

مقاله علمی-پژوهشی

کاربست مقایسه‌ای الگوریتم جستجوی موجودات همزیست با الگوریتم‌های فراکاوشی در مدل روندیابی سیلاب

سعید خلیفه^۱ - سیدعلیرضا اسماعیلی^۲ - کاظم اسماعیلی^{۳*} - سعیدرضا خداشناس^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۱/۱۶

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۲/۲۸

چکیده

روندیابی سیلاب یکی از الزامات مهم در مطالعات مهندسی رودخانه محسوب می‌شود. روندیابی هیدرولوژیکی در رودخانه‌های شریانی و رودخانه‌های فاقد آمار حوضه میانی متداول است. به این منظور نیاز به تهیه مقاطع عرضی و تعیین شیب‌ها در کلیه بازه‌های رودخانه می‌باشد. روش ماسکینگام می‌تواند با استفاده از آن ضمن صرفه‌جویی در زمان و هزینه، اطلاعات مربوط به عمق و دبی جریان سیلابی را در هر زمان مشخص نماید. کاربست روش‌های فراکاوشی نتایج رضایت بخشی را در این زمینه تاکنون نشان داده است. از این رو در این پژوهش، به ارزیابی کارایی الگوریتم جستجوی موجودات همزیست (SOS) در تخمین پارامترهای بهینه مدل غیرخطی ماسکینگام پرداخته شد. به منظور بررسی میزان مطلوبیت یافته‌های پژوهش، نتایج حاصل از الگوریتم موجودات همزیست (SOS)، با نتایج سایر روش‌های فراکاوشی شامل الگوریتم وراثتی (GA)، الگوریتم ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم رقابت استعماری (ICA) مقایسه گردید. در الگوریتم پیشنهادی، روش تابع جریمه غیرمستقیم در مدل برای جلوگیری از منفی شدن خروجی و ذخیره اعمال شده است. الگوریتم مذکور بهینه سراسری یا نزدیک سراسری را بدون در نظر گرفتن مقادیر اولیه پارامترها با همگرایی سریع پیدا می‌کند. نتایج الگوریتم SOS برای دو رودخانه ویلسون و کارده نشان دهنده کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) می‌باشد که برای رودخانه ویلسون با MSE (۵/۸۵) و SSQ (۱۲۸/۷۸) و رودخانه کارده با MSE (۰/۵۰۵) و SSQ (۴/۵۵۲) می‌باشد و مانند الگوریتم‌های PSO و ICA عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم GA داشته است در نتیجه الگوریتم پیشنهادی می‌تواند با اطمینان خوبی به منظور برآورد مقادیر بهینه پارامترهای مدل ماسکینگام غیر خطی مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: بهینه یابی، تابع جریمه غیرمستقیم، رودخانه شریانی، روندیابی هیدرولوژیکی، مدل غیرخطی ماسکینگام

مقدمه

پایین دست توسط هیدروگراف معلوم جریان بالادست تعیین می‌گردد. این عملیات برای مدیریت صحیح و طراحی دقیق بسیاری از پروژه‌های زیست محیطی و منابع آب مورد نیاز است (۲۳). روندیابی جریان یک تجزیه و تحلیل برای ردیابی جریان از طریق یک سیستم هیدرولوژیکی با توجه به ورودی است. روش‌های روندیابی سیل را می‌توان به طور کلی به دو دسته روندیابی هیدرولیکی (گسترده) و روندیابی هیدرولوژیکی (متمرکز) طبقه‌بندی کرد (۶). روش‌های روندیابی هیدرولیکی بر مبنای حل عددی معادلات سنت و نانت و معادلات غیردائمی متغیر تدریجی در کانال‌های باز می‌باشد، درحالی که روش‌های هیدرولوژیکی بر پایه حل معادله پیوستگی و روابط بین دبی و ذخیره موقت حجم اضافی آب در دوره سیلاب استوار است. روش‌های هیدرولوژیکی درمقایسه با روش‌های هیدرولیکی دارای محاسبات ساده و سریع‌تر هستند و در کاربردهای مهندسی با اطمینان قابل قبولی به کار می‌روند. پرکاربردترین و مشهورترین روش در این دسته، روش ماسکینگام است (۷). روش ماسکینگام اولین بار توسط

سیل یک پدیده طبیعی است که می‌تواند خسارات جانی و مالی بی‌شماری در مناطق شهری، صنعتی و کشاورزی به وجود آورد. از این رو شناخت ویژگی‌های سیل نظیر مقدار اوج آن در زمان‌ها و مقاطع مختلف رودخانه همواره از اهمیت بالایی برخوردار بوده است. پیش‌بینی این ویژگی‌ها و به‌طور کلی تغییرات عمق و دبی جریان در طول رودخانه‌ها با روندیابی سیل امکانپذیر می‌باشد. روندیابی سیلاب مجموعه عملیاتی است که به‌وسیله آن‌ها هیدروگراف جریان

۱، ۲، ۳ و ۴- به ترتیب دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشجوی کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشیار و استاد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
* - نویسنده مسئول:
(Email: Esmaili@um.ac.ir)

و چنگ (۲۰۰۹) الگوریتم PSO را برای تخمین پارامترهای مدل غیرخطی ماسکینگام با هدف کمینه کردن SSQ به کار بردند. نتایج این مطالعه نشان از برتری PSO نسبت به GA و اختلاف اندک نسبت به HS داشته است [۸]. سامانی و شمسی‌پور (۲۰۱۰) برای روندیابی سیل در رودخانه‌های چند شاخه‌ای با بکارگیری روش ماسکینگام خطی مدلی را ارائه کردند که در آن برای تخمین پارامترهای مورد نیاز روندیابی از روش بهینه‌یابی غیرخطی (پاول) استفاده نمودند (۲۲). براتی و همکاران (۲۰۱۰) به ارزیابی عملکرد الگوریتم NM به منظور برآورد پارامترهای دو مدل روندیابی غیرخطی ماسکینگام پرداختند. در این تحقیق پس از مقایسه عملکرد این الگوریتم با دیگر تکنیک‌های برآورد پارامترها مشخص شد که الگوریتم NM در برآورد پارامترهای مدل‌های روندیابی غیرخطی کارآمد می‌باشد (۱). محمدی قلعه‌نی و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از الگوریتم نورد شبیه‌سازی شده (SA) دقت محاسبه تابع هدف SSQ را با سایر انواع الگوریتم‌های مطرح شده تاکنون مقایسه نمودند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد تخمین الگوریتم SA نسبت به تمام روش‌های گذشته به جز HS از دقت بیشتری برخوردار است. همچنین این پژوهش‌گران در پژوهش دیگری در محاسبه تابع هدف SSQ نسبت به الگوریتم جستجوی هارمونی و فراکاشی که در این زمینه به کار رفته است بهترین جواب به دست آمده است (۱۲). کارشان و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از ترکیب دو الگوریتم HS و BFGS به برآورد پارامترهای معادله ماسکینگام غیرخطی در روندیابی سیلاب رودخانه ویلسون و وای پرداختند و نتیجه گرفتند روش ترکیبی پیشنهادی در بین ۱۲ روش مختلف عملکرد بهتری داشته است (۱۵). ساقی و دلبری (۱۳۹۲)، پژوهشی بر روی عملکرد مدل‌های خطی و غیرخطی ماسکینگام جهت روندیابی متمرکز سیلاب با استفاده از داده‌های هیدروگراف ویلسون انجام دادند. در این پژوهش با استفاده از مدل SYSTAT و با بکارگیری اطلاعات مربوط به هیدروگراف‌هایی که با استفاده از نرم‌افزار DAMBEARK تولید شده بود، پارامترهای مجهول مدل‌های خطی و غیرخطی به دست آمد. در نهایت معیارهای مختلف خطا برای مدل‌های مختلف محاسبه و نشان داد مدل غیرخطی نتایج بهتری به نسبت مدل خطی ارائه داده است (۲۱). حامدی و همکاران (۲۰۱۴) در پژوهش خود با بهبود مدل ماسکینگام غیرخطی از ترکیب دو رابطه ذخیره راجح استفاده کرده است. وی برای تخمین پارامترهای موجود در مدل ماسکینگام غیرخطی پیشنهادی از روش تعمیم یافته گرادینان مختصر شده (GRG) موجود در سلور اکسل و تابع مجموع مربعات انحرافات (SSQ) دبی روندیابی مشاهداتی و محاسباتی استفاده کرده است. بر این اساس استفاده از مدل ماسکینگام غیرخطی پیشنهادی سبب بهبود ۸۵ درصدی SSQ نسبت به سایر مدل‌های ماسکینگام غیرخطی در این مورد مطالعاتی شده است (۱۴). اکبری‌فرد و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی پارامترهای

