نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۳۰، شماره ۴، مهر – آبان ۱۳۹۵، ص. ۱۱۱۳-۱۱۰۲

Journal of Water and Soil
Vol. 30, No. 4, Sept.-Oct. 2016, p. 1102-1113

کاربرد الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO در بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها

علیرضا مقدم[1*]- مجید منتصری[2]- حسین رضایی[3]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۶/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۸/۱۸

چکیده

مسئله بهره‌برداری از مخازن سدها به لحاظ تنوع تصمیم‌گیری و توابع هدف دارای پیچیدگی‌هایی است که گاهی اوقات حل آن‌ها با روش‌های بهینه‌سازی سنتی امکان‌پذیر نیست و نیازمند صرف وقت و هزینه بسیار است. بنابراین استفاده از ابزارهای نوین و روش‌های پیشرفته در حل این مسائل امری اجتناب ناپذیر می‌باشد. در این مقاله از یک نسخه ساده اصلاحی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (SMPSO)، الگوریتم ژنتیک (GA) و یک الگوریتم هیبرید جدید به نام HGAPSO برای بهره‌برداری از مخزن سد دز با هدف تأمین آب استفاده گردید. الگوریتم HGAPSO بر مبنای ترکیبی بسیار ساده اما کارامد از دو الگوریتم GA و SMPSO می‌باشد که باعث شده است محدودیت‌هایی که هر کدام از این روش‌ها به تنهایی دارند کاهش یابد و در مقابل کارایی آن افزایش یابد. در این پژوهش از بین ۴۰ سال آمار، داده‌های ۵ سال ابتدایی (۶۰ دوره ماهیانه) جریان ورودی به مخزن سد دز مورد استفاده قرار گرفت و پس از اعمال قیود در فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از تابع پنالتی، برنامه مورد نظر برای ۱۰ بار به صورت مستقل اجرا گردید. حداکثر تعداد تکرار برای هر بار اجرای برنامه ۴۰۰ و تعداد جمعیت اولیه برای هر سه روش ۱۰۰ انتخاب گردید. مقادیر میانگین تابع هدف برای الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO به ترتیب ۱/۳۴۵۷، ۱/۱۵۸۱ و ۰/۹۸۸۲ به دست آمد که HGAPSO با سرعت همگرایی بیشتری نسبت به دو روش GA و SMPSO در یافتن جواب بهینه تابع هدف عمل نمود. همچنین اختلاف بین نمودار میزان آب رها شده در برابر تقاضای ماهیانه با استفاده از روش HGAPSO بسیار کمتر از نمودارهای GA و SMPSO گردید. در نهایت نتایج نشان می‌دهد که HGAPSO در یافتن جواب بهینه نسبت به GA و PSO و سایر روش‌های پژوهش‌های پیشین موفق‌تر عمل نموده است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم اصلاحی بهینه‌سازی ازدحام ذرات، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم هیبرید، تابع هدف، سد دز

مقدمه

بهره‌برداری از مخزن یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه با مقیاس بزرگ است که نیازهای هیدرولوژی، قابلیت اطمینان، تأمین انرژی، کشاورزی و محیط زیست را در بر می‌گیرد. تاکنون هیچ الگوریتمی مشاهده نشده که توانایی در نظر گرفتن تمام نیازهای فوق الذکر را داشته باشد. اکثر الگوریتم‌های موجود به دلیل محدودیت‌هایی که دارند معمولاً به حل یک فرم ساده‌ای از مسئله می‌پردازند. بهره‌برداری از مخزن مسئله‌ای غیرخطی و غیرمحدب است در حالی‌که اکثر محققین یک شکل خطی از مسئله را در نظر می‌گیرند تا توسط روش برنامه‌ریزی خطی قابل حل باشد (۲). بهره‌برداری از مخزن یک مسئله با مقیاس بزرگ است مخصوصاً زمانی که برنامه‌ریزی و مدیریت بلند مدتی نیاز باشد. روش‌های گوناگون با سطح‌هایی از پیچیدگی و موفقیت‌های متفاوت برای حل مسئله بهره‌برداری از مخزن ارائه شده است که این روش‌ها به دو دسته کلی تقسیم‌بندی می‌شوند: ۱- روش‌های ریاضی یا سنتی مانند برنامه‌ریزی خطی[4] (LP)(۹، ۱۰، ۱۹، ۲۰، ۲۷ و ۳۲)، برنامه‌ریزی غیرخطی[5] (NLP) (۱۳، ۲۲ و ۳۰) و برنامه‌ریزی پویا[6] (DP)(۶، ۱۲، ۱۸ و ۳۱). ۲- الگوریتم‌های فراکاوشی مانند الگوریتم ژنتیک[7] (GA)(۷، ۱۷ و ۲۳)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات[8] (PSO)(۱)، بهینه‌سازی مورچگان[9] (ACO)(۲)، شبیه‌سازی تبرید[10] (SA)(۸ و ۳۰) و الگوریتم بهینه‌سازی

۱، ۲ و ۳- به ترتیب دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب و دانشیاران گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه
(*- نویسنده مسئول: Email: Alireza.Moghaddam@yahoo.com)

4- Linear Programming
5- Nonlinear Programming
6- Dynamic Programming
7- Genetic Algorithms
8- Particle Swarm Optimization
9- Ant Colony Optimization
10- Simulating Annealing

جفت‌گیری زنبور عسل[1] (HMBO)(۱۵). در میان روش‌های ریاضی LP به عنوان ساده‌ترین روش بهینه‌سازی شناخته شده است زیرا درک آن ساده و نیاز به هیچ راه‌حل اولیه‌ای ندارد. اولین کاربرد از LP در مسائل بهره‌برداری بهینه از مخزن توسط دورفمان (۱۹۶۲) ارائه گردید که از LP برای بیشینه کردن یک تابع هدف اقتصادی استفاده کرد (۱۰). در ادامه سایر محققین از LP در مسأله بهره‌برداری از سیستم مخازن تحت قیود احتمالاتی و برای اهداف کنترل سیلاب در بهره‌برداری از سیستم مخزن چندگانه استفاده کردند (۹، ۱۹، ۲۰، ۲۷ و ۳۲).

روش‌های NLP معمولاً در مسائل منابع آب استفاده نمی‌شود زیرا در این روش فرآیند بهینه‌سازی بسیار کند و در مقایسه با سایر روش‌ها از قبیل GA، PSO، ACO، SA و HMBO نیاز به حافظه و زمان زیادی در کامپیوتر دارد. با این حال بعضی از محققین تلاش کردند تا بعضی از مسائل برجسته منابع آب را با استفاده از NLP حل نمایند. تیجاواراپو و سیمونوویک (۲۰۰۰) یک مدل ترکیبی NLP صحیح را بهره‌برداری کوتاه مدت مخازن برقابی در Manotba کانادا توسعه دادند (۳۰). قهرمان و سپاسخواه (۲۰۰۴) یک مدل بهینه‌سازی NLP را با یک مدل بیلان آب- خاک بصورت یکپارچه برای تخصیص منبع تأمین آب محدود توسعه دادند (۱۳). مواتاسیم (۲۰۱۱) مسأله بهینه‌سازی بهره‌برداری از پمپ را به عنوان یک مسئله برنامه‌ریزی غیرخطی صحیح بولین[2] (BINLP) پیکربندی نمود تا هزینه‌های انرژی ناشی از بهره‌برداری پمپ را در یک سیستم چندمخزنه کمینه نماید (۲۲).

