

ارائه یک الگوریتم جهش قورباغه بهبود یافته با مولفه شناختی

^۱ سمیه رنجکش، دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی قزوین، s.ranjkesh@yahoo.com

^۲ محمد رضا میبدی، عضو هیئت علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، mmeybodi@aut.ac.ir

^۳ بهروز معصومی، عضو هیئت علمی دانشکده برق-رایانه دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، masoumi_b@yahoo.com

چکیده

تکنیک‌های جستجو و بهینه‌سازی هستند که قاعده‌ی کلی آنها از سیستم‌های موجود در طبیعت الهام گرفته شده است (تکامل داروین). در این الگوریتم‌ها از فلسفه‌ی انتخاب اصلاح در طبیعت، استفاده می‌شود و با الهام از طبیعت، پاسخ-های یک مساله‌ی مفروض در کروموزوم‌ها کد می‌شود. تکامل کروموزوم‌ها که در نتیجه‌ی اعمالی مانند mutation^۴ و crossover^۵ طبیعی رخ می‌دهد از طریق کدهای کامپیوترا شیوه‌سازی می‌شود. تاکنون مشخص شده که EA^۶ها به تنها‌ی برای تنظیم دقیق جستجو در فضاهای ترکیبی پیچیده مناسب نیستند و ترکیب آنها با تکنیک‌های دیگر، می‌تواند به مقدار زیادی کارایی جستجو را افزایش دهد. در [۱] ترکیب EA^۷ها با جستجوی محلی، به عنوان الگوریتم‌های ممتیک (MAS)^۸ نامگذاری شد. MA^۹ها از مدل‌های وفق-پذیری سیستم‌های طبیعی که وفق تکاملی یک جمعیت را بیادگیری فردی اعضای جمعیت ترکیب می‌کنند، الهام گرفته می‌شوند. نام این الگوریتم از مفهوم مم (meme) در نظریه‌ی داروین، الهام گرفته شده است. مم، واحد سنجش تکامل فرهنگی است که می‌تواند مقدار اصلاح فرهنگی محلی صورت گرفته را منعکس کند. در حوزه‌ی بهینه‌سازی هیوریستیک، یک مم استراتژی یادگیری یا توسعه را نمایش می‌دهد. از این‌رو یک مدل ممتیک وفق‌پذیری، میزان انعطاف افراد جمعیت را نشان می‌دهد که مدل ژنتیک از نمایش آن معدور است.

MA^{۱۰}ها در [۲] نشان داده‌اند که در برخی از حوزه‌ها از نقطه نظر بهینه‌سازی، کارتر و موثرتر از EA^{۱۱}‌های سنتی هستند. در نتیجه، MA^{۱۲}ها درجه پذیرش بالایی را بدست می‌آورند، به ویژه در حیطه‌ی مسائل بهینه‌سازی ترکیبی که نمونه‌های بزرگی از این مسائل توسط آنها بهینه‌سازی شده‌اند و سایر روش‌های متاهیوریستیک نتوانسته‌اند نتایج قابل مقایسه‌ای را ایجاد کنند. AFL^{۱۳}، عضو جدید خانواده‌ی الگوریتم‌های ممتیک، یک الگوی جستجوی جمعی مبتنی بر جمعیت است که از ممتیک‌های طبیعی الهام گرفته شده است. این الگوریتم از نحوی شکار غذای قورباغه‌ها الهام گرفته شده است. پژوهشگران دریافتند که حداقل از نقطه نظر تغوری، اعضای منفرد گروه در طول جستجوی غذا می‌توانند

جهش ترکیبی قورباغه (SFL)^{۱۴} یک الگوی جستجوی جمعی مبتنی بر جمعیت است که از ممتیک‌های طبیعی الهام گرفته شده است. قابلیت تطبیق این الگوریتم با محیط‌های پویا، AFL را تبدیل به یکی از مهمترین الگوریتم‌های ممتیک کرده است. در این مقاله به منظور بهبود تبات این الگوریتم و همچنین برای افزایش توانایی آن برای جستجوی بهینه‌سازی، یک "مولفه‌ی شناختی"^{۱۵} به AFL اضافه می‌شود. با وجود این مولفه، هر قورباغه نه تنها موقعیت خود را بر اساس بهترین عضو memplex^{۱۶} یا بر اساس بهترین عضو موجود در جمعیت تنظیم می‌کند، بلکه در این میان موقعیت خودش را نیز می‌سنجد. برای ارزیابی AFL^{۱۷} بهبود یافته (ISFL)^{۱۸}، شبیه‌سازی‌های مختلفی انجام گرفت و در آنها AFL و ISFL با استفاده از شش بنچمارک بهینه‌سازی گسترش و پیوسته مقایسه شدند. بر طبق نتایج شبیه‌سازی، افزودن رفتار شناختی به AFL به مقدار قابل توجهی کارایی این الگوریتم را برای حل مسائل بهینه‌سازی افزایش می‌دهد. این بهبود کارایی، با افزایش مقیاس مساله آشکارتر می‌شود.