مهندسی ارتش ایالت متحده برای مطالعات کنترل سیل حوضه رودخانه ماسکینگام در اوهایو توسعه داده شد. تانگ و همکاران (۱۹۸۵) براساس پژوهش‌های انجام شده، سه روش رگرسیون خطی (LR)، شیب ترکیبی (CG) و داویدون-فلمنتچر-پاول (DFP) را بر پایه تحقیقات الگویی هوک و ژبور (HJ) برای تخمین پارامترهای مدل غیرخطی پیشنهاد کرده است (۲۴). موهان (۱۹۹۷) مدلی را بر مبنای الگوریتم وراثتی (GA) به منظور تخمین پارامترهای ماسکینگام غیرخطی ارائه نمود. نتایج نشان داد هیدروگراف جریان خروجی حاصل از روش GA با هیدروگراف جریان خروجی مشاهداتی نسبت به روش‌های ارائه شده از سوی سایر محققان انطباق بالاتری دارد (۱۸). در پژوهشی بر اساس معادلات سنت و نانت روشی را برای روندیابی جریان غیر ماندگار ارائه نمودند که مشابه فرمول مورد استفاده در روش ماسکینگام با پارامترهای متغیر بوده و برای روندیابی از هیدروگراف اشل شده است. در این روش هیدروگراف دبی نیز به طور همزمان با هیدروگراف اشل روندیابی می‌شود و نتایج حاصل از کارایی مناسب نشان می‌دهد (۲۰). پرومال و همکاران (۲۰۰۱) با فرض ثابت بودن شیب سطح آب در طول یک بازه کوچک از کانال و برقراری جریان ماندگار بین عمق در وسط بازه و دبی در مقطعی در پایین دست آن، روش ماسکینگام با پارامترهای متغیر را برای روندیابی موج سیل در کانال‌های منشوری با مقطع ثابت و جریان‌هایی که معادلات مقاومت بر آن‌ها حاکم است، بطور مستقیم از معادلات سنت و نانت به دست آورد. این روش در عمل از کارایی مناسبی برخوردار بوده و با حداقل اطلاعات نقشه‌برداری و بدون نیاز به واسنجی برای محاسبه زبری با تعیین پارامترهای روندیابی، نتایج قابل قبولی ارائه می‌دهد (۱۹). کیم و جیم (۲۰۰۱) الگوریتم HS را در بهینه‌سازی پارامترهای ماسکینگام به کار بردند. نتایج به دست آمده از HS تخمین بهتری نسبت به الگوریتم GA داشت. روش آن‌ها نه تنها در کمینه کردن مجموع مربعات انحرافات (SSQ) دبی روندیابی شده مشاهداتی و محاسباتی به عنوان تابع هدف موفق بوده، بلکه سایر پارامترهای در نظر گرفته شده مانند مجموع قدر مطلق انحرافات (SAD) دبی روندیابی شده مشاهداتی و محاسباتی و میزان انحراف دبی اوج مشاهداتی و محاسباتی (DPO) نیز مقادیر بهتری نسبت به سایر روش‌های پیشین بیان می‌نماید (۱۷). داس (۲۰۰۴) به منظور تخمین پارامترهای مدل ماسکینگام خطی و غیرخطی از یک الگوریتم تکرار شونده، بر مبنای حداقل کردن خطای هیدروگراف محاسباتی نسبت به هیدروگراف مشاهداتی بهره برد. نتایج نشان داد که بکارگیری الگوریتم، سرعت محاسبات را به نحو چشم‌گیری افزایش می‌دهد [۹]. چن و یانگ (۲۰۰۷) بهینه‌یابی پارامترهای ماسکینگام خطی را با استفاده از الگوریتمی مبتنی بر الگوریتم وراثتی را انجام دادند. کارایی این روش نسبت به سایر روش‌های روندیابی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج نشان دهنده دقت بالای این روش را نشان داده است (۴). چو

بودن این الگوریتم نسبت به الگوریتم‌های مورد استفاده بوده و که مقادیر ۵/۲۹، ۳/۵۳ و ۵/۶۹ به ترتیب برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی ملخ، ژنتیک، هارمونیک می‌باشد (۱۶). اکبری فرد و همکاران به بررسی پارامترهای معادله ماسکینگ‌ها غیرخطی به وسیله الگوریتم جستجوی گرگ بر روی رودخانه کارده پرداختند. این محققین با مقایسه الگوریتم فوق و سایر الگوریتم‌های مورد استفاده در این زمینه از جمله الگوریتم گروه ذرات (PSO)، جستجوی هارمونی (HS) و رقابت استعماری (ICA) از شش تابع محک استاندارد با ابعاد متفاوت برای بررسی کارآمدی این الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار داده و نتایج حاکی از آن بود که در میان الگوریتم‌های مذکور، الگوریتم جستجوی گرگ قادر به برآورد مناسب‌تری از مقادیر بهینه پارامترهای مدل ماسکینگ غیرخطی ارائه نماید به طوری که مقادیر ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا برای رودخانه کارده به ترتیب برابر با ۰/۷۷۸۴۲۵ و ۰/۷۱۲۳۵۸ بدست آمد.

باتوجه به بررسی منابع نشان می‌دهد که در سال‌های اخیر کاربرد روش‌های هوشمند و الگوریتم‌های فراکاوشی به‌منظور پیش‌بینی و بهینه‌سازی معادلات گوناگون مورد توجه محققان علوم مختلف بوده و همواره نتایج مناسبی را به همراه داشته است. بررسی منابعی نشان می‌دهد که تاکنون الگوریتم جستجوی موجودات همزیست را محققان به‌صورت محدود به کار گرفته‌اند و کارایی این الگوریتم در زمینه روندیابی خروجی سیلاب تا اکنون ارزیابی نشده است. از این رو در این تحقیق به‌منظور تخمین پارامترهای مدل غیرخطی ماسکینگ از الگوریتم جستجوی موجودات همزیست SOS که بر پایه شبیه‌سازی رفتاری متقابل میان موجودات، که توسط ژنگ و همکاران در سال ۲۰۱۴ ارائه شده است، استفاده شده است (۵). برای بررسی عملکرد الگوریتم توسعه داده شده نتایج حاصل از اجرای آن با روش‌های فرا ابتکاری دیگر مانند الگوریتم وراثتی (GA)، الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) و الگوریتم رقابت استعماری (ICA) مورد مقایسه قرار گرفته است. کدنویسی الگوریتم‌های SOS، GA، PSO و ICA با استفاده از نرم‌افزار برنامه‌نویسی متلب^۱ نسخه ۲۰۱۸ نوشته شده است.

مواد و روش‌ها

مدل ماسکینگ از جمله روش‌های روندیابی هیدرولوژیکی است که اصول آن بر اصل پیوستگی جریان و معادله بین دبی و ذخیره موقت آب در طول مسیر استوار است (۱۲). این مدل، روش به نسبت ساده‌ای بوده و دقت کافی در مسایل آبی دارد. این مدل به دلیل سادگی از بین انواع روش‌های هیدرولوژیک برای روندیابی سیل

