صنایع بیست| مرجع آموزشهای تخصصی
مهندسی صنایع و مدیریت
به وبسایت ما مراجعه کنید
www.sanaye20.ir

بسمه تعالی

الگوریتم بهینه سازی فاخته

رامین رجبیون

قطب کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم تکاملی جدید، مناسب برای مسائل بهینه سازی غیرخطی پیوسته، معرفی می شود. این الگوریتم بهینه سازی از زندگی یک خانواده از پرندگان به نام فاخته ها، الهام گرفته است. زندگی خاص این نوع پرنده و ویژگی های آن در تخم گذاری و زاد و ولد، انگیزه اصلی پرورش این الگوریتم تکاملی بهینه سازی جدید بوده است. مانند سایر روش های تکاملی، *الگوریتم بهینه سازی فاخته* [1] *(COA)*، با یک جمعیت اولیه آغاز می شود. جمعیت فاخته ها، در جوامع مختلف آن ها، دو نوع است: فاخته های بالغ و تخم ها. تلاش فاخته ها برای زنده ماندن اساس الگوریتم بهینه سازی فاخته را تشکیل می دهد. در طول مسابقه برای زنده ماندن، برخی از فاخته ها یا تخم های آنان از بین می روند. جامعه فاختگان نجات یافته به یک محیط بهتر مهاجرت می کنند، و دوباره شروع به تکثیر و تخم گذاری می کنند. امید است تلاش فاخته ها برای زنده ماندن، به حالتی برسد که تنها یک جامعه از فاخته ها وجود داشته باشد، همه با یک ارزش سود مشابه. استفاده از الگوریتم

پیشنهاد شده در چند تابع محک و یک مسئله واقعی، توانایی آن را در حل مسائل دشوار بهینه سازی ثابت می کند.

1. معرفی

بهینه سازی روند بهتر کردن چیزی است. به عبارت دیگر، بهینه سازی روند تنظیم ورودی ها، مشخصه های یک وسیله، فرآیند ریاضیاتی، یا آزمایش برای یافتن کمینه یا بیشینه خروجی یا نتیجه است. ورودی از یک سری متغیرها تشکیل شده است: روند یا تابع که به عنوان تابع هزینه شناخته می شود، تابع هدف یا تابع برازندگی؛ و خروجی نیز هزینه یا برازندگی [1] است. روش های متفاوتی برای حل یک مسئله بهینه سازی وجود دارد. برخی از این روش ها از رویه های طبیعی الهام گرفته اند. این روش ها معمولا

[1] Cuckoo Optimization Algorithm

با مجموعه اولیه ای از متغیرها آغاز می شوند و سپس جلو می روند تا زمانی که حداقل یا حداکثر مطلق تابع هدف به دست آید. *الگوریتم ژنتیک*[1] *(GA)* محبوب ترین تکنیک در زمینه پژوهش های محاسبات تکاملی بوده است. الگوریتم ژنتیک از عواملی بهره می برد که توسط تنوع ژنتیک طبیعی و گزینش طبیعی الهام بخشیده شده است [2،3]. مثال دیگر، *بهینه سازی ازدحام ذرات*[2] *(PSO)* است که در سال 1995 توسط ابرهارت و کندی ایجاد شد. این الگوریتم تصادفی از رفتار جمعی دسته پرندگان، یا حرکت جمعی ماهی ها، الهام گرفته است [3–5]. *بهینه سازی کلونی مورچگان*[3] *(ACO)* یک الگوریتم تکاملی بهینه سازی دیگر است که از برجا گذاشتن اثر فرومون در کلونی های واقعی مورچه ها، الهام گرفته است [7،6،3]. از طرف دیگر، آنیلینگ شبیه سازی شده، فرآیند آنیلینگ را که در آن یک ماده تا بالای نقطه ذوبش گرم می شود و سپس به آهستگی سرد می شود تا یک شبکه کریستالی تشکیل شود؛ شبیه سازی می کند، و توزیع احتمال انرژی اش را حداقل می کند [9،8،1]. در کنار این روش های شناخته شده، بررسی ها روی الگوریتم های بهینه سازی الهام گرفته از طبیعت، همچنان در حال انجام هستند و روش های جدید دائما در حال گسترش اند تا نوعی از مسائل غیر خطی را حل کنند. در [10]، استفاده از ارگودیسیته و تصادفی بودن درونی تکرر بی نظمی، یک الگوریتم تکاملی ایمن جدید بر اساس الگوریتم بهینه سازی بی نظمی و الگوریتم تکاملی ایمن معرفی شده تا همگرایی الگوریتم تکاملی ایمن را بهبود بخشد. این الگوریتم جدید مزایای الگوریتم تکاملی ایمن و الگوریتم بهینه سازی بی نظمی را در هم می آمیزد. [11] یک تکنیک بهینه سازی جدید را معرفی می کند که *روش انفجار نارنجک*[4] *(GEM)* نامیده می شود و نظرات اساسی آن، شامل مفهوم *جهت جست و جوی بهینه*[5] *(OSD)* با جزئیات شرح داده شده اند. در [12] یک روش جدید بهینه سازی ازدحام ذرات بر اساس الگوریتم انتخاب کلونال، پیشنهاد شده تا از همگرایی زودهنگام پرهیز، و گوناگونی جمعیت را تضمین کند.

مزایای اصلی الگوریتم های تکاملی شامل موارد زیر است [3]:

(1) *مقاوم بودن در برابر تغییرات پویا:* روش های سنتی بهینه سازی در برابر تغییرات پویا در محیط مقاوم نیستند و برای یافتن یک راه حل نیاز به یک شروع مجدد کامل دارند. به عکس، از محاسبات تکاملی می توان برای سازگار کردن راه حل ها با شرایط متغیر استفاده کرد.

(2) کاربرد وسیع: الگوریتم های تکاملی قابلیت آن را دارند که برای هر مسئله ای که بتوان آن را با مسائل بهینه سازی تابع فرموله کرد، به کار برده شوند.

(3) *پیوند یافتن با سایر روش ها:* الگوریتم های تکاملی می توانند با تکنیک های بهینه سازی قدیمی ترکیب شوند.

[1] Genetic Algorithm
[2] Particle Swarm Optimization
[3] Ant Colony Optimization
[4] Grenade Explosion Method
[5] Optimal Search Direction

(4) *حل مسائلی که هیچ راه حلی ندارند:* یک مزیت الگوریتم های تکاملی توان درگیر شدن با مسائلی است که برای آن ها هیچ مهارت انسانی وجود ندارد. اگرچه مهارت انسانی زمانی که مورد نیاز و در دسترس است، باید به کار گرفته شود، اغلب برای شیوه های حل مسئله خودکار، ناکافی است.

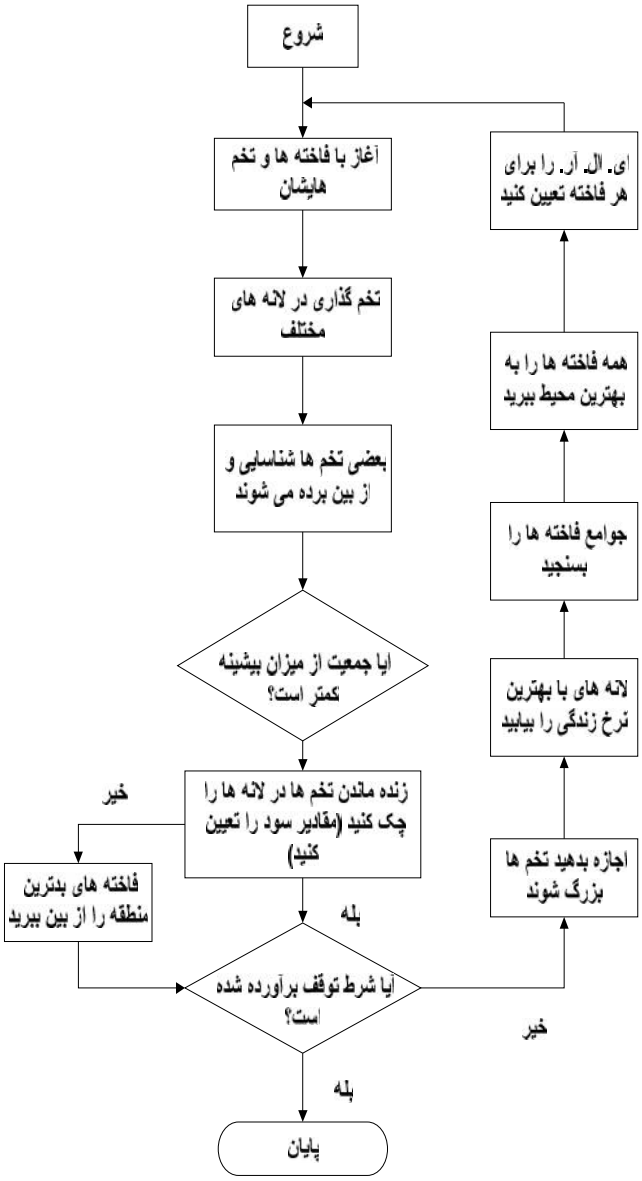
با توجه به این مشخصات، می توان الگوریتم های تکاملی را در مسائل مختلفی اعمال کرد؛ شامل عملیات و کنترل سیستم های قدرت [13، 19، 20]، مسائل ترکیباتی ان پی-سخت [14، 15]، فرآیند های شیمیایی [16]، مسائل برنامه ریزی شغلی [17]، مسائل مسیریابی وسایل نقلیه، شبکه بندی موبایل، برنامه ریزی پردازش دسته ای، مسائل بهینه سازی چند هدفه [18]، مدل سازی پارامترهای بهینه [21]، پردازش تصویر و مسائل بازشناخت الگو.

در این مقاله، ما یک الگوریتم تکاملی بهینه سازی جدید را معرفی می کنیم که از زندگی یک خانواده از پرندگان به نام "فاخته" الهام گرفته است. نحوه خاص تخم گذاری و زاد و ولد فاخته ها، اساس این الگوریتم بهینه سازی نوین است. فاخته هایی که در این مدل از آن ها استفاده می شود، بر دو نوع اند: فاخته های بالغ و تخم ها. فاخته های بالغ در لانه های پرندگان دیگر تخم گذاری می کنند و اگر این تخم ها توسط پرنده های میزبان شناسایی و نابود نشوند، رشد می کنند و به فاخته های بالغ تبدیل می شوند. امید می رود، خصوصیات زیست محیطی و مهاجرت جوامع (گروه های) فاخته ها آن ها را به سمت همگرایی و یافتن بهترین محیط برای زاد و ولد و تکثیر هدایت کند. این بهترین محیط، ماکزیمم مطلق توابع هدف است. این مقاله نشان می دهد که چگونه شیوه حیات فاخته ها مدل سازی و اجرا می شود.

