

## کاربرد الگوریتم بهینه‌سازی فاخته در بهره‌برداری بهینه از آبگیرهای برقابی (مطالعه‌ی موردی: مخزن کارون ۴)

سید محمد حسینی موغاری<sup>۱\*</sup>، محمد مقدس<sup>۲</sup>، شهاب عراقی‌نژاد<sup>۳</sup>

### چکیده

تاکنون الگوریتم‌ها و روش‌های بهینه‌سازی مختلفی در بهره‌برداری بهینه از مخازن با اهداف مختلف بکار گرفته شده‌اند. به تازگی، از الگوریتم بهینه‌سازی فاخته (COA)، به عنوان یک الگوریتم تکاملی (EA) جدید، در حل تعدادی از توابع معیار و مسائل واقعی بهره‌وری گردیده، و عملکرد و توانایی بالای آن در حل مسائل بهینه‌سازی دشوار گزارش شده است. هدف این مقاله بررسی کارایی COA در سامانه‌ی منابع آب، به منظور استخراج سیاست‌های بهره‌وری بهینه برای یک مخزن با هدف برقابی می‌باشد. به این منظور، عملکرد این الگوریتم در یک دوره‌ی ۳۰ ساله بهره‌برداری از مخزن کارون ۴ مورد بررسی واقع شد، و دستاوردهای آن با نتایج به‌دست آمده از الگوریتم ژنتیک (GA) مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج حاکی از آن بودند که COA توانایی بالاتری را در رسیدن به جواب بهینه نسبت به GA از خود نشان داد. مقدار متوسط تابع هدف با استفاده از الگوریتم‌های COA و GA به ترتیب برابر با ۹/۲۸ و ۶/۳۴ بوده است. علاوه بر این، جواب بدست آمده از COA فاصله کمی را با جواب بهینه‌ی مطلق دارد.

**کلمات کلیدی:** الگوریتم بهینه‌سازی فاخته، الگوریتم ژنتیک، بهره‌برداری بهینه، الگوریتم تکاملی

\* ۱ نامزد دکتری مهندسی منابع آب، گروه آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج.  
Hosseini\_sm@ut.ac.ir

۲ دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، گروه آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج.

۳ دانشیار گروه آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج.

## مقدمه

به طور معمول، ساختن سدهای بزرگ با هزینه‌های اقتصادی زیاد و اثرات نامطلوب زیست محیطی همراه بوده است. حال که چنین مشکلاتی پیش‌روی مدیران منابع آب قرار دارد، لازم است به بهره‌وری مخازن موجود از طریق بهبود سیاست‌های بهره‌برداری توجه بیشتری شود، بنابراین، طبیعی است که یافتن سیاست‌های بهره‌برداری بهینه از سامانه‌ی مخزن، حجم گسترده‌ای را از مطالعات سامانه‌های منابع آب به خود اختصاص دهد.

در دهه‌های اخیر، استفاده از روش‌های بهینه‌سازی برای استخراج سیاست‌های بهره‌برداری بهینه از مخزن، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب نموده است. آنچه کاربرد رویکردهای بهینه‌سازی را در سامانه‌ی منابع آب ضرورت می‌بخشد، استفاده بیشینه از منابع آب در دسترس برای رسیدن به مطلوب‌ترین حالت بهره‌برداری از مخزن است. برای رسیدن به این مهم، از رویکردهای بهینه‌سازی مختلف همچون برنامه‌ریزی خطی<sup>۱</sup> (LP) (پونامبلام و همکاران، ۱۹۸۲؛ بلانچینی و اوکوچیچ، ۱۹۹۳)، برنامه‌ریزی پویا<sup>۲</sup> (DP) (یاکوئیتز، ۱۹۸۲؛ فوفالا جورجیو و کیتانیدیس، ۱۹۸۸؛ موسوی و همکاران، ۲۰۰۵)، برنامه‌ریزی پویا تصادفی<sup>۳</sup> (SDP) (استیدینگر و همکاران، ۱۹۸۴؛ بن‌علایا و همکاران، ۲۰۰۳؛ اومامهش و سیرینی واسولو، ۱۹۹۷) و الگوریتم‌های تکاملی (چنج و همکاران، ۲۰۰۸؛ جیان‌شیا و همکاران، ۲۰۰۵؛ کومار و همکاران، ۲۰۰۶؛ و برهانی‌دریان و مرادی، ۱۳۸۹)، در مطالعات مختلف استفاده شده‌اند. به یک بازبینی جامع را برای شبیه‌های بهره‌برداری از مخزن با تاکید در مورد روش‌های بهینه‌سازی ارائه داد (یه، ۱۹۸۵). همچنین ورپس (۱۹۹۳)، چاو و البرمانی (۲۰۰۳)، لابادیه (۲۰۰۴)، و به تازگی رانی و موریرا (۲۰۱۰) بازبینی‌های گسترده‌ای را در ارتباط با روش‌های بهینه‌سازی مختلف، باتمركز تحقیق بر بهینه‌سازی بهره‌برداری از سامانه‌ی مخزن، ارائه داده‌اند. اگر

چه شبیه‌های بهینه‌سازی LP، DP و SDP ابزاری مفید در شناسایی سیاست‌های بهینه بهره‌برداری از مخزن بشمار می‌روند، اما برخی فرضیات محاسباتی در این شبیه‌ها وجود دارد که کارایی و انعطاف‌پذیری آنها را کاهش می‌دهد (ممتحن و دریان، ۲۰۰۷). در استفاده از LP، محدودیت اصلی این است که بایستی تابع هدف خطی و محدب، و نیز قیدها خطی باشند؛ شبیه‌های DP و SDP نیز دارای محدودیت نفرین ابعادی<sup>۴</sup>، و همچنین گسسته‌سازی حجم مخزن و جریان ورودی می‌باشند (رانی و موریرا، ۲۰۱۰). در این میان، الگوریتم‌های تکاملی<sup>۵</sup> (EAs)، به علت سرعت و دقت مناسب در حل مسائل پیچیده و عمومیت بالا، به علت وابسته نبودن به نوع مسأله، از محبوبیت بیشتری برخوردارند.

الگوریتم ژنتیک<sup>۶</sup> (GA) و انواع مختلف آن، از نوید بخش‌ترین روش‌های EAs می‌باشند، که به علت انعطاف‌پذیری و کارایی‌شان در بهینه‌سازی سامانه‌های پیچیده، کاربرد گسترده‌تری را دارند (ردی و کومار، ۲۰۰۶). GA نخستین بار در سامانه‌های منابع آب به وسیله‌ی ایست و هال (۱۹۹۴) معرفی شد. کومار و همکاران (۲۰۰۶) از GA در بهره‌برداری بهینه از یک مخزن استفاده و بیان کردند که GA می‌تواند برای به‌کارگیری بهینه‌ی منابع آب موجود در هر سامانه مخزن، در رسیدن به سود بیشینه استفاده شود. احمد و سرما (۲۰۰۵)، یک شبیه GA را برای استخراج سیاست‌های بهره‌برداری بهینه توسعه داده، و عملکرد آن را با SDP مقایسه کردند. آنها نشان دادند که شبیه GA مزیت‌های بیشتری را نسبت به شبیه SDP در استخراج سیاست‌های بهره‌برداری بهینه دارد. برهانی‌دریان و مرتضوی نائینی (۱۳۸۷)، کاربرد روش‌های تکاملی را در بهره‌برداری بهینه از مخزن را مورد مقایسه قرار داده و به این نتیجه رسیدند که، علاوه بر برتری کامل بر روش‌های سنتی همچون DP، عملکرد بهتری را نسبت به روش‌های تکاملی نظیر الگوریتم مورچه<sup>۷</sup> (ACO) دارد. GA در حل مسائل بهره‌برداری از مخزن به عنوان یک