کلمات کلیدی

الگوریتم جهش قورباغه، الگوریتم ممتیک، رفتار شناختی

Frog Leaping Algorithm, Memetic Algorithm, Cognition Component

۱. مقدمه

در طی سال‌های گذشته تاکنون، دانشمندان هنگام حل مسائل پیچیده، در طبیعت به دنبال راه حل گشته‌اند. الگوریتم‌های تکاملی (EAs)^{۱۹} گروهی از

¹ Shuffled frog leaping

² ‘cognition component’

³ improved SFL

⁴ Evolutionary Algorithms

⁵ natural selection

⁶ memetic algorithms

۲. مروری بر الگوریتم ترکیبی جهش قورباغه

الگوریتم **SFL** یک الگوریتم ممتیک متاهیوریستک است که با این هدف طراحی شده است که راه حل بهینه‌ی سراسری را از طریق جستجوی هیوریستکِ مطلع که بوسیله‌ی یکتابع هیوریستیک انجام می‌شود، بیابد. این الگوریتم مبتنی بر تکامل مم‌هایی که توسط افراد تعاملی حمل می‌شوند و مبادله‌ی سراسری اطلاعات میان جمعیت است.

در طول الگوریتم **SFL**، قورباغه‌ها در اثر تکامل ممتیک تغییر شکل می‌یابند. در این الگوریتم، قورباغه‌ها به عنوان میزاناتی برای مم‌ها تلقی می‌شوند و به صورت بردار ممتیک نمایش داده می‌شوند. هر مم شامل تعدادی memotype است. Memotype‌ها یک عقیده را نمایش می‌دهند، درست مانند ژن‌ها در الگوریتم ژنتیک که یک ویژگی را در کروموزوم نمایش می‌دهند. **SFL** مشخصه‌های فیزیکی قورباغه‌های موجود در جمعیت را تغییر مم می‌دهد بلکه به طور پیشرونده عقیده‌های آنها را اصلاح می‌کند. قورباغه‌ها می‌توانند اطلاعاتشان را یکدیگر مبادله کنند و از این طریق مم‌هایشان را اصلاح کنند. در اثر بهبود مم‌ها، میزان جهش هر قورباغه تنظیم می‌شود و بدین ترتیب موقعیت هر قورباغه تغییر می‌کند. بنابراین الگوریتم **SFL** از PSO به عنوان ابزاری برای جستجوی محلی و انجام رقبت و از الگوریتم SCE برای ترکیب اطلاعات حاصل از جستجوهای محلی و حرکت به سوی راه حل سراسری استفاده می‌کند.

نمونه‌ای از قورباغه‌های مجازی یک جمعیت را تشکیل می‌دهند. جمعیت به زیرگروه‌هایی به نام memeplex تقسیم می‌شود. هر memeplex به عنوان مجموعه‌ای متشکل از قورباغه‌هایی با فرهنگ مشابه تلقی کرد که در پی هدف یکسان هستند. قورباغه‌های موجود در memeplex‌ها به صورت هم‌زمان اطلاعاتشان را با یکدیگر مبادله می‌کنند و بدین ترتیب به سوی هدف مشترکشان پیش می‌روند. جهش قورباغه، ممی که توسط هر فرد حمل می‌شود را بهبود می‌بخشد و کارایی آن فرد را برای رسیدن به هدف افزایش می‌دهد. قورباغه‌های مفرد موجود در هر memeplex می‌توانند تحت تاثیر سایر قورباغه‌ها قرار گیرند و بدین ترتیب دچار تکامل ممتیک می‌شوند. بعد از اینکه مرحله‌ی تکامل ممتیک به تعداد معینی تکرار شد، بوسیله‌ی فرآیند ترکیب، اطلاعات بین memeplex‌ها مبادله می‌شود. در طی فرآیند ترکیب، مم تحت تاثیر قورباغه‌هایی از memeplex‌های مختلف قرار گرفته و کیفیت آن بهبود می‌یابد. بدین ترتیب فرآیند ترکیب تضمین می‌کند که تکامل فرهنگی به سوی هر هدفی که پیش می‌رود، بایاس نمی‌شود. جستجوی محلی و فرآیند ترکیب تا زمانیکه معیار همگرایی معینی برآورده شود ادامه می‌یابند.

از یافته‌ها و تجربه‌های قبلی سایر اعضای گروه استفاده کنند. در موقعیت منابع غذا به صورت غیرقابل پیش‌بینی در قسمت‌های مختلف توزیع شده‌اند، مزایای این روش بیشتر از معایبِ رقابت برای غذا است. نحوه حرکت منابع غذا غیرقابل پیش‌بینی است اما عموماً مشابه حرکت افرادی است که مناسب‌ترین فاصله را با آنها دارند. پژوهشگران با مطالعه بر روی رفتارهای جوامع زیستی مشابه، دریافت‌هاند که در جوامع زیستی مکانیزمی برای به اشتراک گذاشتن اطلاعات اجتماعی وجود دارد. این مکانیزم، امتیازی را برای تکامل جوامع زیستی و پایه‌ای را برای تشکیل **SFL** فراهم می‌کند.

الگوریتم **SFL** از تکامل ممتیک به شکل انتقال عقاید از یک فرد به سایر افراد در حین جستجوی محلی، استفاده می‌کند.

