

Nephron-2 Meta-Heuristic Algorithm (NOA-2), to Solve Optimization Problems

Reza Behmanesh¹, Negar Majma^{2*}

1- Industrial Eng. Dep., Naghshejahan Higher Education Institute, Isfahan, Iran.

2*- Computer Eng. Dep., Naghshejahan Higher Education Institute, Isfahan, Iran.

¹R.Behmanesh@naghshejahan.ac.ir, ^{2*}Majma@naghshejahan.ac.ir

Corresponding author's address: Negar Majma, Faculty of Computer engineering, Naghshejahan Higher Education Institute, Isfahan, Iran.

Abstract- Meta-heuristic optimization algorithms have become very popular nowadays in solving optimization problems. By using this group of algorithms, many engineering problems can be solved easily and away from complexity. Nephron Optimization Algorithm (NOA-2) is one of these algorithms that is the extension of the first version of Nephron Algorithm Optimization. This algorithm is inspired by the functioning of the nephron in the human kidney. The structure of the NOA algorithm proposed in this article according to the behavior of the nephron consists of 4 parts; Filtration, reabsorption, secretion, and excretion. In order to evaluate the performance, the results of NOA-2 and five other famous optimization algorithms on seven optimization problems have been investigated. In this evaluation, two measures of solution quality (objective function) and computational solution time are considered for evaluation and comparison. The results show that the NOA-2 found the best objective function in a certain time compared to other algorithms and also obtained the optimal solution of the seven studied problems in less time than other algorithms.

Keywords- Optimization, Nephron Algorithm, Metaheuristics, Diversification, Intensification.

الگوریتم فراابتکاری نفرون-۲ (NOA-2)، جهت حل مسائل بهینه‌سازی

رضا بهمنش^۱، نگار مجمع^{۲*}

۱- استادیار گروه مهندسی صنایع، مؤسسه آموزش عالی نقش جهان، اصفهان، ایران.

۲*- استادیار گروه مهندسی کامپیوتر، مؤسسه آموزش عالی نقش جهان، اصفهان، ایران.

^۱r.behmanesh@naghshejahan.ac.ir, ^{۲*}Majma@naghshejahan.ac.ir, ^۳jscit@nit.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: نگار مجمع، اصفهان، شهر بهارستان، مؤسسه آموزش عالی نقش جهان، استادیار گروه مهندسی کامپیوتر.

چکیده - الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری^۱ امروزه در حل مسائل بهینه‌سازی محبوبیت فراوانی پیدا کرده‌اند. با استفاده از این دسته الگوریتم‌های می‌توان به راحتی و دور از پیچیدگی بسیاری از مسائل حوزه مهندسی را حل نمود. الگوریتم بهینه‌سازی نفرون (NOA^۲) نیز از این دسته الگوریتم‌ها است که توسعه اولین نسخه الگوریتم نفرون^۲ است. این الگوریتم الهامی از عملکرد نفرون در کلیه انسان است. ساختار الگوریتم NOA-2 پیشنهاد شده در این مقاله طبق رفتار نفرون مشتمل بر ۴ بخش؛ جداسازی^۴، جذب^۵، تراوش^۶ و دفع^۷ است. برای ارزیابی عملکرد، به بررسی نتیجه اجرای الگوریتم NOA-2 و پنج الگوریتم بهینه‌سازی معروف دیگر بر روی هفت مسئله بهینه‌سازی پرداخته شده است. در این ارزیابی، دو معیار کیفیت جواب (تابع هدف)، و زمان حل محاسباتی برای ارزیابی و مقایسه در نظر گرفته می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم NOA-2 نسبت به سایر الگوریتم‌ها بهترین تابع هدف را در زمان معینی یافته و همچنین در زمان کمتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها جواب بهینه هفت مسئله مورد مطالعه را به دست آورده است.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی، الگوریتم نفرون، فراابتکاری، تنوع‌بخشی، تمرکزگرائی.

¹ Meta heuristic

² Nephron Optimization Algorithm (NOA)

³ Nephron Algorithm Optimization

⁴ Filtration

⁵ Reabsorption

⁶ Secretion

⁷ Excretion

عملگرها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

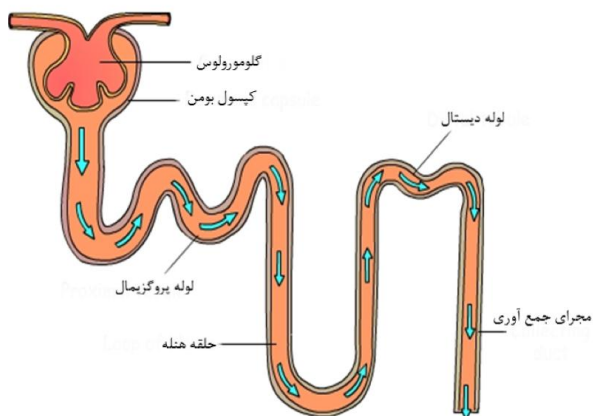
$$q = \frac{-kVP}{\mu L} \quad (1)$$

واژه‌های معادل مورد استفاده در الگوریتم NOA-2 در مقایسه با نفرون طبیعی در جدول (۱) نمایش داده شده است.