DP توسط بلمن (۱۹۵۷) توسعه یافت و بر این اساس استوار است که یک مسأله پیچیده را به یک سری مسائل کوچکتر که به صورت پی در پی حل می‌شوند و اطلاعات را از یک گام به گام محاسباتی دیگر انتقال می‌دهند تقسیم نماید (۶). تیلمانتا و همکاران (۲۰۰۲) دیدگاه مدل برنامه‌ریزی پویای تصادفی فازی[3] (FSDP) را ارائه دادند تا سیاست‌های بهره‌برداری از مخازن چندگانه در شرایط ماندگار را بدست آورند (۳۱). گنجی و همکاران (۲۰۰۷) از اصل نظریه بازی‌ها استفاده کردند تا یک مدل پویای تصادفی به همراه نظریه نش[4] (PSDNG) برای حل مناضعات موجود در میان مصرف‌کنندگان مختلف به دلیل کمبود آب ارائه دهند (۱۲). کومار و همکاران (۲۰۱۰) برنامه‌ریزی پویای پوشیده[5] (FDP) را برای سیاست‌های بهینه بهره‌برداری مخزن با هدف کنترل سیلاب توسعه دادند (۱۸). با وجود اینکه کارایی روش DP اثبات شده است اما هنوز در مسائل بهره‌برداری از مخازن با مقیاس بزرگ ناتوان است (۴).

با وجود مزیت‌هایی که روش‌های سنتی دارند اما این روش‌ها دارای معایبی نیز می‌باشند. روش‌های LP می‌تواند فقط برای مسائل خطی استفاده شود در حالی اکثر مسائل واقعی بهره‌برداری از مخازن در جهان غیرخطی می‌باشند. روش‌های NLP فقط هنگامی که برای مسائل محدب استفاده می‌شوند قابل اطمینان هستند در حالی‌که اکثر مسائل بهره‌برداری از مخازن برقابی مقعر هستند (۴). DP و مشتقات آن از لحاظ تئوری برای یافتن جواب بهینه هر مسئله بهره‌برداری مخزن توانمند است اما از لحاظ حجم محاسباتی طاقت‌فرسا می‌باشد. علاوه بر این ابعاد روش‌های بر پایه DP در هنگام حل مسائل بهره‌برداری با مقیاس بزرگ افزایش می‌یابد بگونه‌ای که مسأله غیرقابل حل می‌شود.

در دهه اخیر کاربرد الگوریتم‌های فراکاوشی در مسائل منابع آب معرفی شدند تا بر پیچیدگی‌های موجود از قبیل غیرخطی، مقعر و گسسته بودن این مسائل که روش‌های بهینه‌سازی ریاضی را با محدودیت مواجه می‌کند غلبه کنند. بسیاری از محققین از GA برای بدست آوردن قانون‌های بهره‌برداری در سیستم مخازن چندگانه و حل مسائل مدیریت منابع آب استفاده کردند. نتایج این تحقیقات نشان داد که GA اگرچه مزایای بسیار زیادی نسبت به روش‌های سنتی دارد اما برای یافتن راه‌حل بهینه به تعداد تکرار زیاد نیاز دارد و همچنین سرعت همگرایی آن پایین می‌باشد (۷، ۱۷ و ۲۳).

افشار (۲۰۰۹) دو مکانیسم جهش برای برقراری تعادل بین مشخصه‌های اکتشاف و بهره‌برداری الگوریتم PSO ارائه کرد که باعث بهبود عملکرد الگوریتم PSO در مسئله بهره‌برداری بهینه تک‌هدفه از مخزن سد دز طی دوره‌های ۶۰ و ۱۲۰ ماهه شد (۱). همچنین افشار و معینی (۲۰۰۸) ترکیب‌هایی مقید و نامقید از الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه کلونی مورچگان (ACOA) با نام‌های الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورچگان غیرمقید[6] (UACOA)، جزیی مقید[7] (PCACOA) و کاملاً مقید[8] (FCACOA) را برای بهینه‌سازی مسئله بهره‌برداری از مخزن سد دز در مقیاس بزرگ پیشنهاد نمودند. نتایج نشان داد که این ترکیب‌ها ضمن کاهش فضای جستجو هیچ هزینه محاسباتی اضافی نیز ایجاد نمی‌کنند (۲). افشار و همکاران (۲۰۱۴) ترکیبی از الگوریتم رقابت استعماری[9] (ICA) و منحنی‌های فرمان خطی را در بهره‌برداری از مخزن سد دز با دو هدف تأمین آب و انرژی استفاده نمودند و به این نتیجه رسیدند که روش پیشنهادی توانایی بهره‌برداری بهینه از مخزن در دوره‌های کوتاه مدت تا نسبتاً طولانی را دارد (۵). بعضی محققین از روش SA و تلفیق آن با

1- Honey Bee Mating Optimization
2- Boolean Integer Nonlinear Programming
3- Fuzzy Stochastic Dynamic Programming
4- Stochastic Dynamic Nash Game with perfect information
5- Folded Dynamic Programming
6- Unconstrained Ant Colony Optimization Algorithms
7- Partially Constrained Ant Colony Optimization Algorithms
8- Fully Constrained Ant Colony Optimization Algorithms
9- Imperialist Competitive Algorithm

برنامه‌ریزی فازی و GA در بهره‌برداری از مخزن بهره بردند (۸ و ۳۰). حداد و همکاران (۲۰۰۶) از الگوریتم HMBO برای بهره‌برداری از مخزن تک‌هدفه استفاده کردند و در انتها نتایج را با الگوریتم GA مقایسه نمودند (۱۵). نتایج حاصل از این پژوهش‌ها بیانگر آن بود که چون الگوریتم‌های فراکاوشی مانند PSO، ACOA، SA و HMBO بر پایه هوش جمعی استوار هستند بنابراین در مقابل GA مزیت‌های منحصر به فردی از قبیل برخورداری از عملگرهای انعطاف‌پذیر و قابلیت کاربرد در مسائل با متغیرهای پیوسته، گسسته و ترکیبی را دارند. اما از طرفی دیگر در مسائل با ابعاد وسیع و پیچیده بکارگیری تنها یکی از روش‌های مبتنی بر هوش جمعی ممکن است جواب مطلوب را ارائه ندهد و بهتر است با ترکیب الگوریتم‌ها و استفاده از عملگرهای چندین روش مختلف، تعادلی در جهت ارتقای خاصیت بهره‌برداری از منابع در دسترس و بهبود قابلیت اکتشاف فضای جستجوی الگوریتم مدنظر ایجاد نمود (۲۶).