معادله ماسکینگ غیرخطی با استفاده از الگوریتم جستجوی گرگ بر روی رودخانه کارده پرداختند. آن‌ها برای بررسی عملکرد مناسب این الگوریتم از شش تابع محک استاندارد با ابعاد متفاوت با تحلیل حساسیت روی اندازه جمعیت مورد استفاده قرار دادند. نتایج حاصل از پژوهش آن‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم مذکور نسبت به سایر الگوریتم‌های ژنتیک، جستجوی هارمونی و ازدحام ذرات و رقابت استعماری برآورد مناسب‌تری از مقادیر بهینه پارامترهای مدل ماسکینگ غیرخطی نشان می‌دهد (۲). احترام و همکاران (۲۰۱۸) به بررسی معادله ماسکینگ با استفاده از الگوریتم خفاش بهبود یافته بر روی سه رودخانه ویلسون، کاراهان، میانمار پرداختند. این پژوهشگران برای بررسی عملکرد مناسب الگوریتم مذکور از هفت شاخص براساس فواصل تقسیم بندی شده برای افزایش دقت مدل‌ها مورد استفاده قرار دادند. آن‌ها نتیجه گرفتند که با استفاده از الگوریتم مذکور برای سیلاب‌های کاراهان ۱۱۷٪ بوده که در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه نظیر ازدحام ذرات، ژنتیک، هارمونیک، خفاش به ترتیب ۸۳٪، ۸۸٪، ۹۴٪ و ۱۲٪ کاهش یافته است. علاوه بر این، نتایج به‌دست آمده برای سیل میانمار نشان داد که SSD برای الگوریتم مذکور در مقایسه با ژنتیک، خفاش و ازدحام ذرات به ترتیب ۳۲٪، ۱۱٪ و ۴۲٪ کاهش یافته و نتایج بهبود یافته‌تری را نشان می‌دهد (۱۰). بازرگران و نوروزی (۲۰۱۸) در پژوهش خود به بررسی معادله ماسکینگ با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای رودخانه کارون در بالادست و پایین دست آن مطالعه کردند. آن‌ها مقدار دقیق خروجی جریان رودخانه را بررسی کرده و نسبت به رسم هیدروگراف خروجی اقدام نموده و نتیجه گرفتند اگر مقادیر ضرایب این الگوریتم متفاوت و غیر ثابت باشند دقت میزان دبی خروجی را افزایش داده و میزان خطای نسبی متوسط ۲/۴۴٪ بوده و در صورت ثابت بودن مقادیر ضرایب الگوریتم میزان خطای ۸۹٪ را ایجاد می‌کند (۳). فرزین و همکاران (۲۰۱۸) نسبت به روندیابی سیلاب رودخانه کاراهان و مقایسه آن با سیلاب رودخانه ویلسون و سیلاب رودخانه میانمار با استفاده از الگوریتم خفاش پرداختند. این پژوهشگران پس از محاسبات و تهیه هیدروگراف ورودی و خروجی سیلاب هر سه رودخانه و مقایسه الگوریتم مورد مطالعه خود با سایر الگوریتم‌ها از جمله ژنتیک، ازدحام ذرات، جستجوی هارمونی میزان خطای نسبی برای رودخانه ویلسون به ترتیب ۸۹٪، ۵۱٪ و ۶۹٪ و همچنین برای سیلاب کاراهان به ترتیب ۸۸٪، ۸۳٪ و ۹۴٪ و برای رودخانه میانمار به ترتیب ۱۱٪، ۸۸٪ و ۹۴٪ کاهش یافته است و عملکرد این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌ها از دقت بیشتری برخوردار می‌باشد (۱۱). خلیفه و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی بهینه‌سازی مسیریابی غیرخطی سیلاب رودخانه کارده با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) پرداختند و با سایر الگوریتم‌ها از جمله ژنتیک و هارمونیک مورد تجزیه و مقایسه قرار گرفت. تجزیه و تحلیل‌ها حاکی از بهینه

برطرف نماید.

الگوریتم جستجوی موجودات همزیست (SOS¹)

الگوریتم‌های فرا ابتکاری جدید تقلیدی از پدیده‌های طبیعی هستند. الگوریتم SOS فعل و انفعالات همزیستی در رابطه بین دو گونه را شبیه‌سازی می‌کند، به نحوی که یک گونه به جستجو برای پیدا کردن مناسب‌ترین موجود می‌پردازد. الگوریتم SOS با یک جمعیت اولیه به نام اکوسیستم کار خود را آغاز می‌کند. در اکوسیستم اولیه، گروهی از موجودات (متغیر تصمیم) به‌طور تصادفی در فضای جستجو تولید می‌شوند. هر موجود زنده به‌عنوان یک کاندید از راه‌حل مسئله که با میزان برازش خاصی در ارتباط است، نشان‌دهنده درجه انطباق با هدف مورد نظر (مقدار تابع هدف) است. تقریباً تمام الگوریتم‌های فرا ابتکاری در هر تکرار، عملکرد جایگزینی را برای حل مسئله اعمال می‌کنند تا راه‌حل جدیدی برای تکرار بعدی به‌وجود آورند. در الگوریتم SOS، تولید راه‌حل جدید به وسیله تقلید تعامل بیولوژیک بین دو موجود در اکوسیستم اداره می‌شود. سه فازی همکاری (استفاده متقابل)، هم‌سفرگی و انگلی که شبیه به مدل تعامل مبتنی بر نوع تعامل، تعریف می‌شود. به این ترتیب که سود دو طرفه بیانگر فازی همکاری، سود یک طرفه تصادفی با موجود دیگر تعامل می‌کند. این فرآیند تا زمانی که معیار خاتمه فرآیند (رسیدن به حداکثر تعداد تکرار) برآورده شوند ادامه پیدا می‌کند. روند کلی این الگوریتم در شکل ۱ ارائه شده است (۵).

فاز همکاری

یک مثال برای فاز همکاری که دو طرف از آن سود می‌برند، رابطه بین گل‌ها و زنبورها می‌باشد. زنبورها بین گل‌ها پرواز می‌کنند، شهد جمع می‌کنند تا به عسل تبدیل کنند؛ این کاری است که باعث سود بردن زنبورها می‌شود. این فعالیت همچنین باعث سود بردن گل‌ها می‌شود، چون زنبورها در طی روند کاری خود گرده را توزیع می‌کنند که گرده‌افشانی را تسهیل می‌کنند (۵). الگوریتم SOS از این روند به عنوان فاز همکاری تقلید می‌کند. در SOS¹، X_i موجودی است که با i امین عضو محیط (متغیر تصمیم مسئله) همخوانی دارد. موجود دیگر که X_j باشد به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود تا با X_i در تعامل باشد. هر دو موجود در رابطه تعامل، با هدف افزایش مزایای بقاء دو طرفه در اکوسیستم شرکت می‌کنند.

کاربرد وسیعی دارد (۱۲). دو معادله پیوستگی و ذخیره غیرخطی به عنوان معادلات پایه‌ای به صورت معادلات (۱) و (۲) در مدل ماسکینگام به کار رفته‌اند:

$$\frac{ds}{dt} = I_t - O_t \quad (1)$$

$$S_t = K[XI_t + (1-X)O_t] \quad (2)$$

در این معادلات S_t ، I_t و O_t به ترتیب ذخیره، ورودی و خروجی در زمان t ، K ضریب بدون بعد ذخیره برای رودخانه است که یک مقدار منطقی نزدیک به زمان گذر جریان از کل مسیر رودخانه می‌باشد (ثابت و بزرگتر از صفر)، X یک فاکتور وزنی که معمولاً بین صفر و ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود. معمولاً چنانچه معادله ماسکینگام به‌صورت خطی در نظر گرفته شود، پارامترهای K و X در مدل با روش ترسیمی به کمک سعی و خطا محاسبه می‌شود [۱۲]. در حالی که این روش مشکل و تقریبی است، همچنین معادله بین S_t و $[XI_t + (1-x)O_t]$ همیشه خطی نیست. ویلسون و گیل در روندیابی سیلاب با استفاده از مدل غیرخطی ماسکینگام، معادلات را به ترتیب مطابق معادله (۳) و (۴) به کار بردند (۱۳ و ۲۵).

$$S_t = K[XI_t + (1-X)O_t]^m \quad (3)$$

$$S_t = K[XI_t^m + (1-X)O_t^m] \quad (4)$$

در مدل ماسکینگام پارامتر m به عنوان توان برای در نظر گرفتن اثرات غیرخطی (بزرگتر از یک) به معادله اضافه شده است، که مدل را قادر می‌سازد تا معادله غیرخطی بین ذخیره تجمعی و جریان را بهتر مدل‌سازی کند (۱۲). معادله (۳) نسبت به معادله (۴)، به‌دلیل دقت بالاتر، بیشتر رایج است و توسط موهان، کیم و جیم، چو و چنگ استفاده شده است (۸، ۱۷ و ۱۸). لذا با در نظر گرفتن معادله (۳) می‌توان معادله زیر را استخراج کرد:

$$O_t = \left(\frac{1}{1-X}\right) \left(\frac{S_t}{K}\right)^{\frac{1}{m}} - \left(\frac{1}{1-X}\right) I_t \quad (5)$$

