌های

هدف را نسبت به دو الگوریتم EA و ICA به مقدار مطلوب‌تری کمینه می‌کند. علت تفاوت بین کارایی الگوریتم‌های به‌کار گرفته‌شده را می‌توان در قابلیت بهینه‌سازی مطلوب‌تر الگوریتم GWO برای تقریب غیرخطی با حجم کم داده‌ها جستجو کرد. با توجه به افزایش کارایی مدل‌ها در برآورد بار رسوب معلق، بررسی تغییرات رسوب در بازه‌های زمانی کوتاه‌مدت ضروری است. به‌کارگیری متغیرهای مستقل علاوه بر متغیرهای وابسته و بررسی تأثیر هر یک در برآورد بار رسوب معلق حوزه‌های آبخیز، می‌تواند به‌عنوان چالش‌های تحقیقاتی آتی مد نظر قرار گیرد.

شامل دبی و بار رسوب معلق در روز مورد نظر بودند که با استفاده از پارامتر RMSE اقدام به شناسایی و انتخاب ساختار بهینه برای ورود داده‌ها به هر سه الگوریتم شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد که الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری (GWO) در مقایسه با دو الگوریتم انتخابات (EA) و رقابت استعماری (ICA) دارای دقت بالاتری (به‌ترتیب با ضریب تبیین برابر با ۰/۹۳ و ۰/۹۶ در داده‌های صحت‌سنجی و آزمون و RMSE برابر با ۲۲۰/۰۴ و ۲۲۸/۸۶ تن در روز در مقایسه با دو الگوریتم دیگر) در پیش‌بینی و برآورد بار رسوب معلق است. همچنین، نتایج حاکی از آن بود که الگوریتم GWO مقادیر تابع

#### منابع مورد استفاده

1. Abdi-Dehkardi, M., M. Meftah-Helghi, A.A. Dehghani and M. Hesam. 2011. Application of genetic algorithm to optimize the sediment rate equation coefficient. 5th National Conference on Watershed Management and Water Resources Management in Iran (in Persian).
2. Afan, H.A., A. El-Shafie, Z.M. Yaseen, M.M. Hameed, W.H.M. Wan Mohtar and A. Hussain. 2015. ANN-based sediment prediction model utilizing different input scenarios. *Water Resources Management*, 29(4): 1231-1245 (in Persian).
3. Atashpaz Gargari, A. 2008. Development of social optimization algorithm and its efficiency review. MSc Thesis, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tehran, 125 pages.
4. Bahmanesh, J., M. Mohammadpour and M. Mehdi Bateni. 2017. Comparison of river suspended sediment load estimation using regression and GA methods. *Journal of Watershed Management Research*, 8(16): 132-141.
5. Chogani, Z. 2016. Suspended sediment and sediment bed loads modeling using Bayesian network and Gene Expression Programming (GEP), case study: Chamryz Kor River Station. MSc Thesis in Hydraulic Structures, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman, 101 pages (in Persian).
6. Emami, H. and F. Derakhshan. 2015. Election algorithm: a new socio-politically inspired strategy. *AI Communications*, 28: 591-603.
7. Fath Abadi, A., S.M. Seyedian and H. Rouhani. 2016. Suspended sediment load using a combination of support vector machines and genetic algorithms. First National Conference on Soil Conservation and Watershed Management, Tehran, 8-10 February (in Persian).
8. Ghorbani, M.A. and R. Dehghani. 2017. Comparisons of Bayesian neural networks and artificial neural network to estimate suspended sediments in the rivers, case study: Simineh Rood. *Journal of Environmental Science and Technology*, 19(2): 1-13.
9. Hayatzadeh, M., M.R. Ekhtesasi, H. Malekinezhad, A. Fathzadeh and H.R. Azimzadeh. 2017. Determination of the optimal method to estimate the suspended sediment load in arid regions, case study: Fakhrabad Basin in Mehriz, Yazd. *Journal Water Soil Science*, (Science and Technology Agriculture and Natural Resources), 21(1): 113-125 (in Persian).
10. [http://www.Iranhydrology.net/DATA/i\\_rivers.htm](http://www.Iranhydrology.net/DATA/i_rivers.htm).
11. <http://www.shahinpayam.ir/index.as.2siteid=20 and pageid=537 and newsview=10129>.
12. Keramati Roustami, A. 2013. Optimal estimation of suspended sediment in rivers using data splite method. MSc Thesis, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agriculture Sciences and Natural Resources, 154 pages (in Persian).
13. Kitsikoudis, V., E. Sidiropoulos and V. Hrissanthou. 2014. Machine learning utilization for bed load transport in gravel-bed Rivers. *Water Resources Management*, 28(11): 3727-3743.
14. Kisi, O. and G. Aytac. 2012. A machine code-based genetic programming for suspended sediment concentration estimation. *Advances in Engineering Software*, 2: 939-945.
15. Larose, D.T. 2005. *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*. Traduction et Adaptation de Thierry Vallaud, 240 pages.