اخیراً پژوهش‌هایی درباره ترکیب دو الگوریتم GA و PSO در زمینه‌های مختلف چاپ شده است. جوانگ (۲۰۰۴) یک الگوریتم تکاملی جدید بر اساس هیبرید الگوریتم‌های GA و PSO برای طراحی خودکار شبکه‌های عصبی- فازی بازگشتی ارائه کرد. در این الگوریتم افراد در یک نسل فقط توسط عملگرهای جهش و تقاطع ایجاد نمی‌شوند بلکه PSO نیز در این فرآیند دخیل می‌شود. نتایج حاکی از برتری الگوریتم هیبریدی نسبت به GA و PSO در طراحی شبکه‌های بازگشتی دارد (۱۶). پریمالاثا و نتاراجان (۲۰۰۹) سه نوع استراتژی جدید برای ترکیب GA و PSO ارائه کردند و نتایج را بر روی سه تابع مرجع در ریاضی مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که مدل هیبرید پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم PSO استاندارد دارد (۲۴). اسمین و همکاران (۲۰۱۳) یک الگوریتم هیبریدی برای PSO به نام HPSOM را معرفی کردند. HPSOM از فرآیند جهش الگوریتم ژنتیک برای بهبود الگوریتم PSO استاندارد استفاده می‌کرد. نتایج بکارگیری الگوریتم HPSOM بر روی تعدادی از توابع مرجع نشان داد که این روش عملکرد بهتری از لحاظ سرعت همگرایی، کیفیت راه حل‌ها و توانایی در یافتن نقطه بهینه جهانی نسبت به الگوریتم PSO استاندارد را دارد (۱۱).

در این مقاله با استفاده از یک ضریب اصلاحی در الگوریتم PSO یک نسخه اصلاحی بسیار ساده از PSO[1] (SMPSO) ارائه گردید و در ادامه با تلفیق آن با الگوریتم GA یک روش نوین هیبرید پیشنهادی به نام HGAPSO توسعه یافت. در انتها عملکرد الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPAO در مسأله بهره‌برداری بهینه از مخزن سد دز با در نظر گرفتن تأمین آب به عنوان توابع هدف در یک دوره زمانی ۶۰ ماهه با توجه به داده‌های جریان ورودی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

1- Simple Modified PSO

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

مخزن دز شامل حجم ذخیره کل ۲۵۱۰ میلیون متر مکعب است و در این پژوهش از بین ۴۰ سال آمار، متوسط جریان ورودی در ۵ سال ابتدایی (۶۰ دوره ماهیانه) برای بررسی انتخاب گردید که معادل ۵۳۰۳ میلیون متر مکعب می‌باشد. برای این مخزن بیشینه و کمینه حجم ذخیره شده ماهیانه به ترتیب ۸۳۰ و ۳۳۴۰ میلیون متر مکعب، بیشینه و کمینه آب رهاسازی شده ماهیانه نیز به ترتیب صفر و ۱۰۰۰ میلیون متر مکعب و حجم ذخیره اولیه در شروع محاسبات ۱۴۳۰ میلیون متر مکعب در نظر گرفته شده است (۳ و ۵).

فرمول‌بندی مدل

مخازن اغلب برای یک یا چند هدف مانند تأمین آب، تولید انرژی برقابی، دلایل زیست محیطی، کنترل سیل، تفریح و سرگرمی طراحی و بهره‌برداری می‌شوند. در بهره‌برداری به منظور تأمین آب، هدف یافتن مجموعه‌ای از رهاسازی‌ها یا حجم‌های ذخیره بر اساس جریان ورودی در دوره‌های زمانی و تقاضای از پیش تعیین شده می‌باشد. بهره‌برداری بهینه از یک مخزن با هدف تأمین آب می‌تواند به شکل تابع ریاضی زیر بیان شود (۱، ۳ و ۱۵):

$$Minimize\ F = \frac{\sum_{t=1}^{NT}\left[D_t - r_t\right]^2}{D_{max}} \quad (۱)$$

که F تابع هدف، NT تعداد گام‌های زمانی، D_t تقاضا در هر گام زمانی، r_t رهاسازی از مخزن در گام زمانی و D_{max} بیشینه تقاضا در تمام دوره‌های زمانی می‌باشد.

قیود مسأله

۱- رابطه پیوستگی مخزن:

$$S_{t+1} = S_t + I_t - R_t \qquad t = 1,\ldots,NT \quad (۲)$$

که I_t ورودی به مخزن در گام زمانی t، R_t میزان آب رها شده از مخزن در گام زمانی t و S_t و S_{t+1} به ترتیب حجم آب ذخیره شده در مخزن در گام‌های زمانی t و $t+1$ می باشد.

۲- بیشینه و کمینه حجم ذخیره و رهاسازی مخزن:

$$S_t^{min} \le S_t \le S_t^{max} \qquad t = 1,\ldots,NT \quad (۳)$$

$$R_t^{min} \le R_t \le R_t^{max} \qquad t = 1,\ldots,NT \quad (۴)$$

که S_t^{max} و S_t^{min} به ترتیب بیشینه و کمینه حجم آب ذخیره شده در مخزن در گام زمانی t و R_t^{max} و R_t^{min} نیز به ترتیب بیشینه و کمینه آب رها شده از مخزن در گام زمانی t می‌باشد. در این مقاله

آب رها شده از مخزن به عنوان متغیر تصمیم در نظر گرفته شد و دامنه متغیرهای تصمیم نیز در بازه ($R_t^{min} - R_t^{max}$) تنظیم گردید بدین منظور قید رابطه ۴ بصورت خودکار رعایت می‌شود. اما برای اعمال قید حجم ذخیره مخزن در تابع هدف از توابع پنالتی بر اساس روابط ۵ تا ۷ استفاده گردید (۵).

$$if\ \left(S_t > S_t^{\ max}\right) \qquad penalty\ 1 = a \times \left(\frac{S_t}{S_t^{\ max}} - 1\right)^2 \tag{۵}$$

$$if\ \left(S_t < S_t^{\ min}\right) \qquad penalty\ 2 = a \times \left(1 - \frac{S_t}{S_t^{\ min}}\right)^2 \tag{۶}$$

$$Total\ penalty = a \times penalty\ 1 + a \times penalty\ 2 \tag{۷}$$

که a ثابت پنالتی می‌باشد و در این مقاله ۹×۱۰^{۱۰} انتخاب گردید. مقدار $Total\ penalty$ محاسبه شده از رابطه ۷ به تابع هدف ارائه شده در رابطه ۱ افزوده می‌گردد.

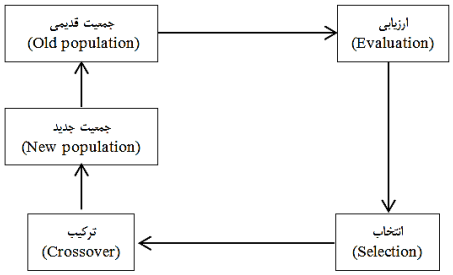
الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm)

روش الگوریتم ژنتیک که جزء جدیدترین روش‌های برنامه‌ریزی است با بهره‌گیری از نظریه تکامل و بقاء در علم زیست‌شناسی و استفاده از اصول علم ژنتیک به عنوان روشی موثر برای بهینه‌سازی که محدودیت‌های روش‌های کلاسیک را ندارد ابداع شده است. الگوریتم ژنتیک، از تئوری‌های تکامل بیولوژیکی، از قبیل وراثت ژنتیک و اصل تناظر بقای داروین بهره می‌برد و روش‌های جستجوی کاملاً موازی را برای مسائل پیچیده بهینه‌سازی ارائه می‌نماید. این روش جستجوی مؤثر در فضاهای وسیع و بزرگ بر اساس ژن‌ها و کروموزوم‌ها است‌که در نهایت منجر به جهت‌گیری به سمت یافتن پاسخ بهینه در میان سایر پاسخ‌های ممکن می‌شود (۱۴).

