

## مروری بر انواع الگوریتم‌های فراکاوشی در بهینه‌سازی

حسین شریف‌زاده<sup>۱\*</sup> و نیما امجدی<sup>۲</sup>

| اطلاعات مقاله  | چکیده   |
|--|---|
| <p><b>واژگان کلیدی:</b><br/>بهینه‌سازی، روش‌های تحلیلی، الگوریتم‌های فراکاوشی.</p> | <p>با پیچیده‌تر شدن مسائل بهینه‌سازی و عدم کارایی مطلوب روش‌های تحلیلی سنتی، نیاز به ابزارهای قویتر برای حل این مسائل احساس شد. علاوه بر مشکلاتی همچون نیاز به تضمین‌هایی در خصوص مشتق‌پذیری و پیوستگی، امکان همگرایی به بهینه محلی، زمان حل این روش‌ها در بسیاری از مسائل به صورت نمایی رشد می‌کند. در پاسخ به این نیاز، الگوریتم‌های حل فراکاوشی ظهور پیدا کردند. این روش‌ها هیچگونه نیازی به اطلاعات مشتق مساله ندارند، با عملگرهای خاص خود قادر به فرار از بهینه محلی و کشف بهینه کلی هستند و زمان محاسبات مورد نیاز در آن‌ها با افزایش ابعاد مساله به صورت خطی یا چندجمله‌ای افزایش می‌یابد. با این حال به دلیل پراکندگی این روش‌ها در تحقیقات مختلف و عدم سازمان‌دهی کامل آن‌ها، محققان شناخت مناسبی از طیف گسترده این الگوریتم‌ها، سازوکار و ویژگی‌های این الگوریتم‌ها ندارند. در این مقاله سعی شده است شماری از مهم‌ترین و کاربردی‌ترین این الگوریتم‌ها (۴۰ الگوریتم فراکاوشی مختلف) معرفی گردد، ویژگی‌های اصلی این الگوریتم‌ها همچون سازوکار جستجوی فضای مساله بهینه‌سازی، عملگرهای اساسی و منبع الهام هر یک شرح داده شود. همچنین به صورت فشرده، بعضی وجوه تمایز این الگوریتم‌ها مانند قابلیت جستجوی محلی و کلی، تعریف حافظه و تنظیم پارامترها بحث شده است</p> |

### ۱- مقدمه

مساله مانند خطی یا غیرخطی، مقید یا نامقید، پیوسته یا گسسته و ... مانند انواع مختلف از روش‌های متکی بر برنامه‌ریزی خطی و یا برنامه‌ریزی غیرخطی معرفی شده‌اند. [۲]. این روش‌ها با وجود عملکرد مناسب، موانع و مشکلاتی نیز دارند [۳]. این روش‌ها عموماً بهینه محلی را پیدا می‌کنند، مخصوصاً اگر حدس اولیه در نزدیکی یک بهینه محلی باشد. این مشکل از شرایط توقف  $KKT$  ناشی می‌شود. همچنین، هر روش باید متناسب با نحوه فرمول‌بندی تابع هدف و قیود اصلاح شود. به علاوه، هر کدام از این روش‌ها پیش فرض‌هایی در مورد طبیعت

بهینه‌سازی، عمل به دست آوردن بهترین نتیجه تحت یک شرایط مشخص است [۱]. در مسائل مهندسی به کرات مواردی مانند حداقل کردن هزینه، کوتاه‌ترین طول، بیشترین استقامت، بهترین ساختار و ... برخورد می‌شود که نیاز به مدل‌سازی ریاضی مساله مذکور با ساختار یک مساله بهینه‌سازی و حل آن با روش‌های مناسب است. روش‌های بهینه‌سازی متنوعی به تناسب نوع مدل‌سازی

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: h.sharifzade@gmail.com

۱. دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان

۲. استاد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان

<sup>2</sup> Karush Kuhn-Tucker

خلاصه شرح داده شوند. هدف از ارائه این الگوریتم‌ها در قالب یک مقاله، آشنایی با طیف گسترده این روش‌ها است تا بدین‌وسیله ضمن گردآوری مجموعه نسبتاً کامل از این روش‌ها، محققان با سازوکار، مشخصات و روش عمل هر یک از این الگوریتم‌ها آشنا شده و با توجه به ویژگی‌های هر یک از آن‌ها، الگوریتم مطلوب را با توجه به مسأله بهینه‌سازی خود انتخاب نمایند. در ادامه، ابتدا در بخش ۲ ضمن شرح خلاصه ساختار این الگوریتم‌ها، سازوکار و چگونگی عملکرد آن‌ها معرفی می‌گردد. در بخش ۳، عملگرهای اصلی این الگوریتم‌ها، نحوه الهام و محل انتشار آن‌ها به صورت منظم، بیان شده و تفکیک می‌گردند. همچنین تلاش می‌گردد که این الگوریتم‌ها با توجه به شاخص‌هایی مانند عملگرها، نوع الهام و رفتار، دسته‌بندی گردند. در بخش ۴، گسترش و توسعه این الگوریتم‌ها در طول زمان و بخصوص در دهه اخیر مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۵ به بحث و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

## ۲- معرفی و بررسی الگوریتم‌های فراکاوشی

الگوریتم‌های فراکاوشی از سازوکار نسبتاً مشابهی برای کشف جواب بهینه استفاده می‌کنند. در اغلب این الگوریتم‌ها، جستجو با ایجاد تعدادی (در بعضی از الگوریتم‌ها یک جواب) جواب تصادفی در محدوده مجاز متغیرهای تصمیم (متغیرهای کنترل) شروع می‌شود. این مجموعه جواب در هر یک از الگوریتم‌ها نام‌هایی مانند جمعیت، کلونی، گروه و ... دارند. همچنین به هر یک از جواب‌ها به تنهایی، اسامی مانند کروموزوم، مورچه، ذره و ... تخصیص می‌یابد. سپس با عملگرهایی (عموماً متکی بر مولد عدد تصادفی)، مجموعه‌ای جواب جدید تولید می‌شود. در ادامه، با شیوه‌های مختلف، جواب‌هایی از میان مجموعه جواب‌های گذشته و جواب‌های جدید انتخاب می‌گردد و این عمل تا رسیدن به معیار توقف ادامه

مسأله می‌کنند که ممکن است درست نباشد. از جمله این فرض‌ها می‌توان مشتق‌پذیری، محدب<sup>۱</sup> بودن و پیوستگی را نام برد. گذشته از این معایب، زمان محاسبات این روش‌ها در دسته‌ای از مسائل بهینه‌سازی به نام NP-hard با بالا رفتن ابعاد مساله به صورت نمایی افزایش می‌یابد. برای غلبه بر این چالش‌ها، دسته خاصی از روش‌های بهینه‌سازی موسوم به روش‌های متاهوریستیک<sup>۲</sup> ابداع شدند. لغت متاهوریستیک معمولاً به دسته‌ای از روش‌های بهینه‌سازی اطلاق می‌گردد که برای یک نوع خاص از مساله تعریف نشده باشند [۴]. کلمه heuristic یک کلمه یونانی و به مفهوم شناختن<sup>۳</sup>، فهمیدن<sup>۴</sup> و کشف کردن<sup>۵</sup> است [۵]. متاهوریستیک در فارسی به کلماتی مانند فراشهودی، فراابتکاری، فرامکاشفه‌ای، فراکاوشی و ... ترجمه شده است. با توجه به مفهوم این کلمه و کاربرد این روش‌ها، به نظر می‌رسد که کلمه فراکاوشی مناسب‌ترین برگردان باشد و در این مقاله نیز از این کلمه استفاده می‌گردد. از آنجاکه این الگوریتم‌ها در بسیاری از مراحل جستجوی جواب بهینه، متکی بر تصمیم‌گیری‌ها و اصول جستجوی احتمالی و تصادفی هستند، این روش‌ها، الگوریتم‌های جستجوی تصادفی نیز نامیده می‌شوند. متناظر با این روش‌ها، روش‌های سنتی ریاضی که عموماً متکی بر اطلاعات گرادیان مسأله بهینه‌سازی هستند روش‌های دقیق یا تحلیلی نامیده می‌شوند.

از آنجاکه سالانه بر شمار الگوریتم‌های فراکاوشی اضافه می‌گردد و علاوه بر این، الگوریتم‌های جدید در مجلات و کنفرانس‌های علمی متنوعی منتشر می‌شوند (در ادامه، این منابع معرفی می‌گردند)، امکان ره‌گیری و معرفی تمام این الگوریتم‌ها وجود ندارد. با این حال در تحقیق سعی شده است شماری از مهم‌ترین و پرکاربردترین این الگوریتم‌ها (۴۰ الگوریتم مختلف) معرفی شده و به صورت

<sup>1</sup> Convex

<sup>2</sup> Metaheuristic

<sup>3</sup> Know

<sup>4</sup> Find out

<sup>5</sup> Discover

<sup>6</sup> Operators

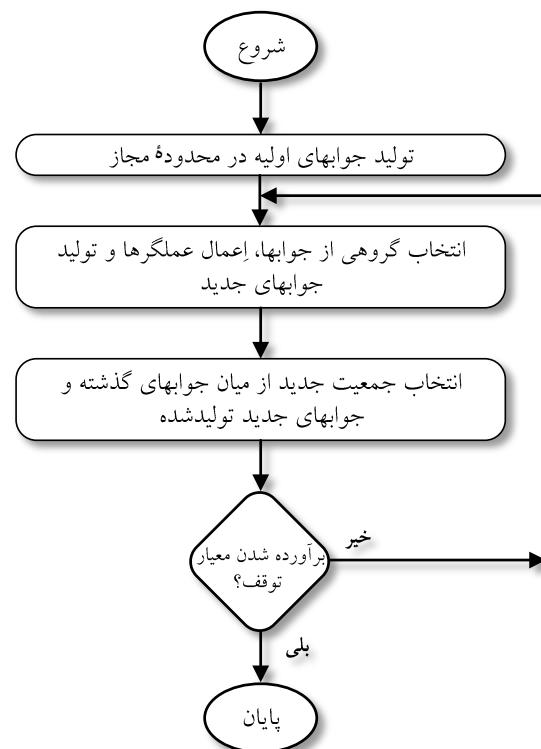
۱- بهینه‌سازی کلونی مورچه‌گان ( $ACO^1$ ): از رفتار گروهی مورچه‌ها در کشف محل غذا الهام گرفته شده است. مورچه‌ها در طی مسیر به سمت غذا، فرمون از خود به جای می‌گذارند. وجود فرمون زیادتر در یک مسیر نشان‌دهنده وجود منبع غنی غذا در نزدیکی آن مسیر است. با مدل‌سازی فرآیند انتشار فرمون، ردگیری فرمون و تبخیر آن با تابش آفتاب، الگوریتم ACO تکمیل می‌گردد [۶].