<sup>5</sup> evolutionary algorithm

<sup>6</sup> genetic algorithm

<sup>7</sup> ant colony optimization

<sup>1</sup> linear programing

<sup>2</sup> dynamic programing

<sup>3</sup> stochastic dynamic programing

<sup>4</sup> curse of dimensionality

### شبیه‌بینه‌سازی

در میان کارمایه‌های موجود، کارمایه برق با محیط-زیست سازگاری بیشتری دارد و تولید برق به وسیله‌ی نیروگاه‌های سدها پاک‌ترین نوع تولید آن است. مقدار رهاسازی بهینه از مخزن، همواره به عنوان مسأله‌ای مهم برای مدیران و بهره‌برداران منابع آب مطرح بوده است. بهینه‌سازی بهره‌برداری از سامانه منابع آب، اصولاً مسأله‌ای است که با گام زمانی ماهانه و معمولاً در درازمدت اهمیت می‌یابد. سیاستی می‌تواند مناسب باشد که، سود حاصل از این منابع را در یک دوره بلند مدت بهینه کند. در مقاله‌ی حاضر، بهره‌برداری از مخزن با هدف برقایی مورد نظر بوده و تابع هدف مسأله بهینه‌سازی نیز به صورت زیر تعریف شده است:

$$\text{Min } F = \sum_{t=1}^T \left(1 - \frac{P_t}{PPC}\right) \quad (1)$$

$$P_t = g.e. \frac{Rp_t}{PF.Mul_t} \cdot \frac{(\bar{H}_t - TW)}{1000} \text{ for } t = 1, \dots, T \quad (2)$$

و محدودیت‌های شبیه بهره‌برداری عبارتند از:

$$S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \quad (3)$$

$$0 \leq R_t \leq R_{\max} \quad (4)$$

$$0 \leq P_t \leq PPC \quad (5)$$

$$\left(1 - \frac{S_{t+1}}{S_{\max}}\right) \times SP_t = 0 \quad (6)$$

معادله‌ی پیوستگی در بهره‌برداری از مخزن به صورت زیر می‌باشد:

$$S_{t+1} = S_t + Q_t - R_t - SP_t - L_t \quad (7)$$

$$L_t = A_t \times Ev_t \quad (8)$$

که در این روابط  $F$  = تابع هدف،  $t$  = گام زمانی بهره‌برداری (ماهانه)،  $T$  = طول مدت بهره‌برداری (۳۶۰ ماه)،  $P_t$  = توان تولید شده در طول دوره  $t$  (مگاوات)،  $PPC$  = ظرفیت نصب نیروگاه (مگاوات)،  $g$  = شتاب گرانش زمین (متر بر مجذور ثانیه)،  $e$  = بازده نیروگاه،  $R_p$  = آب خروجی از مولد در طول دوره‌ی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $PF$  = ضریب کارکرد نیروگاه،  $Mul$  =  $10^6$  برابر تعداد ثانیه‌های یک ماه،  $\bar{H}_t$  = ارتفاع آب در پشت سد در طول دوره‌ی  $t$  (متر)،

رویکرد مناسب شناخته شده (اولی‌ویرا و لاکس، ۱۹۷۷؛ شریف و وردلا، ۲۰۰۰) و کاربرد موفقیت‌آمیز آن در شماری از مسائل بهره‌برداری بهینه از مخزن گزارش گردید است (لابادیه، ۲۰۰۴؛ ایست و هال، ۱۹۹۴).

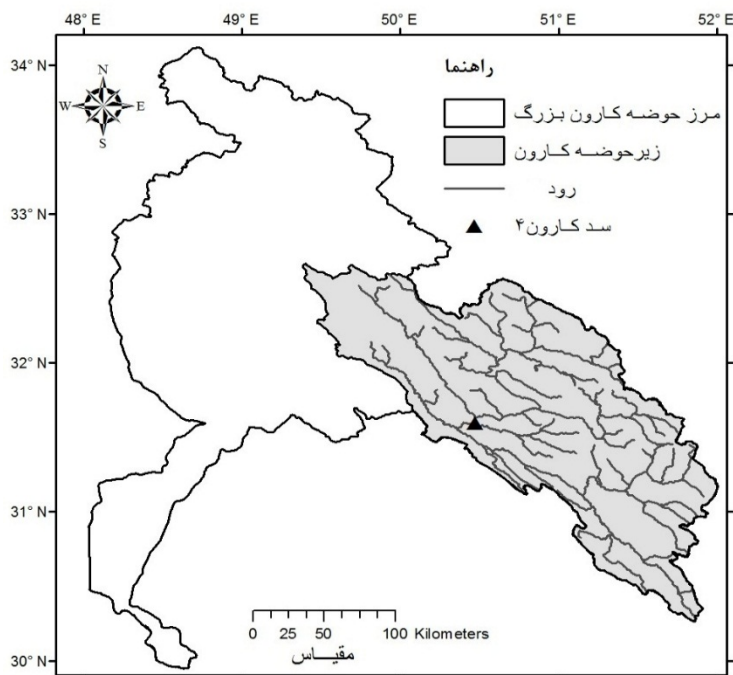
به رغم مزیت‌های اشاره شده برای EAs، از جمله مهم-ترین معایب این الگوریتم‌ها، عدم امکان دست‌یابی به جواب بهینه‌ی مطلق، و در برخی موارد همگرایی زودرس می‌باشد. EAs جدید، با هدف رفع این مشکلات در حال توسعه می‌باشند. الگوریتم بهینه‌سازی فاخته<sup>۱</sup> (COA) به عنوان یکی از جدیدترین EAs، به تازگی معرفی گردیده و کاربرد آن در زمینه‌هایی مانند مهندسی صنایع (ملال و همکاران، ۲۰۱۲)، و شبکه‌های الکتریکی هوشمند (مختاری و همکاران، ۲۰۱۲)، مورد ارزیابی قرار گرفته است. در این مقاله به بررسی قابلیت COA در استخراج سیاست‌های بهره‌برداری بهینه از مخزن پرداخته می‌شود.

### مطالعه‌ی موردی

کارون پر آب‌ترین رود ایران است که از سلسله جبال زاگرس سرچشمه گرفته و در پایین دست سد گتوند، وارد دشت خوزستان شده و نهایتاً به خلیج فارس می‌پیوندد. در دهه‌های اخیر توان تولید برق رود مزبور مورد توجه خاص واقع شده و اقدامات گسترده‌ای جهت بالفعل نمودن این توانایی صورت پذیرفته است. از جمله این اقدامات، احداث گروه سدهای کارون جهت مهار کردن سیلاب‌های این رود و تولید کارمایه برقایی می‌باشد. سد کارون ۴ به عنوان بزرگترین سد بتنی ایران، با هدف برقایی در استان چهارمحال و بختیاری، در پایین دست محل تلاقی رودهای ارمند و بازفت واقع شده است. موقعیت حوضه‌ی رود کارون و سد کارون ۴ در شکل ۱ نشان داده شده است. در این مقاله، به منظور بهره‌برداری از این سد، از آمار ۳۰ ساله آن در بین سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۵۰ استفاده شده است. حجم بیشینه‌ی سد برابر با ۲۱۹۰ میلیون متر مکعب، حجم کمینه‌ی آن برابر با ۱۴۴۱ میلیون متر مکعب، و ظرفیت نصب نیروگاه آن ۱۰۰۰ مگاوات می‌باشد.

### مواد و روش‌ها

<sup>1</sup> cuckoo optimization algorithm



شکل ۱- موقعیت حوضه رود کارون و سد کارون ۴.