بخش 2 پرندگانی به نام فاخته را مورد بررسی قرار می دهد و ویژگی های شگفت انگیز زندگی آن ها را مرور می کند. در بخش 3، الگوریتم بهینه سازی فاخته ارائه می شود و قسمت های مختلف آن با جزئیات مورد مطالعه قرار می گیرد. در بخش 4 الگوریتم پیشنهاد شده با چند تابع محک و نیز با طراحی کنترل کننده یک فرآیند چند ورودی - چند خروجی (MIMO) به عنوان یک مطالعه موردی واقعی، آزموده می شود. سرانجام در بخش 5 نتیجه گیری انجام می شود.

2. فاخته ها و روش منحصر به فرد آن ها در تکثیر

همه 9000 گونه پرندگان شیوه یکسانی برای والد شدن دارند: روش تخم گذاری. هیچ پرنده ای نوزاد به دنیا نمی آورد. پرندگان به سرعت یک تخم درون یک پوسته محافظ تشکیل می دهند و روی آن می خوابند. اندازه بزرگ تخم ها، این را برای پرنده مؤنث دشوار می کند که در یک زمان، از بیش از یک تخم نگهداری کند. به همراه داشتن تخم ها، پرواز را سخت تر می کند و به انرژی بیشتری نیاز دارد. و چون یک تخم، غنیمتی پر از پروتئین و مغذی برای همه شکارچیان است، پرندگان باید جایی امن برای تخم گذاری بیابند. یافتن مکانی برای تخم -



شکل 1. فلوچارت الگوریتم بهینه سازی فاخته

گذاری به صورت ایمن و پرورش جوجه شان تا رسیدن به استقلال، چالشی است که پرندگان آن را با راه های هوشمندانه ای حل کرده اند. آن ها از هنر، طراحی و مهندسی پیچیده استفاده می کنند. تنوع ساختاری لانه ها هیچ معادلی در دنیای جانوران ندارد. بسیاری از پرندگان، لانه های منفرد و ناپیدا، پنهان شده لابلای پوشش گیاهی می سازند تا از شناسایی توسط شکارچیان دور بمانند. بعضی از آنان چنان در پنهان کردن لانه هایشان موفق اند که حتی چشم های جست و جوگر انسان هم به ندرت آن ها را دیده است.

پرندگانی هم هستند که تمام عرف های لانه سازی و والدی را رها می کنند و برای پروراندن خانواده شان به حیله گری متوسل می شوند. این ها "جوجه های انگلی" هستند، پرندگانی که هرگز لانه خودشان را نمی سازند و درعوض در لانه گونه های دیگر تخم گذاری می کنند و نگه داری از جوجه شان را به والدین آن گونه می سپارند. فاخته، شناخته شده ترین انگل جوجه است و ماهر در فریب ظالمانه. رویکرد او شامل پنهان کاری، غافل گیری و سرعت است. فاخته مادر تخم پرنده گونه میزبان را برمی دارد، تخم خودش را به جای آن در لانه قرار می دهد و با تخم میزبان روی منقارش لانه را ترک می کند. کل این فرآیند کم تر از 10 ثانیه طول می کشد. فاخته ها انگل لانه های انواع زیادی از گونه های پرندگان می شوند و با دقت رنگ و شکل تخم های خود را با تخم های گونه های میزبان تطبیق می دهند. هر فاخته مؤنث روی یک گونه میزبان خاص، تخصص دارد. این که چگونه فاخته قادر است طوری تخم گذاری کند که دقیقا از تخم های هر میزبان تقلید کند، یکی از معماهای اصلی طبیعت است. بسیاری از پرندگان یاد می گیرند که یک تخم فاخته قرار گرفته در لانه خودشان را شناسایی کنند و یا این تخم عجیب را به بیرون پرتاب کنند یا آن لانه را رها کنند و از

نو لانه بسازند. بنابراین فاخته دائما تلاش دارد در تقلید از تخم های میزبان، پیشرفت کند در حالی که پرندگان میزبان سعی در یافتن راه هایی برای شناسایی تخم انگل دارند. تقلای میان میزبان و انگل مشابه یک مسابقه تسلیحاتی است که در آن هر طرف سعی در غلبه بر دیگری در زنده ماندن دارد [22].

برای فاخته ها محل زندگی مناسب جایی است که منبعی از غذا – به طور کلی حشرات و مخصوصا کرم ابریشم – و جایی برای تخم گذاری را فراهم کند؛ برای جوجه های انگلی مکان مورد نیاز، همان محل زندگی مناسب گونه های میزبان است. فاخته ها در مکان های بسیار گوناگونی زندگی می کنند. اکثر این پرنده ها در جنگل ها و درختستان ها وجود دارند، بیشتر در جنگل های همیشه سبز استوا. علاوه بر جنگل ها بعضی از گونه های فاخته در فضاهای بازتر زندگی می کنند؛ این فضاها حتی می تواند شامل مناطق خشک، مثل کویر باشد. گونه های مهاجر به مناطق معتدل همچون فاخته معمولی در طیف وسیعی از زیست بوم ها سکونت دارند تا بتوانند حداکثر استفاده از میزبان های بالقوه جوجه را داشته باشند؛ از نیزارها گرفته تا صحراهای خالی از درخت.

بیشتر گونه های فاخته غیر مهاجر هستند، ولی انواع بسیاری از این پرندگان مهاجرت های فصلی منظم دارند، و بسیاری دیگر مهاجرت های جزئی در قسمتی از محدوده خودشان دارند. این مهاجرت ها ممکن است روزانه باشد، مثل فاخته منقار بلند، یا شبانه باشد، مثل فاخته نوک زرد. برای گونه هایی که در عرض جغرافیایی بالاتر تخم گذاری می کنند، دسترسی به غذا آن ها را به مهاجرت به نواحی گرم تر در طول زمستان مجبور می کند، و همه این کار را می کنند. فاخته دم دراز که در نیوزیلند زاد و ولد می کند، به قشلاق هایش در پلی نزی، میکرونزی و ملانزی می رود؛ شاهکاری که شاید بتوان آن را چشمگیر ترین مهاجرت روی آب میان پرندگان خشکی زی توصیف کرد [23]. فاخته نوک زرد و فاخته نوک سیاه در آمریکای شمالی زاد و ولد می کنند و از این سو به آن سوی دریای کارائیب پرواز می کنند، یک پرواز بدون توقف 4000 کیلومتری. مهاجرت های طولانی دیگر، شامل فاخته صغیر است که از هند تا کنیا، روی اقیانوس هند (به اندازه 3000 کیلومتر) پرواز می کند؛ و فاخته های معمولی اروپایی که در سفرشان به آفریقای جنوبی، روی دریای مدیترانه و صحرای بزرگ آفریقا بدون توقف پرواز می کنند. درون آفریقا 10 گونه از فاخته ها مهاجرت های درون قاره ای منظمی دارند که قطبی نامیده می شود؛ به این صورت که آن ها فصل بدون زاد و ولد را در مرکز استوایی این قاره می گذارنند و به منظور زاد و ولد در زمین های خشک تر و بازتر و صحراها، به شمال و جنوب می روند [24].

نزدیک 56 گونه از فاخته برّ قدیم و 3 گونه از فاخته برّ جدید جوجه های انگلی هستند، که تخم های شان را در لانه های سایر پرندگان قرار می دهند [25]. این گونه ها جوجه های انگلی ضروری هستند، به این معنی که تنها به این شیوه می توانند تولید مثل کنند. جوجه فاخته زودتر از جوجه میزبان

سر از تخم بیرون می آورد و زودتر رشد می کند. در بیشتر موارد، جوجه فاخته حتی تخم ها و جوجه های گونه میزبان را از لانه بیرون می اندازد. جوجه فرصتی برای آموختن این کار نداشته است، پس این باید یک غریزه منتقل شده با ژنتیک باشد. جوجه فاخته میزبان را با صدای تند درخواستش [26] و دهان بازش که یک علامت محرک است [27]؛ به همراه شدن با سرعت بالای رشدش تشویق می کند. انگل های فاخته مؤنث در قرار دادن تخم هایی که شباهت زیادی به تخم های میزبان منتخب شان دارند، تخصص دارند. این تخصص، یک گزینش طبیعی است؛ همان طور که بعضی پرندگان می توانند تخم های فاخته را از تخم های خودشان تمییز دهند؛ تخم هایی که کم ترین شباهت را به تخم هایی که از لانه بیرون انداخته شده اند، دارند. [27] گونه های میزبان ممکن است در دفعه اول فعالیت های مستقیم تری برای جلوگیری از تخم گذاری فاخته ها در لانه های شان انجام دهند. در نظر فاخته ها، پرندگانی که لانه شان بیشتر در معرض خطر اشغال توسط فاخته ها است، آن ها را از منطقه بیرون خواهند کرد[28]. فاخته های انگل به گروه هایی تقسیم می شوند که هر گروه در زمینه یک گونه میزبان خاص تخصص دارد. شواهدی وجود دارد مبنی بر این که این گروه ها از نظر ژنتیکی با یک دیگر متفاوت اند. تخصص در زمینه گونه های میزبان با نیاز به تقلید از تخم های آن ها افزایش می یابد.

3. الگوریتم پیشنهاد شده: الگوریتم بهینه سازی فاخته

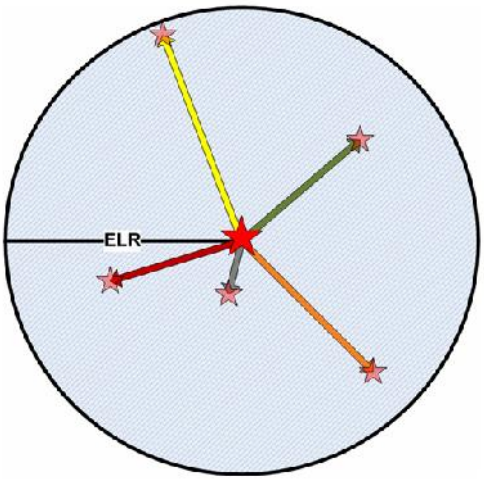
شکل 1 فلوچارتی از الگوریتم پیشنهاد شده را نشان می دهد. مانند سایر الگوریتم های تکاملی، این الگوریتم نیز با یک جمعیت اولیه از فاخته ها شروع می شود. این فاخته های اولیه تخم هایی برای قرار دادن در لانه های پرندگان میزبان دارند. برخی از این تخم ها که شباهت بیشتری به تخم های پرنده میزبان دارند، فرصت رشد کردن و تبدیل به فاخته بالغ شدن را دارند. تخم های دیگر توسط پرنده های میزبان شناسایی و از بین برده می شوند. تخم های رشد یافته مناسب بودن لانه های آن منطقه را نشان می دهند. در یک منطقه، هر چه تخم های بیشتری زنده بمانند، سود بیشتری در آن منطقه به دست می آید. پس مکانی که تخم های بیشتری در آن زنده بمانند چیزی که است که COA در پی بهینه کردن آن است.