سپس با استفاده از استراتژی shuffling، اطلاعات بین جستجوهای محلی مبادله می‌شوند و الگوریتم به سوی بهینه‌ی سراسری حرکت می‌کند. درواقع، در این الگوریتم، مزایای MA‌های مبتنی بر ژنتیک و PSO مبتنی بر رفتار اجتماعی ترکیب می‌شوند. الگوریتم **SFL** اولین بار در سال ۲۰۰۳ توسط Eusuff و Lansey ایجاد شد [۳]. این الگوریتم مشابه GA و PSO یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است که می‌توان از آن برای حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده‌ای که غیرخطی^۷، تشخیص‌ناپذیر^۸ و چندوجهی^۹ هستند استفاده کرد. مهمترین مزیت **SFL** سرعت همگرایی بالای آن است. با این حال، در نسخه‌ی اصلی الگوریتم **SFL**، هر قورباغه موقعیت خود را بر اساس بهترین راه حل بهنگام (update) می‌کند و به دلیل اثری که بهترین راه حل محلی بر قورباغه‌ها می‌گذارد، تمام قورباغه‌ها به سرعت در اطراف آن جمع خواهند شد. در این مقاله به منظور بهبود پایداری این الگوریتم و همچنین برای افزایش توانایی آن برای جستجوی بهینه‌ی سراسری، یک مولفه‌ی شناختی به **SFL** اضافه می‌شود. با وجود این مولفه، هر قورباغه نه تنها موقعیت خود را بر اساس بهترین عضو memeplex یا بر اساس بهترین عضو موجود در جمعیت تنظیم می‌کند، بلکه در این میان موقعیت خود را نیز می‌سنجد.

ادامه‌ی مقاله به این ترتیب سازماندهی شده است: در بخش بعدی شرح مختصری از نسخه‌ی اصلی الگوریتم **SFL** ارائه می‌شود. در بخش (۳) الگوریتم FSL بهبودیافته تشریح می‌شود و برای تسهیل پیاده‌سازی این الگوریتم فلوچارت آن ارائه می‌شود. نتایج تجربی در بخش (۴) ارائه و در بخش (۵) مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند. در نهایت بخش آخر شامل نتیجه‌گیری خواهد بود.

⁷ nonlinear

⁸ non-differentiable

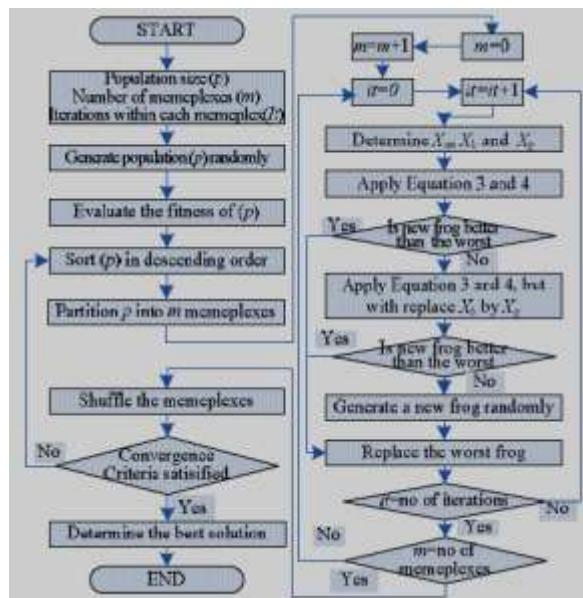
⁹ multi-modal

تصادفی ایجاد و جایگزین بدترین قورباغه می‌شود. سپس این محاسبات به تعداد معینی تکرار می‌شوند.

۳. الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه‌ی بهبودیافته

الگوریتم SFL مزایای MA ‌های مبتنی بر ژنتیک و الگوریتم‌های PSO مبتنی بر رفتار اجتماعی را ترکیب می‌کند و سعی می‌کند تا بین پیمایش عرضی فضای پاسخ بزرگ و جستجوی عمقی مکان‌های محتمل وجود بهینه‌ی سراسری، توازن برقرار کند. برای این منظور نیاز به یک فرآیند اجتماعی-روانشناسی‌تی بی هیچ گرایش خاصی به افراد است تا عقیده‌هایی که در گذشته برای افراد موفق نشان داده شده‌اند را منعکس کند. یعنی افراد کارایی عقیده‌های اعضای همسایه‌ی خود را مقایسه کنند و خود را نسبت به آنها تغییر دهند که نسبتاً موفق هستند.

الگوریتم SFL ترکیبی از رویکردهای قطعی^{۱۰} و تصادفی^{۱۱} است. استراتژی قطعی به الگوریتم امکان می‌دهد تا از اطلاعات سطح پاسخ به صورت کارایی برای هدایت جستجوی هیوریستیک استفاده کند و مولفه‌های تصادفی، انعطاف-پذیری و استحکام جستجو را تضمین می‌کنند. SFL با جمعیت اولیه مشکل از "P" قورباغه آغاز می‌شود که به صورت تصادفی از فضای شدنی Ω ایجاد می‌شود. در مسائل D -بعدی، موقعیت Ω مین قورباغه به صورت $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ نمایش داده می‌شود. سپس شایستگی هر قورباغه بر اساس موقعیتش محاسبه و قورباغه‌ها بر اساس میزان شایستگی شان به صورت نزولی مرتب می‌شوند. در مرحله‌ی بعدی کل جمعیت به m memplex تقسیم می‌شود. این تقسیم به نحوی انجام می‌شود که هر memplex شامل n قورباغه باشد (یعنی $P = m \times n$). در طی فرآیند تقسیم، اولین قورباغه در memplex اول قرار داده می‌شود، دومین قورباغه در memplex دوم، ...، m امین قورباغه در memplex $m+1$ قورباغی مجدد در memplex اول و به همین ترتیب فرآیند ادامه می‌یابد.