روش کلی<sup>۱</sup> برای حل انواع مسائل بهینه‌سازی است و مانند اغلب EAs، با جمعیتی از راه‌حل‌ها کار می‌کند که به اصطلاح رویکرد جمعیت به جمعیت<sup>۲</sup> نامیده می‌شود (گولدرگ و کو، ۱۹۸۷). روند کار در GA به این صورت است که، نخست به صورت تصادفی، یک جمعیت اولیه متشکل از راه‌حل‌های مختلف تولید گردیده و طی یک فرایند تکراری، جمعیت‌های بعدی در جهت بهبود تابع هدف تولید می‌شوند. در هر مرحله، افرادی<sup>۳</sup> از جمعیت فعلی برای تولید افراد یا کودکان نسل بعد انتخاب می‌شوند، بر این اساس که احتمال انتخاب افرادی که عملکرد مناسب‌تری را داشته باشند بیشتر از سایرین است. افراد منتخب بر اساس دو عملگر ژنتیکی، یعنی ترکیب<sup>۴</sup> و جهش<sup>۵</sup>، جمعیت بعدی را تولید می‌کنند. برای عملگر ترکیب می‌توان روابط زیر را بکار گرفت:

$$Pop_i^{new} = \alpha Pop_i^{old} + (1 - \alpha) Pop_j^{old} \quad (9)$$

$$Pop_j^{new} = \alpha Pop_j^{old} + (1 - \alpha) Pop_i^{old} \quad (10)$$

$TW =$  ارتفاع آب در پایاب سد (متر)،  $S_{max} =$  بیشینه‌ی حجم ذخیره‌ی مخزن (میلیون متر مکعب)،  $S_t =$  حجم ذخیره‌ی مخزن در ابتدای دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $S_{min} =$  کمینه‌ی حجم ذخیره‌ی مخزن (میلیون متر مکعب)،  $R_t =$  حجم رهاسازی از مخزن در طول دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $R_{max} =$  بیشینه‌ی جریان خروجی ممکن از مخزن در طول دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $Sp_t =$  حجم سرریز از مخزن در طول دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $S_{t+1} =$  حجم ذخیره‌ی مخزن در انتهای دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $Q_t =$  جریان ورودی به مخزن در طول دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $L_t =$  حجم تلفات ناشی از تبخیر و بارندگی در طول دوره‌ی زمانی  $t$  (میلیون متر مکعب)،  $A_t =$  سطح مخزن در دوره‌ی  $t$  (کیلومتر مربع) و  $Ev_t =$  تبخیر خالص از سطح مخزن (متر) می‌باشد.

### الگوریتم ژنتیک

GA و انواع مختلف آن، طبقه خاصی از EAs، بر اساس سازوکار انتخاب طبیعی و وراثت طبیعی هستند. GA یک

<sup>4</sup> crossover

<sup>5</sup> mutation

<sup>1</sup> global

<sup>2</sup> population-by-population

<sup>3</sup> chromosomes

تعدادی تخم اختصاص داده می‌شود؛ سپس هر فاخته در منطقه‌ی مشخصی تخم‌های خود را قرار می‌دهد. در هر تکرار، برای محل سکونت<sup>۱</sup> (معادل افراد در GA) هر کدام از فاخته‌ها و تخم‌های آنها، مقدار تابع هدف [f(habitat)] محاسبه می‌شود و تعدادی از این تخم‌ها (حدود ۰.۱۰) که تابع هدف نامطلوب‌تری دارند، شناسایی گردیده و کشته می‌شوند. اگر بهترین تابع هدف جمعیت باقی‌مانده، شرایط توقف مسأله را ارضا کند فرایند حل پایان می‌یابد، در غیر این صورت، تخم‌های باقی‌مانده رشد کرده، تبدیل به فاخته بالغ گردیده و هر کدام به نزدیک‌ترین محل ممکن به منطقه مناسب فعلی مهاجرت می‌کنند. این مهاجرت با کاربرد رابطه‌ی زیر نمایش داده می‌شود:

$$Pop_i^{new} = Pop_i^{current} + \beta(Pop_i^{best} - Pop_i^{current}) \quad (12)$$

که در آن  $Pop_i^{new}$  = راه‌حل جدید،  $Pop_i^{current}$  = راه‌حل فعلی،  $Pop_i^{best}$  = بهترین راه‌حل موجود است.  $\beta$  = ضریب حرکت و  $Pop_i^{best}$  = بهترین راه‌حل موجود است.

پس از مهاجرت، فاخته‌ها در محل سکونت جدیدشان اقدام به تخم‌گذاری می‌کنند. هر فاخته در یک دامنه خاص قادر به تخم‌گذاری می‌باشد که بیشینه دامنه تخم‌گذاری<sup>۲</sup> (ELR) از رابطه (۱۲) محاسبه می‌شود:

$$ELR = \alpha \times \frac{N}{T} \times (var_{hi} - var_{low}) \quad (13)$$

که در آن  $\alpha$  یک عدد صحیح، که بیشینه‌ی مقدار ELR را تنظیم می‌کند،  $N$  = تعداد تخم‌های فعلی هر فاخته،  $T$  = تعداد کل تخم‌ها؛  $var_{hi}$  = حد بالا و  $var_{low}$  = حد پایین متغیرهای تصمیم می‌باشند.

این روند طی یک فرایند تکراری تا رسیدن به بهترین محل برای تخم‌گذاری ادامه می‌یابد که این محل همان جواب بهینه مسأله است. شکل ۳ روندنمای فرآیند بهینه‌سازی به وسیله‌ی COA را نشان می‌دهد.

## نتایج

با به صورت رابطه درآوردن بهره‌برداری از مخزن به منظور تولید برقایی، به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی، از

که در آنها  $Pop_i^{new}$  = فرزند،  $Pop_i^{old}$  = والد،  $\alpha$  = عدد تصادفی بین صفر و یک است. جهش نیز بر اساس رابطه‌ی مانند رابطه‌ی زیر بر جمعیت اعمال می‌شود:

$$Pop_{j,i}^{new} = Var_{j,i}^{low} + \beta(Var_{j,i}^{hi} - Var_{j,i}^{low}) \quad (11)$$

که در آن  $Pop_{j,i}^{new}$  = ژن جدید،  $Var_{j,i}^{low}$  = حد پایین ژن،  $Var_{j,i}^{hi}$  = حد بالای ژن،  $\beta$  = عدد تصادفی بین صفر و یک است. در ترکیب، تولید هر دو فرد جدید، با تغییر ژن بین هر دو فرد انتخاب شده صورت می‌گیرد. از عملگر جهش جهت تغییر در کروموزوم‌ها و دگرگونی ژن‌های آنها برای ایجاد تنوع در جمعیت استفاده می‌شود. ایجاد نسل در مراحل بعدی در راستای رسیدن به جواب مناسب‌تر ادامه می‌یابد. شکل ۲ روندنمای روش GA را نشان می‌دهد.