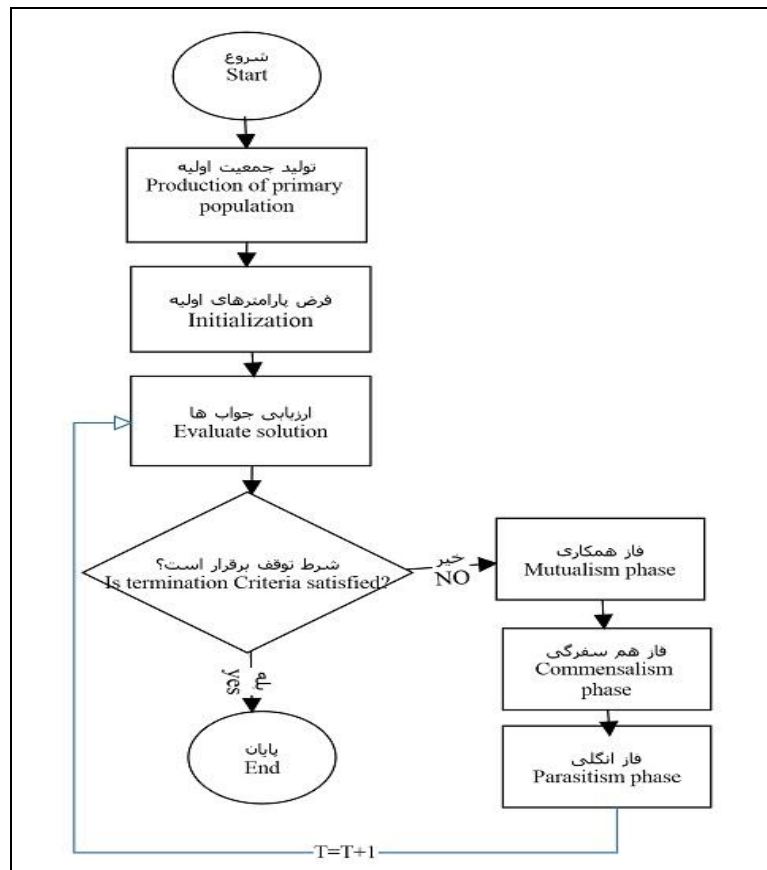
با ترکیب معادلات (۱) و (۵) معادله زیر بدست می‌آید:

$$\frac{\Delta S_t}{\Delta t} = -\left(\frac{1}{1-X}\right) \left(\frac{S_t}{K}\right)^{\frac{1}{m}} + \left(\frac{1}{1-X}\right) I_t \quad (6)$$

که در آن $\frac{\Delta S_t}{\Delta t}$ تغییرات ذخیره نسبت به زمان می‌باشد.

$$S_{t+1} = S_t + \Delta S_t \quad (7)$$

که S_{t+1} برابر ذخیره در زمان $t+1$ است. از آنجائی که با استفاده از روش سعی و خطا پیدا کردن مقادیر درستی برای m ، K و X دشوار و زمان بر می‌باشد، روشی متفاوت برای برآورد صحیح این پارامترها مورد نیاز می‌باشد. از این رو در این تحقیق از الگوریتم نوین جستجوی موجودات همزیست استفاده شده تا این مشکل را



شکل ۱- روندنما الگوریتم موجودات هم زیست
Figure 1- SOS Algorithm Flowchart

BF_1 و BF_2) به صورت تصادفی در روابط (۱) و (۲) تعریف شده‌اند. این فاکتورها نشان‌دهنده سطح سود بردن هر موجود است که آیا یک موجود از این رابطه سود کامل می‌برد یا بخشی از سود را می‌برد. رابطه (۱۰) برداری را نشان می‌دهد که به آن بردار متقابل گفته می‌شود و خصوصیات ارتباطی بین X_i و X_j را نشان می‌دهد. قسمتی از رابطه $(X_{best} - Mutual-Vector \times BF_1)$ به اثر تعاملی برمی‌گردد که با این تعامل و همکاری، چه میزان هدف بقاء برای دو طرف به دست خواهد آمد. بر اساس فاز همکاری، همه موجودات با افزایش توانایی و انطباق خود در محیط‌زیست روبرو هستند. بعضی از آن‌ها از رابطه همزیستی با موجود دیگری برای افزایش امتیاز بقاء استفاده می‌کنند. در اینجا هدف به دست آوردن X_{best} است، زیرا X_{best} دارای بیشترین درجه انطباق با نقطه بهینه سراسری می‌باشد. بنابراین، X_{best} (راه‌حل سراسری) برای مدل کردن بالاترین درجه انطباق به‌عنوان نقطه نهایی و افزایش برآزش هر دو موجود استفاده می‌شود. در نهایت موجود زمانی انطباق پیدا می‌کند که میزان برآزندگی جدیدش نسبت به قبل از تعاملش بهتر باشد [۵].

راه‌حل‌های جدید برای X_i و X_j بر اساس همکاری تعاملی بین X_i و X_j با استفاده از روابط (۸) و (۹) محاسبه می‌شود:

$$(8)$$

$$X_{i_{new}} = X_i + \text{rand}(0,1) \times (X_{best} - \text{Mutual-Vector} \times BF_1)$$

$$X_{i_{new}} = X_i + \text{rand}(0,1) \times (X_{best} - \text{Mutual-Vector} \times BF_2) \quad (9)$$

$$\text{Mutual-Vector} = \frac{X_i + X_j}{2} \quad (10)$$

که در روابط فوق، $\text{rand}(0,1)$ یک بردار از اعداد تصادفی است. نقش BF_1 و BF_2 به شرح زیر است.

در طبیعت، بعضی از روابط تعاملی ممکن است سود بیشتری برای یک طرف از موجودات نسبت به طرف دیگر داشته باشد. به بیان دیگر، موجود A ممکن است نسبت به موجود B سود بسیار بیشتری ببرد. در همین حال موجود B به سود خود بسنده می‌کند یا سود قابل توجهی نمی‌برد. در اینجا، فاکتور سود

فاز هم‌سفرگی

رابطه هم‌سفرگی مانند رابطه بین ماهی چسبنده و کوسه است. ماهی چسبنده خود را به کوسه می‌چسباند و از غذای باقی‌مانده می‌خورد، بنابراین سود دریافت می‌کند. کوسه در برابر فعالیت ماهی چسبنده منفعتی نمی‌برد یا اگر هم ببرد به کمترین میزان است. مشابه با حالت تعامل دو طرفه، موجود X_j به صورت تصادفی از اکوسیستم مرتبط با موجود X_i انتخاب می‌شود. در این شرایط، موجود X_i تلاش می‌کند که از این ارتباط بیشترین سود را دریافت کند در حالی که موجود X_j در این رابطه نه سودی می‌برد و نه متحمل ضرری می‌شود (۵). راه‌حل جدید X_i بر طبق همزیستی هم‌سفرگی بین موجودات X_i و X_j از رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود. بر طبق قوانین حاکم بر طبیعت، موجود X_i فقط وقتی انطباق پیدا می‌کند که میزان برازندگی جدیدش بهتر از برازندگی قبل از تعاملش باشد. قسمت $(X_{best} - X_j)$ ، به سودی که توسط X_j برای کمک به X_i به وجود می‌آید برمی‌گردد تا شانس نجات خود را در اکوسیستم کنونی بیشتر کند.

$$X_{inew} = X_i + \text{rand}(-1,1) \times (X_{best} - X_j) \quad (11)$$

فاز انگلی

یک مثال از فاز انگلی، انگل پلاسودیوم است که از رابطه‌اش، به وسیله پشه آنوفل از انسان به‌عنوان میزبان استفاده می‌کند. در حالی که انگل در بدن انسان رشد و تولید مثل می‌کند، فرد میزبان ممکن است مالاریا گرفته و در نتیجه بمیرد (۲۵). در SOS، موجود X_i به وسیله ایجاد انگلی مصنوعی به نام "بردار انگل"، نقشی شبیه به پشه آنوفل را ایفا می‌کند. بردار انگل در فضای جستجو با تکثیر موجود X_i به وجود می‌آید، سپس تغییرات بر اساس انتخاب تصادفی و با استفاده از یک عدد تصادفی بر روی آن رخ می‌دهد. موجود X_j به عنوان میزبان و به صورت تصادفی از اکوسیستم انتخاب می‌شود. بردار انگل تلاش می‌کند تا X_j را در اکوسیستم جابجا کند. هر دو موجود (X_i و X_j) با اندازه‌گیری میزان برازندگی (میزان تابع هدف) خود مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. اگر بردار انگل برازندگی بیشتری داشته باشد، موجود X_j را خواهد کشت و جایگاه آن را در اکوسیستم تصاحب می‌کند اما اگر برازندگی X_j بیشتر باشد، X_j نسبت به انگل در امان خواهد بود و بردار انگل توانایی بیشتری برای زندگی در آن اکوسیستم را نداشته و در آن اکوسیستم جایی ندارد (۵).