شکل ۱- فلوچارت الگوریتم SFL بهبودیافته

شناخت را می‌توان به عنوان تفسیر قانون اثر Thorndike تلقی کرد، این قانون بیان می‌کند که اگر رفتاری که از روی تصادف صورت گرفته است تقویت شود، با احتمال بیشتری در آینده تکرار خواهد شد. هر فرد مختصات موقعیت کنونی خود را در فرمول وارد می‌کند و اینگونه مقدار اشتباہی که در تخمین مقادیر هدف مرتکب شده است را اندازه می‌گیرد، سپس به موقعیت جدیدی می‌رود و فرآیند را تکرار می‌کند. افراد در حین حرکت به سمت فضای چندمتغیره، مقدار

در هر memplex، قورباغه‌هایی که بهترین و بدترین مقدار شایستگی را دارند به ترتیب با X_w و X_b نمایش داده می‌شوند. همچنین، قورباغه‌ای که بهترین میزان شایستگی را در کل جمعیت دارد با X_g نمایش داده می‌شود. سپس، با استفاده از یک فرآیند تکاملی، شایستگی بدترین قورباغه‌های موجود در هر چرخه از الگوریتم (نه همه قورباغه‌ها) اصلاح می‌شود. در طی فرآیند تکامل، هر قورباغه موقعیت خود را به نحوی اصلاح می‌کند که به بهترین قورباغه نزدیک شود. این اصلاح به صورت زیر انجام می‌شود :

(۱)

$$\text{Step size } S_i = \text{Rand}() \times (X_b - X_w)$$

(۲)

$$\text{New position } X_w = \text{Current position } X_w + S_i; \\ -S_{\max} \leq S_i \leq S_{\max}$$

که $\text{Rand}()$ یک عدد تصادفی در محدوده $[0,1]$ است و S_{\max} حداقل مقدار مجازی است که یک قورباغه بعد از اینکه تحت تاثیر قورباغه‌های دیگر قرار گرفت، می‌تواند جهش کند. چنانچه در طی این فرآیند راه حل بهتری تولید شود، راه حل بهتر جایگزین بدترین قورباغه خواهد شد. در غیر این صورت روابط (۱) و (۲) بر حسب بهترین قورباغه موجود در کل جمعیت، مجدداً محاسبه می‌شوند (یعنی X_b جایگزین X_b می‌شود و این روابط مجدداً محاسبه می‌شوند). اگر در این صورت هم هیچ بهبودی حاصل نشود، یک راه حل جدید به صورت

¹⁰ deterministic

¹¹ random

شوند. سپس دو بچمارک^{۱۲} بهینه‌سازی گستته مطرح می‌شوند. برای تسهیل ارزیابی، از زبان برنامه‌نویسی C++ برای پیاده‌سازی استفاده می‌شود.

۴. چهار مساله‌ی بنچمارک برای سنجش روش‌های بهینه‌سازی پیوسته

مسائل بهینه‌سازی پیوسته ای که در این مقاله به عنوان بنچمارک مورد استفاده قرار می‌گیرند، پیش از این در پژوهشات مختلف مطرح شده‌اند، بنابراین در ادامه فقط خلاصه‌ای از آنها ارائه می‌شود.

۱) مساله‌ی آسان: این تابع هدف توسط Griewank مطرح شد و تابع هدفی مقیاس‌پذیر^{۱۳}، غیرخطی^{۱۴} و غیرقابل تفکیک^{۱۵} است که در آن پارامتر N تعداد متغیرهای \mathbf{x}_i می‌تواند هر مقداری داشته باشد.

$$(5) \quad f_1(x_i) = 1 + \sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^N (\cos(x_i / \sqrt{i}))$$

عبارت جمع در رابطه‌ی (۵)، شکلی سهمی‌وار دارد که تابع کسینوس موجود در عبارت ضرب، بر روی آن موج‌هایی را ایجاد می‌کند. این موج‌ها باعث ایجاد بهینه‌های محلی در فضای پاسخ می‌شوند. مقدار هر N متغیر \mathbf{x}_i ، در محدوده‌ی [۱۰۰, ۱۰۰] قرار دارد. در مواقیکه تمام N متغیر برابر صفر هستند، بهینه‌ی سراسری تابع (مینیمم تابع) نیز برابر صفر خواهد بود.

۲) مساله‌ی مسطح: مساله‌ی مسطح توسط Rosenbrock پیشنهاد شده است. این مساله پیش از این در [۴] مورد بحث و بررسی قرار گرفت. مینیمم این تابع، در نوک تپه‌ی همواری قرار دارد که تمیز آن از مکان‌های همسایه‌ی مشابه، دشوار و نیازمند جستجوی محلی دقیق می‌باشد. برخی از روش‌های بهینه‌سازی نمی‌توانند مینیمم این تابع را بیابند. بنابراین این مساله می‌تواند معیار خوبی برای سنجش قدرت روش‌های بهینه‌سازی باشد. فرمول این تابع برابر است با:

$$(6) \quad f_2(x_i) = \sum_{i=1}^{N-1} [100 * (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

این تابع به ازاء $\mathbf{x}_i = 1, \dots, n$ و $f_{min} = 0$ یک مینیمم در ادامه شکل تعیین‌یافته‌ی چندبعدی این تابع، پیاده‌سازی می‌شود.