فاخته ها به دنبال مناسب ترین منطقه برای تخم گذاری هستند تا نرخ زنده ماندن تخم های شان را بیشینه سازند. پس از آن که تخم های باقی مانده رشد کردند و به فاخته بالغ بدل شدند، جوامعی را تشکیل می دهند. هر جامعه زیست بوم خودش را دارد. بهترین محل زندگی یافت شده فاختگان، مقصد فاخته ها در جوامع دیگر خواهد بود. سپس آن ها به این بهترین محل زندگی مهاجرت می کنند. آن ها در جایی نزدیک بهترین زیست بوم ساکن می شوند. با توجه به تعداد تخم های هر فاخته، و همچنین فاصله فاخته از نقطه مقصد (بهترین زیست بوم) یک شعاع تخم گذاری به آن داده می شود. سپس، فاخته شروع به خواباندن تخم هایش در لانه های تصادفی درون شعاع تخم گذاری اش

می کند. این فرآیند ادامه می یابد تا بهترین موقعیت با بالاترین ارزش سود به دست آید و اکثر جمعیت فاخته ها در این مکان جمع شوند.

3.1. ایجاد محل زندگی اولیه فاخته

برای حل یک مسئله بهینه سازی، لازم است مقادیر متغیر های مسئله به شکل یک ماتریس درآیند. در اصطلاحات مربوط به الگوریتم ژنتیک و روش بهینه سازی ازدحام ذرات، این ماتریس به ترتیب *کروموزوم*[1] و *موقعیت ذره*[2] نامیده می شود. اما این جا در الگوریتم



شکل 2. تخم گذاری تصادفی در ELR، ستاره قرمز در مرکز محل زندگی اولیه فاخته با 5 تخم است؛ ستاره های صورتی لانه های جدید برای تخم ها هستند.

بهینه سازی فاخته، این ماتریس *محل زندگی*[3] نامیده می شود. در یک مسئله بهینه سازی N_{var}-بعدی، یک محل زندگی، ماتریس $1\times N_{var}$ است که موقعیت فعلی فاخته را نشان می دهد. این ماتریس به شکل زیر تعریف می شود:

$$habitat = \left[x_1, x_2, \dots, x_{Nvar}\right]$$

هرکدام از مقادیر متغیرها $(x_1, x_2, \dots, x_{Nvar})$ یک عدد ممیز شناور هستند. سود یک محل زندگی توسط تابع سود f_p در یک محل زندگی $(x_1, x_2, \dots, x_{Nvar})$ محاسبه می شود. بنابراین:

$$\text{سود} = f_p(habitat) = f_p\left(x_1, x_2, \dots, x_{Nvar}\right)$$

همان طور که دیده می شود، COA الگوریتمی است که تابع سود را ماکزیمم می کند. برای استفاده از این الگوریتم در مسائل مینیمم سازی هزینه ها، می توان به سادگی تابع سود زیر را ماکزیمم کرد:

$$\text{سود} = -\,Cost(habitat) = -\,f_c(x_1, x_2, \dots, x_{Nvar})$$

برای شروع الگوریتم بهینه سازی، ماتریس محل زندگی $N_{pop} \times N_{var}$ ایجاد می شود. سپس یک تعداد تصادفی از تخم ها برای هر کدام از این محل زندگی اولیه، پیشنهاد می شود. در طبیعت، هر فاخته بین 5 تا 20 تخم می گذارد. این مقادیر حدود بالا و پایین اختصاص تخم به هر فاخته در دفعات مختلف است. عادت دیگر فاخته های واقعی این است که در جایی با بیشترین فاصله از محل زندگی شان

[1] Chromosome
[2] Particle Position
[3] habitat

تخم گذاری می کنند. از این جا به بعد، این فاصله بیشینه *شعاع تخم گذاری*[1] (ELR) نامیده می شود. در یک مسئله بهینه سازی با حد بالای var_{hi} و حد پایین var_{low} برای متغیر ها، هر فاخته یک شعاع تخم گذاری دارد که با تعداد کل تخم ها، تعداد تخم های فعلی آن فاخته و نیز حدود var_{hi} و var_{low} متناسب است. بنابراین ELR به صورت زیر است:

$$ELR = \alpha \times \frac{\text{تعداد تخم های فاخته}}{\text{تعداد کل تخم ها}} \times (var_{hi} - var_{low})$$

که α عدد صحیح است که برای به دست آوردن مقدار ماکزیمم ELR به کار می رود.

3.2. روش تخم گذاری فاخته ها

هر فاخته با ELR خود، شروع به تخم گذاری در بعضی از لانه های پرنده های میزبان می کند. او این کار را به صورت تصادفی انجام می دهد. شکل 2 نمای واضحی از این مفهوم را نمایش می دهد.

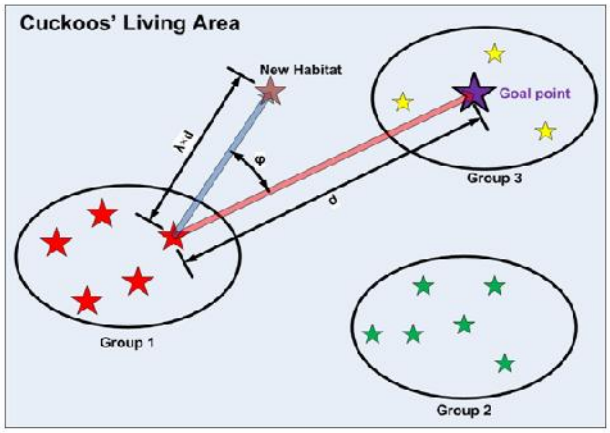
پس از آن که همه تخم های فاخته ها در لانه های پرنده های میزبان قرار گرفتند، بعضی از آن ها که کمتر شبیه تخم های خود پرنده میزبان هستند، توسط آن ها شناسایی و بیرون انداخته می شوند. بنابراین بعد از فرآیند تخم گذاری، p% از تخم ها (معمولا 10٪) با مقادیر سود کم تر، نابود می شوند. این تخم ها شانسی برای رشد کردن ندارند. مابقی تخم ها در لانه های میزبان بزرگ می شوند، جوجه ها سر از تخم بیرون می آورند و پرندگان میزبان آن ها را تغذیه می کنند. نکته جالب توجه دیگر درباره تخم های فاخته، این است که تنها یک تخم در هر لانه فرصت رشد می یابد. این به خاطر آن است که وقتی تخم فاخته می شکند و جوجه فاخته سر از تخم بیرون می آورد، تخم های پرنده میزبان را از لانه بیرون می اندازد. در صورتی که تخم های پرنده میزبان زودتر از تخم فاخته بشکنند، جوجه فاخته بیشتر غذایی که پرنده میزبان به لانه می آورد را می خورد (چون جثه اش سه برابر بزرگ تر است، باقی جوجه ها را کنار می زند و بیشتر می خورد). بعد از چند روزی جوجه های خود پرنده میزبان می میرند و فقط جوجه فاخته در لانه می ماند.

3.3. مهاجرت فاخته ها

هنگامی که جوجه های فاخته رشد می کنند و بالغ می شوند، برای مدتی در منطقه و جامعه خودشان می مانند. اما وقتی به زمان تخم گذاری نزدیک می شوند، به محل زندگی جدید و بهتر مهاجرت می کنند.

در این محل ها، تخم های فاخته شباهت ببیشتری به تخم پرندگان میزبان دارند و غذای بیشتری نیز برای جوجه های جدید وجود دارد. پس از شکل گرفتن گروه های فاخته در مناطق مختلف، جامعه با بهترین مقدار سود به عنوان نقطه

[1] Egg Laying Radius



شکل 3. مهاجرت یک فاخته به محل زندگی هدف

هدف برای سایر فاخته ها برگزیده می شود تا به آن مهاجرت کنند. وقتی فاختگان بالغ در تمام یک محیط زندگی می کنند، مشکل می توان تشخیص داد که کدام فاخته به کدام گروه تعلق دارد. برای حل این مشکل، گروه بندی فاخته ها به روش خوشه بندی k-means انجام می شود (در شبیه سازی، مقدار 5–3 برای k کافی به نظر می رسد). اکنون که گروه های فاخته تشکیل شده اند، سود میانگین آن ها محاسبه می شود. مقدار بیشینه این میانگین ها گروه هدف را تعیین می کند. نتیجتا، بهترین محل زندگی برای این گروه، مقصد جدید فاخته های مهاجر است.

در هنگام حرکت به سمت نقطه هدف، فاخته ها تمام طول راه به سمت مقصد را پرواز نمی کنند. آن ها فقط بخشی از راه را پرواز می کنند و همچنین یک انحراف از مسیر دارند. این شیوه حرکت به وضوح در شکل 3 نشان داده شده است.

همان طور که در تصویر 3 دیده می شود، هر فاخته فقط λ٪ کل فاصله تا مقصدش را پرواز می کند و همچنین انحرافی به اندازه $\emptyset$ رادیان دارد. این دو پارامتر، λ و $\emptyset$ به فاخته ها کمک می کند موقعیت های بسیار بیشتری را در محیط جست و جو کنند. برای هر فاخته، λ و $\emptyset$ به شکل زیر هستند:

$$\lambda \sim U(0,1)$$

$$\emptyset \sim U(-\omega,\omega)$$

که $\lambda \sim U(0,1)$ یعنی λ یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت بین 0 و 1 است. ω پارامتری است که میزان انحراف از مقصد را محدود می کند. $\omega = \pi/6$ rad برای همگرایی مناسب جمعیت فاخته، برای سود کلی بیشینه، کافی به نظر می رسد.

وقتی همه فاخته ها به نقطه هدف مهاجرت کردند و محل زندگی جدید آنها مشخص گردید، به هر فاخته بالغ چند تخم داده می شود. سپس با توجه به تعداد تخم های اختصاص داده شده به هر پرنده، یک ELR برای هر فاخته محاسبه می شود. پس از آن فرآیند جدید تخم گذاری از نو آغاز می شود.

3.4. حذف فاخته ها در بدترین محل های زندگی

با توجه به این واقعیت که همیشه در جمعیت پرنده ها، تعادل برقرار است، بنابراین عدد N_{max} تعداد بیشینه فاخته های زنده در محیط را کنترل و محدود می کند. این تعادل به علت محدودیت های غذایی، کشته شدن توسط شکارچیان و همچنین عدم توانایی بر یافتن لانه مناسب برای تخم ها به وجود می آید. در مدل سازی پیشنهاد شده در

این مقاله، تنها تعداد N_{max} از فاخته ها که مقادیر سود بالاتری دارند، زنده می مانند، بقیه از بین می روند.