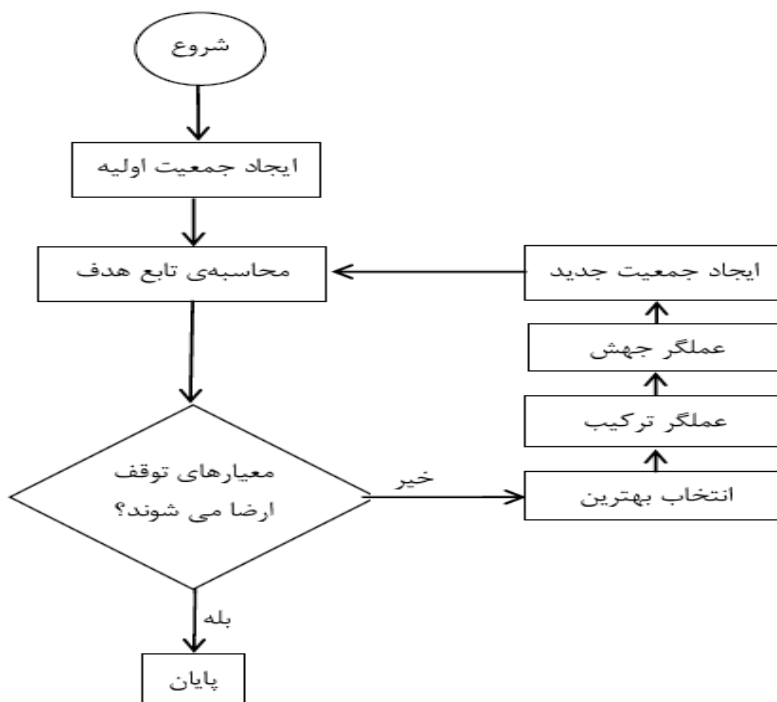
## الگوریتم بهینه‌سازی فاخته

الگوریتم بهینه‌سازی فاخته (COA) یک الگوریتم جدید برای حل مسائل بهینه‌سازی غیرخطی با متغیرهای پیوسته است. این الگوریتم به وسیله‌ی رجیون (۲۰۱۱) با الهام گرفتن از نحوه‌ی زندگی پرندهای به نام فاخته معرفی گردیده است. در طبیعت، فاخته‌ها برای تخم‌گذاری، آشیانه‌ی پرندگان دیگر را انتخاب می‌کنند. آنها تخم‌هایی را مشابه با پرندهای میزبان، در آشیانه آن گذاشته و بدین وسیله از پرندگان دیگر به منظور بقای نسل خود استفاده می‌کنند. در این میان ممکن است تخم‌های فاخته به وسیله‌ی پرند میزبان شناخته شده و نابود گردد. در چنین شرایطی، فاخته‌ها به سمت محل‌هایی که مکان مناسب‌تری برای بقای نسل و تخم‌گذاری باشند، مهاجرت می‌کنند.

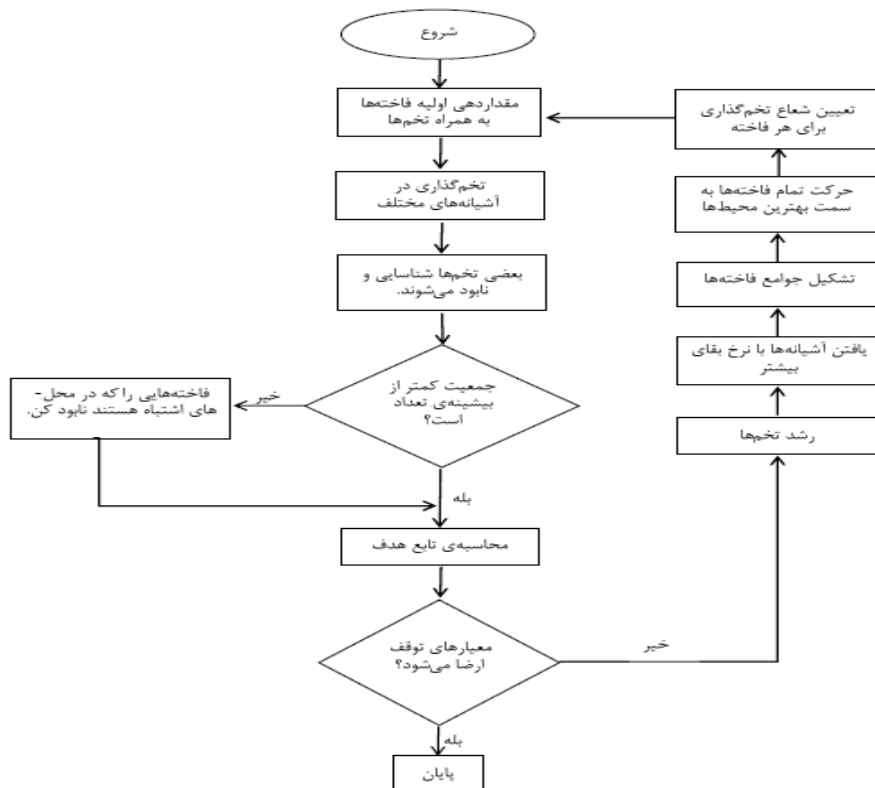
مانند سایر روش‌های EAs، این الگوریتم با یک جمعیت اولیه شروع بکار کرده و مانند GA رویکردی را مبتنی بر جمعیت دارد. این جمعیت، متشکل از تعدادی فاخته می‌باشد که در ناحیه‌ی زندگی می‌کنند که در واقع فضای تصمیم مسأله است. به هر کدام از این فاخته‌ها به صورت تصادفی،

<sup>2</sup> egg laying radius

<sup>1</sup> habitat



شکل ۲- روندنمای روش GA.



شکل ۳- روندنمای روش COA.

تنظیم شده‌اند، نشان می‌دهد. مقدار مطلوب این فرانسج‌ها با توجه به نوع مسأله متفاوت می‌باشد و به دامنه داده‌ها و پیچیدگی مسأله بستگی دارند. با توجه به حساس بودن عملکرد این الگوریتم به تغییرات جزئی ضریب حرکت، مقدار مناسب این فرانسج با استفاده از تحلیل حساسیت انتخاب شد. شکل ۵ مقدار تابع هدف را به ازای تغییرات در فرانسج ضریب حرکت نشان می‌دهد.

جدول ۱- مقادیر مناسب فرانسج‌های COA.

مقدار	فرانسج‌های COA
۵۰	جمعیت اولیه
۲	کمینه تعداد تخم‌گذاری هر فاخته
۴	بیشینه تعداد تخم‌گذاری هر فاخته
۲	ضریب حرکت
۵۰	بیشینه تعداد فاخته‌های زنده
۱	ضریب $\alpha$

پس از تعیین بهترین وضعیت برای فرانسج‌های GA و COA، عملکرد این دو در بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن مورد بررسی قرار گرفت. از آنجا که انتخاب تصادفی جمعیت اولیه در دو روش بر نتیجه‌ی پایانی تاثیر مستقیمی را می‌گذارد، در مقایسه این دو روش نباید تنها به نتیجه‌ی یک اجرا اکتفا کرد، بلکه باید عملکرد روش‌ها در یک گروه اجرا مورد ارزیابی قرار گیرد. در این مطالعه، برای بررسی GA و COA با هر کدام از روش‌ها، ۱۰ اجرا با ۱۰۰۰ تکرار گرفته شد. نتایج حاصل از این دو روش را از چند نظر می‌توان ارزیابی کرد:

#### الف) متوسط تابع هدف:

شکل ۶ میانگین عملکرد هر کدام از روش‌ها را نشان می‌دهد. مقدار متوسط تابع هدف با روش GA برابر با ۹/۲۸، و با روش COA برابر با ۶/۳۴ بدست آمد. همان‌طور که در شکل ۶ مشخص است، می‌توان استنتاج کرد که COA در رسیدن به جواب مطلوب عملکرد بهتری را نسبت به GA

GA و COA برای جستجوی سیاست‌های متناظر با بهره‌برداری بهینه مخزن استفاده شد. به منظور ارزیابی منطقی از GA و COA لازم است بهترین عملکرد این دو با هم مقایسه شود. بهترین عملکرد هر روش زمانی حاصل می‌گردد که فرانسج‌های آن در بهترین حالت باشند. به طور کلی، انتخاب فرانسج‌های EAs با کاربرد روش آزمون و خطا انجام می‌گیرد. در این‌جا نیز فرانسج‌های مهم GA و COA با بهره‌وری از کاربرد روش آزمون و خطا، برای رسیدن به همگرایی مناسب انتخاب شدند. سپس برای هر الگوریتم، فرانسجی، که تغییرات جزئی آن تاثیر محسوسی در مقدار نهایی تابع هدف مسأله داشت، با انجام تحلیل حساسیت انتخاب شد. این فرانسج در GA نرخ ترکیب<sup>۱</sup>، و در COA ضریب مهاجرت<sup>۲</sup> می‌باشد. پس از انتخاب مقادیر مناسب برای فرانسج‌های هر الگوریتم، عملکرد آنها با یکدیگر مقایسه شد. برای مقایسه بی‌طرفانه‌ی این دو الگوریتم، اندازه‌ی جمعیت هر دو را یکسان و برابر با ۵۰ در نظر گرفته شد.