مدل‌های مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای تحقق به چهار عنصر اصلی زیر نیازمندند:

- جمعیت اولیه: یک مجموعه اولیه از اعضاء (کروموزم‌ها) که معمولا بصورت رشته‌هایی از ژن‌ها (بیت‌ها) کد می‌شوند و جواب‌هایی از مسئله را ارائه می‌نمایند.
- تابع ارزیابی: روشی برای اندازه‌گیری میزان برازندگی هر عضو (جواب) می‌باشد.
- انتخاب: فرآیندی است برای گزینش اعضای مناسب برای تولید و ترکیب مجدد.
- عملگرهای ژنتیک: که برای تولید اعضای جدید و تکامل تدریجی بکار می‌روند.

الگوریتم مذکور دارای چرخه‌ای مشابه شکل زیر است. اولین مرحله، ایجاد جمعیت اولیه از کروموزم‌ها بصورت تصادفی می‌باشد. سپس میزان برازندگی هر یک اعضاء (کروموزم‌ها) در جمعیت، ارزیابی و تعیین می‌گردد و مرحله انتخاب بر اساس میزان برازندگی اعضا انجام می‌پذیرد. یعنی تعدادی از برازنده‌ترین کروموزم‌ها برای تولید مجدد انتخاب می‌گردند. در انتها عملگرهای ژنتیک (آمیزش[1] و جهش[2]) بر روی اعضای انتخاب شده عمل کرده و کدهای ژنتیک آنها را اصلاح و ترکیب می‌کنند. این چرخه وقتی یکبار انجام می‌گیرد یک نسل نامیده می‌شود و تا رسیدن به شرط توقف حلقه، مراحل فوق مرتباً تکرار می‌گردند (شکل ۱).



شکل ۱- چرخه الگوریتم ژنتیک

Figure 1- Genetic algorithm flowchart

الگوریتم اصلاحی ساده بهینه‌سازی ازدحام ذرات (Simple Modified Particle Swarm Optimization Algorithm)

در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، هر راه حل یک جمعیت از پرندگان است که به عنوان یک ذره نیز مطرح شده است. در این مجموعه، پرندگان دارای هوش مصنوعی فردی هستند و رفتار اجتماعی و مختصات حرکت‌شان را به سمت یک مقصد خاص توسعه می‌دهند (۲۹). بنابراین، هر پرنده در فضای جستجو از موقعیت فعلی که دارد به سمت بهترین مقصد تجربه شده در جمعیت پرواز می‌نماید و این فرآیند تا زمانی ادامه پیدا می کند که پرنده به موقعیت مطلوب برسد. هدف در این فرآیند برقراری ارتباط بین هوش فردی با تعامل اجتماعی است.

در ابتدا، فرآیند از یک مجموعه از ذرات شروع می‌شود، هر یک از آنها یک راه حل برای مسئله شامل می‌شود که بطور تصادفی تولید شده است و سپس جستجوها برای تعیین راه حل بهینه در طی تکرارهای متوالی صورت می‌گیرد. i- امین ذره در ارتباط با یک موقعیت در فضای s بعدی است، که s تعداد متغیرهای تصمیم‌گیری مسئله را نشان می‌دهد. مقادیر متغیرهای s که موقعیت ذرات را تعیین می‌کنند، یک راه حل ممکن از مسئله بهینه‌سازی است. هر ذره i به طور کامل توسط سه بردار مشخص می‌شود؛ بردار X_i که موقعیت کنونی ذره است، بردار Y_i بهترین موقعیتی است که ذره در تکرار

1- Crossover
2- Mutation

قبلی به آن رسیده است و بردار سرعت ذره که با V_i نشان داده می‌شود.

در هر چرخه، هدف شناسایی ذره‌ای است که بهترین موقعیت لحظه‌ای را در مسئله دارد؛ سپس موقعیت این ذره به عنوان موقعیت جدید (X_i^{iter+1}) در محاسبات برای هر ذره در اجتماع وارد می‌شود. این محاسبات بر اساس دو رابطه زیر صورت می‌گیرد:

$$V_i^{iter+1} = wV_i^{iter} + c_1 rand()\left(Y_i^{iter} - X_i^{iter}\right) + c_2 rand()\left(Y_*^{iter} - X_i^{iter}\right) \quad (۸)$$

$$X_i^{iter+1} = X_i^{iter} + V_i^{iter+1} \quad (۹)$$

که V_i^{iter+1} سرعت جدید ذره تعریف می‌شود؛ c_1 و c_2 دو قید مثبتی هستند که به ترتیب ضریب یادگیری شخصی[1] و ضریب یادگیری جهانی[2] (جمعی) نامیده می‌شوند و مقدار آن‌ها در بازه (۲- ۰) تغییر می‌کند؛ $rand()$ تابعی است که اعداد تصادفی بین صفر تا یک تولید می‌کند؛ Y_* بهترین حل کنونی در میان Y_i ها است. w یک فاکتور اینرسی است و مقدار مجاز آن در الگوریتم PSO استاندارد در بازه (۰/۹- ۰/۴) تغییر می‌کند. مقدار w در ابتدای استفاده از این الگوریتم ثابت فرض می‌شد اما نتایج تجربی نشان داد که بهتر است در ابتدای فرآیند جستجو، جهت بهبود جستجوی فراگیر در فضای تصمیم، مقدار زیادتری برای این پارامتر در نظر گرفته شده و بتدریج برای کنترل تعادل بین جستجوی جهانی و جستجوی محلی در طی تکرار های متوالی، بصورت خطی با زمان کاهش یابد (۲۹).

در این پژوهش با ارائه یک ضریب کاهشی به نام w_{damp} یک نسخه بهبود یافته بسیار ساده از PSO با نام SMPSO ارائه می‌گردد که در افزایش یا کاهش سرعت همگرایی الگوریتم در یافتن جواب بهینه بسیار موثر می‌باشد. البته تعیین مقدار مناسب w_{damp} بسیار اهمیت دارد و بر اساس رابطه ۱۰ باعث کاهش خطی w در هر تکرار می‌شود:

$$w^{iter+1} = w^{iter} \times w_{damp} \quad (۱۰)$$

در این پژوهش مقادیر w_{damp} در بازه (۱- ۰/۹) تغییر نمود و در نهایت بهترین مقدار آن بر اساس سعی و خطا انتخاب گردید (۲۱).