3.5. همگرایی

بعد از چند تکرار، همه جمعیت فاخته ها به بهترین محل زندگی با بیشترین شباهت به تخم های پرندگان میزبان و نیز بیشترین منابع غذا مهاجرت می کنند.این محل زندگی بیشترین سود ممکن را ایجاد می کند. کمترین تلفات تخم ها در این محل زندگی رخ می دهد. همگرایی بیش از 95٪ از فاخته ها به یک محل زندگی، پایان الگوریتم بهینه سازی فاخته خواهد بود. مراحل اصلی COA در تصویر 4 به شکل شبه کد نشان داده شده اند. در قسمت بعد، COA به چند مسئله بهینه سازی محک اعمال می شود.

اثبات های تئوری برای همگرایی به قوانین احتمال مجانبی در همه الگوریتم های بهینه سازی تصادفی، با توجه به طبیعت مارکوفی فرآیندهای زیربنا، نیاز به نوعی تعادل با جزئیات یا شرط برگشت پذیری دارد که به این معنی است که الگوریتم بخش بزرگی از کارایی ش را از دست می دهد. از این گذشته، اگر بر همگرایی نهایی به بهینگی سراسری با مفهوم قوی یا حتی ضعیفش، تاکید شود، نیاز به آنیلینگ خیلی آهسته ای هم هست. قوت الگوریتم های تصادفی از این حقیقت نشأت می گیرد که طبیعت احتمالی بالای آن ها به ما این اطمینان را می دهد که الگوریتم لزوما در بهینگی محلی گرفتار نمی شود و نیازی به استفاده از هز اطلاعاتی روی گرادیان های هدف هم نیست، که باز هم

1. به محل زندگی فاخته ها با چند نقطه تصادفی روی تابع سود، مقدار بدهید.

2. به هر فاخته تعدادی تخم اختصاص دهید.

3. ELR را برای هر فاخته مشخص کنید.

4. به فاخته ها اجازه دهید در ELR مربوط به خود، تخم گذاری کنند.

5. تخم هایی که توسط پرندگان میزبان شناسایی می شوند را از بین ببرید.

6. اجازه دهید جوجه ها به دنیا بیایند و رشد کنند.

7. محل زندگی هر فاخته بالغ جدید را ارزیابی کنید.

8. تعداد حداکثر فاخته ها در محیط را محدود کنید و آنهایی که در بدترین محل ها زندگی می کنند را از بین ببرید.

9. فاخته ها را دسته بندی کنید و بهترین گروه را بیابید و محل زندگی هدف را برگزینید.

10. به جمعیت جدید فاخته ها اجازه مهاجرت به محل زندگی هدف بدهید.

شکل 4. شبه کد الگوریتم بهینه سازی فاخته

نیازی به استفاده از هر اطلاعاتی روی گرادیان های هدف هم نیست، که باز هم نیاز به شرایط تشخیص پذیری دارند.

4. محک های الگوریتم بهینه سازی فاخته

در این بخش، الگوریتم پیشنهاد شده (COA) با چهار تابع محک از منبع [1]، یک تابع راسریجین 10 بعدی و یک مطالعه موردی واقعی آزموده می شود.

4.1. توابع هزینه آزمون

تمام توابع محک مسائل مینیمم سازی هستند. این توابع در زیر آمده اند:

تابع F1:

$$f = x \times \sin(4x) + 1.1y \times \sin(2y)$$

$$0 < x , y < 0$$

minimum: $f(9.039 , 8.668) = -8.5547$

تابع F2:

$$f = 0.5 + \frac{\sin^2(\sqrt{x^2+y^2} - 0.5)}{1+0.1\ \ x^2+y^2}$$

$0 < x , y < 2$, minimum: $f(0 , 0.5) = 0.5$

تابع F3:

$$f = (x^2 + y^2)^{0.25} \times \sin\{30[(x+0.5)^2 + y^2]^{0.1}\} + |x| + |y|$$

$$-\infty < x , y < +\infty$$

$$minimum: f\ -0.2 , 0 = -0.2471$$

تابع F4:

$$f = J_0(x^2 + y^2) + 0.1\,|1 - x| + 0.1\,|1 - y|$$

$$-\infty < x , y < +\infty$$

$$minimum: f\ 1, 1.6606 = -0.3356$$

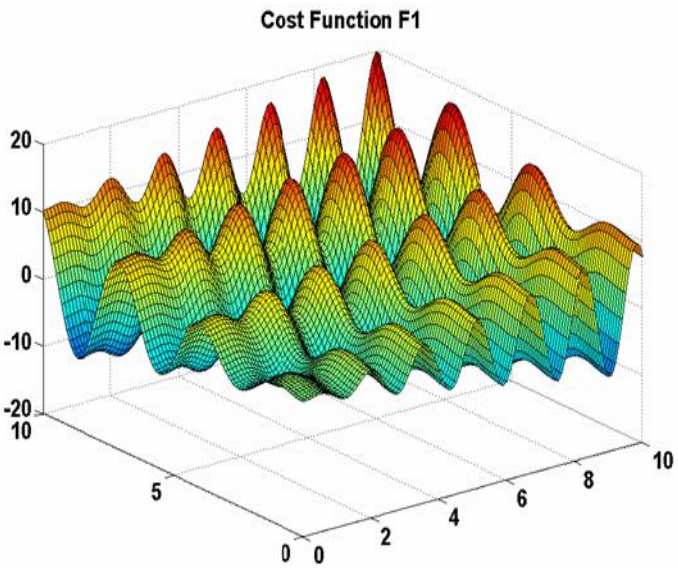
تابع F5 (تابع راسریجین 10 بعدی):

$$f = 10n + \sum_{i=1}^{n}(x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)) , n = 9$$

$$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

$$f(0,0, \dots ,0) = 0$$

تابع اول F1 مورد بررسی قرار می گیرد. این تابع مینیموم –



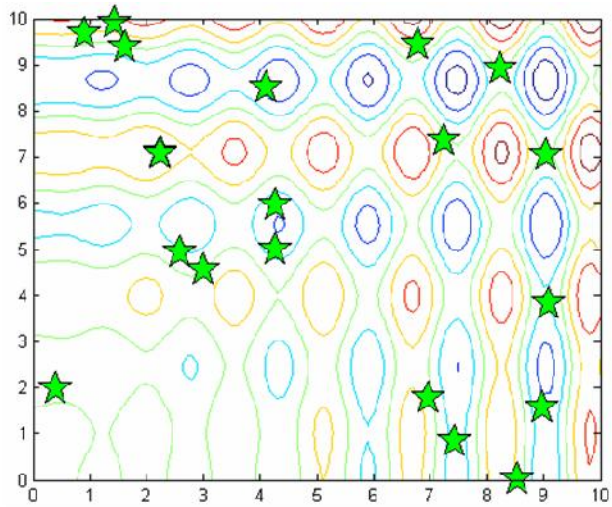
شکل 5. نمودار سه بعدی تابع F1

مطلقی برابر 18.5547- در نقطه(9.039, 8.668)= (x, y) در بازه x>0 و y<10 دارد. تصویر 5 نمودار سه بعدی این تابع را نشان می دهد.

تعداد اولیه فاخته ها تنها 20 تا در نظر گرفته می شود. هر فاخته می تواند بین 5 تا 10 تخم بگذارد. تصویر 6 پراکندگی اولیه فاخته ها در محیط مسئله را نشان می دهد.

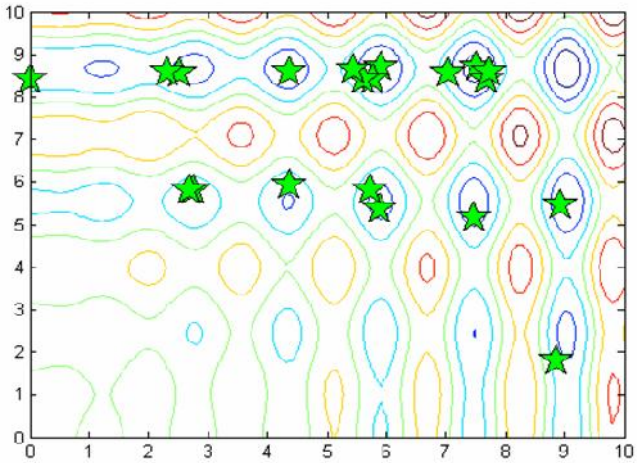
تصاویر 7 تا 12 محل زندگی جمعیت فاختگان را در دفعات پی در پی نشان می دهد. همگرایی در تکرار 7 رخ می دهد. COA تنها در 7 تکرار، مینیمم مطلق را به دست آورده است.

همان طور که در تصاویر دیده می شود، فاخته ها در تکرار 4 دو نقطه کمینه دارند. سپس در تکرار 5 می بینیم که یک

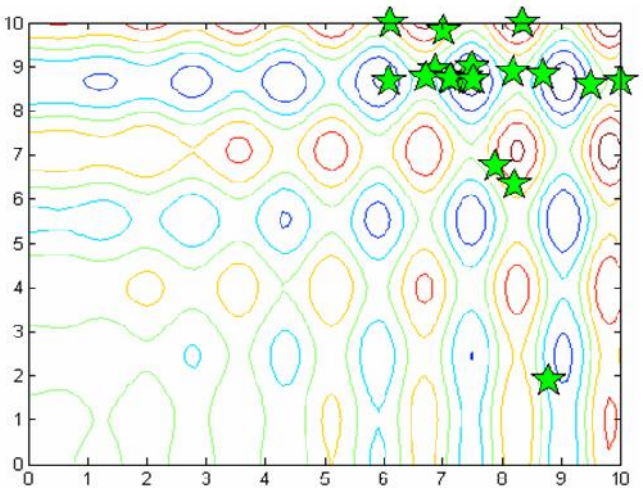


شکل 6. محل زندگی اولیه فاخته ها

گروه فاختگان به محل مینیمم مطلق مهاجرت می کند. در تکرار 6 اکثر فاخته ها در نقطه مینیمم مطلق هستند؛ و بالاخره در تکرار 7 تقریبا همه فاخته ها در بهترین محل زندگی به سر می برند، که همان مینیمم مطلق مسئله است. این محل زندگی (9.0396, 8.6706) با میزان هزینه 18.5543- است. تصویر 13 مینیمم سازی هزینه برای تابع آزمون 1 را