۲- کلونی زنبور مصنوعی ( $ABC^2$ ): از رفتار گروهی زنبورهای عسل در کشف محل غذا استفاده شده است. عملکرد زنبورهای کارگر<sup>۳</sup>، زنبورهای مراقب<sup>۴</sup> و زنبورهای پیشاهنگ<sup>۵</sup> مدل‌سازی شده است. معادل این سه نوع زنبور، سه نوع عملگر دریافت اطلاعات از همسایگی به صورت قطعی، دریافت اطلاعات از همسایگی به صورت احتمالی و جستجوی مناطق جدید (معادل جهش در الگوریتم ژنتیک) در صورت عدم بهبود شایستگی در مرحله قبل، در نظر گرفته شده است [۷].

۳- گروه ماهی مصنوعی ( $AFS^6$ ): براساس مدل‌سازی حرکت گروهی ماهی‌ها ارائه شده است. سه رفتار جستجوی تصادفی، تبعیت از حرکت کلی ماهی‌های اطراف و پیروی از نزدیک‌ترین ماهی به منبع غذایی را مدل می‌نماید [۸].

۴- الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی ( $AIS^7$ ): بر اساس توانایی سیستم ایمنی بدن انسان در مقابله با عوامل بیماری‌زا ارائه شده است. در این الگوریتم، شماری از بهترین آنتی‌بادی‌ها (جواب‌ها) انتخاب شده و با اعمال عملگر جهش، جواب‌های جدیدی ایجاد می‌گردد [۹].

می‌یابد. به طور ساده، هر الگوریتم دو بخش کلیدی و مهم دارد. بخش اول ساختار و روش عملگرها برای تولید جواب‌های جدید است. بخش دیگر و مهم‌تر این الگوریتم‌ها مرحله انتخاب است که در واقع هوشمندی الگوریتم‌ها در این مرحله اعمال می‌گردد. منظور از مرحله انتخاب، چگونگی انتخاب تعدادی از جواب‌های فعلی برای اعمال عملگرها و تولید جواب‌های جدید است. همچنین انتخاب در مرحله مقایسه بین جواب‌های گذشته و جواب‌های جدید اعمال می‌گردد (در بعضی مراجع، این مرحله نخبه‌گزینی نامیده می‌شود). با تکرار تمرکز تولید جواب‌های جدید با استفاده از جواب‌ها برتر (شایسته‌تر) و انتقال نسل شایسته‌تر به مرحله بعد، انتظار می‌رود که در هر مرحله کیفیت جواب‌ها از نظر بهینگی ارتقاء یابد. این فرآیند در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱: فرآیند کلی الگوریتم‌های فراکاوشی در کشف جواب بهینه

در ادامه شماری از مهم‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های فراکاوشی معرفی می‌گردند.

<sup>1</sup> Ant Colony Optimization

<sup>2</sup> Artificial Bee Colony

<sup>3</sup> Employed bees

<sup>4</sup> Onlooker bees

<sup>5</sup> Scouts bees

<sup>6</sup> Artificial Fish-Swarm

<sup>7</sup> Artificial Immune System

۹- جستجوی سیستم شارژ شده (CSS<sup>۸</sup>): براساس قانون جاذبه نیوتونی و جاذبه الکترواستاتیکی (با توجه به قانون کلمب) پیشنهاد شده است. هریک از ذرات باردار، براساس مقدار بار خود (در مساله بهینه‌سازی، مقدار شایستگی) و بار دیگر ذرات و متناسب با عکس فاصله بر موقعیت یکدیگر اثر می‌گذارند [۱۴].

۱۰- بهینه‌سازی واکنش شیمیایی (CRO<sup>۹</sup>): از رفتار مولکول‌ها در واکنش‌های شیمیایی و تبادل انرژی در آن‌ها (انرژی پتانسیل و جنبشی) الهام گرفته شده است. با مدل‌سازی واکنش‌های ترکیب و تجزیه و برخورد مولکول‌ها با یکدیگر، مولکول‌ها در جهت حداقل نمودن انرژی پتانسیل (تابع هدف) با یکدیگر واکنش می‌دهند [۱۵].

۱۱- روش آنتروپی متقابل (CE<sup>۱۰</sup>): ایده اصلی بر این اصل استوار است که کشف بهینه کلی یا محلی براساس جستجوی تصادفی صرف، یک پدیده با احتمال اندک<sup>۱۱</sup> است. بنابراین می‌توان از آنتروپی متقابل برای تغییر تدریجی مشخصه‌های تابع توزیع تولید جواب تصادفی بهره برد تا احتمال وقوع پدیده نادر افزایش یابد. در عمل، مشخصه‌های آماری تابع توزیع چگالی احتمال تولید جواب‌های تصادفی، با استفاده از مشخصات آماری بهترین جواب‌ها در هر مرحله اصلاح شده و جواب‌های جدید با توجه به مشخصات آماری جدید تولید می‌گردند [۱۶].

۱۲- الگوریتم جستجوی فاخته (CS<sup>۱۲</sup>): براساس شبیه‌سازی رفتار فاخته در تخم‌گذاری در لانه دیگر پرندگان ارائه شده است. هدف، به ثمر رساندن حداکثر تولید جوجه‌ها و شناسایی نشدن این تخم‌ها توسط پرنده میزبان است [۱۷].

۱۳- الگوریتم جستجوی جریان (CS<sup>۱۳</sup>): روش جستجوی جریان با توجه به رفتار جریان در مدارهای الکتریکی

۵- بهینه‌سازی کاوش غذای باکتری (BFO<sup>۱</sup>): در این الگوریتم، فرآیند تحرک باکتری برای کشف منابع غذایی مدل شده است. رفتار جستجوی فردی باکتری<sup>۲</sup>، تخصیص شانس ادامه زندگی و بازتولید<sup>۳</sup> فقط برای باکتری‌هایی که از تغذیه مناسبی برخوردار بوده‌اند و در نهایت تجزیه باکتری‌ها با در نظر گرفتن مقدار تجمع باکتری‌ها، عناصر اصلی این الگوریتم هستند [۱۰].

۶- الگوریتم خفاش (BA<sup>۴</sup>): با بهره‌گیری از سازوکار سیستم صوت خفاش‌ها در تشخیص محل شکار، شناسایی موانع و جایگاه لانه در تاریکی پیشنهاد شده است. از نظر ساختار بهینه‌سازی، هر خفاش سرعت و موقعیت خود را براساس بهترین موقعیت به‌روز می‌کند. به‌روز شدن موقعیت، احتمالی است و موقعیت بهتر لزوماً جایگزین موقعیت ضعیف‌تر نمی‌گردد [۱۱].

۷- الگوریتم انفجار بزرگ- انقباض بزرگ (BB-BC<sup>۵</sup>): براساس نظریه‌های پیدایش و نابودی هستی پیشنهاد شده است. ابتدا با استفاده از هریک از جواب‌ها، متناسب با میزان شایستگی‌شان، یک مرکز ثقل وزن‌دار ساخته می‌شود. سپس در همسایگی این مرکز ثقل، با استفاده از توزیع گوسی، جواب‌های جدیدی ایجاد می‌گردند [۱۲].

۸- بهینه‌سازی مبتنی بر زیست گیتاشناسی (BBO<sup>۶</sup>): چگونگی توزیع جغرافیایی گونه‌های جاندار<sup>۷</sup> مدل‌سازی شده است. در مدل ارائه‌شده، نواحی با تنوع نمونه‌های بیشتر تمایل دارند که به نواحی تنک‌تر و با تنوع کمتر مهاجرت کنند. با در نظر گرفتن تعداد نمونه‌ها در یک ناحیه به عنوان شایستگی (تابع هدف) در مساله بهینه‌سازی، از این رفتار برای ایجاد یک روش بهینه‌سازی فراکاوشی می‌توان بهره برد [۱۳].

<sup>8</sup> Charged System Search

<sup>9</sup> Chemical Reaction Optimization

<sup>10</sup> Cross-Entropy

<sup>11</sup> Rare-event probability

<sup>12</sup> Cuckoo Search

<sup>13</sup> Current Search

<sup>1</sup> Bacterial Foraging Optimization

<sup>2</sup> Chemotaxis

<sup>3</sup> Reproduction

<sup>4</sup> Bat Algorithm

<sup>5</sup> Big Bang-Big Crunch

<sup>6</sup> Biogeography-Based Optimization

<sup>7</sup> Organism

۱۹- الگوریتم جستجو برپایه کیهکشان ( $GbSA^8$ ): حرکت بازوهای مارپیچی کیهکشان‌های مارپیچی را تقلید می‌کند. این الگوریتم غیرجمعیتی است و دو نوع جستجوی کلی و محلی دارد [۲۴].