مدل ریاضی

در این پژوهش برای ارزیابی مقادیر بهینه پارامترهای X ، K و m در مدل ماسکینگام تابع هدف به صورت کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) بین حجم خروجی‌های واقعی و روندیابی شده مطابق معادله (۱۲) استفاده شده است (۱۵):

$$\text{MinSSQ} = \sum_{i=1}^N (O_i - OC_i)^2 \quad (12)$$

که در آن OC_i حجم سیلاب خروجی روندیابی شده (محاسباتی) در زمان t و N تعداد گام‌های زمانی روندیابی سیل است. اگر مقادیر غیر ممکن K ، X و m انتخاب شوند، مقادیر O_t و S در مدل ماسکینگام منفی به دست می‌آیند و از این رو از روش تابع غیر مستقیم جریمه به شکل زیر استفاده می‌شود:

$$S_{(t+1)}^* = \alpha_1 |S_{(t+1)}|, \text{ if } S_{(t+1)} < 0 \quad (13)$$

$$O_{(t+1)}^* = \alpha_2 |O_{(t+1)}|, \text{ if } O_{(t+1)} < 0 \quad (14)$$

که در آن α_1 و α_2 ثابت‌های جریمه، S_{t+1}^* و O_{t+1}^* مقادیر مثبت اما غیر واقعی و مقدار ذخیره و سیلاب خروجی در بازه زمانی $t+1$ بعد از اعمال جریمه می‌باشند.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر از شاخص کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) و مربع میانگین خطای استاندارد (MSE) مطابق روابط (۱۲) و (۱۳) استفاده شد.

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{n} \quad (15)$$

در روابط فوق S_i سیلاب خروجی روندیابی شده، \bar{S} میانگین این داده‌ها (محاسباتی)، O_i سیلاب خروجی مشاهداتی، \bar{O} میانگین این داده‌ها (مشاهداتی) و n تعداد مشاهدات می‌باشد. MSE اختلاف بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی را نشان می‌دهد، که هر چه این مقادیر کمتر باشند نتیجه بهتری را نمایان می‌سازد.

مؤلفه‌های مورد استفاده

برای ارزیابی الگوریتم‌های مورد بررسی در این پژوهش داده‌های رودخانه ویلسون (به عنوان مثال استاندارد) و رودخانه کارده (به عنوان مطالعه موردی واقعی) استفاده شده است.

رودخانه ویلسون

مثال مورد مطالعه در این پژوهش برای اولین بار توسط ویلسون (۱۹۷۴) ارائه شده است. در این مثال رابطه غیرخطی بین مقادیر

روزه مشاهداتی در تاریخ ۱۳۷۱/۰۲/۰۸ تا ۱۳۷۱/۰۲/۰۶ به صورت ۶ ساعته می‌باشد که در دو ایستگاه کوشک آباد و کارده برداشت شده است.

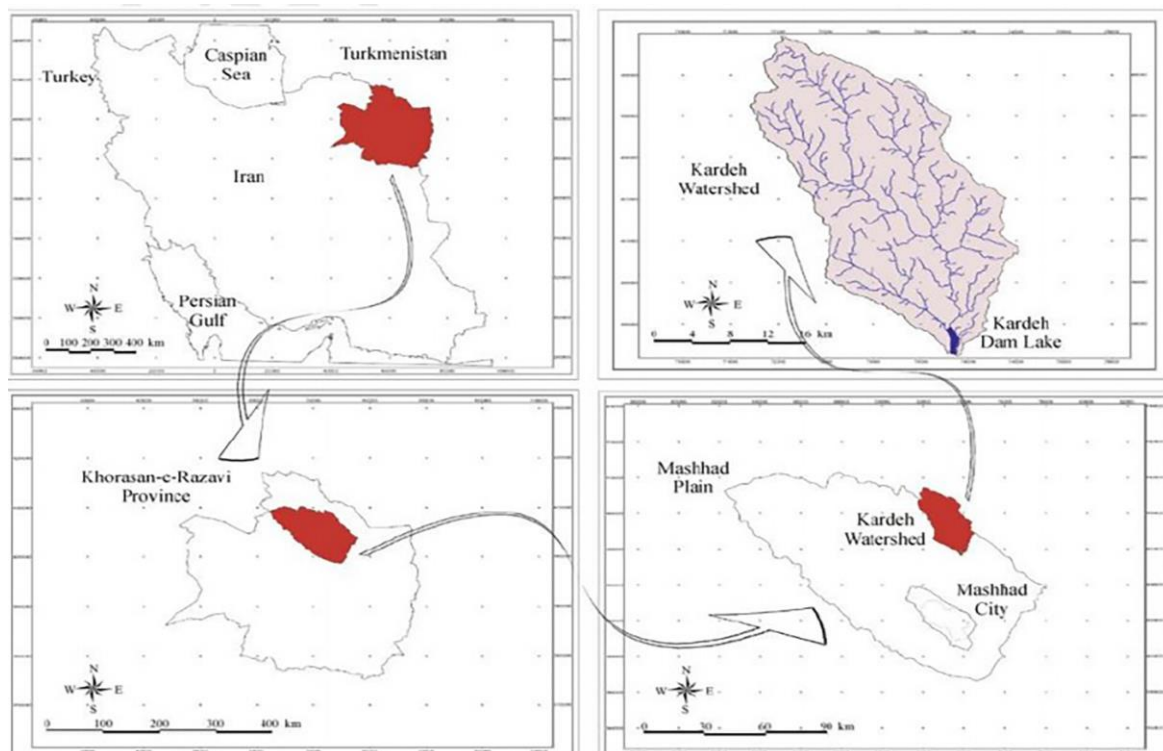
نتایج و بحث

قبلاً بیان شد در مطالعه حاضر برای ارزیابی مقادیر بهینه پارامترهای X ، K و m در مدل ماسکینگام غیرخطی، کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) بین حجم خروجی‌های واقعی و روندیابی شده به عنوان تابع هدف در نظر گرفته شد. نتایج پارامترهای بهینه به دست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه ویلسون در جدول ۱ آورده شده است. در جدول ۳ بهترین مقادیر پارامترهای الگوریتم‌های مورد بررسی در مسئله روندیابی سیلاب، با توجه به تحلیل حساسیت روی پارامترها نشان داده شده است. همانطور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود الگوریتم‌های SOS، PSO و ICA توانسته‌اند SSQ را به مقدار بهینه نزدیک‌تر کنند. شکل ۳ هیدروگراف خروجی روندیابی شده توسط الگوریتم‌های مختلف و هیدروگراف خروجی مشاهداتی برای رودخانه ویلسون را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود تمامی الگوریتم‌های فراابتکاری توانسته‌اند به خوبی سیلاب خروجی را روندیابی کنند.

S_t و $[XI_t + (1-X)O_t]$ برقرار می‌باشد و می‌توان عملکرد الگوریتم‌های مختلف را در برآورد مقادیر بهینه پارامترهای معادله ماسکینگام غیرخطی مورد بررسی قرار داد. همچنین سایر روش‌های فراابتکاری در این مثال، مورد آزمون قرار گرفته است. بیشترین جریان ورودی و خروجی از این رودخانه به ترتیب ۱۱۱ و ۸۵ متر مکعب بر ثانیه بوده است (۲).

رودخانه کارده

در این پژوهش برای بررسی عملکرد الگوریتم‌های مورد مطالعه در برآورد پارامترهای معادله ماسکینگام غیرخطی در مدل روندیابی سیلاب، رودخانه کارده در استان خراسان رضوی به عنوان یک مثال واقعی مورد استفاده قرار گرفته است. حوضه آبریز کارده، با مساحتی معادل ۹۳/۲ کیلومتر مربع در شرق منطقه هزار مسجد-کپه‌داغ واقع بوده و یکی از زیر حوضه‌های حوضه‌ی آبریز اصلی کشف‌رود می‌باشد (شکل ۲). بالاترین نقطه ارتفاعی در شمال غرب حوضه ۲۹۷۷ متر از سطح دریا و پایین‌ترین نقطه ارتفاعی در خروجی حوضه و در پایین دست آبادی کارده ۱۲۰۰ متر می‌باشد. متوسط بارندگی در بخش جنوبی حوضه ۳۷۴/۲ میلی‌متر و در ارتفاعات بخش شمالی به ۴۵۰ میلی‌متر می‌رسد. داده‌های مورد بررسی در این پژوهش سیلاب دو



شکل ۲- موقعیت رودخانه کارده در حوضه کشف‌رود (شمال شرقی ایران)

Figure 2- Location of the Kardeh-river in the Kashafrud basin (North Eastern of Iran)

مشاهده می‌شود الگوریتم‌های SOS، PSO و ICA توانسته‌اند SSQ را به مقدار بهینه نزدیک‌تر کنند. شکل ۴ هیدروگراف خروجی روندیابی شده توسط الگوریتم‌های مختلف و هیدروگراف خروجی مشاهداتی برای رودخانه کارده را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود تمامی الگوریتم‌های فراابتکاری توانسته‌اند به خوبی سیلاب خروجی را روندیابی نمایند. جدول ۷ مقادیر هیدروگراف خروجی روندیابی شده با استفاده الگوریتم‌های مختلف برای رودخانه کارده را نشان می‌دهد.