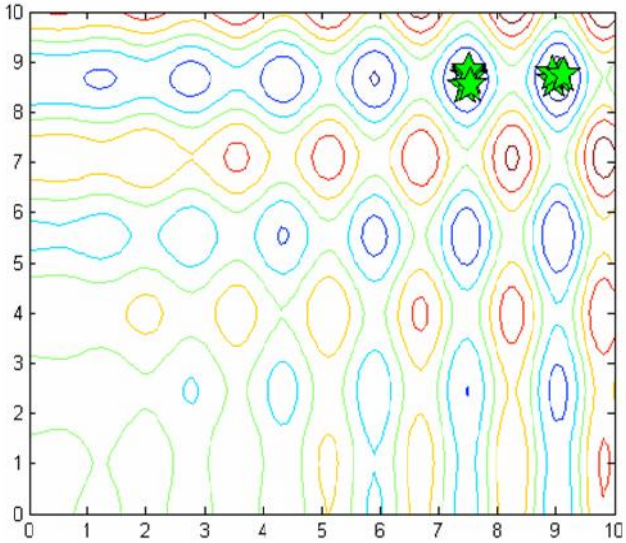
شکل 7. محل زندگی فاخته ها در تکرار دوم



شکل 8. محل زندگی فاخته ها در تکرار سوم

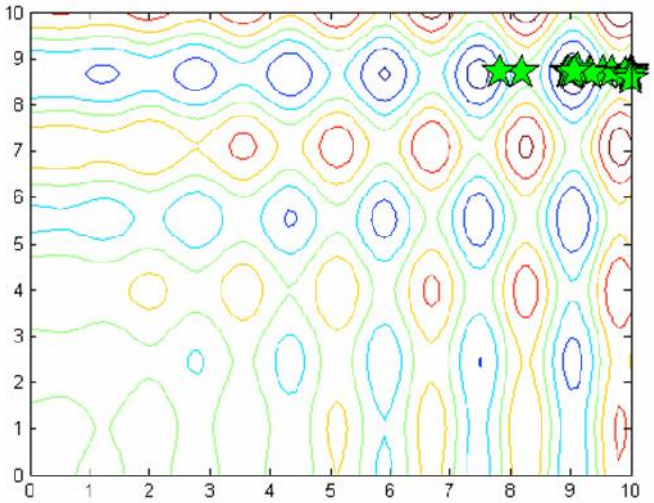
نشان می دهد.

برای انجام یک مقایسه، PSO و GA پیوسته با گزینش بر اساس چرخ *رولت*[1]، تقاطع یکنواخت نیز در حل این تابع به کار گرفته می شوند. جمعیت اولیه در GA نیز 20 در نظر

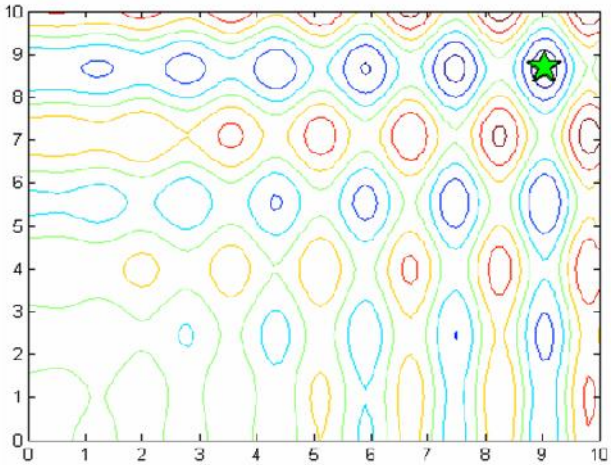


شکل 9. محل زندگی فاخته ها در تکرار چهارم

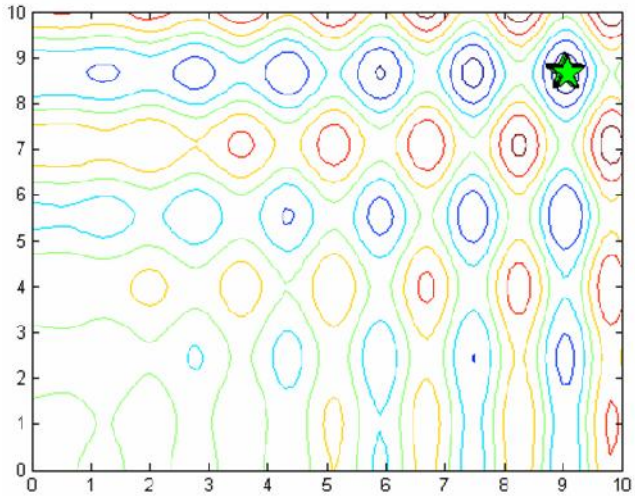
[1] Roulette wheel



شکل 10. محل زندگی فاخته ها در تکرار پنجم



شکل 12. محل زندگی فاخته ها در تکرار هفتم



شکل 11. محل زندگی فاخته ها در تکرار ششم

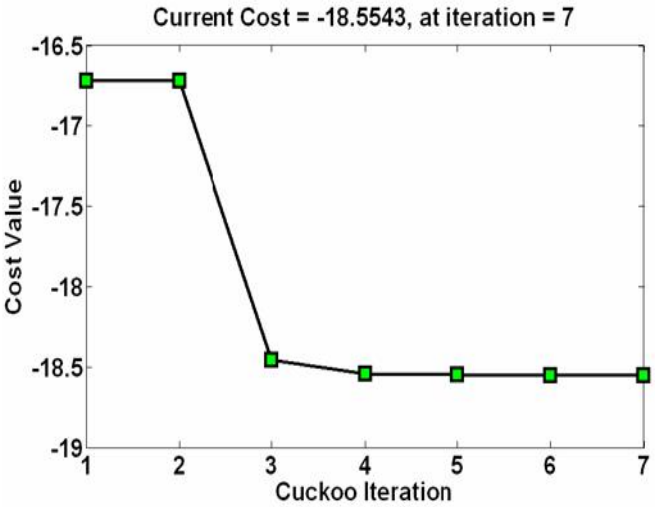
گرفته می شود و نرخ های جهش و گزینش نیز به ترتیب 0.2 و 0.5 تعیین می شوند. برای PSO پارامتر ادراکی و پارامتر اجتماعی 2 در نظر گرفته می شوند. با توجه به این که جمعیت های اولیه متفاوت در هر روش مستقیما بر نتیجه نهایی و سرعت الگوریتم اثر می گذارد، یک سری آزمون برای به دست آوردن میانگین انتظار از عملکرد هر روش انجام می شود. اجرای شبیه سازی برای 30 بار میانگینی به اندازه 45.9، 38.7 و 6.8 برای دفعات تکرار تا رسیدن به جواب در (به ترتیب) GA، PSO و COA به دست می دهد.

تصویر 14 نمونه یک نمودار کمینه سازی هزینه در تابع F1 برای GA در 100 تکرار را نشان می دهد.

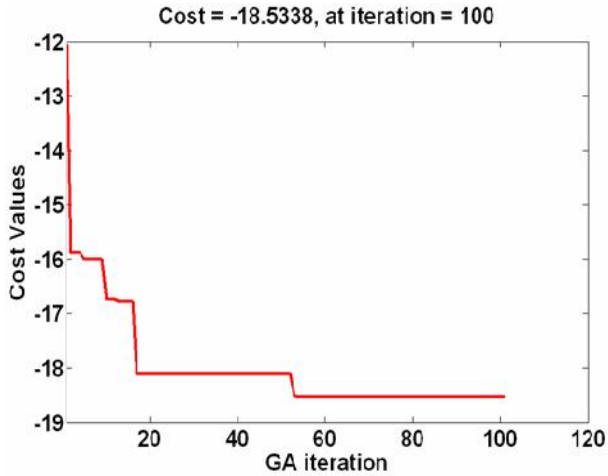
همان طور که در تصویر 14 مشاهده می شود، GA در تکرار 24ام به مینیمم مطلق رسیده است. بهترین کروموزوم (9.0434, 8.6785) و مقدار هزینه 18.5513- است. تصویر 15 کمینه سازی تابع F1 را با استفاده از PSO نشان می دهد.

همان طور که در تصویر 15 دیده می شود، PSO در 19امین تکرار به مینیمم مطلق رسیده است. بهترین موقعیت ذره (9.0390, 8.6682) است، و هزینه در این نقطه برابر 18.5547- می باشد. با توجه به جدول 1 مشاهده می شود که در حالی که GA و PSO به میانگین دفعات تکرار 46.8 و 39.1 نیاز

دارند، COA به طور متوسط در 6.9 تکرار (تقریبا 7) به نقطه هدف دست می یابد. تا به اینجا می توان نتیجه گرفت که COA از GA و PSO بهتر عمل کرده است.



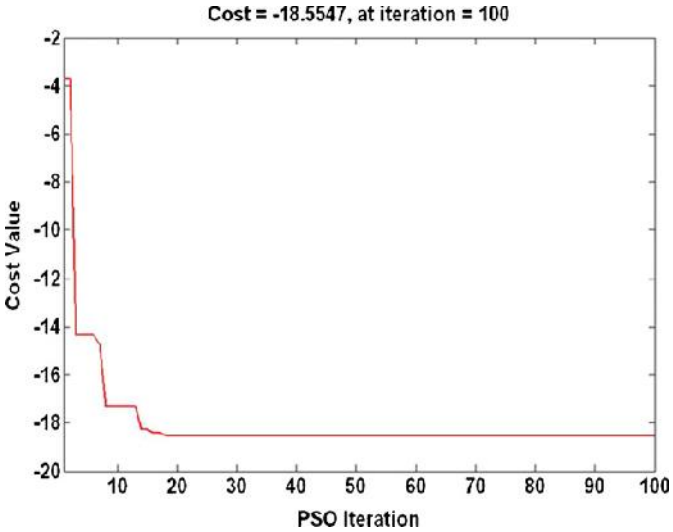
شکل 13. کمینه سازی هزینه برای تابع آزمون F1



شکل 14. کمینه سازی هزینه با کمک GA

برای آزمون بیشتر، این سه الگوریتم بهینه سازی را روی توابع آزمون F1، F2 و F3 نیز پیاده می کنیم.

تصاویر 18–16 نمودار کمینه سازی هزینه را برای هر سه الگوریتم برای توابع F1، F2 و F3 در یک اجرای تصادفی نشان می دهد. جدول 1 میانگین دفعات تکرار تا رسیدن به جواب را برای توابع آزمون ذکر شده، نشان می دهد.



شکل 15. کمینه سازی هزینه با کمک PSO

	F2	F3	F4
GA	12.6	52.2	44.1
PSO	10.3	24.8	38.6
COA	5.2	6.9	6.3

جدول 1. متوسط تکرار ها تا توقف برای GA، PSO و COA در 30 دوره

جالب ترین نکته در تصاویر 18–16 و همچنین جدول 1، «همگرایی سریع تر» الگوریتم بهینه سازی فاخته است.