۲۰- الگوریتم ژنتیک ( $GA^9$ ): الگوریتم ژنتیک که بر مبنای نظریه تکامل ابداع شده است از اولین و مشهورترین الگوریتم‌های فراکاوشی به شمار می‌رود. عملگر اصلی این الگوریتم، ترکیب است. با این وجود، عملگر جهش نیز برای جلوگیری از همگرایی زودرس و افتادن در دام کمینه محلی مفید است. بخش هوشمند این روش، مرحله انتخاب و نخبه‌گزینی آن است که در هر مرحله، جواب‌های بهتر را به نسل بعد منتقل می‌کند [۲۵].

۲۱- بهینه‌سازی گروه کرم شبتاب ( $GSO^{10}$ ): از رفتار کرم شبتاب برای جذب جفت یا شکار الهام گرفته شده است. کرم دارای مقدار بالاتر رنگ‌دانه<sup>۱۱</sup> از شانس موفقیت بیشتری برای جفت‌یابی و یا شکار برخوردار است. این الگوریتم سه فاز اصلی دارد. مرحله به‌روز نمودن رنگ‌دانه، مرحله تحرک (که به صورت احتمالاتی به سمت کرم با رنگ‌دانه بیشتر حرکت می‌کند) و مرحله به‌روز کردن محدوده تصمیم [۲۶].

۲۲- الگوریتم جستجوی گرانشی ( $GSA^{12}$ ): از نیروی گرانشی جرم‌ها نسبت به یکدیگر الهام گرفته شده است. هر جرم با توجه به برآیند نیروهای وارد بر آن از طرف دیگر جرم‌ها موقعیتش را تغییر می‌دهد [۲۷].

۲۳- جستجوی گروه ( $GSO^{13}$ ): با مطالعه رفتار گروهی حیوانات در کشف منابع غذایی ابداع شده است. گروه به سه نوع تولیدکننده<sup>۱۴</sup> (بهترین عضو)، تکاپوکننده<sup>۱۵</sup> و

پیشنهاد شده است. در مسیرهای با مقاومت کمتر، جریان بیشتری جاری می‌گردد [۱۸].

۱۴- تکامل تفاضلی ( $DE^1$ ): براساس نظریه تکامل طبیعی است. مشابه الگوریتم ژنتیک بر عملگرهای جهش<sup>۲</sup> و ترکیب<sup>۳</sup> استوار است ولی شیوه عملکرد و ترتیب اعمال آن‌ها کاملاً متفاوت است. علاوه بر این، در مرحله مقایسه جمعیت جدید و قدیم و نخبه‌گزینی از الگوریتم ژنتیک متمایز است [۱۹].

۱۵- الگوریتم سازوکار شبه‌الکترومغناطیس ( $EM^4$ ): از قانون جذب مواد باردار شده الهام گرفته شده است. علاوه بر استفاده از نیروهای الکترواستاتیکی برای حرکت ذرات از یک جستجوی محلی نیز برای تقویت الگوریتم استفاده شده است [۲۰].

۱۶- سازوکارهای تکامل ( $ES^5$ ): این الگوریتم نیز از نظریه تکامل الهام گرفته شده است. نسخه اولیه آن بر تکامل یک جواب متکی بود و در ادامه نسخه جمعیتی آن که از قدرت بالاتری در کشف جواب بهینه برخوردار است، ارائه گشت [۲۱].

۱۷- برنامه‌ریزی تکاملی ( $EP^6$ ): این الگوریتم در ابتدا به عنوان یک روش برای شبیه‌سازی هوش مصنوعی ابداع گردید. برخلاف الگوریتم ژنتیک و استراتژی تکامل، فاقد عملگر ترکیب است [۲۲].

۱۸- الگوریتم حشره شبتاب ( $FA^7$ ): از تولید و تابش نور حشرات شبتاب برای اعمالی مانند جفت‌یابی، جذب شکار و ترساندن دشمن الهام گرفته شده است. در مدل ارائه شده، حشرات با توانایی تولید نور بیشتر (شایسته‌تر در تابع هدف بهینه‌سازی) حشرات ضعیف‌تر را متناسب با عکس فاصله جذب می‌کنند [۲۳].

<sup>8</sup> Galaxy-based Search Algorithm

<sup>9</sup> Genetic Algorithm

<sup>10</sup> Glowworm Swarm Optimization

<sup>11</sup> Luciferin

<sup>12</sup> Gravitational Search Algorithm

<sup>13</sup> Group Search Optimizer

<sup>14</sup> Producer

<sup>15</sup> Scrounger

<sup>1</sup> Differential Evolution

<sup>2</sup> Mutation

<sup>3</sup> Crossover

<sup>4</sup> Electromagnetism Search

<sup>5</sup> Evolution Strategies

<sup>6</sup> Evolutionary Programming

<sup>7</sup> Firefly Algorithm

مستعمره می‌گردد. امپراتوری ممکن است دچار فروپاشی شود یا مستعمره خود را از دست بدهد [۳۲].

۲۸- الگوریتم قطرات آب هوشمند ( $IWD^6$ ): براساس رفتار جریان آب در طی مسیر از یک نقطه به نقطه دیگر پیشنهاد شده است. در گذر جریان آب بین دو نقطه، سرعت آب، مقدار خاک همراه آب و خاک بستر مسیر بین دو نقطه تغییر می‌کند. با مدل‌سازی این تغییرات، می‌توان به صورت خودکار کوتاه‌ترین مسیر ممکن بین دو نقطه را کشف نمود [۳۳].

۲۹- الگوریتم برش کلید ( $KCA^7$ ): از مهارت کلیدساز برای کشف کلید مناسب از میان گروهی از کلیدها برای باز کردن یک قفل (که کلید آن گم شده است)، الگو برداری شده است. کلیدهایی که بهتر به «قفل می‌خورند» انتخاب می‌شوند. وجود دندان‌های مشابه در میان این دسته کلیدها بیانگر مناسب بودن آن ساختار دندان برای باز نمودن قفل مربوط است [۳۴].

۳۰- الگوریتم جستجوی میمون ( $MS^8$ ): از رفتار میمون‌ها برای بالا رفتن از درخت و پیدا کردن شاخه با بیشترین مقدار غذا الهام گرفته شده است. میمون براساس تجربه گذشته‌اش در مشاهده موقعیت‌های سرشار از منابع غذایی، سعی می‌کند تجربه موفق گذشته‌اش را تکرار کند. در پیاده‌سازی، رفتار میمون می‌تواند با عملگرهایی همچون ترکیب موقعیت فعلی و بهترین تجربه (مشابه عملگر ترکیب در الگوریتم ژنتیک)، حرکت به سمت بهترین تجربه، حرکت تصادفی و ... مدل گردد [۳۵].

۳۱- الگوریتم زمین شالیکاری ( $PFA^9$ ): این الگوریتم از توسعه و رشد بیشتر بذرها در مناطق مرغوب‌تر الهام گرفته شده است. بذرهایی که رشد بیشتری داشته باشند (از نظر مساله بهینه‌سازی شایسته‌تر باشند)، شانس بیشتری برای انتخاب و کشت مجدد دارند. پنج نوع

تک‌رو<sup>۱</sup> تقسیم شده و برای هریک رفتار خاصی تعریف می‌گردد [۲۸].

۲۴- جستجوی هارمونی ( $HS^2$ ): الگوریتم جستجوی هارمونی با الهام از فرآیندی که یک موسیقیدان برای ساخت و تکمیل یک هارمونی دنبال می‌کند، ابداع شده است. مهارت موسیقیدان در ساخت قطعه موسیقی با سه عملگر استفاده از حافظه، تنظیم گام و جستجوی تصادفی مدل شده است [۲۹].

۲۵- بهینه‌سازی جفت‌گیری زنبور عسل ( $HBMO^3$ ): از فرآیند جفت‌یابی و جفت‌گیری زنبور عسل الهام گرفته شده است. شایسته‌ترین زنبور (دارای بهترین تابع هدف در مساله بهینه‌سازی) به عنوان ملکه انتخاب می‌گردد. شمار دیگری از زنبورها متناسب با شایستگی‌شان از شانس بالاتری برای جفت‌گیری با ملکه برخوردار هستند. پس از جفت‌گیری و تولید جوام جدید، عملگر جستجوی محلی برای افزایش کیفیت جواب استفاده می‌گردد [۳۰].

۲۶- الگوریتم جستجوی شکار ( $HuS^4$ ): از همکاری گروهی حیواناتی مانند شیر، گرگ و دلفین‌ها برای محاصره و شکار طعمه الهام گرفته شده است. هریک از اعضای گروه موقعیت خود را براساس موقعیت نزدیک‌ترین فرد به طعمه اصلاح می‌کنند. هریک از اعضاء می‌توانند با یکدیگر نیز تبادل اطلاعات کنند. در صورت نیاز (همگرایی زودرس یا سقوط در کمینه محلی)، اعضاء باید در موقعیت خود تجدید نظر نمایند [۳۱].