در ادامه ذرات از طریق فضای حل انتشار می‌یابند و بوسیله بهترین راه حلی که قبلاً به صورت فردی پیدا کرده‌اند بهبود می‌یابند، به طوری‌که بهترین ذره وارد اجتماع می‌شود. بنابراین، در معادله ۸ دومین ترم بیانگر شناخت یا دانش درونی ذره i است، که موقعیت کنونی خود X_i را با بهترین موقعیت قبلی Y_i مقایسه می‌کند. سومین ترم در این معادله نشان دهنده تعامل اجتماعی بین ذرات است؛ این ترم تفاوت بین موقعیت کنونی X_i و بهترین راه حل کاملی که سیستم در لحظه Y_* پیدا کرده است را اندازه گیری می‌کند.

برای کنترل تغییرات سرعت ذرات، دامنه‌های بالا و پایین به ترتیب زیر معرفی می‌شوند:

$$V_{min} \le V \le V_{max} \quad (۱۱)$$

که V_{min} و $V_{\max}$ کمینه و بیشینه سرعت مجاز برای هر ذره است و معمولاً $V_{max} = -V_{min}$ فرض می‌شود.

الگوریتم هیبرید پیشنهادی (HGAPSO)

از مزایای الگوریتم PSO نسبت به GA می‌توان به سادگی، قابل فهم بودن و توانایی کنترل سرعت همگرایی در آن اشاره نمود. در GA نرخ جهش و احتمال تقاطع بر روی همگرایی الگوریتم تأثیرگذارند اما نمی‌توانند مانند فاکتور اینرسی در PSO به آسانی سرعت همگرایی را کنترل نمایند. با کاهش فاکتور اینرسی در الگوریتم PSO می‌توان مستقیما تأثیر افزایش سرعت همگرایی را مشاهده نمود اما محدودیت اصلی PSO همگرایی زودرس آن و گرفتار شدن در مینیمم‌های محلی است (۳۳). برای جلوگیری از این اتفاق بایستی بهترین موقعیت جمعی ذرات در هر تکرار تغییر نماید. بدین منظور با دخیل نمودن عملگرهای جهش و تقاطع الگوریتم GA در PSO می‌توان تنوع در بین اعضای جمعیت آن را افزایش و احتمال گرفتار شدن در مینیمم‌های محلی را کاهش داد.

در این مقاله یک ترکیب پیشنهادی از GA و SMPSO به نام الگوریتم هیبرید HGAPSO[3] معرفی می‌گردد. در HGAPSO ابتدا تعداد کل تکرارها مشخص می‌شود و سپس در هر تکرار الگوریتم HGAPSO به دو زیر بخش اصلی الگوریتم GA و SMPSO تقسیم‌بندی می‌شود. در مرحله اول GA جمعیت برتر خود را که به ترتیب کمینه هزینه مرتب شده است به عنوان بهترین تجربه شخصی و جمعی برای تمام اعضای جمعیت در اختیار SMPSO می‌گذارد. سپس SMPSO برای تمام اعضای جمعیت بر اساس اطلاعاتی که GA برای هر عضو محاسبه نموده است مقادیر بهترین عضو جمعیت را در انتهای هر تکرار محاسبه می‌نماید. این مراحل برای هر تکرار تا برقراری شرایط خاتمه یا رسیدن به بیشینه تکرار ادامه می‌یابد. در این مقاله برای از بین بردن اثر تصادفی بودن جمعیت اولیه در افزایش یا کاهش سرعت همگرایی در هر کدام از سه الگوریتم GA، SMPSO و HGAPSO، جمعیت اولیه‌ای که بطور تصادفی در ابتدا تشکیل می‌شود بطور یکسان برای هر کدام از الگوریتم‌ها در نظرگرفته می‌شود.

1- Personal Learning Coefficient
2- Global Learning Coefficient

3- Hybrid Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization

نتایج و بحث

در این بخش نتـایج حاصـل از سـه الگـوریتم SMPSO، GA و HGAPSO بر اساس تابع هدف مذکور بر روی سد دز مورد ارزیـابی قرار می‌گیرد. جدول ۱ میزان جریان ورودی و تقاضـای پـایین دسـت سد را برای دوره آماری ۶۰ ماهه (۵ سال ابتدایی از بین ۴۰ سال آمار) نشان می‌دهد.

جدول ۱- میزان جریان ورودی و تقاضای پایین دست مخزن سد دز (میلیون متر مکعب)

Table 1- Inflow and demands for Dez reservoir (Mm^3)

سال (Year)	جریان ورودی ماهیانه (Monthly inflow)												میانگین سالانه (Average annual)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	1669.90	1492.09	825.04	506.81	325.83	238.78	198.04	300.54	522.64	576.70	824.13	1154.82	8635.31
2	570.29	509.57	281.76	173.08	111.27	81.55	67.63	102.64	178.49	196.95	281.45	394.38	2949.06
3	1020.65	911.97	504.27	309.76	199.15	145.94	121.04	183.69	319.44	352.48	503.71	705.83	5277.92
4	815.26	728.45	402.80	247.43	159.07	116.58	96.69	146.73	255.16	281.55	402.35	563.80	4215.86
5	1051.46	939.50	519.49	319.11	205.16	150.35	124.70	189.24	329.08	363.12	518.92	727.14	5437.28
تقاضا (Demand)	516.40	603.70	757.20	831.10	818.80	706.00	467.60	318.00	163.00	150.10	203.00	365.50	5900.40

جدول ۲- نتایج آماری مسأله بهره‌برداری از مخزن سد دز با استفاده از الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO

Table 2- Statical resultsin Dez reservoir operation problem using by GA, SMPSO and HGAPSO

تعداد اجرا / Run number	HGAPSO	PSO (پژوهش حاضر / Current study)	GA	ICA (افشار و همکاران (۲۰۱۴) / Afshar et al., 2014)	FCACOA	PCACOA	UACOA (افشار و معینی (۲۰۰۸) / Afshar and Moeini, 2008)
1	1.0098	1.1135	1.4705	4.02			
2	0.94551	1.2265	1.3014	4.199			
3	0.93332	1.0863	1.2145	3.256			
4	1.001	1.1307	1.6683	3.818			
5	1.0286	1.1566	1.2657	3.116			
6	1.1046	1.0954	1.2314	3.137			
7	0.90303	1.1903	1.3581	2.923			
8	1.0641	1.1896	1.5182	3.094			
9	0.95236	1.2647	1.2396	3.372			
10	0.94039	1.128	1.19	4.12			
تعداد ارزیابی تابع هدف (No. of function evaluations)	84100	40100	44100	300000	58600	77400	348600
کمینه (Minimum)	0.90303	1.0863	1.19	2.923	1.00252	1.00369	1.38037
بیشینه (Maximum)	1.1046	1.2647	1.6683	4.199	1.12442	1.17943	1.74837
میانگین (Average)	0.988271	1.15816	1.34577	3.505	1.0363	1.09725	1.56867
انحراف معیار (Standard deviation)	0.061017	0.055503	0.1495647	0.4827	0.19922	0.17574	0.368