در ادامه ابتدا در بخش دوم، به معرفی پنج الگوریتم فراابتکاری که در این مقاله مورد مقایسه قرار گرفته‌اند، پرداخته می‌شود، سپس در بخش سوم به شرح الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود و در بخش چهارم کار آیی الگوریتم پیشنهادی، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در بخش پنجم به بررسی نتایج به دست آمده پرداخته می‌شود.

۲- الگوریتم‌های فراابتکاری مشابه

در این بخش به معرفی مختصری از پنج الگوریتم فراابتکاری ژنتیک، رقابت استعماری، ازدحام ذرات، جغرافیای زیستی، و اجتماع زنبور مصنوعی که در این مقاله جهت مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی NOA-2، استفاده شده‌اند، پرداخته می‌شود. همچنین نتایج الگوریتم پیشنهادی با نسخه اولیه آن مقایسه می‌گردد.



شکل ۱: ساختار یک نفرون

جدول ۱ - واژه‌های معادل الگوریتم NOA_2 و نفرون طبیعی

الگوریتم NOA-2	نفرون طبیعی
جواب موجه	پلاسمای درون نفرون و افرت
تابع برازندگی	معیار غربالگری ذرات
جستجوی محلی	جریان ذرات بین افرت و نفرون
جستجوی سراسری	دفع ذرات مضر و جذب ذرات مفید
عملگر جداسازی	تفکیک ذرات بزرگ و کوچک

امروزه، با افزایش پیچیدگی در مسائل بهینه‌سازی در حوزه ریاضیات و علوم کامپیوتر، الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری جدید مطرح شده‌اند. این روش‌ها می‌توانند جواب‌های نسبتاً خوبی را برای مسائل مذکور تأمین کنند. مطالعات و تحقیقات گسترده‌ای به معرفی الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت پرداخته‌اند [۱-۲]. با این وجود به کارگیری روش‌های فراابتکاری در حل مسائل بهینه‌سازی ترکیباتی نظیر جدول زمانی^۱ [۳]، زمان بندی [۴]، برنامه‌ریزی تولید [۵] هنوز هم راه‌هایی برای شبیه‌سازی الگوریتم‌ها طبق رفتار طبیعی حیوانات یا اعضاء بیولوژیکی وجود دارد که بتوان از طریق آن‌ها ساختار کنونی الگوریتم‌ها را بهبود داد. یکی از این الگوریتم‌ها، الگوریتم نفرون است. در این مقاله بهبودی بر نسخه اولیه این الگوریتم که توسط نویسندگان در کارهای پیشین [۶] انجام شده است، ارائه می‌شود. این الگوریتم الهامی از ساختار نفرون در کلیه انسان است که در حل مسائل بهینه‌سازی قابل استفاده است.

در کلیه انسان، واحدهای متعددی به نام نفرون وجود دارد که هر نفرون شامل یک عضو فیلتر کننده^۲، یک لوله^۳ برای جذب^۴ و تراوش^۵ است که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، در نهایت نتیجه عملکرد این اعضاء با یکدیگر، تولید ادرار است. بخش اول، ابتدا ذرات بزرگ را از خون جدا می‌کند و سپس آب و ذرات کوچک را به بخش دوم حمل می‌کند. در این بخش، با جذب مواد مغذی ضروری و دفع غیر ضروری به عنوان ادرار، حجم و فشار خون تنظیم می‌گردد [۷]. بعلاوه یک بافتی بنام گلومرولوس^۶ در ابتدای نفرون قرار دارد و ۲۰٪ پلاسمای خون را درون نفرون وارد می‌کند و تمامی مواد در کیسول بومن^۷ فیلتر می‌شوند. قانون دارسی^۸ یک رابطه عمومی است که نرخ تخلیه^۹ را به صورت تابعی از سطح جریان قابل عبور، فشار سیال، و عدد ثابت تناسب نشان می‌دهد [۸]. نرخ تخلیه بر اساس رابطه (۱) است [۹] که در آن، q میزان تخلیه، k میزان نفوذپذیری، μ میزان چسبندگی مایع، و VP اختلاف فشار بین دو بخش و L طول بخش مربوط به تغییر فشار است. رابطه دارسی برای تخلیه بین نفرون و افرت^{۱۰} در برخی