در این مطالعه، برای GA از تابع انتخاب چرخ رولت<sup>۳</sup> به علت عملکرد بهتر، استفاده شد. همچنین، از تابع جهش یکنواخت<sup>۴</sup>، به علت همگرایی بالای آن در رسیدن به جواب بهینه نسبت به سایر توابع موجود، بهره‌وری گردید. یکی از موثرترین فرانسج‌های GA نرخ ترکیب می‌باشد که مقدار مناسب آن برای مسائل مختلف متفاوت است؛ به همین دلیل، برای بهبود عملکرد GA نرخ‌های ترکیب بین ۰/۶ تا ۰/۹ با فاصله‌ی ۰/۰۵، مورد بررسی قرار گرفتند. جهت تعیین بهترین نرخ ترکیب، با هر یک از نرخ‌های ترکیب ۵ بار اجرا گردید و متوسط تابع هدف در این ۵ اجرا به عنوان معیار انتخاب مناسب‌ترین نرخ ترکیب در نظر گرفته شد. شکل ۴، تاثیر نرخ‌های ترکیب مختلف را در مقدار تابع هدف پس از ۱۰۰۰ تکرار نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۴، مقدار نرخ ترکیب مناسب برای این مسأله برابر با ۰/۷۵ می‌باشد.

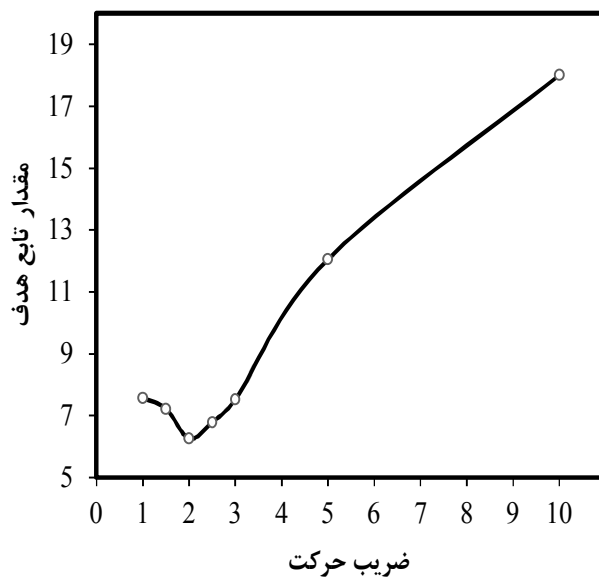
الگوریتم COA نیز هم‌چون سایر EAs، دارای فرانسج‌های مختلفی است. جدول ۱ مقدار عددی مناسب فرانسج‌های این الگوریتم را، که با کاربرد روش آزمون و خطا

<sup>3</sup> roulette wheel

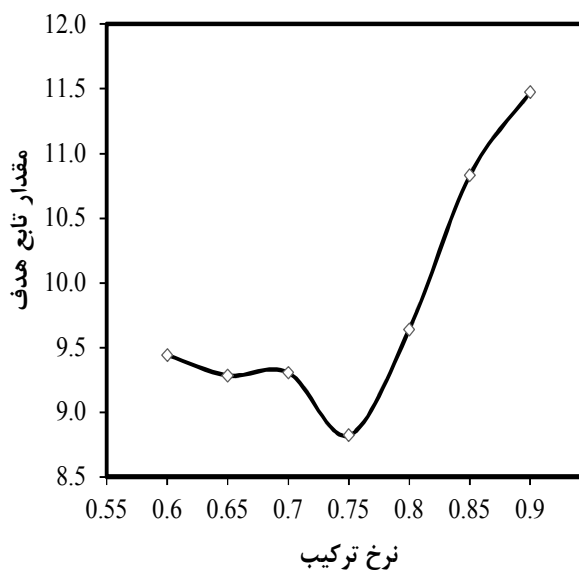
<sup>4</sup> uniform

<sup>1</sup> crossover fraction

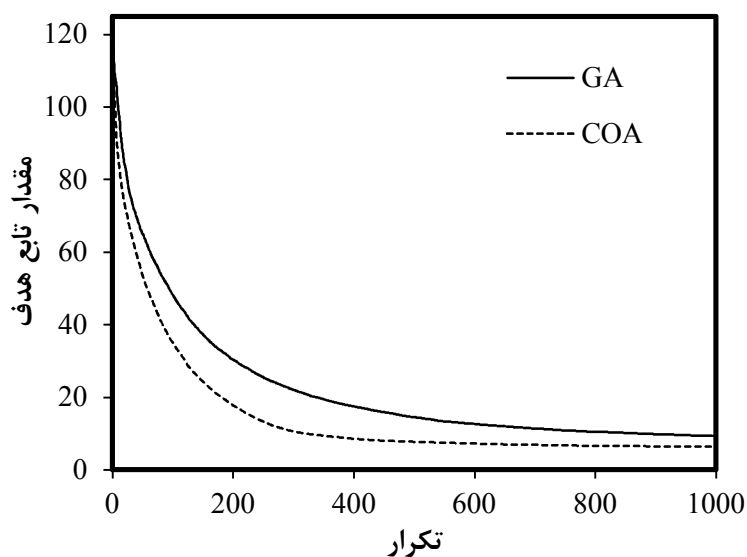
<sup>2</sup> motion coefficient



شکل ۵- انتخاب ضرب حرکت مناسب، برای عملکرد بهتر روش COA.



شکل ۴- انتخاب نرخ ترکیب مناسب، برای عملکرد بهتر روش GA.



شکل ۶- نمودار میانگین عملکرد روش‌های GA و COA در ۱۰ اجرا.

که در یک اجرای طولانی مدت تفاوت چندانی بین دو الگوریتم در رسیدن به جواب بهینه نیست؛ اما سرعت رسیدن به نقطه‌ی بهینه معیار مهمی برای الگوریتم‌های فراکاوشی است، که با پیچیده شدن مسأله و زیاد شدن تعداد متغیرهای تصمیم اهمیت بیشتری پیدا خواهد کرد؛ که در این رابطه COA بهتر از GA عمل نموده است. همچنین، با توجه به این نمودار COA در زیر نمودار GA قرار گرفته، و به جواب بهینه

دارد. الگوریتم GA در متوسط عملکرد خود به میزان ۴/۰۴، و الگوریتم COA به میزان ۱/۰۱ واحد از جواب بهینه مطلق حاصل از NLP فاصله دارند. در شکل ۶، که نمودار همگرایی COA و GA را نشان می‌دهد، نمودار مربوط به COA از تکرار ۷۰۰ به بعد تغییرات چندانی نداشته است و به جواب بهینه دست یافته است؛ اما نمودار مربوط به GA، تا انتها روند کاهشی را از خود نشان می‌دهد، این بدان معناست



(۲۰۱۲) که از COA در مهندسی صنایع و شبکه‌های الکتریکی هوشمند استفاده کرده بودند، گزارش شده است.

جدول ۲- نتایج پایانی بدست آمده در هر اجرا برای هر

روش.