جدول ۴ مقادیر هیدروگراف خروجی روندیابی شده با استفاده الگوریتم‌های مختلف برای رودخانه ویلسون را نشان می‌دهد. جدول ۲ عملکرد الگوریتم‌های مورد بررسی در کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) را توسط پارامترهای آماری برای رودخانه ویلسون نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود الگوریتم SOS در کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) با MSE (۵/۸۵۳۹۲۹) و SSQ (۱۲۸/۷۸۶۴۳۸) همانند الگوریتم‌های PSO و ICA عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم GA داشته‌اند. نتایج پارامترهای بهینه بدست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه کارده در جدول ۵ آورده شده است. همانطور که در جدول ۵

جدول ۱- مقادیر پارامترهای بدست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه ویلسون

Table 1- The values of the parameters obtained from the proposed algorithms for Wilson River

Algorithm	SSQ	m	K	X
SOS	128.786	2.151	0.167	0.301
GA	138.805	1.999	0.328	0.300
PSO	128.786	2.152	0.167	0.301
ICA	128.792	2.155	0.164	0.301

جدول ۲- شاخص‌های آماری مورد بررسی برای رودخانه ویلسون

Table 2- Statistical Indicators for the Wilson River

Algorithm	SSQ	MSE
SOS	128.786	5.853
GA	138.805	6.309
PSO	128.786	5.853
ICA	128.792	5.854

جدول ۳- مقادیر پارامترهای الگوریتم‌های مورد استفاده برای رودخانه کارده

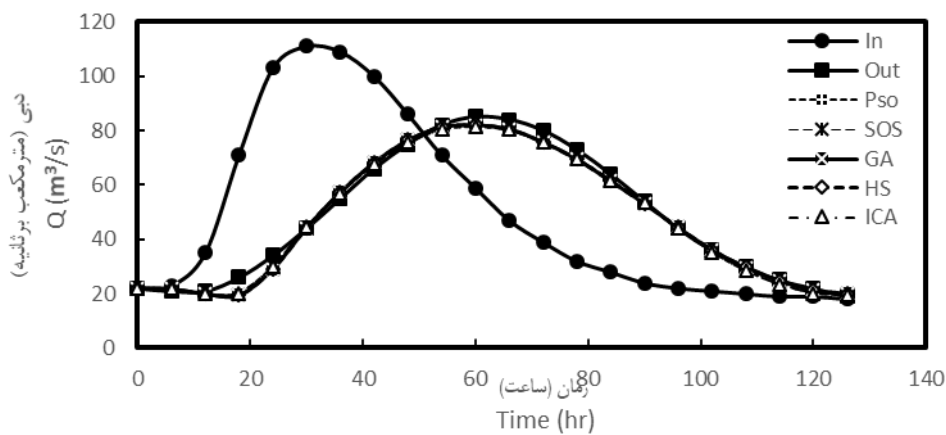
Table 3- The values of the parameters obtained from the proposed algorithms for Kardeh River

BF2	BF1	تعداد ارزیابی تابع هدف Number of Objective Functions	اندازه جمعیت Population size	تعداد تکرار Num Rep	پارامتر Parameter	SOS
1 or 2	1 or 2	50000	80	1000	مقدار Value	
نرخ تزویج Coupling Rate	نرخ جهش Mutation Rate	تعداد ژن Num of Genes	اندازه جمعیت Population size	تعداد تکرار Num Rep	پارامتر Parameter	GA
0.8	0.02	240	80	1000	مقدار Value	
C2	C1	تعداد متغیر تصمیم Num Decision variable	اندازه جمعیت Population size	تعداد تکرار Num Rep	پارامتر Parameter	PSO
1.49	1.49	240	80	1000	مقدار Value	
نرخ انقلاب Revolution Rate	نرخ همبستگی Correlation rate	تعداد استعمارگرها Num Colonizers	اندازه جمعیت Population size	تعداد تکرار Num Rep	پارامتر Parameter	ICA
0.8	0.8	3	80	1000	مقدار Value	

جدول ۴- مقادیر روندیابی هیدروگراف سیلاب خروجی توسط الگوریتم‌های مدنظر برای رودخانه ویلسون

Table 4- The values of the output flood hydrograph data are calculated by the algorithms for the Wilson River

دبی خروجی روندیابی شده (متر مکعب بر ثانیه) Routing Q Out (m ³ /s)				دبی خروجی مشاهده‌ای (متر مکعب بر ثانیه) Observed Q Out (m ³ /s)	دبی ورودی (متر مکعب بر ثانیه) Q In (m ³ /s)	زمان (ساعت) Time (hr)
ICA	PSO	GA	SOS			
22.000	22.000	22.000	22.000	22	22	0
21.784	21.784	21.784	21.784	21	23	6
20.000	20.003	19.914	20.003	21	35	12
20.195	20.177	19.486	20.176	26	71	18
29.975	29.955	29.155	29.954	34	103	24
44.566	44.560	44.325	44.560	44	111	30
57.104	57.112	57.449	57.112	55	109	36
67.515	67.533	68.264	67.533	66	100	42
75.576	75.599	76.496	75.599	75	86	48
80.424	80.455	81.281	80.455	82	71	54
81.504	81.520	82.125	81.520	85	59	60
80.285	80.294	80.597	80.294	84	47	66
75.871	75.872	75.867	75.872	80	39	72
69.817	69.813	69.590	69.813	73	32	78
61.811	61.805	61.524	61.805	64	28	84
53.418	53.414	53.285	53.414	54	24	90
44.140	44.147	44.410	44.147	44	22	96
35.341	35.362	36.170	36.362	36	21	102
28.315	28.347	29.589	28.348	30	20	108
23.417	23.450	24.770	23.450	25	19	114
20.239	20.263	21.308	20.263	22	19	120
19.486	19.495	20.018	19.496	19	18	126



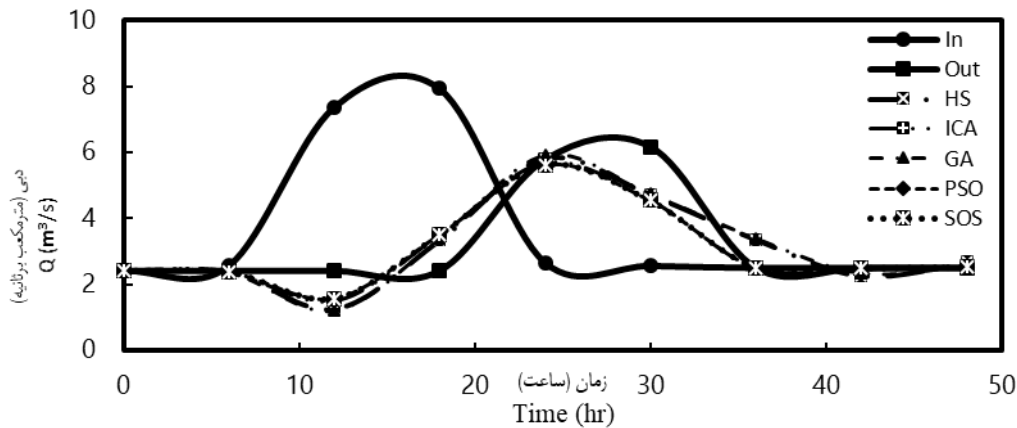
شکل ۳- هیدروگراف خروجی روندیابی شده توسط الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه ویلسون

Figure 3- The Output Hydrograph Routed Algorithms by Wilson River

جدول ۵- مقادیر پارامترهای به دست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه کارده

Table 5- The values of the parameters obtained from the proposed algorithms for Kardeh River

Algorithm	SSQ	m	K	X
SOS	4.552	4.781	0.0215	0.344
GA	5.235	3.542	0.1770	0.373
PSO	4.552	4.781	0.0215	0.344
ICA	4.462	4.640	0.0260	0.352



شکل ۴- هیدروگراف خروجی روندیابی شده توسط الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه کارده
Figure 4- The Output Hydrograph Routed Algorithms by Kardeh River

جدول ۶- شاخص‌های آماری مورد بررسی برای رودخانه کارده

Table 6- Statistical Indicators for the Kardeh River

Algorithm	SSQ	MSE
SOS	4.552	0.505
GA	5.235	0.581
PSO	4.552	0.505
ICA	4.562	0.506

جدول ۷- مقادیر روندیابی هیدروگراف سیلاب خروجی توسط الگوریتم‌های مدنظر برای رودخانه کارده

Table 7- The values of the output flood hydrograph data are calculated by the algorithms for the Kardeh River

دبی خروجی روندیابی شده (متر مکعب بر ثانیه) Routing Q Out (m ³ /s)				دبی خروجی مشاهده‌ای (متر مکعب بر ثانیه) Observed Q Out (m ³ /s)	دبی ورودی (متر مکعب بر ثانیه) Q In (m ³ /s)	زمان (ساعت) Time (hr)
ICA	PSO	GA	SOS			
2.41	2.41	2.41	2.41	2.41	2.41	0
2.37	2.36	2.37	2.37	2.41	2.56	6
1.56	1.21	1.56	1.51	2.41	7.37	12
3.50	3.38	3.50	3.50	2.41	7.93	18
5.62	5.91	5.62	5.70	5.77	2.66	24
4.54	4.74	4.54	4.56	6.16	2.56	30
2.50	2.40	2.50	2.51	2.50	2.50	36
2.48	2.34	2.48	2.48	2.50	2.50	42
2.51	2.58	2.51	2.53	2.50	2.50	48

جدول ۸ با روش حاضر مقایسه و برتری روش حاضر بر سایر روش‌ها مشخص گردید.