¹ Timetabling

² Filtrating member

³ Tubule

⁴ Reabsorption

⁵ Secretion

⁶ Glomerulus

⁷ Bowman's capsule

⁸ Darcy's law

⁹ Discharge

¹⁰ Efferent

عملگر میتوکندری	تغییر وضعیت ذرات در نفرون
عملگرهای جذب و تراوش	عملیات جذب و تراوش
پارامترهای کنترلی k, μ	میزان نفوذپذیری و چسبندگی مایع
پارامتر کنترلی ρ	جهت گیری ذرات در نفرون
پارامتر کنترلی $\alpha \%$	نرخ فیلتر ذرات در کپسول بومن

جدیدی از پرندگان والدین ایجاد نمی‌کند. در عوض، پرندگان در جمعیت فقط رفتار اجتماعی و براین اساس حرکت خود را به سمت مقصد تکامل می‌دهند [۱۲].

د- الگوریتم بهینه‌سازی جغرافیایی زیستی (BBO):

بهینه‌سازی مبتنی بر جغرافیای زیستی، یک روش جدید در حوزه بهینه‌سازی جهانی بر اساس تئوری جغرافیای زیستی است. ایده اصلی این الگوریتم بر اساس نظریه جغرافیای زیستی است که مطالعه توزیع جغرافیایی موجودات زیستی است. متفاوت از سایر الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت، در الگوریتم بهینه‌سازی جغرافیایی زیستی، راه‌حل‌های ضعیف می‌توانند کیفیت‌ها را با پذیرش ویژگی‌های جدید از موارد خوب بهبود بخشند. این الگوریتم از طریق شبیه‌سازی مهاجرت و مهاجرت گونه‌ها بین زیستگاه‌ها در فضای راه‌حل چندبعدی، که در آن هر زیستگاه یک راه‌حل نامزد را نشان می‌دهد، توسعه یافته است. مانند سایر الگوریتم‌های تکاملی، این الگوریتم به طور احتمالی اطلاعات را بین راه‌حل‌های کاندید به اشتراک می‌گذارد. جغرافیای زیستی نه تنها توصیفی از پراکندگی گونه‌ها، بلکه توضیحی جغرافیایی نیز ارائه می‌دهد. جغرافیای زیستی بر حسب عواملی مانند مساحت زیستگاه و نرخ مهاجرت و نرخ مهاجرت مدل‌سازی می‌شود و تکامل، انقراض و مهاجرت گونه‌ها را توصیف می‌کند [۱۳].

ه- الگوریتم اجتماع زنبور مصنوعی (ABC):

اجتماع زنبور مصنوعی، زنبورهای مصنوعی شامل سه گروه زنبور است: زنبورها، تماشاگران و پیشاهنگان. در این الگوریتم، نیمه اول حل مساله را زنبورهای مصنوعی به کار گرفته شده و نیمه دوم را تماشاگران تشکیل می‌دهند. برای هر منبع غذایی، تنها یک زنبور شاغل وجود دارد. هر چرخه جستجو شامل سه مرحله است: فرستادن زنبورهای استخدام شده به منابع غذایی و سپس اندازه‌گیری مقدار شهد آن‌ها. انتخاب منابع غذایی توسط تماشاگران پس از به اشتراک گذاشتن اطلاعات زنبورهای شاغل و تعیین مقدار شهد غذاها. از این رو، رقص زنبورهای شاغل که شهد بالاتری دارند، تماشاگران را برای مناطق منبع غذایی با مقدار شهد بالاتر جذب می‌کند. پس از رسیدن به منطقه انتخاب شده، بسته به اطلاعات بصری، منبع غذایی جدیدی را در همسایگی منبع موجود در حافظه انتخاب می‌کند. اطلاعات بصری بر اساس مقایسه موقعیت‌های منبع غذایی است. هنگامی که شهد یک منبع غذایی