¹² scalable

¹³ non-linear

¹⁴ non-separable

اشتباه کنونی خود را با بهترین مقداری که تا آن زمان بدست آورده‌اند، مقایسه می‌کنند. بهترین ضریب خطایی که تا اینجا بدست آمده (که معادل با کمترین ضریب خطاست) $pbest_j$ نامیده می‌شود و مکانی که در آن این ضریب خطا بدست آمده به صورت بردار P_j نمایش داده می‌شود. خصیصه‌ای که این روش را از سایر روش‌های محاسبات تکاملی متمایز می‌کند، وابستگی آن به حافظه‌ی افراد برای به خاطر سپردن P_j و $pbest_j$ است. اگر موقعیت جدید از تمام موقعیت‌های پیشین بهتر باشد، آنگاه P_i با مختصات کنونی فرد بهنگام می‌شود. اختلاف بین X_i و P_i ، فاصله‌ی بین بهترین موقعیت قبلی و بهترین موقعیت کنونی را نشان می‌دهد. بردار اختلاف تمام افراد محاسبه می‌شود (بردار اختلاف، بردار حسرت گذشته "nostalgia vector" نام دارد). تمام مولفه‌های بردار اختلاف با یک عدد تصادفی مثبت در محدوده‌ی [۰, ۱] وزن دهی می‌شوند. بردار جدید بدست آمده به صورت زیر با بردار تغییر جمع می‌شود:

$$S_i \leftarrow S_i + Rand() \times (P_i - X_i)$$

سپس با استفاده از روابط زیر، قوتابه‌ها دست‌کاری می‌شوند :

$$(3) \quad \text{Step size } S_i = Rand() \times (P_w - X_w) + Rand() \times (X_b - X_w),$$

$$(4)$$

$$\text{New position } X_w = \text{Current position } X_w + S_i, \\ -S_{\max} \leq S_i \leq S_{\max}.$$

با جمع بستن این بردار جدید با مختصات کنونی i گرایشی برای بازگشت به سمت بهترین مکان قبلی فرد ایجاد می‌شود. از نظر روانشناختی این گرایش، تمایل برای یادآوری و بازگشت به بخش‌هایی از فضای روانی است که دلخواه فرد بوده‌اند، به عبارت دیگر رجوع به عقایدی که به نظر خوب یا تقویت‌کننده رسیده‌اند. در شکل (۱) فلوچارت الگوریتم ISFL بهمودیافته ارائه شده است.

۴. ارزیابی تجربی

در این بخش میزان اثربخشی و کارایی الگوریتم ISFL با استفاده از بنچمارک‌های مختلف ارزیابی می‌شود. برای این منظور در ادامه ابتدا چهار بنچمارک بهینه‌سازی پیوسته که مقدار بهینه‌ی سراسری آنها مشخص است، معرفی می‌شوند.

(۱) مساله‌ی ۱:

$$f_5(x) = (x_1 + 10x_2)^2 + 5(x_3 - x_4)^2 + (x_2 - 2x_3)^4 + 10(x_1 - x_4)^4,$$

With solution $x^* = (0, 0, 0, 0)^T$ and $f_5(x^*) = 0$.

(۲) مساله‌ی ۲:

$$f_6(x) = \|x\| = |x_1| + \dots + |x_D|,$$

که $x = (x_1, \dots, x_D) \in [-100, 100]^N$ است و N بعد مربوطه می‌باشد. در صورتیکه $f_6(x^*) = 0$ باشد، پاسخ برابر $x_i^* = 0, i = 1, \dots, N$ است.

۴. ۳. نتایج تجربی

برای اینکه بتوان ISFL و SFL را مقایسه و میزان تاثیر مولفه‌ی شناختی بر روی SFL را بررسی کرد، در تمام آزمایشات از مقادیر یکسانی برای پارامترها استفاده شد. این مقادیر عبارتند از: اندازه‌ی جمعیت برابر ۲۰۰، تعداد memplex ممکن برابر ۲۰ و تعداد تکرار تکامل برابر ۱۰. دلیل انتخاب این مقادیر، گزارش ارائه شده در [۶] بود که حاکی از این است که در صورت بکارگیری این مقادیر، زمان پردازش و کیفیت پاسخ مطابق حاصل می‌شود. در کلیه‌ی آزمایشات، پروسه‌ی یافتن پاسخ در صورت برآورده شدن دو معیار زیر متوقف شد: (۱) دقت مورد نظر حاصل شد یا (۲) در طی g تکرار متوالی فرآیند ترکیب (shuffling)، بهبودی در تابع هدف ایجاد نشد.