شماره‌ی اجرا	مقدار تابع هدف		
	COA	GA	
۱	۶/۳۶۷۷	۸/۶۲۶۵	بهینه‌ی مطلق
۲	۵/۵۱۶۷	۹/۷۶۴۴	
۳	۵/۷۲۴۵	۸/۷۶۶۰	
۴	۷/۱۸۸۹	۹/۲۷۸۷	
۵	۶/۴۹۱۶	۹/۲۵۰۵	
۶	۷/۱۴۰۰	۹/۶۲۲۲	
۷	۶/۳۳۴۰	۹/۲۱۸۱	
۸	۶/۴۷۴۷	۹/۶۱۸۱	
۹	۵/۸۶۲۲	۹/۵۸۳۶	
۱۰	۶/۲۵۸۴	۹/۱۰۴۱	
	متوسط عملکرد	۶/۳۳۵۶	۹/۲۸۳۲
	بهترین عملکرد	۵/۵۱۶۷	۸/۶۲۶۵
	بدترین عملکرد	۷/۱۸۸۹	۹/۷۶۴۴

شکل ۱۰ توان برقایی تولید شده به وسیله‌ی COA و GA را در بهترین عملکرد این دو الگوریتم نشان می‌دهد. بر اساس این شکل در اکثر ماه‌های بهره‌برداری عملکرد مشابهی از دو الگوریتم دیده می‌شود. از نظر تعداد شکست‌ها در طی دوره بهره‌برداری، GA در ۵۳ ماه نتوانسته است به مقدار PPC برسد و COA در ۵۵ ماه به PPC نیافته است. اما از نظر مقدار کارمایه تولیدی در مجموع ۳۶۰ ماه بهره‌برداری، بر اساس روش COA مقدار ۳۵۴۴۸۳ مگاوات و بر اساس نتایج GA ۳۵۱۳۷۳ مگاوات کارمایه تولید کرده است که در این زمینه COA، ۰/۹ درصد (۳۱۱۰ مگاوات) بهتر از GA عمل کرده است.

نیز دست پیدا کرده است، همگرایی آن در تکرار ۷۰۰ به بعد نشانه‌ی همگرایی زودرس الگوریتم نیست؛ زیرا در همگرایی زودرس، الگوریتم قبل از رسیدن به جواب بهینه، روند کاهشی خود را از دست می‌دهد.

در بهترین عملکرد، COA به جواب بهینه‌ی مطلق بسیار نزدیک شده است. این مورد در قسمت بعدی ارائه خواهد شد. در شکل ۷ و شکل ۸ به ترتیب فاصله‌ی متوسط نتایج روش GA و COA با بهترین عملکرد آنها را می‌توان مشاهده نمود.

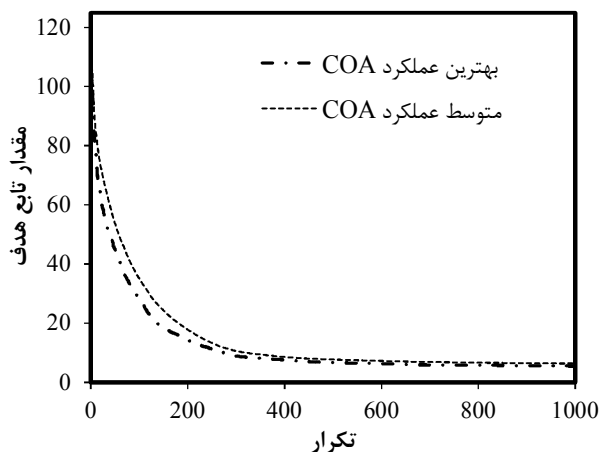
### ب) نزدیکی بهترین عملکرد به جواب بهینه‌ی مطلق:

به منظور بررسی میزان نزدیکی جواب پایانی این روش -ها با جواب بهینه‌ی مطلق<sup>۵</sup>، از نرم افزار لینگو<sup>۶</sup> (راهنمای نرم‌افزار لینگو، ۲۰۱۱) به عنوان یک ابزار بهینه‌سازی برای یافتن جواب بهینه‌ی مطلق استفاده شد. مقدار تابع هدف این مسأله پس از ۹۰ ساعت اجرای لینگو به ۵/۲۴ رسید. با توجه به این مقدار، و مقادیر بدست آمده‌ی تابع هدف با کاربرد روش‌های GA و COA، مشخص است که COA توانایی بسیار بالایی در نزدیک شدن به جواب بهینه‌ی مطلق از خود نشان می‌دهد. در بهترین عملکرد، این دو الگوریتم در ۱۰ اجرای در نظر گرفته شده، مقدار تابع هدف COA و GA به ترتیب برابر با ۵/۵۲ و ۸/۶۳ بدست آمدند. با توجه به شکل ۹، می‌توان سرعت همگرایی بالاتر COA نسبت به GA را ملاحظه نمود. از جمله برتری‌های مهم COA نسبت به GA، همگرایی بالای آن در نزدیک شدن به جواب بهینه‌ی مطلق می‌باشد.

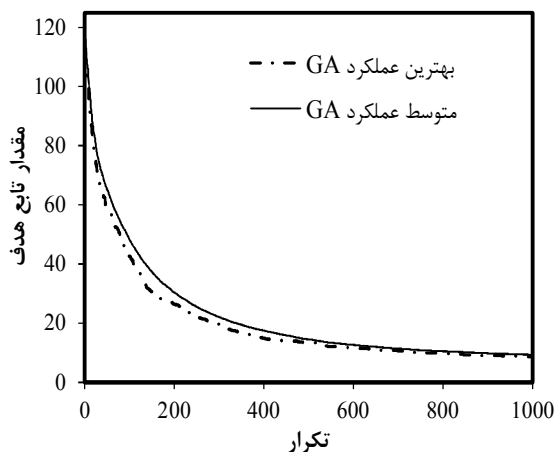
جدول ۲ نتایج پایانی بدست آمده را در هر اجرا برای هر روش نشان می‌دهد. با توجه به نتایج این مطالعه و مقایسه‌های صورت گرفته، به طور کلی می‌توان اشاره نمود که COA نه تنها عملکرد بهتری را نسبت به GA دارد، بلکه نزدیک شدن جواب آن به جواب بهینه‌ی مطلق پس از ۱۰۰۰ تکرار، قدرت و توانایی این روش در حل مسائل مختلف بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن را نشان می‌دهد. نتایج مشابهی به وسیله‌ی ملال و همکاران (۲۰۱۲) و مختاری و همکاران

<sup>6</sup> lingo

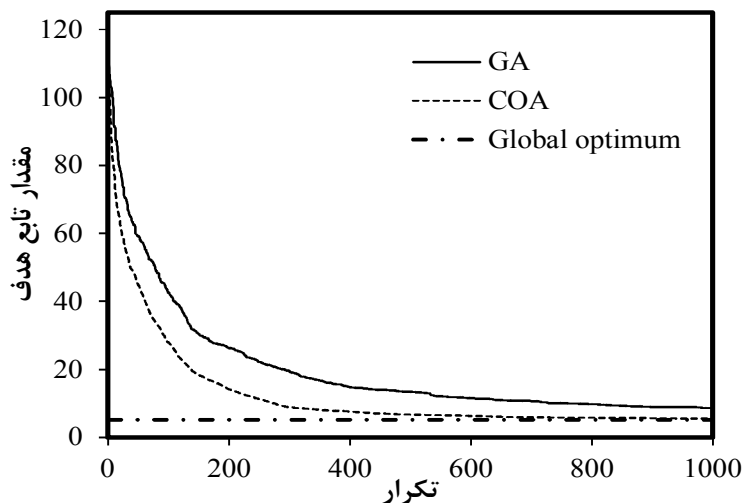
<sup>5</sup> global optimum (go)