نتیجه‌گیری

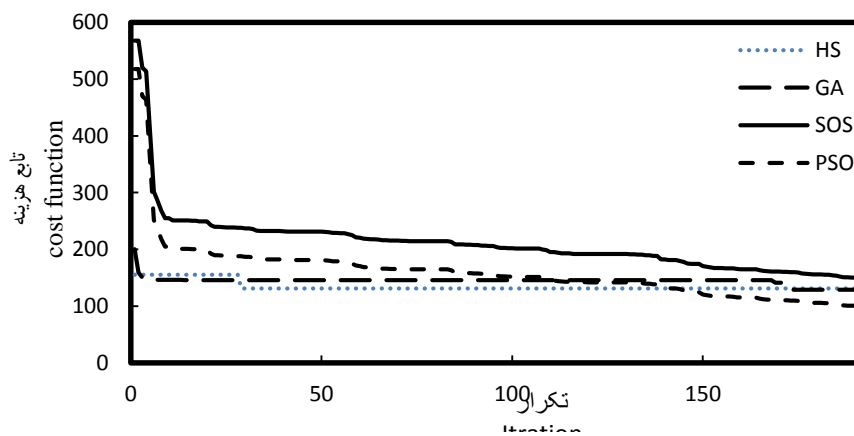
برآورد پارامترهای مدل ماسکینگام غیرخطی با استفاده از روش سعی و خطا، دشوار و با محاسبات طولانی همراه است. در سال‌های اخیر از روش‌های گوناگونی برای تخمین این پارامترها استفاده شده است. روش‌های فراکوشی از راه‌حلی بوده‌اند که توانسته‌اند در تخمین این پارامترها موفق عمل نمایند.

جدول ۷ عملکرد الگوریتم‌های مورد بررسی در کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) را توسط پارامترهای آماری برای رودخانه کارده نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود الگوریتم SOS در کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) با MSE (۰/۵۰۵) و SSQ (۴/۵۵۲) همانند الگوریتم‌های PSO و ICA عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های GA داشته‌اند. شکل ۵ میزان همگرایی الگوریتم‌های به کار رفته در رسیدن به مقدار مطلوب برای مسئله روندیابی سیل را نشان می‌دهد. همچنین این نشانگر همگرایی سریع SOS در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها است. با توجه به برآورد پارامترهای غیرخطی معادله ماسکینگام توسط پژوهش‌گران در سال‌های اخیر برای رودخانه ویلسون نتایج آن در

جدول ۸- مقایسه روش‌های مختلف محققین در سال‌های اخیر جهت بهینه کردن پارامترهای غیرخطی رودخانه ویلسون

Table 8- Comparison of different methods of researchers in recent years to optimize nonlinear parameters of Wilson River

Algorithm	SSQ	m	K	X
NL-LSM (Yoon and Padmanabhan 1993)	156.44	2.36	0.06	0.27
S-LSM (Gill 1978)	145.69	2.347	0.01	0.25
LMM (Das 2004)	130.48	2.293	0.075	0.2769
	128.78	2.151	0.167	0.301



شکل ۵- همگرایی الگوریتم‌های کاربردی در رودخانه کارده

Figure 5- The convergence of applied algorithms in the Kardeh-river

مدنظر با استفاده از توابع هدف SSQ در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های گزارش شده، نسبت به GA، ۷٪ و نسبت به ICA، ۰/۰۰۴٪ بهبود یافته است. در دومین مورد مطالعاتی که روندیابی یک سیلاب واقعی را نشان می‌دهد، پارامترهای آماری به‌دست آمده برای رودخانه کارده توسط الگوریتم SOS برابر با MSE (۰/۵۰۵۹) و SSQ (۴/۵۵۲) بوده است که حاکی از عملکرد مناسب الگوریتم جستجوی موجودات همزیست در برآورد مقادیر بهینه پارامترهای مدل ماسکینگام غیرخطی در روندیابی سیلاب بوده است. در نهایت، این پژوهش قابلیت الگوریتم SOS را در زمینه بهینه سازی پارامترهای مدل ماسکینگام نشان داد. از این رو استفاده از SOS جهت استفاده در زمینه روندیابی جریان با مدل ماسکینگام توصیه می‌شود.

در مطالعه حاضر الگوریتم نوین جستجوی موجودات همزیست (SOS) در تخمین پارامترهای مدل ماسکینگام غیرخطی برای سری داده‌های مشاهداتی دو مطالعه موردی شامل رودخانه ویلسون و رودخانه کارده مورد استفاده قرار گرفت. برای بررسی عملکرد الگوریتم SOS، نتایج حاصل از اجرای آن با الگوریتم‌های فرا ابتکاری دیگر مانند GA، PSO و ICA مورد مقایسه و تحلیل قرار گرفته است. در این پژوهش به‌منظور برآورد مقادیر بهینه پارامترهای مدل ماسکینگام غیرخطی در روندیابی سیلاب ابتدا مثال آزمایشی که به‌عنوان مورد مطالعاتی توسط پژوهشگران استفاده شده، تحلیل گردید. نتایج حاکی از بالا بودن دقت تخمین الگوریتم SOS نسبت به روش‌های گذشته بوده است. براساس نتایج به‌دست آمده از الگوریتم

منابع

- 1- Akbari G., and Barati R., and Fadafan M. 2010. Present of a New Algorithm for Parameter Estimation of Nonlinear Muskingum Model. 9th Iranian Hydraulic Conference, Iranian Hydraulic Society, 9-11 Nov. 2010- Iranian Hydraulic Society. Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran. (In persian with English abstract)
- 2- Akbarifard S., Madadi M.R., and Aliannejad M. 2017. Parameters Estimation of the Nonlinear Muskingum Flood-Routing Model Using Wolf Search Algorithm (WSA) (Case Study: Kardeh River). Irrigation and Drainage Structures Engineering Research 17(67): 95-112. (In Persian with English abstract)
- 3- Bazargan J., and Norouzi H. 2018. Investigation the effect of using variable values for the parameters of the linear Muskingum method using the particle swarm algorithm (PSO). Water Resources Management 32(14): 4763-4777. (In persian with English abstract)