۲۷- الگوریتم رقابت استعماری ( $ICA^5$ ): رفتار کشورهای قدرتمند در توسعه حوزه قدرت خود و به خدمت درآوردن تعداد مستعمره‌های بیشتر مدل‌سازی شده است. هر امپراطوری متناسب با قدرت نسبی خود نسبت به دیگر امپراطوری (تابع هدف در مساله بهینه‌سازی)، صاحب

<sup>1</sup> Ranger

<sup>2</sup> Harmony Search

<sup>3</sup> Honey-Bee Mating Optimization

<sup>4</sup> Hunting Search

<sup>5</sup> Imperialist Competitive Algorithm

<sup>6</sup> Intelligent Water Drop

<sup>7</sup> Key Cutting Algorithm

<sup>8</sup> Monkey Search

<sup>9</sup> Paddy Field Algorithm

۳۵- الگوریتم بهینه‌سازی جستجوگر (SOA<sup>۶</sup>): از تلاش گروهی انسان‌ها برای کشف پاسخ بهینه، اقتباس شده است. الگوریتم دو بخش اصلی دارد. بخش اول جهت حرکت را با استفاده از چهار انتخاب ممکن تعیین می‌نماید: بهترین تجربه گذشته، تجربه‌های نزدیک گذشته، تجربه خوب همسایه و بهترین تجربه خوب همسایه. پس از تعیین جهت حرکت، گام حرکت با استفاده از منطق فازی مشخص می‌شود. این الگوریتم، جستجوی گروه انسان (HTS<sup>۷</sup>) هم نامیده می‌شود [۴۰].

۳۶- الگوریتم جهش ترکیبی قورباغه (SFLA<sup>۸</sup>): از نحوه جستجوی قورباغه‌ها برای کشف غذا الهام گرفته شده است. هر قورباغه سعی می‌کند با حرکت به سمت نزدیک‌ترین قورباغه به غذا در گروه خود به منبع غذایی بهتری دسترسی پیدا کند. در صورتیکه این دسترسی تحقق پیدا نکند، به سمت بهترین قورباغه در کل جمعیت حرکت می‌کند [۴۱].

۳۷- تبرید شبیه‌سازی شده (SA<sup>۹</sup>): براساس علم گرم و سرد کردن تدریجی مواد (بخصوص فلزات) ارائه شده است. در این فرآیند، مولکول‌ها سعی می‌کنند در ساختاری با کمترین سطح انرژی (تابع هدف) قرار گیرند. از ویژگی‌های موثر این الگوریتم، پذیرش احتمالی جواب‌های ضعیف برای فرار از کمینه محلی است [۴۲].

۳۸- الگوریتم جستجوی ممنوع (TS<sup>۱۰</sup>): این الگوریتم برپایه اصول پیاده‌سازی هوش مصنوعی مانند استفاده از حافظه تطبیقی بنا شده است. حافظه در این الگوریتم دو نقش کلیدی دارد. با ثبت بعضی مناطق به‌عنوان نواحی ممنوع، ضمن اجتناب از جستجوی دوباره آن نواحی، الگوریتم به سمت کشف مناطق جدید حرکت می‌کند. این الگوریتم نیز همانند تبرید شبیه‌سازی شده، به امید کشف

عملیات کشت، انتخاب، بذریاشی، گردافشانی و تجزیه در این الگوریتم مدل‌سازی شده است [۳۶].

۳۲- بهینه‌سازی دسته ذرات (PSO<sup>۱</sup>): از پرواز گروهی پرندگان الهام گرفته شده است. هر پرنده در گروه، از یک رفتار بسیار ساده پیروی می‌کند: تکرار و تقلید تجربه موفقیت‌آمیز خود و پرندگان همسایه. مدل‌سازی این اصل ساده منجر به ایجاد یکی از ساده‌ترین و در عین حال پرکاربردترین الگوریتم‌های فراکاوشی گردید. علاوه بر این، موفقیت این الگوریتم (همراه با الگوریتم کلونی مورچگان) در حل انواع مسائل بهینه‌سازی، زمینه‌ساز ارائه و ابداع بسیاری از الگوریتم‌های فراکاوشی متکی بر هوش جمعی گردید [۳۷].

۳۳- الگوریتم تکاملی ملهم از کوانتوم (QEA<sup>۲</sup>): این الگوریتم بر مبنای عملیات محاسبات کوانتومی و اصولی مانند جمع آثار و فروپاشی<sup>۳</sup> بنا شده است. اجزای سازنده هر جواب در این الگوریتم Q-bit هستند. برخلاف کدبندی معمول در دیگر الگوریتم‌ها، وضعیت یک و صفر بودن هریک از بیت‌ها در این الگوریتم قطعی نیست و حالت احتمالی به خود می‌گیرد. تنها برای یک لحظه و در زمان مشاهده<sup>۴</sup> است که می‌توان مقدار یک و یا صفر برای هر بیت در نظر گرفت و براساس آن لحظه، Qbit را رمزگشایی نموده و کیفیت جواب را از دیدگاه مسأله بهینه‌سازی سنجید [۳۸].

۳۴- الگوریتم دینامیک تشکیل رودخانه (RFD<sup>۵</sup>): از چگونگی تشکیل رودخانه و فرآیند تشکیل بستر آن الهام گرفته شده است. عوامل تاثیرگذار در این پدیده مانند حرکت از ارتفاع بالا به پایین، فرسایش و رسوب‌گذاری مدل‌سازی شده‌اند. این روش ادعا می‌کند که بعضی از نواقص الگوریتم کلونی مورچگان را پوشش می‌دهد [۳۹].

<sup>6</sup> Seeker Optimization Algorithm

<sup>7</sup> Human Team Search

<sup>8</sup> Shuffled Frog-Leaping Algorithm

<sup>9</sup> Simulated Annealing

<sup>10</sup> Tabu Search

<sup>1</sup> Particle Swam Optimization

<sup>2</sup> Quantum-inspired Evolutionary Algorithm

<sup>3</sup> Collapse

<sup>4</sup> Observing

<sup>5</sup> River Formation Dynamics

الگوریتم‌ها، اعمال هوشمندی حداقل در مرحله عملگرها صورت می‌گیرد. بسیاری از این عملگرها به گونه‌ای از تسهیم اطلاعات با اعضای شایسته‌تر و نخبه استفاده می‌کنند. این تسهیم اطلاعات با روش‌هایی مانند حرکت به سمت شایسته‌ترین فرد یا افراد (ACO, BA, CSS, CS, EM, FA, GISO, GSA, GSO, HBMO, MS, QEA, SLFA, WCA, HuS, PSO, و یا جستجوی تصادفی اطراف شماری از بهترین‌ها (CE, CuS, GbSA, SA, TS, VNS, AIS, برای تمایز بین الگوریتم‌های کرم شبتاب و جستجوی گروه، هر دو با حروف اختصاری GSO، از بهینه‌سازی گروه کرم شبتاب با عنوان GISO یاد می‌شود. به همین ترتیب جهت تمایز بین الگوریتم جستجوی فاخته و جستجوی جریان، هر دو با حروف اختصاری CS، برای اشاره به الگوریتم جستجوی جریان از نام CuS استفاده می‌گردد). در سمت دیگر در بعضی الگوریتم‌ها (BFO, KCA, PFA, GA, DE, ES, EP, اعضا چندان اولویتی برای مشارکت بیشتر در عملگرها ندارند، اگرچه در نسخه‌های پیشرفته‌تر این الگوریتم‌ها این نکته در نظر گرفته شده است و یا در الگوریتمی مانند GA با روش‌هایی همچون چرخ رولیت، شانس احتمالی بیشتری به شایسته‌ها برای ترکیب داده می‌شود. به عبارت دیگر، در الگوریتم‌هایی که عمدتاً از حرکت گروهی حیوانات و یا پدیده‌های فیزیکی اقتباس شده‌اند، در مرحله اعمال عملگرها از اعضای نخبه با تاکید بیشتری استفاده می‌گردد در حالیکه در الگوریتم‌های تکاملی در مرحله انتخاب (یا به عبارت بهتر نخبه‌گزینی) است که نسل برتر به مرحله بعد انتقال می‌یابند. تقسیم‌بندی دیگری که می‌توان ارائه داد، الگوریتم‌های با حافظه و بدون حافظه است. در بعضی الگوریتم‌ها مانند ACO و PSO مسیر طی شده در گذشته، ثبت شده و در حافظه بایگانی می‌شود (به ترتیب با استفاده از متغیرهایی به نام سرعت و مقدار فرمون) حال آنکه در سایر الگوریتم‌ها مانند GA و DE مسیر حرکت مشخص نیست

جواب بهینه‌تر و فرار از کمینه محلی می‌تواند جواب ضعیف‌تر را بپذیرد [۴۳].

۳۹- جستجوی همسایگی متغیر (VNS): براساس اصول ساده جستجوی محلی پیشنهاد شده است. فضای مساله به چندین همسایگی دسته‌بندی می‌شود. سپس به تصادف یکی از این همسایه‌ها انتخاب شده و در آن جستجوی محلی صورت می‌گیرد. در صورتیکه جوابی بهتر از بهترین جواب ثبت شده به دست آید، همسایگی جدیدی در اطراف این جواب ایجاد می‌گردد. در این الگوریتم می‌توان از همسایگی‌های با اشکال و طول‌های متفاوت استفاده نمود [۴۴].

۴۰- الگوریتم چرخه آب (WCA): از چرخه آب در طبیعت الهام گرفته شده است. جواب‌ها در این الگوریتم شامل نهر، رودخانه (شماری از بهترین جواب‌ها) و دریا (بهترین جواب) می‌شوند. با حرکت نهرها به سمت رودخانه و حرکت رودخانه‌ها به سمت دریا، الگوریتم پیاده‌سازی می‌شود. در صورتیکه شایستگی نهرها بیشتر شود می‌توانند به گروه رودخانه‌ها بپیوندند یا حتی دریا شوند [۴۵].