(۱) نتایج بکارگیری SFL و ISFL بر روی مسائل بنچمارک روش‌های بهینه‌سازی گستته: در ازاء هر مساله‌ی بهینه‌سازی و هر بنچمارک، ۱۰۰ اجرا انجام شد و کارایی متوسط روش بر حسب مقدار متوسط، نرخ موفقیت، متوسط تعداد تکرارها و بیشترین تعداد تکرار نمایش داده شد. تعداد تکرارها (g) به نوع مساله بستگی داشت. در مساله‌ی بنچمارک اول (تابع Griewank) با افزایش تعداد متغیرهای طراحی، تعداد مینیمم‌های محلی به صورت نمایی افزایش می‌یابد. نویسنده‌گان این مقاله این مساله را با استفاده از ۱۰ متغیر طراحی، فرمول کرده‌اند؛ در این حالت تعداد تکرارها (g) به ۱۰۰ تا ۵۰۰ تکرار محدود می‌شود. در مساله‌ی بنچمارک دوم (تابع Rosen Brock) مقدار بهینه به ازاء n مساله دوم را با استفاده از ۴ متغیر طراحی فرمول کرده‌اند؛ که در این حالت تعداد تکرارها (g) به ۱۰۰۰ تا ۳۰۰۰ محدود می‌شود. در مورد این مساله، تنها نتایج کمتر از ۱۰۰۰ تا ۳۰۰۰، قابل قبول هستند. در فضای پاسخ مساله‌ی بنچمارک سوم (تابع Hubert)، ۱۸ مینیمم بهینه با مقدار

(۳) مساله‌ی چندوجهی با مقادیر مینیمم مشابه: تابع Shubert یک مساله‌ی چندوجهی است که قله‌های بهینه‌ی زیادی با مقادیر مشابه دارد. این تابع در فضای جستجو بیشتر از ۱۸ مینیمم بهینه دارد که مقدار همه‌ی آنها یکسان است. تابع Shubert، معیاری برای سنجش قابلیت روش‌های بهینه‌سازی است. درواقع روش بهینه‌سازی در صورتی روش قدرتمندی است که بتواند تمام مینیمم‌های این تابع را بیابد. فرمول این تابع عبارت است از:

$$(۷) f_7(x_i) = \prod_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^5 j * \cos[(j+1)*x_i + j] \right), \quad j=1, \dots, 5, i=1, \dots, n, n=2.$$

در ادامه شکل تعمیم‌یافته‌ی چندبعدی این تابع، پیاده‌سازی می‌شود.

(۴) مساله‌ی چندوجهی با نویز: این تابع که توسط Levy پیشنهاد شد، یک فضای جستجوی دوبعدی را تعریف می‌کند که تعداد زیادی مینیمم محلی دارد. این تابع شباهت زیادی با تابع Shubert دارد، اما در فرمول آن دو عدد بیشتر از فرمول تابع shubert وجود دارد که نویز و تغییر مقادیر مینیمم‌ها را مدل می‌کنند. این تابع معیاری برای سنجش قابلیت روش بهینه‌سازی در مدیریت محیط چندوجهی با نویز است. در [۵] از این تابع برای اجرای جستجو در آگوریتم PSO استفاده شده است. فرمول این تابع هدف عبارت است از:

$$(۸) f_4(x_i) = \prod_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^5 j * \cos[(j+1)*x_i + j] \right) + (x_1 + 1.42513)^2 + (x_2 + 0.80032)^2, \quad j=1, \dots, 5, i=1, \dots, n, n=2$$

۴. ۲. دو مساله‌ی بنچمارک برای سنجش روش‌های بهینه‌سازی گستته

در بسیاری از مسائل بهینه‌سازی، متغیرها نمی‌توانند مقادیر کسری داشته باشند و دادن مقادیر کسری به آنها کاری بی‌معنی است. درنتیجه بسیاری از این مسائل را می‌توان به صورت روش‌های بهینه‌سازی گستته، مدل کرد. در این مقاله از دو مساله‌ی برنامه‌نویسی صحیح^{۱۵} به عنوان بنچمارک برای آزمایش کارایی ISFL استفاده شد. در این دو مسئله، بعد از اینکه موقعیت جدید هر قورباغه توسط رابطه (۴) مشخص می‌شود، قورباغه به نزدیکترین عدد صحیح تبدیل می‌شود. این دو مسائلی بنچمارک که در ادامه تعریف می‌شوند، مکرراً در پژوهشات مرتبط بکارگرفته می‌شوند:

¹⁵ Integer programming

ISFL بر روی دسته‌ای از مسائل که به عنوان مسائل برنامه‌نویسی صحیح معروفند، ارائه می‌شود. اینگونه که نتایج تجربی نشان می‌دهند تبدیل مقادیر حقیقی به اعداد صحیح تاثیر چندانی بر کارایی این دو الگوریتم نمی‌گذارد.

کارایی این دو الگوریتم در حل توابع f_5 و f_6 ، در طی ۱۰۰ آزمایش که تعداد تکرارهای متفاوت داشتند، آزمایش شد. نرخ موفقیت، متوسط تعداد تکرارها و حداقل تعداد تکرارهای این دو الگوریتم در این ۱۰۰ آزمایش، در جدول (۲) ارائه شده است.

نتایج ارائه شده در جدول (۱) و (۲) حاکی از این هستند که SFL و ISFL قادرند هر ۵ مساله‌ی بنچمارک را مدیریت کنند، اما نتایج ISFL بیشتر از نتایج SFL هستند.