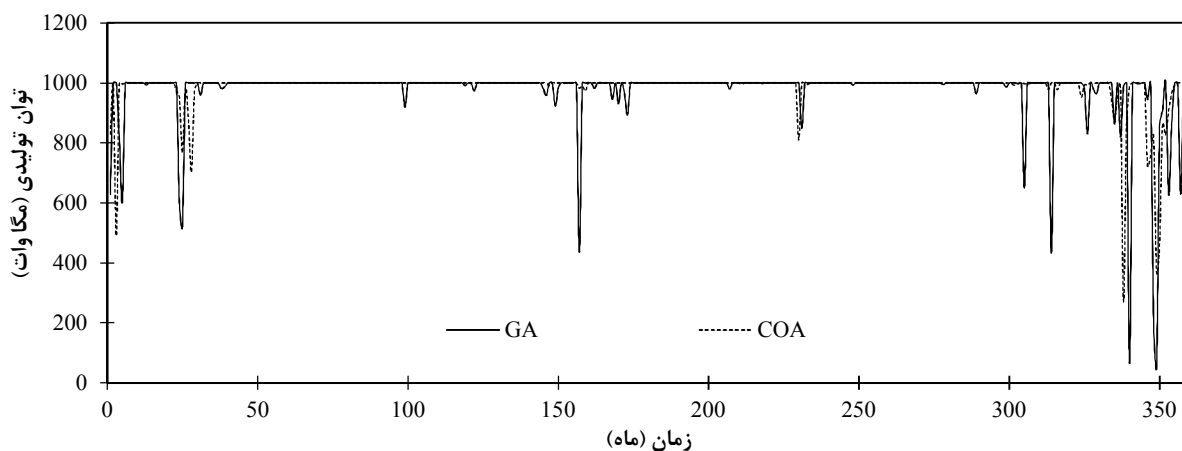
شکل ۸- نمودار میانگین عملکرد روش COA و بهترین عملکرد آن.



شکل ۷- نمودار میانگین عملکرد روش GA و بهترین عملکرد آن.



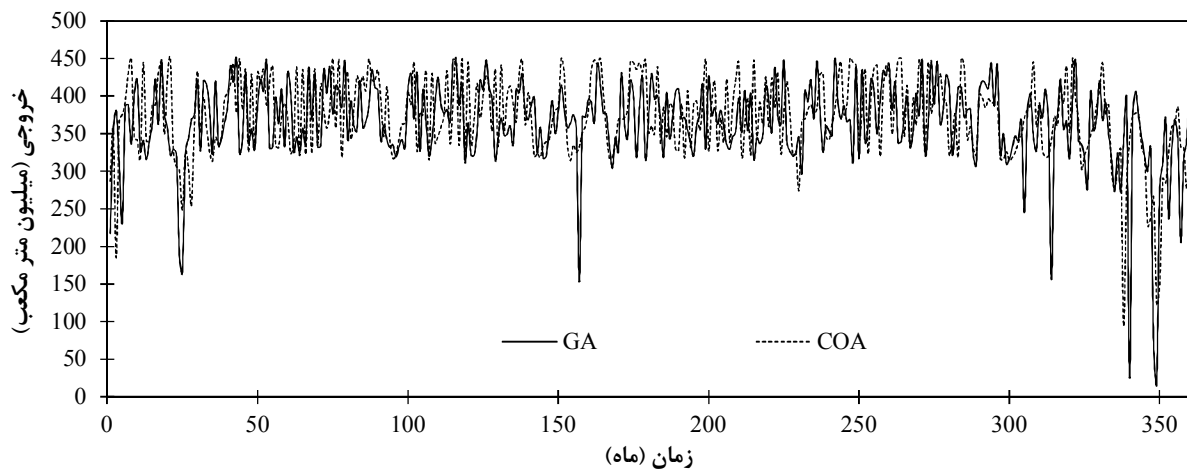
شکل ۹- نمودار بهترین عملکرد روش‌های GA و COA در کنار جواب بهینه‌ی مطلق.



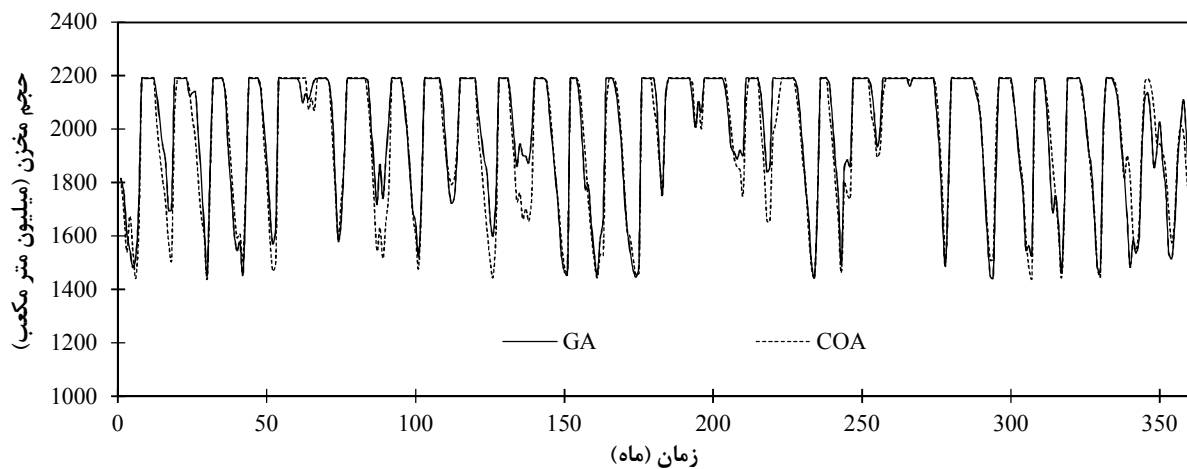
شکل ۱۰- توان تولیدی مخزن کارون ۴ در بهترین عملکرد COA و GA.

بین خروجی از مخزن و حجم آب در آن، می‌تواند بهترین نتایج را برای تولید کارمایه حاصل نماید. در این مورد، با توجه به مقادیر تابع هدف دو الگوریتم، COA بهتر از GA عمل نموده است. حجم جریان خروجی از مخزن در طول دوره‌ی بهره‌برداری به وسیله‌ی GA و COA به ترتیب برابر با ۱۳۱۳۲۳ و ۱۳۴۱۹۵ میلیون متر مکعب بوده است.

شکل‌های ۱۱ و ۱۲ به ترتیب گروه زمانی جریان خروجی و تغییرات حجم مخزن را در دوره‌ی مورد بررسی نشان می‌دهد. بر اساس این شکل‌ها، جریان خروجی حاصل از COA در بیشتر ماه‌ها مساوی یا بیشتر از جریان خروجی حاصل از GA است، در عوض، در اکثر موارد، حجم مخزن حاصل از نتایج GA بزرگتر یا مساوی COA است. از آنجا که تولید کارمایه برقایی تابع دو عامل خروجی از مخزن و حجم (ارتفاع) آب پشت سد است، بنابراین برقراری یک توازن بهینه



شکل ۱۱- جریان خروجی مخزن کارون ۴ در بهترین عملکرد GA و COA.



شکل ۱۲- تغییرات حجم مخزن کارون ۴ در بهترین عملکرد GA و COA.

بررسی شد. به منظور در دسترس بودن یک معیار برای ارزیابی عملکرد COA، در کنار این الگوریتم از الگوریتم GA نیز استفاده شد. به منظور انجام فرایند بهینه‌سازی، ابتدا فراسنج‌های هر الگوریتم با کاربرد روش آزمون و خطا تعیین گردیدند. سپس

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق، عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی COA در زمینه‌ی منابع آب به عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور، بهره‌برداری بهینه از مخزن کارون ۴ برای یک دوره‌ی ۳۰ ساله (۱۳۷۹-۱۳۵۰)

multipurpose reservoir. *Water Resour. Manage.* 19: 145-161.

4) Ben Alaya, A., A. Souissi, J. Tarhouni, and K. Ncib. 2003. Optimization of Nebhana reservoir water allocation by stochastic dynamic programming. *Water Resour. Manage.* 17: 259-272.