16. Mansoori, B., H. Ahmadzadeh, A. Bavani, S. Massah, M. Morid, M. Delavar and S. Lotfi. 2015. Assessment of climate change impacts on water resources in Zarrinehrud Basin using SWAT model. *Journal of Water and Soil*, 28(6): 1191-1203 (in Persian).
17. Mohamadrezapour, O., P. Haghighatjou and M.J. Zeynali. 2015. Compression of genetic algorithm and particle swarm algorithm models for optimizing coefficients of sediment rating curve in estimation of suspended sediment in Sistan River, case study: Kohak Station. *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 6(2): 76-89 (in Persian).
18. Mirjalili, S. and S.M. Mirjalili. 2014. Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69(92): 46-61.
19. Mech, L.D. 1999. Alpha status, dominance and division of labor in wolf packs. *Canadian Journal of Zoology*, 77(8): 1196-1203.
20. Muro, C., R. Escobedo, L. Spector and R. Coppinger. 2011. Wolf-pack (canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations. *Behavioural Processes*, 88(3): 192-197.
21. Naseri, F., M. Azari and M.T. Dastorani. 2018. Optimizing coefficients of sediment rating curve equation using genetic algorithm, case study: Ghazaghli and Bagh Abbasi stations. *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 9(35): 82-97.
22. Roshangar, K., M.T. Aalami and F. Vojoudi Mehrabani. 2016. Enhancing accuracy of sediment total load prediction using evolutionary algorithms, case study: Gotoorchay River. *Journal of Water and Soil*, 29(6): 1416-1426.
23. Sheikhali Pour, Z., F. Hassan Pour and V. Azimi. 2015. Comparison of artificial intelligence methods in estimation of suspended sediment load, case study: Sistan River. *Journal of Water Soil Conservation*, 22(2): 41-60 (in Persian).
24. Sattari, M.T. and F. Safdari. 2016. Performance evaluation of M5 tree model and support vector regression methods in suspended sediment load modeling. *Journal of Water and Soil Resources Conservation*, 9(6): 109-124 (in Persian).
25. Tabatabaie, M.R., A. Saleh Pourjam and S.A. Hosseini. 2019. A new approach to increasing the performance of the sediment rate curve model in estimating suspended sediment load of watersheds, case study: Mahabadchay River, Urmia Lake Basin, West Azerbaijan Province. *Journal of Watershed Management Research*, 2: 15-36 (in Persian).
26. Vafaienejad, A.R., Z. Chatsimab, S. Bloori and F. Mirdar-Harijani. 2017. Optimization of sediment rate curve equation coefficient in estimating of sediment discharge using PSO and SA algorithms, case study: Bijar Station. *Journal of Natural Ecosystems of Iran*, 8(3): 69-82.
27. Yeghaneh-Bakhtiari, A. and A. Kazemi. 2013. Two-pahase bed load transfer modeling using a lagrangian model based on smoothed-particle hydrodynamics methodology. Iran Water Resources Management Company, Applied Research office, Applied Research Project, Iran University of Science and Technology (in Persian).
28. Zakaria, N.H., M.D. Azamathulla and C.K. Chang. 2010. Gene expression programming for total bed material load estimation, a case study. *Science of the Total Environment*, 408 pages.