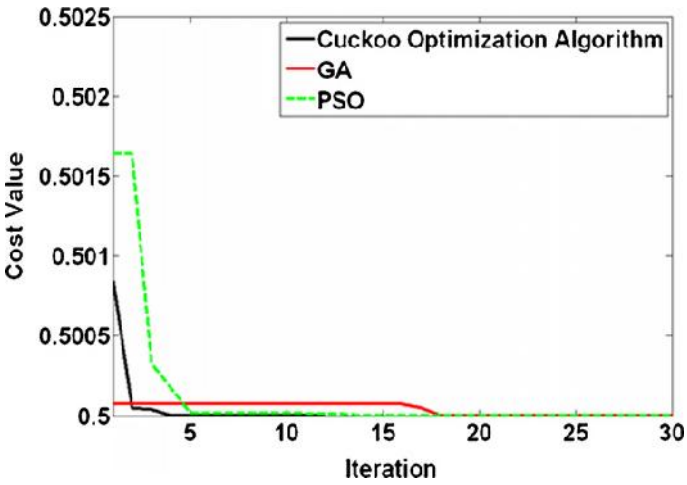
با توجه به نتایج به دست آمده از توابع آزمون F1، F2، F3 و F4 ملاحظه می شود که هر سه روش قادر به یافتن مینیمم مطلق بوده اند. شاید تنها نکته جالب الگوریتم بهینه سازی

فاخته (COA) همگرایی سریع تر آن باشد. اما برای نشان دادن برتری COA بر GA و PSO، تابع راسریجین 10 بعدی به عنوان تابع آزمون F5 انتخاب می شود. این تابع مینیمم های محلی متعددی دارد و حتی در سه بعد، یکی از مسائل دشوار است. شکل 19 تابع راسریجین 3 بعدی را نشان می دهد.

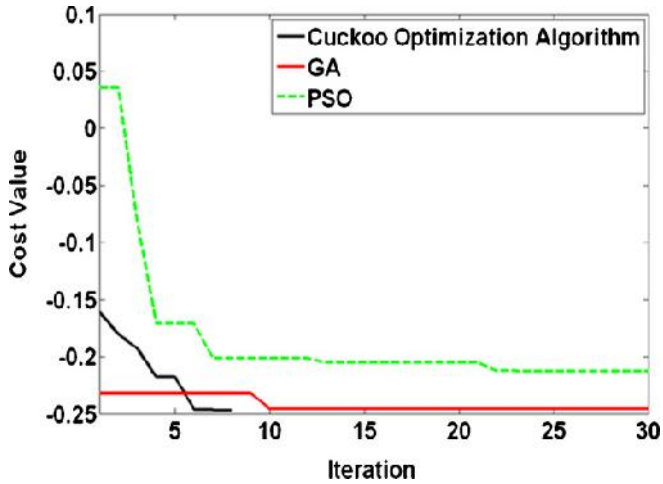
همان طور که حتی در سه بعد هم دیده می شود، تابع راسریجین یک مسئله بهینه سازی بسیار چالش برانگیز است. اما برای مشاهده عملکرد واقعی COA، GA و PSO، تابع راسریجین 10 بعدی به عنوان آخرین تابع محک برگزیده می شود. تصویر 20 نتایج کمینه سازی را برای هر سه الگوریتم نمایش می دهد. برای هر سه روش، اندازه اولیه جمعیت و بیشینه تعداد تکرارها به ترتیب 20 و 100 در نظر گرفته شده است.

حال، به روشنی می بینیم که GA و PSO نتوانسته اند در 100 تکرار به مینیمم مطلق دست یابند، ولی COA تنها در 66 تکرار به مینیمم مطلق تقریبی $f(x^*) = 0$ همگرا شده است. در این تابع محک، COA به طور چشمگیری بهتر عمل کرده است و تخمین بسیار خوبی از مینیمم مطلق واقعی یافته است.

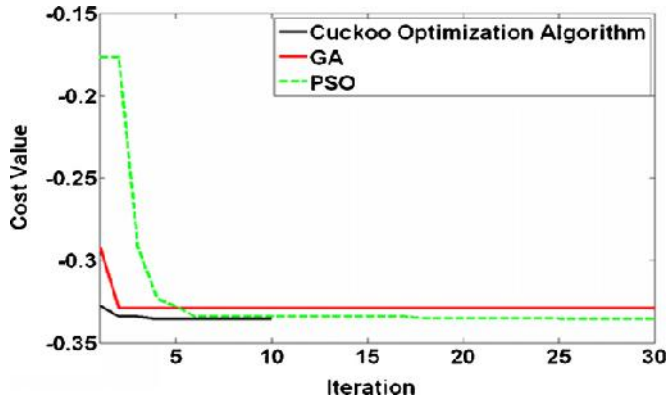
پس از آن که عملکرد فوق العاده COA در توابع هزینه آزمون به اثبات رسید، لازم است عملکرد آن را در مسائل



شکل 16. نمودار کمینه سازی هزینه برای تابع F2

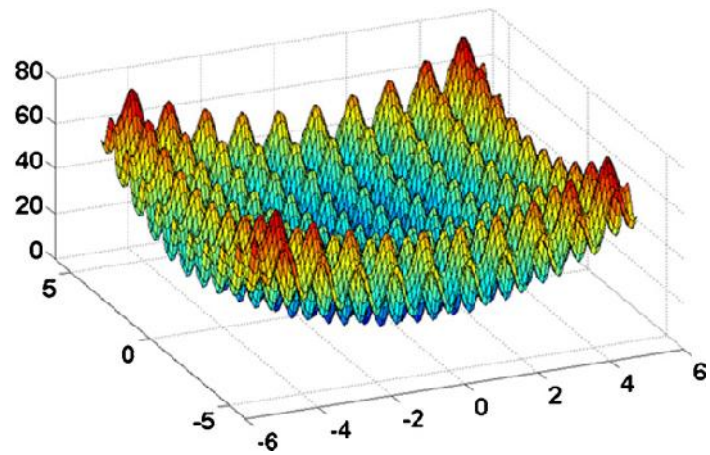


شکل 17. نمودار کمینه سازی هزینه برای تابع F3

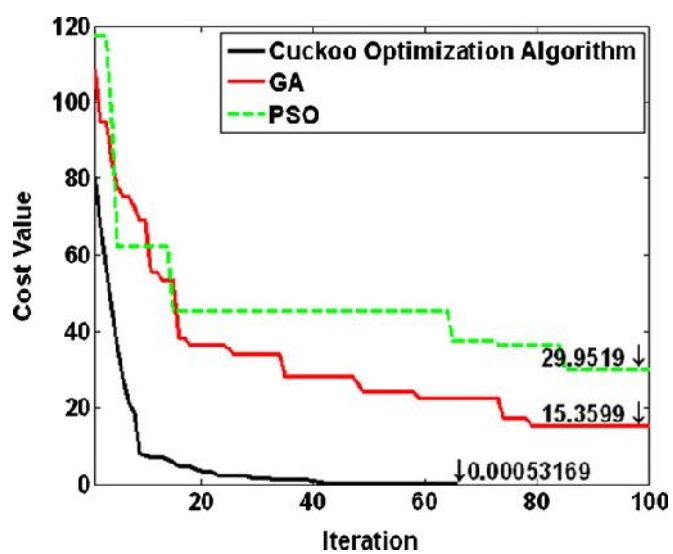


شکل 18. نمودار کمینه سازی هزینه برای تابع F4

واقعی بررسی کنیم. به این منظور، فرآیند برج تقطیر چند ورودی-چند خروجی (MIMO) انتخاب می شود تا به وسیله یک کنترل گر PID چند متغیره کنترل شود. پارامترهای کنترل گر PID با استفاده از COA، GA و روش پیشنهاد شده در [29] طراحی می شوند. قبل از نشان دادن فرآیند طراحی، توضیح مختصری درباره طراحی کنترل گر چند متغیره داده می شود.



شکل 19. نمودار سه بعدی تابع راسریجین



شکل 20. کمینه سازی هزینه برای تابع راسریجین 10 بعدی

4.2. طراحی کنترل گر چند متغیره

4.2.1. کنترل گر PID برای فرآیندهای چند ورودی- چند خروجی (MIMO)

در تصویر 21، حلقه کنترل PID چند متغیره را در نظر بگیرید.

فرآیند چند متغیره P(s) در تصویر 21 می تواند به شکل زیر نمایش داده شود:

$$\mathbf{P}(s) = \begin{bmatrix} p_{11}(s) & \dots & p_{1n}(s) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1}(s) & \dots & p_{nn}(s) \end{bmatrix}$$

که $p_{ij}(s)$ تابع تبدیل بین y_i و u_j است. در تصویر 21، بردارهای Y_d، Y، U و E به شکل زیر هستند:

$$\mathbf{Y}_d = [\, y_{d1} \quad y_{d2} \quad \cdots \quad y_{dn} \,]^T$$

$$\mathbf{Y} = [\, y_1 \quad y_2 \quad \cdots \quad y_n \,]^T$$

$$\mathbf{U} = [\, u_1 \quad u_2 \quad \cdots \quad u_n \,]^T$$

$$\mathbf{E} = \mathbf{Y}_d - \mathbf{Y} = [\, e_{11} \quad e_{22} \quad \cdots \quad e_{nn} \,]^T$$

کنترل گر چند متغیره PID، C(s) در تصویر 21، به شکل زیر است:

$$\mathbf{C}(s) = \begin{bmatrix} c_{11}(s) & \dots & c_{1n}(s) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1}(s) & \dots & c_{nn}(s) \end{bmatrix}$$

$c_{ij}(s)$ که $i, j \in \{1,2,\dots,n\}$ به صورت زیر است:

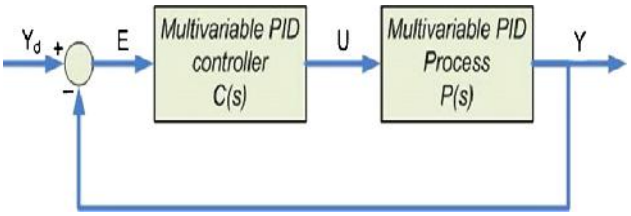
$c_{ij}(s) = K_{Pij} + K_{Iij}\, 1/s + K_{Dij}s$

K_{Pij} تناسب، K_{Iij}، انتگرال و K_{Dij} مشتق کنترل گر PID، $c_{ij}(s)$ هستند.

4.2.2 طراحی تکاملی PID

در طراحی کنترل گر های PID، هدف تنظیم ضرایب K_p، K_I و K_d است تا خروجی برخی مشخصات مطلوب را داشته باشد. معمولا در حیطه زمان، این مشخصات با عناوین فراجهش[1]، زمان خیز[2]، زمان نشست[3] و خطای حالت دائم[4] مشخص می شوند. دو نوع از شروط اجرا در پیگیری خروجی که معمولا در طراحی کنترل گر در نظر گرفته می شوند، انتگرال مربع خطا[5] (ISE) و انتگرال قدر مطلق خطا[6] (IAE) در خروجی مطلوب است.