### ۳- دسته‌بندی الگوریتم‌ها

در بخش ۲ مشخصات هریک از الگوریتم‌ها، منبع الهام، شیوه عملکرد و عملگرهای اساسی آن‌ها معرفی گردید. در این بخش، هریک از مشخصات الگوریتم‌های مذکور، دسته‌بندی شده و در کنار یکدیگر قرار می‌گیرند. بدین طریق، امکان مقایسه و کشف وجوه تمایز این الگوریتم‌ها میسر می‌گردد. کلیه الگوریتم‌ها به ترتیب شرح داده شده در بخش ۲ در جدول ۱ آمده‌اند. در این جدول، عملگرهای اساسی هر الگوریتم، محل انتشار و چگونگی الهام هریک از آن‌ها بیان شده است. با توجه به جدول ۱، ستون مربوط به عملگرها مشاهده می‌گردد که در بسیاری از این

<sup>1</sup> Variable Neighborhood Search

<sup>2</sup> Water Cycle Algorithm



و اطلاعات موجود در خصوص سابقه جستجو و فضای مساله فقط به جمعیت فعلی محدود است.

جدول ۱: خلاصه‌ای از اطلاعات و مشخصات الگوریتم‌های فراکاوشی

| شماره | نام   | عملگر یا رفتار گروهی  | محل انتشار  | الهام گرفته شده از                                       |
|-------|---|---|---|--|
| ۱     | Ant Colony Optimization (ACO)<br>بهینه‌سازی کلونی مورچه‌گان                 | حرکت احتمالی به سمت منابع غذایی غنی‌تر با استفاده از ردگیری فرمون                   | IEEE transactions on systems, Man, and Cybernetics  | رفتار گروهی مورچه‌ها در کشف غذا                          |
| ۲     | Artificial Bee Colony (ABC)<br>کلونی زنبور مصنوعی                           | تسهیم اطلاعات با زنبور همسایه به صورت قطعی و یا احتمالی و جستجوی مناطق جدید         | Journal of Global Optimization-Springer   | رفتار گروهی زنبور عسل در کشف غذا                         |
| ۳     | Artificial Fish-Swarm (AFS)<br>گروه ماهی مصنوعی                             | جستجوی تصادفی، حرکت به سمت مرکز همسایگی و حرکت به سمت شایسته‌ترین عضو همسایه        | Systems Engineering Theory and Practice   | رفتار گروهی ماهی‌ها                                      |
| ۴     | Artificial Immune Systems (AIS)<br>سیستم ایمنی مصنوعی                       | جستجوی تصادفی اطراف شماری از بهترین جواب‌ها   | Artificial Immune Systems and Their Applications  | سیستم ایمنی بدن انسان                                    |
| ۵     | Bacterial Foraging Optimization (BFO)<br>بهینه‌سازی کاوش غذایی باکتری       | حرکت انفرادی، بازتولید و تجزیه  | IEEE Control Systems Magazine   | کاوش باکتری‌ها برای کشف منابع غذایی                      |
| ۶     | Bat Algorithm (BA)<br>الگوریتم خفاش   | حرکت به سمت بهترین موقعیت و جایگزینی با بهترین موقعیت همراه با نوپز گاوسی           | Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization   | سیستم صوت خفاش در تشخیص محل شکار، موانع و لانه در تاریکی |
| ۷     | Big Bang-Big Crunch (BB-BC)<br>انفجار بزرگ - انقباض بزرگ                    | جستجوی اطراف مرکز وزن‌دار جمعیت با تولید جواب تصادفی به صورت گوسی                   | Advances in Engineering Software  | نظریات پیدایش هستی و نابودی آن                           |
| ۸     | Biogeography-Based Optimization (BBO)<br>بهینه‌سازی مبتنی بر زیست گیتاشناسی | تسهیم (تحویل و دریافت) اطلاعات براساس میزان شایستگی و تغییرات تصادفی                | IEEE transactions on evolutionary computation   | توزیع جغرافیایی گونه‌های جاندار                          |
| ۹     | charged system search (CSS)<br>جستجوی سیستم شارژ‌شده                        | تغییر سرعت و موقعیت با توجه به شایستگی و فاصله با دیگر ذرات و بخصوص شایسته‌ترین ذره | Acta Mechanica-Springer   | قانون جاذبه نیوتونی و جاذبه الکترواستاتیکی               |
| ۱۰    | Chemical Reaction Optimization (CRO)<br>بهینه‌سازی واکنش شیمیایی            | تجزیه، ترکیب و دو نوع برخورد  | IEEE transactions on evolutionary computation   | تبادلات انرژی در واکنش شیمیایی                           |
| ۱۱    | Cross Entropy (CE)<br>انترپی متقاطع   | تولید متوالی جواب‌های تصادفی با توجه به مشخصه‌های آماری برترین جواب‌ها              | Methodology and Computing in Applied Probability  | مفهوم ریاضی آنترپی متقابل و تخمین احتمال پدیده‌های نادر  |
| ۱۲    | Cuckoo Search (CS)<br>جستجوی فاخته  | پرواز به سمت بهترین لانه میزبان و حذف بعضی لانه‌ها                                  | Proceedings of World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing                     | رفتار فاخته در تخم‌گذاری در لانه دیگر پرندگان            |
| ۱۳    | Current search (CS)<br>جستجوی جریان   | ایجاد جواب‌های تصادفی در نزدیکی جواب‌های برتر                                       | WSEAS international conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases | رفتار جریان در مدارهای الکتریکی                          |
| ۱۴    | Differential Evolution (DE)<br>تکامل تفاضلی                                 | جهش و ترکیب   | Journal of Global Optimization  | تکامل طبیعی  |
| ۱۵    | Electro magnetism-Like Mechanism (EM)<br>الگوریتم سازوکار شبه‌الکترومغناطیس | حرکت با توجه به مقدار نیرو و انجام جستجوی محلی                                      | Journal of Global Optimization  | جاذبه الکترواستاتیکی                                     |
| ۱۶    | Evolution Strategies (ES)<br>سازوکارهای تکامل                               | جهش و ترکیب   | Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution                      | تکامل طبیعی  |
| ۱۷    | Evolutionary Programming (EP)   | جهش   | Artificial Intelligence Through Simulated Evolution   | تکامل طبیعی  |

| شماره | نام   | عملگر یا رفتار گروهی  | محل انتشار   | الهام گرفته شده از                                  |
|-------|---|---|--|---|
|       | برنامه‌ریزی تکاملی  |   |  |   |
| ۱۸    | Firefly Algorithm (FA)<br>الگوریتم حشره شب تاب  | حرکت به سمت کرم با تابش نور<br>قوی‌تر متناسب با عکس فاصله                                     | Stochastic algorithms: foundations<br>and applications                       | تابش نور حشرات شب تاب برای<br>جفت‌یابی و جذب شکار   |
| ۱۹    | galaxy-based search<br>algorithm (GbSA)<br>الگوریتم جستجو بر پایه<br>کهکشان               | جستجوی کلی و محلی   | Int. J. Computational Science and<br>Engineering                             | کهکشان‌های مارپیچی                                  |
| ۲۰    | Genetic Algorithm (GA)<br>الگوریتم ژنتیک  | ترکیب و جهش   | Adaptation in Natural and Artificial<br>Systems                              | تکامل طبیعی   |
| ۲۱    | glowworm swarm<br>optimization (GSO)<br>بهینه‌سازی گروه کرم<br>شب تاب                     | حرکت به سمت همسایه بهتر و به‌روز<br>کردن شعاع حرکت و مقدار رنگ‌دانه                           | swarm intelligence   | رفتار کرم شب تاب                                    |
| ۲۲    | Gravitational Search<br>Algorithm (GSA)<br>الگوریتم جستجوی گرانشی                         | حرکت به سمت جرم‌های سنگین‌تر<br>(شایسته‌تر) متناسب با عکس فاصله                               | Information Sciences   | قانون جهانی گرانش                                   |
| ۲۳    | Group Search Optimizer<br>(GSO)<br>بهینه‌یاب جستجوی گروه                                  | حرکت بهترین عضو گروه در جهت‌های<br>مختلف و حرکت سایر اعضا به سمت<br>بهترین عضو یا حرکت تصادفی | IEEE Congress on evolutionary<br>computation                                 | رفتار گروهی حیوانات در کشف<br>منابع غذایی           |
| ۲۴    | Harmony Search (HS)<br>جستجوی هارمونی   | استفاده از حافظه، تغییرات کوچک<br>حول جواب فعلی و جستجوی تصادفی                               | Computer Methods in Applied<br>Mechanics and Engineering                     | روش موسیقیدان در ساخت و<br>تکمیل یک هارمونی         |
| ۲۵    | Honey-bee mating<br>optimization (HBMO)<br>بهینه‌سازی جفت‌گیری<br>زنبور عسل               | ترکیب با بهترین جواب و جستجوی<br>محلی (جهش)   | IEEE Congress on Evolutionary<br>Computation                                 | جفت‌گیری زنبور عسل                                  |
| ۲۶    | Hunting Search (HuS)<br>جستجوی شکار   | حرکت به سمت بهترین جواب،<br>جستجوی تصادفی و بازآرایی جواب                                     | Conference on Soft Computing<br>ICSCCW                                       | شکار گروهی در حیوانات                               |
| ۲۷    | Imperialist Competitive<br>Algorithm (ICA)<br>الگوریتم رقابت استعماری                     | حرکت به سمت گروهی از بهترین<br>جواب‌ها  | IEEE Congress on Evolutionary<br>Computation                                 | رفتار کشورهای قدرتمند در توسعه<br>نفوذ و قدرت       |
| ۲۸    | intelligent water drops<br>(IWD)<br>قطرات آب هوشمند                                       | شانس بالاتر برای طی مسیرهای با<br>خاک بیشتر   | IEEE Congress on Evolutionary<br>Computation                                 | رفتار جریان آب در طی مسیر                           |
| ۲۹    | Key cutting algorithm<br>(KCA)<br>الگوریتم برش کلید                                       | انتخاب نیمه شایسته‌تر و احتمال تغییر<br>بیشتر برای زن‌های (دندان‌های)<br>متفاوت با بقیه       | IEEE International Conference on<br>Grey Systems and Intelligent<br>Services | مهارت کلیدساز در کشف کلید<br>مناسب                  |
| ۳۰    | Monkey Search (MS)<br>جستجوی میمون  | ترکیب موقعیت فعلی و بهترین تجربه<br>حرکت به سمت بهترین تجربه و<br>حرکت تصادفی                 | Data Mining, Systems Analysis, and<br>Optimization in Biomedicine            | رفتار میمون‌ها برای کشف محل با<br>بیشترین مقدار غذا |
| ۳۱    | Paddy Field Algorithm<br>(PFA)<br>الگوریتم زمین شالیکاری                                  | ایجاد جواب‌های جدید با استفاده از<br>جواب‌های برتر  | IEEE Conference on Industrial and<br>Information Systems                     | شالیکاری  |
| ۳۲    | Particle swarm<br>(PSO) optimization<br>بهینه‌سازی دسته ذرات                              | حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی<br>و بهترین تجربه کسب‌شده توسط کل<br>دسته تاکنون                | International Conference on Neural<br>Networks                               | پرواز گروهی پرندگان                                 |
| ۳۳    | quantum-inspired<br>evolutionary algorithm<br>(QEA)<br>الگوریتم تکاملی ملهم از<br>کوانتوم | اصلاح اعضا با توجه به حالت‌های<br>کوانتومی بهترین جواب (یا گروهی از<br>بهترین‌ها)             | IEEE transactions on evolutionary<br>computation                             | محاسبات کوانتومی                                    |
| ۳۴    | River Formation<br>Dynamics (RFD)<br>دینامیک تشکیل رودخانه                                | حرکت در جهت منفی گرادیان تابع<br>هدف، فرسایش و رسوب (کاهش و یا<br>افزایش ارتفاع)              | Lecture Notes in Computer Science<br>Springer                                | چگونگی تشکیل رودخانه و فرآیند<br>تشکیل بستر آن      |
| ۳۵    | Seeker Optimization<br>Algorithm (SOA)<br>الگوریتم بهینه‌سازی<br>جستجوگر                  | حرکت با توجه به چهار نوع تجربه  | Computational Intelligence and<br>Security                                   | تلاش گروهی انسان‌ها برای کشف<br>پاسخ بهینه          |
| ۳۶    | Shuffled frog-leaping   | حرکت به سمت جواب بهتر گروه یا   | Journal of Water Resources   | رفتار قورباغه در پیدا کردن منبع غذا                 |