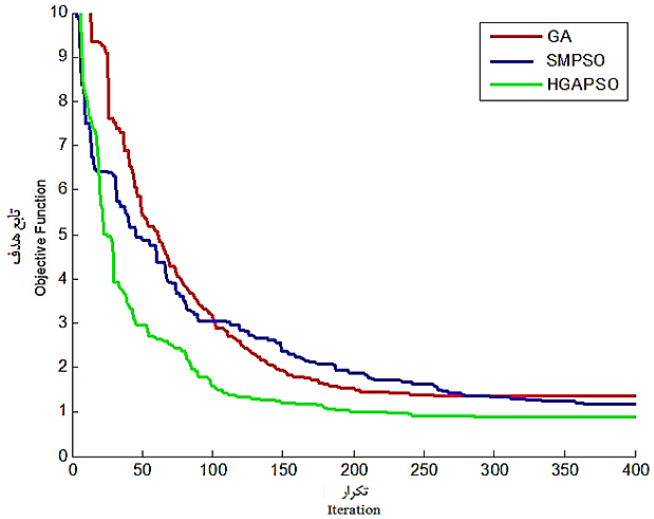
در این پژوهش تابع هدف مـذکور بـرای دوره آمـاری مـدنظر بـا حداکثر ۴۰۰ تکرار اجرا گردید و نتایج در جدول ۲ ارائـه شـد. در ایـن جدول مقادیر بیشینه، کمینه، میانگین و انحراف معیـار تـابع هـدف در طی ۱۰ اجرای مستقل بیان شده است تا اختلاف جواب‌هـا در اجـرای هر الگوریتم نیز مورد بررسی قرار گیرد.

همانطور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود کمینه مقدار تابع هـدف

برای الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO به ترتیب ۱/۱۹، ۱/۰۵ و ۰/۹۰ به دست آمد و بیشینه مقدار نیز به ترتیب ۱/۶۶، ۱/۲۶ و ۱/۱۰ حاصل شد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم HGAPSO کمینه مقدار تابع هدف را به ترتیب ۳۲ و ۱۶ درصد کمتر از مقادیر ارائه شده توسط الگوریتم‌های GA و SMPSO بدست آورده است. مقادیر میانگین تابع هدف نیز برای الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO به ترتیب ۱/۳۴۵۷، ۱/۱۵۸۱ و ۰/۹۸۸۲ به دست آمد. اختلاف در تعداد ارزیابی تابع هدف الگوریتم‌ها از آنجا ناشی می‌شود که در الگوریتم GA در هر تکرار به خاطر تأثیر عملگر جهش و تقاطع دوبار تابع هدف مورد ارزیابی قرار می‌گیرد در صورتی‌که در الگوریتم SMPSO، ارزیابی تابع هدف فقط یکبار در هر اجرا انجام می‌پذیرد. در هر اجرای روش HGAPSO چون همزمان دو روش GA و SMPSO عمل می‌کند تعداد ارزیابی تابع هدف نسبت به حالت ساده دو روش افزایش یافته است. انحراف معیار الگوریتم‌های SMPSO و HGAPSO در تمام اجراهای برنامه نزدیک به هم و کمتر از GA می‌باشد که نشان می‌دهد تنوع بین جواب‌ها در تعداد اجراهای مستقل در این دو روش بسیار کمتر می‌باشد.

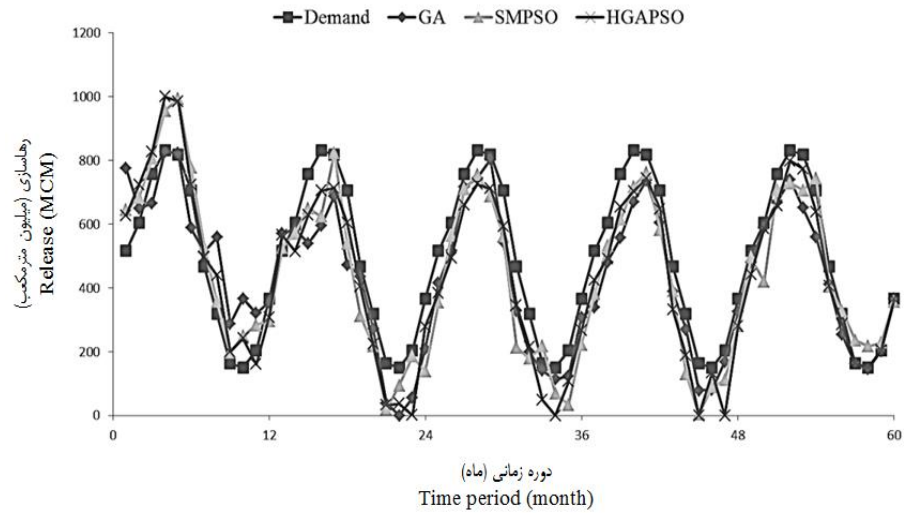
جدول ۲ همچنین عملکرد HGAPSO در برابر روش‌های قبلی از پژوهش‌های پیشین در مورد مسأله بهره‌برداری از مخزن دز را برای دوره زمانی ۶۰ ماهه نشان می‌دهد. نتایج بیانگر آن است که روش پیشنهادی HGAPSO با در نظر گرفتن تعداد جمعیت اولیه ۱۰۰ از لحاظ فاکتورهای کمینه، بیشینه، میانگین و انحراف معیار نسبت به الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورچگان غیرمقید (UACOA)، جزیی مقید (PCACOA) و کاملاً مقید (FCACOA) و الگوریتم رقابت استعماری (ICA) بهبود قابل توجهی داشته است با توجه به اینکه این روش‌ها از جمعیت اولیه ۲۰۰ استفاده کرده‌اند.

شکل ۲ نشان می‌دهد که روند همگرایی در یافتن جواب بهینه تابع هدف در الگوریتم HGAPSO بسیار سریع‌تر از دو روش GA و SMPSO می‌باشد. شکل ۳ تغییرات ماهیانه میزان آب رهاسازی شده در برابر تقاضا و شکل ۴ تغییرات حجم ذخیره مخزن سد دز را با استفاده از روش‌های GA، SMPSO و HGAPSO نشان می‌دهد. همانطور که شکل ۳ نشان می‌دهد اختلاف بین نمودار میزان آب رها شده در برابر تقاضای ماهیانه با استفاده از روش HGAPSO بسیار کمتر از نمودارهای GA و SMPSO می‌باشد. حجم ذخیره محاسبه شده نیز در روش‌های HGAPSO و SMPSO بسیار نزدیک به هم می‌باشد اما در روش GA در ماه‌های انتهایی سال‌های اول و دوم حجم ذخیره نسبت به دو روش دیگر بیشتر برآورد شده است.