۵. تحلیل نتایج تجربی

نتایج مربوط به مسائل بهینه‌سازی پیوسته که در جدول (۱) ارائه شده‌اند، نشان می‌دهند که ISFL می‌تواند هر ۴ مساله‌ی بنچمارک را حل کند و کارایی خوبی برای حل این مسائل دارد. در نسخه‌ی اصلی SFL، هر قورباغه موقوعیت خود را بر اساس بهترین پاسخ بهنگام می‌کرد. درنتیجه به دلیل تاثیری که بهترین پاسخ محلی بر قورباغه‌ها می‌گذاشت، تمام قورباغه‌ها به سرعت در اطراف آن جمع می‌شدند. تعداد زیاد بهینه‌های محلی، یافتن بهینه‌ی سراسری را برای هر روشی مشکل می‌سازد. این قضیه در مساله‌ی بنچمارک ۴ که حدود ۷۶۰ بهینه‌ی محلی و یک بهینه‌ی سراسری دارد، تشدید می‌یابد. از این رو نرخ موفقیت SFL به ازاء ۵۰ تکرار، تنها برابر ۵۸٪ است. با اضافه کردن مولفه‌ی مشارکتی به این الگوریتم، نرخ موفقیت تا ۹۰٪ افزایش می‌یابد.

تعداد دفعاتی که ISFL می‌تواند مینیمم سراسری اولین مساله بهینه‌سازی گسسته (با ۱۰ تکرار) را بیابد، بیشتر از SFL است. این دو الگوریتم به ازاء تکرارهای ۵۰ و ۱۰۰، نرخ موفقیت مشابهی در حل مساله اول دارند، اما نرخ موفقیت ISFL در تعداد متوسط تکرارها بهتر از SFL است. نتایج اثبات می‌کنند که ISFL به خوبی روی مساله بنچمارک دوم عمل می‌کند.

به طور مختصر، نتایج ارائه شده در جدول (۱) و (۲) نشان می‌دهند که با اضافه کردن مولفه مشارکتی به SFL، گرچه متوسط تعداد تکرارها افزایش می‌یابد اما نرخ موفقیت نیز به مقدار زیادی افزایش می‌یابد. همگرایی سریع و قدرت الگوریتم برای رفع پیامدهای پیچیده، نیز از جمله مزایایی هستند که با افزایش پیچیدگی مساله آشکارتر می‌شوند.

تابع f_4 تعداد زیادی مینیمم محلی دارد. الگوریتم ISFL خیلی زود به بهینه‌های محلی همگرا می‌شود اما همگرایی آن به بهینه‌ی سراسری با روند آهسته

یکسان ۱۸۷.۷۳۱- قرار دارد. در این مورد، روشی قابل قبول است که به دقت مطلوب ۰,۰۰۰۱ دست یابد. در مساله‌ی چهارم (تابع Levy) تابع Levy NO.5 است. در این هدف یک تابع آزمایش دو بعدی بدنام به نام Levy است. در این مساله حدود ۷۶۰ بهینه‌ی محلی و یک بهینه‌ی سراسری وجود دارد و مقدار بهینه به ازاء $x_2 = -0.80032$ و $x_1 = -1.42513$ برابر $f_{opt} = -186.731$ است. در این مورد، روشی قابل قبول است که به دقت مطلوب ۰,۰۰۰۱ دست یابد. تعداد زیاد بهینه‌های محلی، یافتن بهینه‌ی سراسری را برای هر روشی مشکل می‌سازد.

نرخ موفقیت SFL و ISFL در حل تمام مساله‌های تست پیش‌گفته، بر حسب متوسط تعداد تکرار و بیشترین تعداد تکرار ثبت و در جدول (۱) نمایش داده شده است.

جدول ۱- تحلیل نتایج چهار مساله‌ی بهینه‌سازی پیوسته

test fun	g	SFL			ISFL		
		Succ. ratio	Max. Its	Avg. Its	Succ. ratio	Max. Its	Avg. Its
f_1	100	47	94	84.15	94	79	42
	500	100	231	116.7	100	105	77.3
f_2	1000	38	953	891.6	65	958	955.38
	3000	100	2786	2161	99	2456	1873.6
f_3	50	85	47	35.29	99	39	31.18
	100	98	86	24.72	100	38	30.74
f_4	1000	100	127	36.84	100	42	30.71
	50	58	45	35.59	90	48	22.09
f_5	100	84	85	41.72	93	92	26
	1000	98	973	82.95	99	310	30.95

جدول ۲- تحلیل نتایج دو مساله‌ی بهینه‌سازی گسسته

fun	g	SFL			ISFL		
		Succ. ratio	Avg. Its	Max. Its	Succ. ratio	Avg. Its	Max. Its
f_5	10	70	9.17	10	95	8.66	10
	50	100	9.63	40	100	10.44	24
f_6	100	100	9.67	39	100	10.52	25
	20	83	11.18	19	94	10.67	18
f_7	50	85	15.4	47	93	10.93	49
	100	86	13.06	85	95	11.04	89

۲) نتایج بکارگیری SFL و ISFL بر روی مسائل بنچمارک روش‌های بهینه‌سازی گسسته: در این بخش نتایج کارایی الگوریتم‌های SFL و