| شماره | نام   | عملگر یا رفتار گروهی                                      | محل انتشار                        | الهام گرفته شده از   |
|-------|---|---|-----------------------------------|--|
|       | algorithm (SFLA)<br>الگوریتم جهش ترکیبی<br>قورباغه            | بهترین جواب کل گروه‌ها                                    | Planning and Management           |  |
| ۳۷    | simulated annealing (SA)<br>تبرید شبیه‌سازی شده               | جستجوی تصادفی در همسایگی جواب<br>فعلی                     | Science                           | سرد شدن تدریجی مواد  |
| ۳۸    | Tabu Search (TS)<br>جستجوی ممنوع                              | جستجو در همسایگی جواب فعلی با<br>در نظر گرفتن نواحی ممنوع | Computers and Operations Research | مولفه‌های مورد نیاز در هوش<br>مصنوعی و الگوی رفتاری انسان برای<br>کشف جواب بهینه |
| ۳۹    | Variable Neighborhood<br>Search (VNS)<br>جستجوی همسایگی متغیر | جستجوی محلی و تغییر دینامیک<br>همسایه‌ها                  | Computers & Operations Research   | اصول ساده جستجوی محلی  |
| ۴۰    | Water cycle algorithm<br>(WCA)<br>الگوریتم چرخه آب            | حرکت به سمت بهترین‌ها                                     | Computers and Structures          | چرخه آب در طبیعت   |

بیشترین تعداد الگوریتم‌ها را به خود اختصاص داده‌اند. در حالیکه الگوریتم‌های تکاملی که از نخستین روش‌های بهینه‌سازی فراکاوشی به‌شمار می‌آیند، تنوع کمتری دارند. در این میان، الگوبرداری از مهارت‌های انسانی، رفتار فردی و اجتماعی او و همچنین سیستم ایمنی بدن (AIS) نیز جالب توجه است. دو مورد دیگر الگوبرداری، تکثیر گیاهان و ریزجانداران و مفاهیم ریاضی هستند. گفتنی است تقسیم‌بندی مذکور براساس نظر مولفان این مقاله انجام شده است و بنابراین ممکن است در منابع دیگر، تقسیم‌بندی‌های دیگری نیز مشاهده گردد. به‌عنوان مثال الگوریتم QEA را که از مدل‌سازی محاسبات کوانتوم استفاده می‌کند شاید بتوان در گروه الهام‌گرفته از «مفاهیم ریاضی» جای داد و یا با توجه به ساختار PFA آن را در گروه تکاملی‌ها قرار داد.

#### ۴- رشد و توسعه الگوریتم‌های فراکاوشی در طول زمان

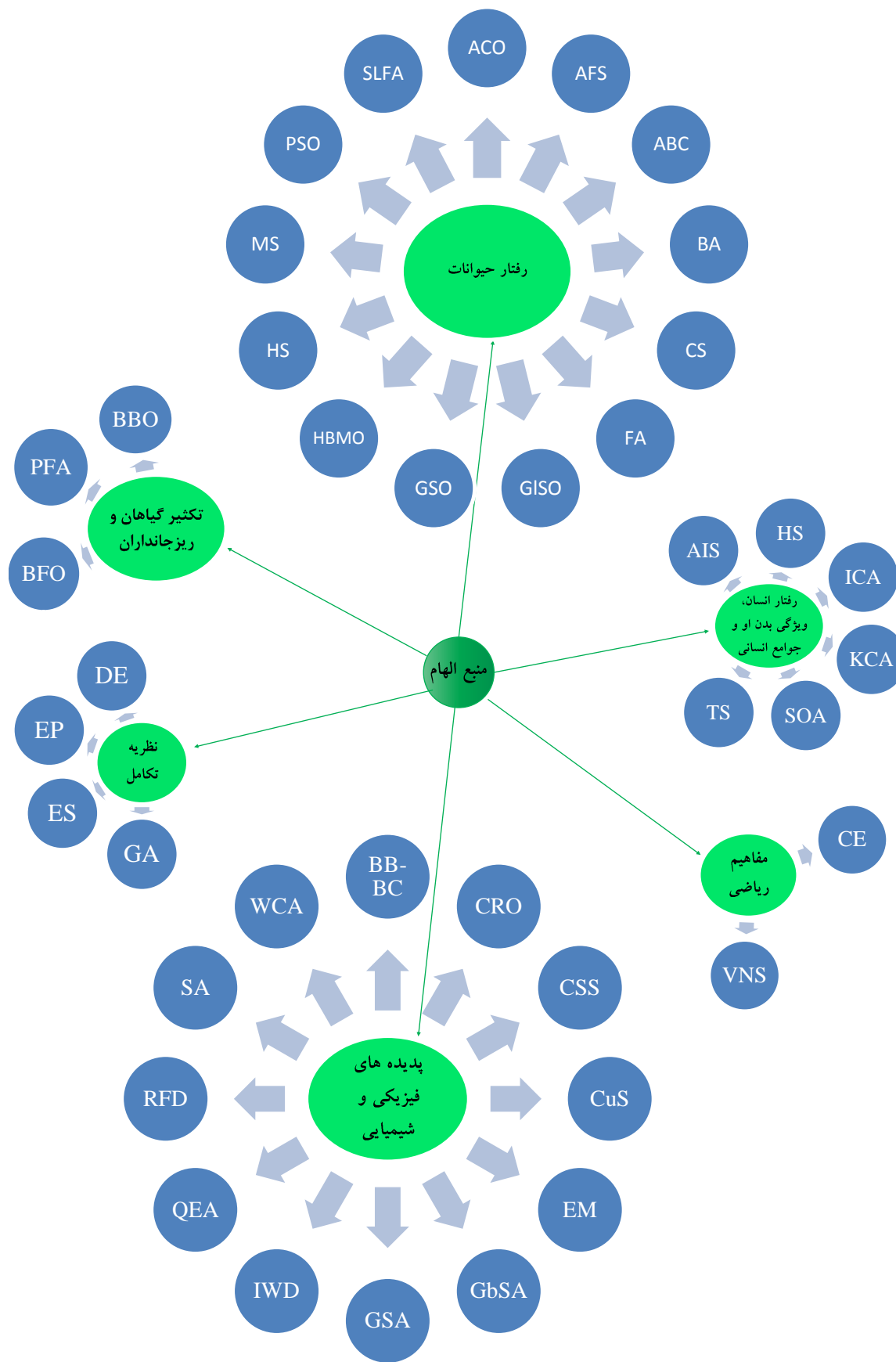
الگوریتم‌های فراکاوشی با الگوریتم‌های تکاملی (مانند GA, EP, ES) به عنوان روش‌های حل مسائل بهینه‌سازی معرفی شدند. هم‌اکنون نیز الگوریتم ژنتیک مشهورترین و پرکاربردترین الگوریتم فراکاوشی به‌شمار می‌آید. پس از این الگوریتم‌ها، روش‌های متکی بر هوش جمعی

همچنین بعضی الگوریتم‌ها به دلیل ساختار خاص‌شان برای بهینه‌سازی توابع دارای چندین بهینه محلی و کلی<sup>۱</sup> مناسب‌تر هستند. الگوریتم‌های مانند BFO که با زیاد شدن ازدحام در یک ناحیه، تابع شایستگی‌شان کاهش می‌یابد از این جمله‌اند. همچنین الگوریتم‌هایی مانند FA و یا GSA که در آن‌ها فاصله زیاد بین جواب‌ها عاملی در جهت کم نمودن اثر آن‌ها بر یکدیگر است، از این گونه‌اند. با این حال، این الگوریتم‌ها با بالا رفتن ابعاد مساله به دلیل حجم محاسبات بالا برای تعیین فاصله بین ذرات، با مشکل روبرو می‌شوند.