- 4- Chen J., and Yang X. 2007. Optimal parameter estimation for Muskingum model based on Gray-encoded accelerating genetic algorithm. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* 12(5): 849-858.
- 5- Cheng M.Y., and Prayogo D. 2014. Symbiotic Organisms Search: A new metaheuristic optimization algorithm. *Computers & Structures* 139: 98-112.
- 6- Choudhury P., Shrivastava R.K., and Narulkar S.M. 2002. Flood Routing in River Networks Using Equivalent Muskingum Inflow. *Journal of Hydrologic Engineering* 7(6): 413-419.
- 7- Chow V.T. 2009. *Open Channel Hydraulic*. The Blackburn Press.
- 8- Chu H.J., and Chang L.C. 2009. Applying Particle Swarm Optimization to Parameter Estimation of the Nonlinear Muskingum Model. *Journal of Hydrologic Engineering* 14(9): 1024-1027.
- 9- Das A. 2004. Parameter Estimation for Muskingum Models. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 130(2): 140-147.
- 10- Ehteram M., Binti Othman F., Mundher Yaseen Z., Abdulmohsin Afan H., Falah Allawi M., Najah Ahmed Al., Shahid Sh., P.Singh V., and El-Shafie A. 2018. Improving the Muskingum flood routing method using a hybrid of particle swarm optimization and bat algorithm. *Water* 10(6): 807.
- 11- Farzin S., Singh V., Karami H., Farahani N., Ehteram M., Kisi O., Allawi M-F., Mohd N-S., and El-Shafie A. 2018. Flood routing in river reaches using a three-parameter Muskingum model coupled with an improved bat algorithm. *Water* 10(9): 1130.
- 12- Ghaleni M., Bozorg Hadad O., and Ebrahimi K. 2010. Parameter Estimation of the Nonlinear Muskingum Model Using Simulated Annealing. *Journal of Water and Soil* 24(5): 908-919. (In Persian)
- 13- Gill M.A. 1978. Flood routing by the Muskingum method. *Journal of hydrology* 36(3-4):353-363.
- 14- Hamed F., Bozorg Hadad O., and Vatan khah A. 2014. Improve nonlinear Muskingum model by a new combinatorial storage equation. 5th National Conference on Water Resources Management 29-1 Feb 2014., Shahid Beheshti University-Iranian Association of Water Resources Science and Engineering. Tehran - Iran. (In Persian with English abstract)
- 15- Karahan H., Gurarslan G., and Geem Z.W. 2013. Parameter Estimation of the Nonlinear Muskingum Flood Routing Model Using a Hybrid Harmony Search Algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering* 18(3): 352-360.
- 16- Khalifeh S., Esmaili K., Khodashenas S., and Akbarifard S. 2020. Data on Optimization of the Non-linear Muskingum Flood Routing in Kardeh River Using GOA Algorithm. *Journal of Data in Brief*. Volume 30, <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105398>.
- 17- Kim J.H., Geem Z.W., and Kim E.S. 2001. Parameter estimation of the nonlinear muskingum model using harmony search I. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 37(5): 1131-1138.
- 18- Mohan S. 1997. Parameter Estimation of Nonlinear Muskingum Models Using Genetic Algorithm. *Journal of Hydraulic Engineering* 123(2): 137-142.
- 19- Perumal M.E., and Raju K.G.R. 2001. Field Applications of a Variable-Parameter Muskingum Method. *Journal of Hydrologic Engineering* 6(3): 196-207.
- 20- Perumal M., and Raju K.G.R. 1998. Variable-Parameter Stage-Hydrograph Routing Method. II: Evaluation. *Journal of Hydrologic Engineering* 3(2): 115-121.
- 21- Saghi H., Delbari A. 2013. Investigation performance linear and nonlinear models for routing focus Muskingum flood. 15th Fluid Dynamic, Iranian Physics Society. 17-19 Dec. 2013. Bandar Abbas. Iran. (In Persian with English abstract)
- 22- Samani H.M., and Shamsipour G. 2004. Hydrologic flood routing in branched river systems via nonlinear optimization. *Journal of Hydraulic Research* 42(1): 55-59.
- 23- Singh V.P., and Scarlatos P.D. 1987. Analysis of nonlinear Muskingum flood routing. *Journal of Hydraulic Engineering* 113(1): 61-79.
- 24- Tung Y.K. 1985. River flood routing by nonlinear Muskingum method. *Journal of Hydraulic Engineering* 111(12): 1447-1460.
- 25- Wilson E.M. 1974. *Engineering hydrology*, MacMillan Education, Hampshire, United Kingdom.
- 26- Khalife S., Barani Gh., Khalifeh V., and Zonnemat Kermani M. 2019. Optimization of water distribution Systems using genetic algorithms in WaterGems model (Case study: part of Rooydar). *Journal of Ferdowsi Civil Engineering* 32(3): 111-124. (In Persian with English abstract)

Comparison of the Symbiotic Organisms Search Algorithm with Meta-Heuristic Algorithms in Flood Routing Model

S. Khalifeh¹ - S.A. Esmaili² - K. Esmaili^{3*} - S. Khodashenas⁴

Received: 05-02-2020

Accepted: 18-03-2020

Introduction: Flood is a natural phenomenon that can cause numerous financial and life casualties in civil, industrial, and agricultural areas. Therefore, knowing its characteristics such as its peak during a period and in different places of the river is of the utmost importance. In general, forecasting these characteristics and changes in depth and flow in the river could be done using the flood routing methods. Flood routing is one of the most important issues in water engineering projects. Hydrologic routing is common particularly in braided rivers and rivers with the lack of mid-basin data. To do that, there is a need to perform cross-sections and determine the river slope in every region. The Muskingum method is frequently used to route floods in the hydrology literature. The implementation of metaheuristic algorithm methods has shown satisfactory results in this regard. Therefore, in this study, we evaluated the efficiency of the Symbiotic Organisms Search (SOS) in estimating the optimal parameter estimation of the Non-linear Muskingum model.

Materials and Methods: This study evaluated the performance of Symbiotic Organisms Search (SOS) algorithm in estimating the optimum parameters of the Muskingum Non-linear model. To investigate the research's findings desirability, the results of the Symbiotic Organisms Search (SOS) were compared to the results of other Meta-Heuristic methods including the Genetic Algorithm (GA), the Particle Swarm Optimization (PSO), and the Imperialist Competitive Algorithm (ICA). Meta-heuristics sample is a set of solutions which are too large to be completely sampled. Meta-heuristics may make few assumptions about the optimization problem being solved, and they may, therefore, be usable for a variety of problems. SOS algorithm simulates the interactions between two species in a way that one species seeks to find the most suitable. SOS algorithm starts with an initial population called ecosystem. In the early stages of ecosystem, a group of organisms (decision variable) are randomly generated in the search space. Each organism is a candidate for a solution that corresponds to a certain degree of fit, representing the degree of conformity with the intended purpose (amount of objective function). This algorithm uses a new solution by mimicking the biological interaction between the two species in the ecosystem. Three distinct phases (cross-use), commensalism, and parasitic, similar to the biological interaction model in the real world, are introduced. Each interaction is defined based on the type of interaction. In this way, the two-way profit represents the cooperation phase, the one-way profit represents the commensalism phase, and the one-way profit and the other side losses represent the parasitic phase. In all phases, each is being interacted randomly with the other. This process continues until the process is completed (reaching the maximum number of iterations). In this research, the Kardeh River in Khorasan Razavi province was chosen as a real instance and Wilson River as a previous instance (1974), to investigate the performance of algorithms used in the non-linear Muskingum equation in the flood routing model. In this study, minimizing the sum of squares (SSQ) between the volume of real and routed outputs was considered as an objective function to evaluate the optimum parameters of K, X, and m in the non-linear Muskingum equation. The obtained optimum parameters from algorithms for both rivers showed that the SOS, PSO, and ICA algorithms could approximate the SSQ to optimal value and all meta-heuristic algorithms could route the output flood as well.

Results and Discussion: The SSQ algorithm results for the rivers showed the minimization of the sum of squares (SSQ) which MSE was equal to 5.85 and SSQ was equal to 128.78 for the Wilson River, and MSE was equal to 0.505 and SSQ was equal to 4.55 and had better functionality than the GA algorithms same as the PSO and ICA algorithms. The meta-Heuristic methods were from solutions which succeeded to estimate these parameters. In this study, the novel Symbiotic Organisms Search (SOS) was used to estimate the non-linear Muskingum model parameters. The observational data of two river studies of Kardeh and Wilson Rivers were

1, 2, 3 and 4- Ph.D. Candidate Water Structure, M.Sc. Student Water Structure, Associate Professor and Professor in Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, respectively.

(*- Corresponding Author Email: Esmaili@um.ac.ir)

DOI: 10.22067/jsw.v34i2.85190

employed. The results of SOS implementation were compared to other meta-heuristic algorithms such as GA, PSO, and ICA to investigate the SOS functionality. In this research, firstly, the experimental example used by the researchers was investigated to survey the optimum Non-linear Muskingum flood routing model parameters. The results showed the SOS precise estimation was comparable to the previous methods. According to the results, the SSQ was improved by using the objective functions as compared to the other reported algorithms at a rate of 7% in GA, and 0.004% in ICA. In the second experimental river, which is a real flood routing, estimated statistical parameters for the Kardeh River were 0.5059 for MSE and 4.5528 for SSQ in the SOS algorithm. This shows that the appropriate functionality of the Symbiotic Organisms Search algorithm in estimating the optimum Non-linear Muskingum flood routing model parameters. Finally, this research work highlights the SOS ability to optimize the Muskingum model parameters.

Conclusion: In the SSQ flood stream, SOS showed good performance, such as the PSO and ICA algorithms. In this regard, SOS was 13% better than the GA in the objective function SSQ and MSE, and improved the objective function SSQ and MSE by 0.002 and 4%, respectively, in respect to the PSO and ICA. This denotes the appropriate functionality of the Symbiotic Organisms Search algorithm in estimating the optimum non-linear Muskingum flood routing model parameters. The findings indicate the SOS ability to optimize the Muskingum model parameters. Therefore, using the SOS in flood routing with the Muskingum model is recommendable.

Keywords: Braided rivers, Hydrologic routing, Metaheuristic, Meta-Heuristic, Muskingum model, Optimization