در طراحی یک کنترل گر چند متغیره، یکی از اهداف اصلی، غالب قطری بودن فرآیند کنترل است. این بدان معناست که کنترل گر به گونه ای طراحی شود که $y_i(t)$ بتواند ورودی مطلوب $y_{di}(t)$ را پیگیری کند و پاسخ سایر ورودی ها $y_{dj}(t)$ که $j \in \{1,2,\ldots,n \mid i \neq j\}$ را رد کند.



شکل 21. نمودار بلوکی یک فرآیند کنترل شده چند متغیره

با توجه به هدف جداسازی، IAE به شکل زیر تعریف می شود:

$$\mathrm{IAE} \triangleq \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \mathrm{IAE}_{ij} \triangleq \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \int_0^{\infty} \left(\left|e_{ij}(t)\right|\right) dt$$

که $|e_{ii}(t)|$ قدر مطلق خطای خروجی $y_i(t)$ در هنگام پیگیری ورودی $y_{di}(t)$ است و $|e_{ij}(t)|$ قدر مطلق خطای به وجود آمده توسط تاثیر ورودی $y_{dj}(t)$ روی خروجی $y_i(t)$ است ($i \neq j$). همچنین IAEij انتگرال قدر مطلق خطای $e_{ij}(t)$ در طی زمان است. منبع $|e_{ij}(t)|$ همان مسئله جفتگری است.

شرط دیگر اجرا که در طراحی کنترل گر استفاده می شود، درصد فراجهش[7] (PO) و درصد فروجهش[8] (PU) است به شکل زیر تعریف می شود:

$$\mathrm{POU} \triangleq \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \mathrm{POU}_{ij} \triangleq \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} Max\{\mathrm{PO}_{ij}, \mathrm{PU}_{ij}\}$$

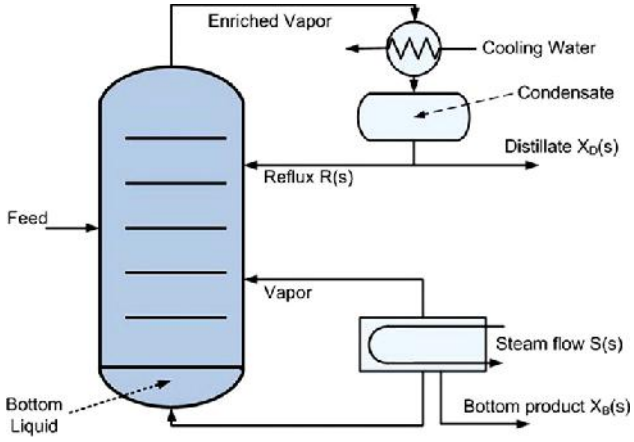
هدف، طراحی یک کنترل گر به منظور پیگیری خروجی های مطلوب و جداسازی فرآیند کنترل شده تا حد ممکن است. به خاطر این که POU معمولا مقادیر کمی نسبت به IAE دارد و نیز برای تاکید بر POU، ما 10 برابر POU را به IAE می افزاییم تا تابع هدف را بسازیم.

$$\mathrm{Cost} = \mathrm{IAE} + 10 \times \mathrm{POU}$$

[1] overshoot
[2] rise time
[3] settling time
[4] steady state error
[5] Integral Squared Error
[6] Integral Absolute Error
[7] Percentage of Overshoot
[8] Percentage of Undershoot

پارامترهای کنترل گر PID، با استفاده از الگوریتم تکاملی بهینه سازی پیشنهاد شده، برای نوعی از برج تقطیر تنظیم می شوند. نتایج به دست آمده توسط این روش با نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک (GA) و روش معرفی شده در [29] به نام رله فیدبک نامتمرکز[1] (DRF) مقایسه می شود.

4.2.2.1 مطالعه موردی تجربی: در این جا یک کنترل گر PID چند متغیره برای یک سیستم شیمیایی MIMO طراحی می شود. این سیستم یک نوع مدل 2×2 برج تقطیر است [30]. یک شمای ساده از سیستم برج تقطیر[2] (DCS) در تصویر 22 نشان داده می شود.

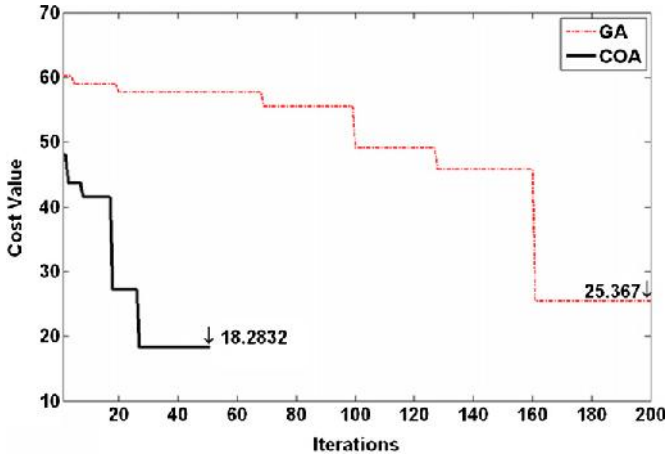


شکل 22. شمای ساده ای از سیستم ستون تقطیر

تابع تبدیل ماتریس DCS به صورت زیر است:

$$\begin{bmatrix} X_D(s) \\ X_B(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{12.8\, e^{-s}}{1+16.7s} & \dfrac{-18.9\, e^{-3s}}{1+21s} \\ \dfrac{6.6\, e^{-7s}}{1+10.9s} & \dfrac{-19.4\, e^{-3s}}{1+14.4s} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R(s) \\ S(s) \end{bmatrix}$$

که $X_D(s)$ و $X_B(s)$ به ترتیب درصد متانول در محصول –



شکل 23. هزینه حداقل COA و GA

فرآیند تقطیر، و درصد متانول در محصول زیرین برج می باشد. همچنین R(s) و S(s) به ترتیب، نرخ جریان برگشت (ریفلاکس) و نرخ جریان بخار در ریبویلر است.

DCS یک سیستم چند ورودی–چند خروجی (MIMO) 2×2 با تعاملات قوی میان ورودی ها و خروجی ها است. چهار تابع تبدیل در فرآیند چند متغیره، دینامیک مرتبه اول و تاخیرهای زمانی قابل توجه دارند. اهداف کنترل الف) پیگیری ورودی های کنترل y_{1d} و y_{2d} با ورودی y_1 و y_2 و ب) غالب قطری بودن فرآیند تحت کنترل تا حد ممکن می باشد. در [29] یک کنترل گر PID چند متغیره برای DCS با استفاده از روش رله فید بک متمرکز (DRF) طراحی می شود. عناصر قطری و غیر قطری این کنترل گر به ترتیب در دو فرم PI و PID طراحی می شوند. این کنترل گر به صورت زیر است:

[1] Decentralized Relay Feedback

[2] Distillation Column System

$$C(s)=\begin{bmatrix} 0.184+0.0469\frac{1}{s} & -0.0102-0.0229\frac{1}{s}+0.0082s \\ -0.0674+0.0159\frac{1}{s}-0.0536s & -0.066-0.0155\frac{1}{s} \end{bmatrix}$$

به منظور مقایسه نتایج COA و GA با روش DRF در تنظیم پارامتر های کنترل گر PID برای وسیله تعریف شده در (17)، کنترل گر C(s) به شکل زیر در نظر گرفته می شود:

$$\mathbf{C}(s)=\begin{bmatrix} K_{P11}+K_{I11}\frac{1}{s} & K_{P12}+K_{I12}\frac{1}{s}+K_{D12}s \\ K_{P21}+K_{I21}\frac{1}{s}+K_{D21}s & K_{P22}+K_{I22}\frac{1}{s} \end{bmatrix}$$

بنابراین هدف، حل یک مسئله بهینه سازی 10 بعدی برای تعیین ضرایب بهینه $\left[K_{P11}\ \ K_{I11}\ \ K_{P12}\ \ K_{I12}\ \ K_{D12}\ \ K_{P21}\ \ K_{I21}\ \ K_{D21}\ \ K_{P22}\ \ K_{I22}\right]$ به منظور کمینه کردن تابع هزینه (16) خواهد بود. COA و GA 10 بار در این مسئله به کار گرفته می شوند و بهترین نتیجه هر کدام در این بخش مورد مطالعه قرار می گیرد.

PID parameters	Method		
	COA	GA	DRF
K_{P11}	0.2751	0.1763	0.184
K_{I11}	0.0803	0.0592	0.0469
K_{P12}	−0.0675	−0.0418	−0.0102
K_{I12}	−0.0290	−0.0246	−0.0229
K_{D12}	0.0835	0.1037	0.0082
K_{P21}	−0.0522	0.0404	−0.0673
K_{I21}	0.0330	0.0227	0.0159
K_{D21}	−0.0680	−0.0425	−0.0536
K_{P22}	−0.1243	−0.1127	−0.066
K_{I22}	−0.0210	−0.019	−0.0155

جدول 2. پارامترهای کنترل گر PID به دست آمده از COA، GA و DRF

از COA با جمعیت اولیه ای برابر 20 فاخته و بیشینه تعداد تخم برابر 5 برای تنظیم پارامترهای کنترل گر استفاده می شود. هم برای COA و هم برای GA، حداکثر تعداد تکرار ها 200 در نظر گرفته می شود. اما COA در 52 تکرار به مقدار هزینه کل 18.28 می رسد و الگوریتم متوقف می شود.

از GA با جمعیت اولیه 100، انتخاب تورنومنت، حذف گوسی و تقاطع پراکنده برای تنظیم پارامترهای کنترل گر چند متغیره PID برای فرآیند استفاده می شود. برای بهره برداری کامل از پتانسیل GA در مینیمم سازی هزینه، آن را به یک تابع هیبرید مجهز کرده ایم.

تصویر 23 هزینه های حداقل را برای بهترین نتایج از 10 اجرای متفاوت COA و GA نشان می دهد. همان طور که در این تصویر دیده می شود، میزان همگرایی حالت دائم COA برابر 18.283 است، از همین میزان در GA، یعنی 25.367 کمتر می باشد.