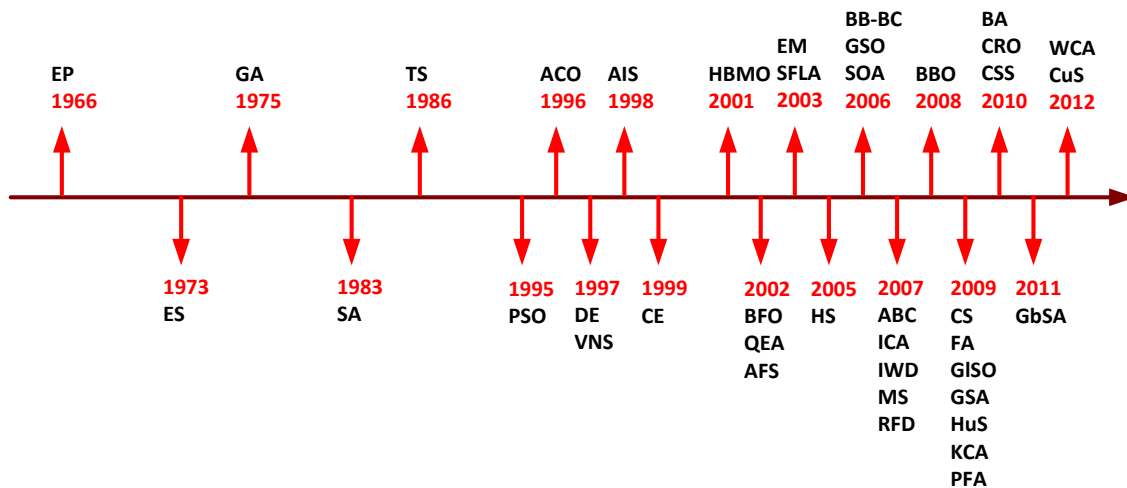
اکثر الگوریتم‌های معرفی شده از ساختار جمعیتی استفاده می‌کنند. در این میان الگوریتم‌های SA, TS, GbSA و VNS فاقد این ساختار هستند و عمدتاً به عنوان الگوریتم‌های جستجوی محلی شناخته می‌شوند. در [۴۶] مزایای الگوریتم‌های بر پایه جمعیت بحث شده است. از جمله این مزایا می‌توان به امکان جستجوی همزمان محلی و کلی و فرار از کمینه‌های محلی اشاره نمود.

درباره اقتباس و منبع الهام الگوریتم‌های فراشهودی در بخش ۲ توضیحات لازم ارائه گردید. این توضیحات به صورت گویاتر در شکل ۲ آمده است. ملاحظه می‌گردد که پدیده‌های فیزیکی و رفتار فردی و اجتماعی حیوانات

<sup>1</sup> Multimodal function



شکل ۲: دسته‌بندی منابع الهام الگوریتم‌های فراکوشی



شکل ۳: زمان ارائه و تعدد الگوریتم‌های فراکاوشی در سال‌های مختلف

هر الگوریتم فراکاوشی با توجه به نحوه جستجو و عملگرهای خود برای دسته خاصی از مسائل بهینه‌سازی مناسب است [۴۷]. مفهوم این قضایا این است که نمی‌توان هیچیک از الگوریتم‌ها را به‌عنوان روش برتر و قدرتمندتر معرفی نمود، اما تا حدی با آزمایش می‌توان ادعا نمود که برای یک مسأله خاص بهینه‌سازی با ساختار قیود، تابع هدف، شکل متغیرها و ابعاد مشخص، کدام الگوریتم عملکرد بهتری خواهد داشت. به عبارت دیگر کلیه الگوریتم‌هایی که نقطه بهینه یک تابع هزینه را جستجو می‌کنند، عملکرد متوسط یکسانی به‌ازای کلیه توابع هزینه‌های ممکن خواهند داشت. بنابراین، الگوریتمی که برای دسته خاصی از مسائل عملکرد بهتری داشته باشد، کارایی ضعیف این الگوریتم در دسته دیگری از مسائل بهینه‌سازی تاوان آن را خواهد پرداخت.

گذشته از مشکل انتخاب الگوریتم مناسب برای مسأله دلخواه، چگونگی تنظیم پارامترهای هر الگوریتم نیز خود چالشی برای گسترش استفاده از این روش‌ها است. به‌عنوان مثال، تعداد جمعیت، شمار تکرار (معیار توقف الگوریتم) نرخ جهش و ترکیب، تعداد نخبه و ... برای الگوریتم ژنتیک باید برای هر مسأله تعریف گردد. به‌عبارت دیگر، برای هر مسأله‌ای دسته خاصی از پارامترها مناسب هستند. روش‌های مختلفی نیز برای تنظیم پارامترهای این الگوریتم‌ها ارائه شده است [۴۸].

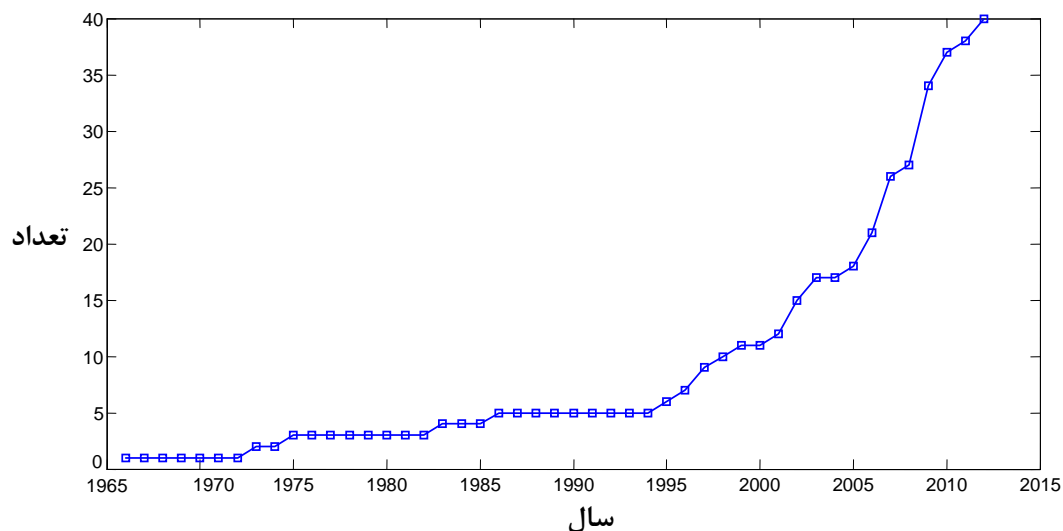
(مانند PSO و ACO) که حدود دو دهه بعد از الگوریتم‌های تکاملی معرفی شدند با اقبال بیشتری مواجه شده و سبب روی‌آوری محققان به مطالعه رفتار جانوران و الگوبرداری از رفتار آن‌ها برای استفاده در حل مسائل بهینه‌سازی گردید.

در شکل ۳ زمان معرفی هر یک از الگوریتم‌ها آمده است. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد با گذر زمان، توجه به این الگوریتم‌ها افزایش یافته است و در سال‌های اخیر شمار بیشتری از این الگوریتم‌ها معرفی شده‌اند. برای مشاهده بهتر افزایش شمار این الگوریتم‌ها و توسعه آن‌ها، نمودار افزایشی تعداد الگوریتم‌ها در شکل ۴ آمده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌گردد در سال‌های اولیه ظهور این الگوریتم‌ها (مقارن با الگوریتم‌های ES, EP و GA)، رشد روش‌های فراکاوشی بسیار کند بوده است. در حدود سال ۱۹۹۵ (همزمان با معرفی الگوریتم‌های ACO و PSO) این روش‌ها مورد توجه جدی قرار گرفته و شمار آنان به سرعت افزایش می‌یابد.

هریک از این الگوریتم‌ها مزایا و معایب خاص خود را دارند. همان‌گونه که روش تحلیلی برتری برای حل کلیه مسائل بهینه‌سازی وجود ندارد، توانایی روش‌های فراکاوشی نیز در مسائل مختلف، متفاوت است. در واقع طبق قضایایی موسوم به No- Free Lunch Theorems

حافظه مورد نیاز، پرهزینه باشد، کارایی این الگوریتم‌ها با مشکل روبرو می‌شود. به‌همین دلیل، در بعضی تحقیقات روش‌هایی مانند تقریب تابع هدف پیشنهاد شده است [۴۹].