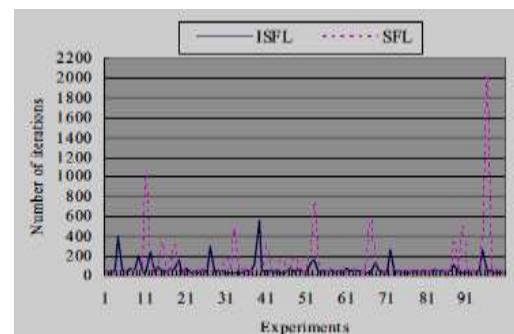
نامتناقض، بهترین عقیده‌های خود را نگه می‌دارند و از عقاید قورباغه‌های دیگر نیز استفاده می‌کنند. نتایج بکارگیری ISFL بر روی تعداد زیادی از بنچمارک‌های بهینه‌سازی دشوار، نشان می‌دهند که این الگوریتم دچار بهینه‌های محلی نمی‌شود و می‌تواند بهینه‌ی سراسری را بیابد. مولفه‌ی شناختی باعث پایداری همگرایی ISFL می‌شود و بنابراین احتمال موفقیت این الگوریتم را افزایش می‌دهد. به نظر می‌رسد که ISFL حتی در مسائلی با ابعاد بالا نیز پایدار باشد.علاوه به نظر می‌رسد که این روش دچار ایستایی جستجو نمی‌شود. درواقع حرکت جمعی قورباغه‌ها به سمت بهترین موقعیت خودشان و حتی به سمت بهترین موقعیت قلی آنها، تضمین می‌کند که قورباغه‌ها دائمًا موقعیت خود را در حین بهینه‌سازی تغییر می‌دهند. کارهای آتی باید بر بهینه‌سازی کارایی الگوریتم ISFL پیشنهادی متمرکر شوند.علاوه بکارگیری ISFL برای حل مسائل بهینه‌سازی حقیقی پیچیده نیز جهت بررسی کامل ویژگی‌ها و ارزیابی کارایی مولفه‌ی شناختی، ضروری است.

۷. مراجع

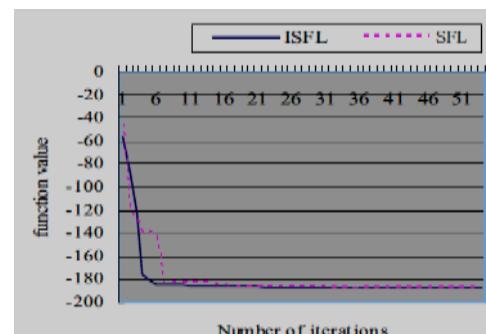
- [1] Michalewicz. Z and Fogel. D, 2000, “How to Solve It: Modern Heuristics”, Springer-Verlag, Berlin.
- [2] Kennedy. J and Eberhart. R, 1995, “Particle Swarm Optimization”, in IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 4, pp. 1942-1948, Perth.
- [3] Karaboga. D and Akay. B, 2009, “A Comparative Study of Artificial Bee Colony Algorithm”, in Elsevier Journal on Applied Mathematics and Computation.
- [4] Eusuff. M and Lansey. K, 2003, “Optimization of Water Distribution Network Design Using the Shuffled Frog Leaping Algorithm”, in Journal of Water Resource Plan and Management, Vol. 3, pp. 10-25.
- [5] Dorigo. M, Birattari. M, Stutzle. T, 2006, “Ant Colony Optimization”, in IEEE Computational Intelligent Magazine, Vol. 1, pp. 28-39.
- [6] Amiri. B, Fathian. M and Maroosi. A, 2009, “Application of Shuffled Frog-Leaping Algorithm on Clustering”, in journal of Springer on The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, pp. 199-209.
- [7] Li. X, Lou. J, Chen. M. R and Wang. N, 2010, “An Improved Shuffled Frog-Leaping Algorithm with Extremal Optimisation for Continuous Optimisation”, in journal of Elsevier on Information Sciences.

تری صورت می‌گیرد . با این حال نتیجه‌ی نهایی این الگوریتم بهتر از الگوریتم‌های SPL است. درواقع اگر الگوریتم زمان کافی برای اجرا داشته باشد، به صورت بهتری می‌تواند از بهینه‌های محلی رهایی یابد.

نرخ‌های موفقیت بسیار بالای ISFL در شکل(۲) نشان از پایدار بودن این الگوریتم در ارتباط باتابع f_4 ، دارند.علاوه شکل(۳) نشان می‌دهد که این الگوریتم دچار ایستایی جستجو نمی‌شود. درواقع حرکت جمعی قورباغه‌ها به سمت بهترین موقعیت خودشان و حتی به سمت بهترین موقعیتی که توسط گروه کشف شده است و همچنین تغییر وزن موقعیت قبلی آنها، تضمین می‌کند که قورباغه‌ها دائمًا موقعیت خود را در حین بهینه‌سازی تغییر می‌دهند.



شکل ۲- تعداد تکرارها در ۱۰۰ اجرا



شکل ۳- همگرایی SPL و ISFL به بهترین مقدار تابع f_4

۶. نتیجه‌گیری

در تمام روش‌های بهینه‌سازی، تعیین مینیمم‌های سراسری کاری چالش‌برانگیز است. در این مقاله برای افزایش اثربخشی رویکردهای SPL، یک مولفه‌ی شناختی جدید ارائه می‌شود. مفروضات روانشناختی ثئوری گروه قورباغه‌ها جامع و بی جدال است: یعنی قورباغه‌ها در حین جستجوی شناخته‌های