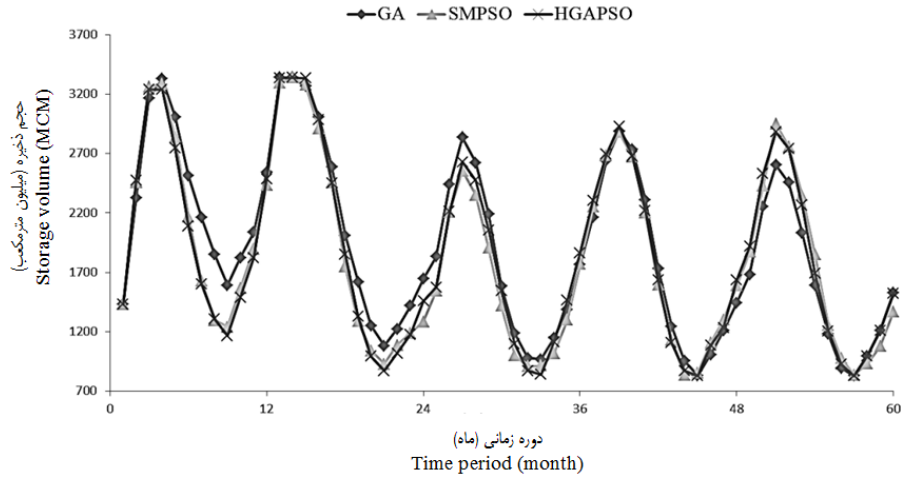
شکل ۲- نحوه همگرایی جواب‌ها در مسأله بهره‌برداری از مخزن سد دز با استفاده از الگوریتم‌های GA، SMPSOو HGAPSO

Figure 2-The convergence solutions in Dez reservoir operation using by GA, SMPSO and HGAPSO



شکل ۳- مقادیر آب رها شده در مسأله بهره‌برداری از مخزن سد دز با استفاده از الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO

Figure 3-The water released in Dez reservoir operation problem using by GA, SMPSO and HGAPSO



شکل ٤- مقادیر حجم ذخیره محاسبه شده در مسأله بهره‌برداری از مخزن سد دز با استفاده از الگوریتم‌های GA، SMPSO و HGAPSO

Figure 4-The storage computed in Dez reservoir operation problem using by GA, SMPSO and HGAPSO

جدول ۳ مقادیر انتخابی برای پارامترهای GA و PSO را پس از آنالیز حساسیت و استفاده از پژوهش‌های قبلی نشان می‌دهد (۲۱).

در روش HGAPSO از همان گزینه‌های انتخابی در حالت منفرد الگوریتم‌های GA و SMPSO برای پارامترها استفاده گردید.

جدول ۳- مقادیر انتخابی برای پارمترهای الگوریتم‌های GA و SMPSO در مسأله بهره‌برداری از مخزن سد دز

Table 3- The selected values for GA and SMPSO algorithm parameters using by GA, SMPSO and HGAPSO

	روش انتخاب (Selection method)	نوع عملگرتقاطع (Crossover method)	احتمال تقاطع (Crossover probability)	احتمال جهش (Mutation probability)	نرخ جهش (Mutation rate)
GA	**چرخ رولت**	**یکنواخت**	**0.8**	**0.3**	**0.001**
	c_1	c_2	w	w_{damp}	
PSO	2.05	2.05	0.4	0.998	

نتیجه‌گیری

در این مقاله کاربرد روش‌های GA، SMPSO و HGAPSO در بهره‌برداری از مخزن سد دز با هدف تأمین آب در دوره زمانی ۶۰ ماهه مورد ارزیابی قرار گرفت. برای اعمال قیود مسأله از قبیل معادله

پیوستگی و محدودیت کمینه و بیشینه حجم ذخیره مخزن از تابع پنالتی استفاده شد و برای بررسی عملکرد هر یک از روش‌ها مقادیر بیشینه، کمینه، میانگین و انحراف معیار تابع هدف در ۱۰ بار اجرای برنامه به صورت مجزا مورد ارزیابی قرار گرفت. بایستی دقت نمود که برای از بین بردن اثر تصادفی تشکیل جمعیت اولیه در فرآیند بهینه‌سازی، از جمعیت اولیه یکسان و مستقل از مرحله قبل برای تمام الگوریتم‌ها در هر بار اجرای برنامه استفاده گردید. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم هیبرید پیشنهادی HGAPSO در این پژوهش بدون هیچ‌گونه پیچیدگی و عملگر اضافی نسبت به روش‌های GA و SMPSO توانایی کاربرد در مسأله بهره‌برداری از مخزن با مقیاس بزرگ را دارد. پیشنهاد می‌شود کاربرد HGAPSO در سایر مسائل مهندسی منابع آب مورد بررسی قرار گیرد.

منابع

1- Afshar M.H. 2009. Elitist mutated particle swarm optimisation algorithms: application to reservoir operation problems, P I Civil Eng-Wat M; 162(6): 409- 417.
2- Afshar M. H. 2013. Extension of the constrained particle swarm optimization algorithm to optimal operation of multi-reservoirs system. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 51, 71- 81.
3- Afshar M.H., and Moeini R. 2008. Partially and fully constrained ant algorithms for the optimal solution of large scale reservoir operation problems, Water Resour Manage; 22(12): 1835– 1857.
4- Afshar M. H., and Motaei I. 2011. Constrained big bang-big crunch algorithm for optimal solution of large scale reservoir operation problem. Int. Journal Optim. Civil Eng, 2, 357- 375.
5- Afshar A., Emami Skardi M. J., and Masoumi F. 2014. Optimizing water supply and hydropower reservoir operation rule curves: An imperialist competitive algorithm approach. Engineering Optimization, (ahead-of-print), 1- 18.
6- Bellman R.E. 1957. Dynamic Programming, Princeton University Press, Princeton, New Jersey.
7- Changa L.C., Chang F.J., Wang K.W., and Daib S.Y. 2010. Constrained genetic algorithms for optimizing multi-use reservoir operation, Journal Hydrology Engineering; 390(1-2): 66– 74.
8- Chiu Y.C., Chang L.C., and Chang F.J. 2007. Using a hybrid genetic algorithm-simulated annealing algorithm for fuzzy programming of reservoir operation, Hydrol Process; 21(23): 3162– 3172.
9- Dahe P.D., and Srivastava D.K. 2002. Multi reservoir multi yield model with allowable deficit in annual yield, Journal Water Research Pl-ASCE; 128(6): 406- 414.
10- Dorfman R. 1962. Mathematical Models: The Multi-Structure Approach, in Design of Water Resources Systems (edited by A. Maass), Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts.
11- Esmin A. A., and Matwin S. 2013. HPSOM: a hybrid particle swarm optimization algorithm with genetic mutation. International Journal Innov Comput Inf Control (IJICIC), 9(5), 1919- 1934.
12- Ganji A., Khalili D., and Karamouz M. 2007. Development of stochastic dynamic Nash game model for reservoir operation. I. The symmetric stochastic model with perfect information, Adv Water Resour; 30(3): 528- 542.
13- Ghahraman B., and Sepaskhah A. 2004. Linear and non-linear optimization models for allocation of a limited water supply, Irrigation Drainage; 53(1): 39– 54.
14- Goldberg D. E., Korb B., and Deb K. 1989. Messy genetic algorithms: Motivation, analysis, and first results. Complex systems, 3(5), 493- 530.
15- Haddad O.B., Afshar A., and Marino M.A. 2006. Honey-bees mating optimization (HBMO) algorithm: a new heuristic approach for water resources optimization ,Water Resour Manag; 20(5): 661– 680.
16- Juang C. F. 2004. A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, 34(2), 997- 1006.
17- Kerachian R., and Karamouz M. 2006. Optimal reservoir operation considering the water quality issues: A stochastic conflict resolution approach, Water Resour. Res; 42: 1- 17.
18- Kumar D.N., Falguni B., and Srinivasa K.R. 2010. Optimal Reservoir Operation for Flood Control Using Folded Dynamic Programming ,Water Resour Manage; 24(6):1045– 1064.
19- Marino M.A., and Mahammadi B. 1983. Reservoir management: A reliability programming approach, Water Resour Res; 19(3): 613- 620.
20- Martin Q.W. 1987. Optimal daily operation of surface-water systems, Journal Water Res Pl-ASCE; 113 (4): 453-470.
21- Moghaddam A., Alizadeh A., Ziaei A.N., and Farid A. 2014. The Effect of PSO Algorithm Parameters in Optimal Design of Water Distribution Systems. 8th National Congress on Civil Engineering, Babol, Iran, May 7-8. (in Persian)
22- Mouatasim A. El. 2011. Boolean Integer Nonlinear Programming for Water Multi-Reservoir Operation, Journal Water Res Pl-ASCE; doi: 10.1061/ (ASCE) WR.1943-5452.0000160.
23- Oliveira R., and Loucks D.P. 1997. Operating rules for multireservoir systems, Water Resour Res; 33(4): 839–852.