نکته دیگری که باید متذکر شد زمان‌بر بودن اجرای این الگوریتم‌ها برای بعضی مسائل بهینه‌سازی مهندسی است. این الگوریتم‌ها به‌ازای هر یک از جواب‌های نامزد و در هر تکرار به ارزیابی توابع هدف و قیود نیاز دارند، از این‌رو در مسائلی که محاسبه توابع هدف و قیود آن‌ها از نظر زمان و



شکل ۴: نمودار افزایش تعداد الگوریتم‌های فراکاوشی در طول زمان

## ۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، تعدادی از کاربردی‌ترین الگوریتم‌های فراکاوشی معرفی گردید. روش کار، منبع الهام و عملگرهای اساسی این الگوریتم‌ها شرح داده شد. به‌رغم تفاوت‌های اساسی در منبع الهام و روش جستجوی فضای مساله، کلیه الگوریتم‌ها از سازوکار یکسان تولید جمعیت و بهبود آن‌ها در هر تکرار استفاده می‌کنند. باوجودیکه رشد و تنوع الگوریتم‌های فراکاوشی در ابتدا کند به‌نظر می‌رسد، این روش‌ها در دو دهه اخیر توسعه زیادی یافته‌اند. مشخص گردید که الگوریتم واحدی را نمی‌توان به‌عنوان الگوریتم برتر و قدرتمندتر معرفی نمود بلکه باید با توجه به توانایی‌ها و ویژگی‌های هر الگوریتم و مساله مورد نظر، الگوریتم فراکاوشی مناسب را انتخاب نمود. دلایلی همچون نیاز به تنظیم پارامترها و فقدان پشتوانه‌های مناسب ریاضی را از جمله موارد استقبال کمتر در حوزه صنعت می‌توان به‌شمار آورد.

نکته آخر اینکه الگوریتم‌های فراکاوشی فاقد پشتوانه ریاضی قابل اتکاء (مشابه آنچه که در روش‌های تحلیلی ارائه شده است) هستند. تحقیقات انجام‌شده در خصوص همگرایی این الگوریتم‌ها با فرض‌های ساده‌کننده زیادی صورت می‌گیرد که صحت پیش‌بینی این اثبات‌ها را در شرایط واقعی زیر سوال می‌برد [۲۵] و [۵۰]. به‌همین دلیل، این روش‌ها برخلاف حوزه تحقیقات دانشگاهی با اقبال چندانی در صنعت روبرو نشده‌اند. در واقع این روش‌ها هنوز در مرحله تحقیقات بوده و به بلوغ کافی نرسیده‌اند. به‌نظر می‌رسد که موفقیت این الگوریتم‌ها در آینده بیش از آنکه به تنوع و شمار آن‌ها وابسته باشد، به تحلیل‌ها و اثبات‌های ریاضی در خصوص عملکرد و همگرایی آنان بستگی خواهد داشت. ترکیب این الگوریتم‌ها با روش‌های تحلیلی از دیگر گزینه‌های امیدوارکننده برای توسعه کاربرد این روش‌ها در صنعت است.

## مراجع

- [1] Rao, S. S. (2009). *Engineering optimization: theory and practice*. Wiley.
- [2] Nocedal, J., & Wright, S. J. (1999). *Numerical optimization*. Springer verlag.
- [3] AlRashidi, M. R., & El-Hawary, M. E. (2007). Hybrid particle swarm optimization approach for solving the discrete OPF problem considering the valve loading effects. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(4), 2030-2038.
- [4] Blum, C., Puchinger, J., Raidl, G. R., & Roli, A. (2011). Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization: A survey. *Applied Soft Computing*, 11(6), 4135-4151.
- [5] Lazar, A, Reynolds, R.G. (2003) Heuristic knowledge discovery for archaeological data using genetic algorithms and rough sets, Artificial Intelligence Laboratory, Department of Computer Science, Wayne State University..
- [6] Dorigo, M., Maniezzo, V., & Colorni, A. (1996). Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 26(1), 29-41.
- [7] Karaboga, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of Global Optimization*, 39(3), 459-471.
- [8] Li LX, Shao ZJ, Qian JX (2002) An optimizing method based on autonomous animals: fish-swarm algorithm. *Syst Eng Theory Practice* 22(11):32-38.
- [9] DasGupta, D. (1998). *Artificial Immune Systems and Their Applications*. Springer-Verlag New York, Inc..
- [10] Passino, K. M. (2002). Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. *IEEE Control Systems*, 22(3), 52-67.
- [11] Yang, X. S. (2010). A new metaheuristic bat-inspired algorithm. *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)*, 65-74.
- [12] Erol, O. K., & Eksin, I. (2006). A new optimization method: big bang-big crunch. *Advances in Engineering Software*, 37(2), 106-111.
- [13] Simon, D. (2008). Biogeography-based optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 12(6), 702-713.
- [14] Kaveh, A., & Talatahari, S. (2010). A novel heuristic optimization method: charged system search. *Acta Mechanica*, 213(3), 267-289.
- [15] Lam, A. Y., & Li, V. O. (2010). Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 14(3), 381-399.
- [16] Rubinstein, R. (1999). The cross-entropy method for combinatorial and continuous optimization. *Methodology and computing in applied probability*, 1(2), 127-190.
- [17] Yang, X. S., & Deb, S. (2009, December). Cuckoo search via Lévy flights. *IEEE World Congress on InNature & Biologically Inspired Computing, 2009. NaBIC 2009*. (pp. 210-214)..
- [18] Sakulin, A., & Puangdownreong, D. (2012). A novel meta-heuristic optimization algorithm: current search. *11th WSEAS international conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases*, 125-130.
- [19] Storn, R., & Price, K. (1997). Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*, 11(4), 341-359.
- [20] Birbil, Ş. İ., & Fang, S. C. (2003). An electromagnetism-like mechanism for global optimization. *Journal of global optimization*, 25(3), 263-282.
- [21] H.P. Schwefel, *Evolutionsstrategie und numerische Optimierung*, Dissertation, TU Berlin, Germany, 1975.
- [22] Fogel, L. J., Owens, A. J., & Walsh, M. J. (1966). *Artificial intelligence through simulated evolution*.
- [23] Yang, X. S. (2009). Firefly algorithms for multimodal optimization. *Stochastic algorithms: foundations and applications*, 169-178.

- [24] Shah-Hosseini, H. (2011). Principal components analysis by the galaxy-based search algorithm: a novel metaheuristic for continuous optimisation. *International Journal of Computational Science and Engineering*, 6(1), 132-140.
- [25] Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan press. Ann Arbor, MI, 1(97), 5.
- [26] Krishnanand, K. N., & Ghose, D. (2009). Glowworm swarm optimization for simultaneous capture of multiple local optima of multimodal functions. *Swarm intelligence*, 3(2), 87-124.
- [27] Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., & Saryazdi, S. (2009). GSA: a gravitational search algorithm. *Information Sciences*, 179(13), 2232-2248.
- [28] He, S., Wu, Q. H., & Saunders, J. R. (2006, July). A novel group search optimizer inspired by animal behavioural ecology. *IEEE Congress on In Evolutionary Computation, CEC 2006*. (pp. 1272-1278).
- [29] Lee, K. S., & Geem, Z. W. (2005). A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 194(36), 3902-3933.
- [30] Abbass, H. A. (2001). MBO: Marriage in honey bees optimization-A haplometrosis polygynous swarming approach. *IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2001*. (Vol. 1, pp. 207-214)..
- [31] Oftadeh, R., & Mahjoob, M. J. (2009, September). A new meta-heuristic optimization algorithm: Hunting Search. *IEEE Soft Computing, Computing with Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, 2009. ICSCCW 2009*. (pp. 1-5).
- [32] Atashpaz-Gargari, E., & Lucas, C. (2007, September). Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. *IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007*. (pp. 4661-4667).
- [33] Shah\_Hosseini, H. (2007, September). Problem solving by intelligent water drops. *IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007*. (pp. 3226-3231)..
- [34] Qin, J. (2009, November). A new optimization algorithm and its application—Key cutting algorithm. *IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, 2009. GSIS 2009*. (pp. 1537-1541).
- [35] Mucherino, A., & Seref, O. (2007, November). Monkey search: a novel metaheuristic search for global optimization. In *Data Mining, Systems Analysis and Optimization in Biomedicine* (Vol. 953, pp. 162-173).
- [36] Premaratne, U., Samarabandu, J., & Sidhu, T. (2009, December). A new biologically inspired optimization algorithm. *IEEE International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS), 2009* (pp. 279-284).
- [37] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, November). Particle swarm optimization. *IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings.*, (Vol. 4, pp. 1942-1948).
- [38] Han, K. H., & Kim, J. H. (2002). Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(6), 580-593.
- [39] Rabanal, P., Rodríguez, I., & Rubio, F. (2007). Using river formation dynamics to design heuristic algorithms. *Unconventional Computation*, 163-177.
- [40] Dai, C., Chen, W., & Zhu, Y. (2006, November). Seeker optimization algorithm. *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Security*, (Vol. 1, pp. 225-229).
- [41] Eusuff, M. M., & Lansey, K. E. (2003). Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 129(3), 210-225.
- [42] Kirkpatrick, S., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- [43] Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations Research*, 13(5), 533-549.



- [44] Mladenović, N., & Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. *Computers & Operations Research*, 24(11), 1097-1100.
- [45] Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreininejad, A., & Hamdi, M. (2012). Water cycle algorithm—A novel Metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems. *Computers & Structures*.
- [46] Prügel-Bennett, A. (2010). Benefits of a population: five mechanisms that advantage population-based algorithms. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 14(4), 500-517.
- [47] Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1), 67-82.
- [48] Eiben, A. E., Hinterding, R., & Michalewicz, Z. (1999). Parameter control in evolutionary algorithms. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 3(2), 124-141.
- [49] Regis, R. G., & Shoemaker, C. A. (2004). Local function approximation in evolutionary algorithms for the optimization of costly functions. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8(5), 490-505.
- [50] Clerc, M., & Kennedy, J. (2002). The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(1), 58-73.