پارامترهای کنترل گر PID و مقادیر هزینه مربوط به آن ها، که توسط COA، GA و DRF به دست آمده است؛ در جداول 2 و 3 نمایش داده شده است. بنابر جدول 3،

Criteria	Method		
	COA	GA	DRF
IAE_{11}	*3.849*	6.5688	4.9278
IAE_{12}	*0.99608*	1.1735	1.0625
IAE_{21}	*2.6465*	3.8051	4.4716
IAE_{22}	*7.1225*	7.2117	9.0288
IAE	**14.614**	18.759	19.4907
POU_{11}	*9.1797%*	16.118%	*9.91%*
POU_{12}	7.2331%	8.8628%	4.07%
POU_{21}	*10.967%*	31.293%	22.05%
POU_{22}	*9.3256%*	9.8398%	9.86%
POU	**36.705%**	66.114%	45.89%
Cost	***18.283***	25.376	24.0791

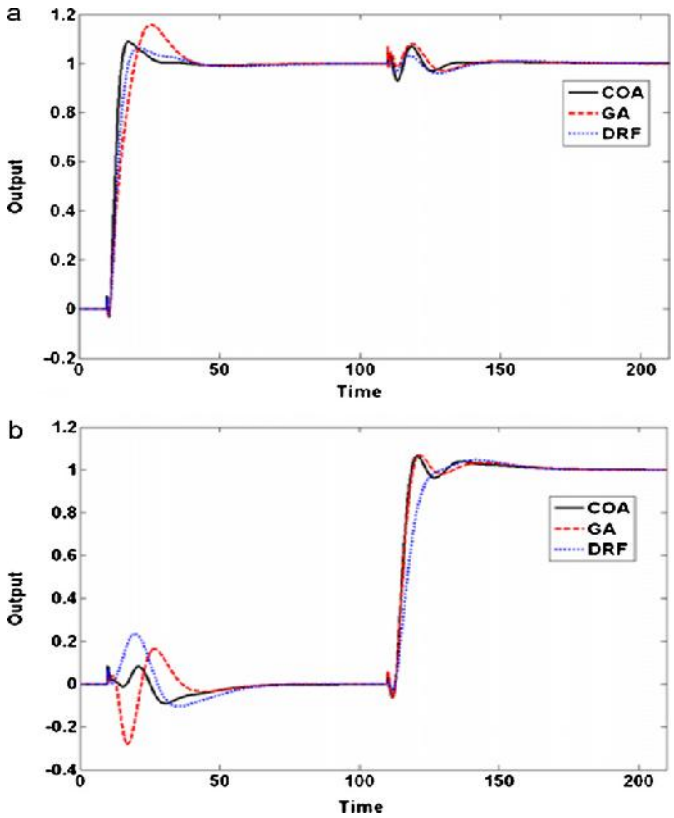
جدول 3. قسمت های مختلف تابع هزینه، بهینه شده توسط روش های COA، GA و DRF

کنترل گر به دست آمده توسط DRF تنها باعث کمترین POU_{12} شده است. با توجه به سایر پارامترها، به روشنی دیده می شود که کنترل گر طراحی شده توسط COA بهترین کنترل گر طراحی شده توسط این سه روش است. مقادیر جدول 3 نشان می دهد که با استفاده از کنترل گر با پارامترهای طراحی شده توسط COA، هر دو خروجی بهترین پیگیری و کمترین اتصال را دارند. هزینه کل به دست آمده در جدول 3 عملکرد بهتر کنترل گر طراحی شده توسط COA را نشان می دهد.

تصویر 24 پاسخ فرآیند برج تقطیر کنترل شده را به ورودی های پله ای با استفاده از کنترل گر های به دست آمده از COA، GA و DRF را نشان می دهد. برای داشتن نمایی بهتر از جداسازی به وجود آمده توسط کنترل گر های مختلف، ورودی های پله ای با تاخیرهای زمانی 110 ثانیه ای اعمال شده اند.

5. نتیجه گیری

در این مقاله، یک الگوریتم بهینه سازی جدید پیشنهاد شد که از زندگی یک پرنده به نام فاخته الهام گرفته است. ویژگی های منحصر به فرد فاخته ها در تخم گذاری و تکثیر انگیزه اصلی ایجاد این الگوریتم بهینه سازی جدید بوده است. هر فاخته در این الگوریتم یک محل زندگی دارد که در گوشه و کنار آن شروع به تخم گذاری می کند. اگر تخم ها زنده بمانند، بزرگ می شوند و تبدیل به فاخته بالغ می شوند. سپس به منظور تکثیر، فاخته ها به بهترین محل زندگی که تا به حال یافت شده، مهاجرت می کنند.



شکل 24. پاسخ فرآیند برج تقطیر به تأخیرهای مختلف در ورودی های پله ای: (a) اولین خروجی، (b) دومین خروجی

انحراف پدید آمده هنگام حرکت به سوی محل زندگی هدف، باعث می شود جمعیت فاختگان نسبت به این که مستقیما در یک خط حرکت کنند؛ مناطق بیشتری را جست و جو کنند. پس از چند مهاجرت، همه جمعیت فاخته ها در یک محل زندگی، که بهترین موقعیت در منطقه است، جمع می شوند. الگوریتم معرفی شده روی 5 تابع هزینه محک آزموده شد. مقایسه COA با نسخه های استاندارد PSO و GA با انتخاب چرخ رولت و تقاطع یکنواخت، برتری COA را در همگرایی سریع و دست یابی به نقطه بهینه سراسری نشان داد. در 4 تابع آزمون اول، همه روش ها مینیمم مطلق را یافتند، ولی COA سریع تر و در تکرارهای کم تر همگرا شد. ولی در آخرین تابع آزمون

(تابع راسریجین 10 بعدی) GA و PSO نتوانستند حتی به مقداری نزدیک نقطه بهینه سراسری همگرا شوند. ولی COA تنها در 66 تکرار، تخمین بسیار خوب و قابل قبولی از مینیمم مطلق پیدا کرد. البته، باید توجه کرد که عملکرد بهتر COA در دست یابی به نتایج بهتر برای این پنج تابع محک نتیجه می دهد و یک مطالعه موردی واقعی لزوما بدین معنا نیست که COA بهترین روش تکاملی به وجود آمده تا به حال است. تنها می توان آن را به عنوان یک تقلید موفق از طبیعت به حساب آورد؛ که برای برخی از انواع مسائل بهینه سازی مناسب است.

منابع

[1] R.L. Haupt, S.E. Haupt, Practical Genetic Algorithms, second ed., John Wiley & Sons, New Jersey, 2004.

[2] M. Melanie, An Introduction to Genetic Algorithms, MIT Press, Massachusetts, 1999.

[3] S.N. Sivanandam, S.N. Deepa, Introduction to Genetic Algorithms, Springer- Verlag, Berlin, Heidelberg, 2008.

[4] J. Kennedy, R. Eberhart, Particle swarm optimization, in: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, 1995, pp. 1942–1948.

[5] A.P. Engelbrecht, Fundamentals of Computational Swarm Intelligence, John

Wiley & Sons, New Jersey, 2005.

[6] M. Dorigo, C. Blum, Ant colony optimization theory: a survey, Theoretical Com- puter Science 344 (2005) 243–278.

[7] M. Dorigo, L.M. Gambardella, Ant Colony System: a Co[illegible]ach to the traveling salesman problem, IEEE Transactions on Evolutionary Computation 1 (1997) 53–66.

[8] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi, Optimization by simulated annealing, Science: New Series 220 (1983) 671–680.

[9] J. De Vicente, J. Lanchares, R. Hermida, Placement by thermodynamic simulated annealing, Physics Letters A 317 [illegible]

[10] G. Zilong, W. Sun'an, Z. Jian, A novel immune evolutionary [illegible] combinating chaos optimization, Pattern Recognition [illegible] 1–8.

[11] A. Ahrari, M. Shariat-Panahi, A.A. Atai, G.E.M.: a novel evolutionary optimiza- tion method with improved neighborhood search, Applied Mathematics and Computation 210 (2009) 376–386.

[12] Lu Hong, A novel particle swarm optimization method using clonal selection algorithm, in: International Conference on Mea- suring Technology and Mechatronics Automation, vol. 2, 2009, pp.

471–474.

[13] V. Chellaboina, M.K. Ranga, Reduced order optimal control using genetic algo- rithms, in: American Control Conference, Portland, USA, vol. 2, 2005, pp.

1407–1412.

[14] D.B. Fogel, An evolutionary approach to the traveling salesman problem, Bio- logical Cybernetics 60 (2004) 139–144.

[15] B. Bontoux, D. Feillet, Ant colony optimization for the traveling purchaser problem, Computers & Operations Research 35 (2008)

628–637.

[16] R.L. Johnston, H.M. Cartwright, Applications of Evolutionary Computation in

Chemistry, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2004.

[17] C.-C. Wu, K.-C. Lai, R.-Y. Sun, GA-based job scheduling strategies for fault tol- erant grid systems, in: IEEE Asia-Pacific Services Computing Conference, 2008, pp. 27–32.

[18] L.V. Arruda, M.C. Swiech, M.R. Delgado, F. Neves Jr., PID control of MIMO pro- cess based on rank niching genetic algorithm, Applied Intelligence 29 (2008)

290–305.

[19] H.A. Varol, Z. Bingul, A new PID tuning technique using ant algorithm, in: Proceeding of the IEEE 2004 American Control Conference, vol. 3, 2004, pp.

2154–2159.

[20] H.H. Balaci, J.F. Valenzuela, Scheduling electric power generators using particle swarm optimization combined with Lagrangian relaxation method, Inter- national Journal of Applied Mathematics and Computer Science 14 (2004)

411–421.

[21] C. Andrieu, A. Doucet, Simulated annealing for maximum a posteriori param- eter estimation of hidden Markov models, IEEE Transactions on Information Theory 46 (2000) 994–1004.

[22] The Life of Birds, Parenthood. http://www.pbs.org/lifeofbirds/home/index.html

(retrieved 05.09.09).

[23] C. Ellis, C. Kepler, A. Kepler, K. Teebaki, Occurrence of the longtailed cuckoo

Eudynamis Taitensis on Caroline Atoll, Kiribati [illegible]

[24] P. Hockey, Patterns and correlates of bird migrations in Sub-Saharan Africa, Emu 100 (2000) 401–417.

[25] Payne, B. Robert, The Cuckoos, Oxford University Press [illegible]

[26] http://www.telegraph.co.uk/earth/wildlife/4109282/Cuckoo-chicks-dupe- foster-parents-from-the-moment-they-hatch.html.

[27] N.A. Campbell, Fixed action patterns, in: Biology, fourth ed., Benjamin Cum- mings, New York, 1996, p. 1179.

[28] D. Wheatcroft, Co-evolution: a behavioral 'spam filter' to prevent nest para- sitism, Current Biology 19 (2009) R170–R171.

[29] Q.G. Wang, B. Zou, T.H. Lee, B. Qiang, Auto-tuning of multivariable PID con- trollers from decentralized relay feedback, Automatica 33 (1997) 319–330.

[30] W.L. Luyben, A simple method for tuning SISO controllers in a multivariable sys- tem, Industrial and Engineering Chemistry Product Research and Development 25 (1986) 654–660.

صنایع بیست | مرجع آموزشهای تخصصی
مهندسی صنایع و مدیریت
به وبسایت ما مراجعه کنید
www.sanaye20.ir