24- Premalatha K., and Natarajan A. M. 2009. Hybrid PSO and GA for global maximization. Int. J. Open Problems Compt. Math, 2(4), 597- 608.
25- Reddy J.M., and Kumar D.N. 2007. Multi-objective particle swarm optimization for generating optimal trade-offs in reservoir operation, Hydrol. Process; 21(21): 2897– 2909.
26- Reddy M., and Kumar D. 2009. Performance evaluation of elitist-mutated multi-objective particle swarm optimization for integrated water resources management. Journal of Hydro informatics, 11(1), 79- 88.
27- Re Velle C., Joeres E., and Kirby W. 1969. The linear decision rule in reservoir management and design: 1, Development of the Stochastic Model, Water Resour Res; 5(4): 767- 777.
28- Sharif M., and Wardlaw R. 2000. Multireservoir systems optimization using genetic algorithms: case study, Journal Comput Civil Eng 2000; 14(4): 255– 263.
29- Shi Y., and Eberhart R. 1998. A modified particle swarm optimizer, in: Evolutionary Computation Proceedings, IEEE World Congress on Computational Intelligence. pp. 69– 73.
30- Teegavarapu R.S.V., and Simonovic S.P. 2002. Optimal operation of reservoir systems using simulated annealing, Water Resour Manage; 16(5): 401- 428.
31- Tilmanta A., Faouzib E.H., and Vanclooster M. 2002. Optimal operation of multipurpose reservoirs using flexible stochastic dynamic programming, Appl Soft Comput; 2(1): 61- 74.
32- Tu M.Y., Hsu N.S., and Yeh W.W.G. 2003. Optimization of reservoir management and operation with hedging rules, J Water Res Pl-ASCE; 129(2): 86- 97.
33- Van den Bergh F., and Engelbrecht A. P. 2004. A cooperative approach to particle swarm optimization. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 8(3), 225- 239.

Journal of Water and Soil
Vol. 30, No. 4, Sept.-Oct. 2016, p. 1102-1113

نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۳۰، شماره ۴، مهر – آبان ۱۳۹۵، ص. ۱۱۱۳-۱۱۰۲

The Application of GA, SMPSO and HGAPSO in Optimal Reservoirs Operation

A. Moghaddam[1]*- M. Montaseri[2]- H. Rezaei[3]

Received: 07-09-2015
Accepted**:** 09-11-2015

Introduction: The reservoir operation is a multi-objective optimization problem with large-scale which consider reliability and the needs of hydrology, energy, agriculture and the environment. There were not the any algorithms with this ability which consider all the above-mentioned demands until now. Almost the existing algorithms usually solve a simple form of the problem for their limitations. In the recent decay the application of meta-heuristic algorithms were introduced into the water resources problem to overcome on some complexity, such as non-linear, non-convex and description of these problems which limited the mathematical optimization methods. In this paper presented a Simple Modified Particle Swarm Optimization Algorithm (SMPSO) with applying a new factor in Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. Then a new suggested hybrid method which called HGAPSO developed based on combining with Genetic algorithm (GA). In the end, the performance of GA, MPSO and HGAPSO algorithms on the reservoir operation problem is investigated with considering water supplying as objective function in a period of 60 months according to inflow data.

Materials and Methods: The GA is one of the newer programming methods which use of the theory of evolution and survival in biology and genetics principles. GA has been developed as an effective method in optimization problems which doesn't have the limitation of classical methods. The SMPSO algorithm is the member of swarm intelligence methods that a solution is a population of birds which know as a particle. In this collection, the birds have the individual artificial intelligence and develop the social behavior and their coordinate movement toward a specific destination. The goal of this process is the communication between individual intelligence with social interaction. The new modify factor in SMPSO makes to improve the speed of convergence in optimal answer. The HGAPSO is a suggested combination of GA and SMPSO to remove the limitation of GA and SMPSO. In this paper the initial population which caused randomly in all metha-heuristic algorithms consider fixing for the three mentioned algorithms because the elimination of random effect in initial population may make increase or decrease the convergence speed. The objective function is the minimum sum of the difference between the downstream demand reservoir and system release in the period time. Also the constrains problem is continuity equation, minimum and maximum of reservoir storage and system release.

Results and Discussion: The performance of GA, SMPSO and HGAPSO evaluated based on the objective function for Dez reservoir in the south east of Iran. In this study the programming of GA, SMPSO and HGAPSO was written in Matlab software and then was run for the time period with a maximum of 400 iterations. The minimum of the objective function for GA, SMPSO and HGAPSO was obtained 1.19, 1.05 and 0.9 respectively, and the maximum of objective function was calculated 1.66, 1.26 and 1.10 respectively. The results showed that the minimum of the objective function by HGAPSO was estimated 32 and 16 percent lower than the counts which calculated by GA and SMPSO. The standard deviation of SMPSO and HGAPSO were near to each other and less than GA which shows the diversity between solutions for SMPSO and HGAPSO are much less than GA. Also the HGAPSO had the better performance rather than previous method in terms of minimum, maximum, average and standard deviation. The convergence speed of HGAPSO for finding the optimal solution is much faster of GA and SMPSO. The difference graphs between system release and monthly demand in HGAPSO is much less than GA and SMPSO. Also the storage calculated in HGAPSO and SMPSO is highly close to each other but in GA method the storage calculated more in the first and second years.

Conclusions: The convergence speed in finding the optimal solution in SMPSO in more than GA but in other hand the probability of caughting in local optima for SMPSO is great whereas GA can make the diverse optimal solutions. For this reason, in this paper was trying to improve the performance of the GA and SMPSO and remove their disadvantage based on combining them and presenting a new hybrid method. The results showed the HGAPSO method which presented in this paper to use without any complexity and additional

1, 2 and 3- Ph.D. Student of Water Resources Engineering and Associate Professors, Department of Water Engineering, College of Agriculture, Urmia University, Urmia, Respectively
(*- Corresponding Author Email: Alireza.Moghaddam@yahoo.com)

operator to GA and SMPSO has the ability to use for reservoir operation with large-scale. In addition it is suggested which the HGAPSO apply to other water resources engineering problems.

Keywords: Dez reservoir, Genetic algorithm, Hybrid algorithm, Objective function, Simple modified particle Swarm optimization algorithm