5) Blanchini, F., and W. Ukovich. 1993. Linear programming approach to the control of discrete-time periodic systems with uncertain inputs. *Optimization theory and applications.* 78: 523-539.

6) Cheng, C.T., W.C. Wang, D.M. Xu, and K.W., Chau. 2008. Optimizing hydropower reservoir operation using hybrid genetic algorithm and chaos. *Water Resour. Manage.* 22: 895-909.

7) Chau, K.W., and F. Albermani. 2003. Knowledge-based system on optimum design of liquid retaining structures with genetic algorithms. *J. Struct. Eng.* 129: 1312-1321.

8) Esat, V., and M.J. Hall. 1994. Water resources system optimization using genetic algorithms. *Proceedings of first international conference on hydroinformatics, Balkema, Rotterdam, The Netherlands:* 225-231.

9) Foufoula-Georgiou, E., and P.K. Kitanidis. 1988. Gradient dynamic programming for stochastic optimal control of multidimensional water resources systems. *Water Resour. Res.* 24: 1345-1359.

10) Goldberg, D.E., and C.H. Kuo. 1987. Genetic algorithms in pipeline optimization. *J. Comput. in Civil Eng.* 1: 128-141.

11) Jian-Xia, C., H. Qiang, and W. Yi-Min. 2005. Genetic algorithms for optimal reservoir dispatching. *Water Resour. Manage.* 19: 321-331.

12) Kumar, D.N., K.S. Raju, and B. Ashok. 2006. Optimal reservoir operation for irrigation of multiple crops using genetic algorithms. *J. Irrig. Drain. Eng.* 132: 123-129.

13) Kumar, D.N., and M.J. Reddy. 2006. Ant colony optimization for multi-purpose reservoir operation. *Water Resour. Manage.* 20: 879-898.

14) Labadie, J.W. 2004. Optimal operation of multireservoir systems: State-of-the-art review. *J. Water Resour. Plan. Manage.* 130: 93-111.

15) LINDO. 2011. LINGO user's manual. LINDO System INC, <http://www.lindo.com/>. (Feb. 24, 2013).

16) Mellal, M.A., S. Adjerid, E.J. Williams, and D. Benazzouz. 2012. Optimal replacement policy for

۱۰ اجرا برای هر الگوریتم در نظر گرفته شد. بر اساس بهترین عملکرد COA و GA در ۱۰ اجرای در نظر گرفته شده، مقدار تابع هدف این دو الگوریتم به ترتیب برابر با ۵/۵۲ و ۸/۶۴، و جواب بهینه‌ی مطلق حاصل از NLP برابر ۵/۲۴ بوده است. مقایسه‌ی مقدار تابع هدف حاصل از COA، تنها پس از ۱۰۰۰ تکرار، با مقدار تابع هدف حاصل از NLP نزدیک شدن سریع و دقیق الگوریتم COA به جواب بهینه‌ی مطلق را نشان می‌دهد.

در بررسی نمودارهای همگرایی دو الگوریتم COA و GA، نتایج حاکی از سرعت بالای همگرایی روش COA به جواب بهینه‌ی مطلق نسبت به GA بود، به نحوی که در ۱۰۰۰ تکرار در نظر گرفته شده برای اجرای دو الگوریتم، COA در تکرار ۷۰۰ به جواب بهینه همگرا شد، اما GA بعد از ۱۰۰۰ تکرار نیز همچنان به همگرایی کامل نرسیده بود. این موضوع سرعت مناسب الگوریتم COA را در جستجوی نقاط فضای تصمیم نشان می‌دهد. بر اساس نتایج حاصل از بهره‌برداری از مخزن کارون ۴، مقدار کارمایه تولیدی در مجموع ۳۶۰ ماه بهره‌برداری به وسیله‌ی COA برابر ۳۵۴۴۸۳ مگاوات، و مقدار کارمایه تولیدی مربوط به GA برابر با ۳۵۱۳۷۳ مگاوات بوده است، که در این زمینه COA، ۰/۹ درصد (۳۱۱۰ مگاوات) بهتر از GA عمل کرده است.

با توجه به توانایی مناسب COA در حل مسأله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن، می‌توان این روش را در سایر مسائل بهینه‌سازی منابع آب نیز مورد ارزیابی قرار داد. نتایج نشان دادند که COA نه تنها قابل رقابت با روش‌های بهینه‌سازی رایج مانند GA است، بلکه می‌تواند جایگزینی مناسب برای این روش‌ها در حل مسائل مختلف مربوط به منابع آب باشد.

## مراجع

۱) برهانی دریان، ع. و ا.م. مرادی. ۱۳۸۹. الگوریتم مورچگان پیوسته در بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم‌های چند مخزنی، مطالعه موردی: مخازن حوضه کرخه. آب و فاضلاب ۷۶: ۸۱-۹۱.

۲) برهانی دریان، ع. و س.م. مرتضوی نائینی. ۱۳۸۷. مقایسه کاربرد روش‌های کاوشی در بهره‌برداری بهینه از منابع آب. آب و فاضلاب ۶۸: ۵۷-۶۶.

3) Ahmed, J.A., and A.K. Sarma. 2005. Genetic algorithm for optimal operating policy of a

- 29) Yakowitz, S. 1982. Dynamic programming applications in water resources. *Water Resour. Res.* 18: 673-696.
- 30) Yeh, W.W-G. 1985. Reservoir management and operations models: a state-of-the-art review. *Water Resour. Res.* 21: 1797-1818.
- 17) Mokhtari-Fard, M., R., Noroozian, and S. Molaei. 2012. Determining the optimal placement and capacity of DG in intelligent distribution networks under uncertainty demands by COA. The 2<sup>nd</sup> Iranian Conference on Smart Grids, Tehran, Iran. 1-8.
- 18) Momtahn, S., and A.B. Dariane. 2007. Direct search approaches using genetic algorithms for optimization of water reservoir operating policies. *J. Water Resour. Plan. Manage.* 133: 202-209.
- 19) Mousavi, S.J., K. Ponnambalam, and F. Karray. 2005. Reservoir operation using a dynamic programming fuzzy rule-based approach. *Water Resour. Manage.* 19: 655-672 .
- 20) Oliveira, R., and D.P. Loucks. 1997. Operating rules for multireservoir systems. *Water Resour. Res.* 33: 839-852.
- 21) Ponnambalam, K., A., Vannelli, and T.E. Unny. 1989. An application of Karmarkar's interior-point linear programming algorithm for multi-reservoir operations optimization. *Stochastic Hydrol. Hydraul.* 3: 17-29.
- 22) Rajabioun, R. 2011. Cuckoo optimization algorithm. *Appl. Soft Comput.* 11: 5508-5518.
- 23) Rani, D., and M.M. Moreira. 2010. Simulation-optimization modeling: A survey and potential application in reservoir systems operation. *Water Resour. Manage.* 24: 1107-1138.
- 24) Reddy, M.J., and D.N. Kumar. 2006. Optimal reservoir operation using multi-objective evolutionary algorithm. *Water Resour. Manage.* 20: 861-878.
- 25) Sharif, M., and R. Wardlaw. 2000. Multireservoir systems optimization using genetic algorithms: Case study. *J. Comput. Civil Eng.* 14: 255-263.
- 26) Stedinger, J.R., B.F. Sule, and D.P. Loucks. 1984. Stochastic dynamic programming models for reservoir operation optimization. *Water Resour. Res.* 20:1499-1505.
- 27) Umamahesh, N.V., and P. Sreenivasulu. 1997. Technical communication: two-phase stochastic dynamic programming model for optimal operation of irrigation reservoir. *Water Resour. Manage.* 11: 395-406.
- 28) Wurbs, R.A. 1993. Reservoir-system simulation and optimization models. *J. Water Resour. Plan. Manage.* 119: 455-472.