الف- الگوریتم ژنتیک (GA): این الگوریتم از سیستم‌های بیولوژیکی الهام گرفته شده است. یک راه‌حل برای یک مسئله در این الگوریتم به شکل رشته ای به نام «کروموزوم» نشان داده می‌شود که شامل مجموعه ای از عناصر به نام «ژن» است که مجموعه‌ای از مقادیر را برای متغیرهای بهینه‌سازی نگه می‌دارد [۱۰]. الگوریتم ژنتیک با جمعیت تصادفی کروموزوم‌ها کار می‌کند. تناسب هر کروموزوم با ارزیابی آن در برابر یک تابع هدف تعیین می‌شود. برای شبیه‌سازی بقای طبیعی مناسب‌ترین فرآیند، بهترین کروموزوم‌ها اطلاعات (از طریق متقاطع یا جهش) را برای تولید کروموزوم‌های فرزند مبادله می‌کنند. راه‌حل‌های فرزندان در صورتی که راه‌حل‌های بهتری نسبت به اعضای ضعیف جمعیت ارائه کنند، ارزیابی و برای تکامل جمعیت مورد استفاده قرار می‌گیرند. معمولاً این فرآیند برای تعداد زیادی از نسل‌ها ادامه می‌یابد تا بهترین راه حل (نزدیک به حداکثر) به دست آید.

ب- الگوریتم رقابت استعماری (ICA):

هر فرد از جمعیت را کشور می‌نامند. جمعیت به دو گروه مستعمرات و دولت امپریالیستی تقسیم می‌شود. رقابت بین امپریالیست‌ها برای تصاحب مستعمرات یکدیگر هسته اصلی این الگوریتم را تشکیل می‌دهد و در نهایت منجر به همگرایی کشورها می‌شود. در این رقابت امپراتوری‌های ضعیف به تدریج فرومی‌ریزند و تنها یک امپریالیست وجود دارد که بقیه کشورها مستعمره آن هستند [۱۱].

ج- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO):

بهینه‌سازی ازدحام ذرات از رفتار اجتماعی دسته‌ای از پرندگان مهاجر الهام گرفته شده است که تلاش می‌کنند به مقصدی ناشناخته برسند. در این الگوریتم، هر عضو یک "پرنده" در دسته است و به عنوان "ذره" نامیده می‌شود. یک ذره مشابه کروموزوم است (عضو جمعیت) در الگوریتم ژنتیک است. برخلاف الگوریتم ژنتیک، فرایند تکاملی در بهینه‌سازی ازدحام ذرات، پرندگان

4- Biogeography-based Optimization
5- Artificial Bee Colony optimization

¹ Genetic Algorithm
2- Imperialist Competitive Algorithm
3- Particle Swarm Optimization

توسط زنبورها رها می‌شود، یک منبع غذایی جدید به طور تصادفی توسط یک زنبور پیشاهنگ تعیین می‌شود و با منبع رها شده جایگزین می‌شود. در این مدل، در هر چرخه حداکثر یک پیشاهنگ برای جستجوی منبع غذایی جدید و تعداد شاغلان به بیرون می‌رود [۱۴].

علاوه بر الگوریتم های مطرح شده فوق، مطالعات دیگری در خصوص بهبود الگوریتم ها و یا ترکیب آنها برای ایجاد یک الگوریتم مناسب تر انجام شده است. از جمله [۱۵] با استفاده از ترکیب الگوریتم کرم شب تاب، الگوریتم ژنتیک و جستجوی محلی، یک الگوریتم ترکیبی ارائه نموده است که موجب کاهش خطا شده است. در [۱۶] یک الگوریتم فرااکتشافی مبتنی بر رفتار پرنده تپه‌ها ارائه شده است که با مقایسه با سایر الگوریتم های مشابه خطای برون خطی را تا حدود بسیار زیادی کاهش می دهد. در [۱۷] الگوریتم اجتماع ذرات با روش های موازی سازی بهبود داده شده و برای حل مسائل بهینه سازی با محاسبات سنگین مورد استفاده قرار گرفته است.

۳- الگوریتم نفرون-۲

الگوریتم NOA-2 بر اساس نسخه قبلی این الگوریتم در کار پیشین نویسندگان [۷]، توسعه داده شده است. نسخه پیشین با عنوان الگوریتم نفرون اولیه (NAO) در سال ۲۰۱۶ توسط نویسندگان این مقاله ارائه گردید که پس از جداسازی با عملگر جهش در برخی از جوابهای اولیه به تولید جوابهای جدیدتر می پردازد و پس از آن با شبیه سازی عملگرهای جذب و تراوش نفرون طبیعی به مکانیزم تمرکزگرائی می پردازد. در NOA-2، برخی معادلات جهت بهبود نتایج توسعه داده شده‌اند تا نتایج بهتری حاصل شود. همچنین عملگر جدیدی با عنوان میتوکندری بمنظور ارتقاء عملکرد الگوریتم در مکانیزم تنوع بخشی به الگوریتم اضافه شده است. در ادامه به معرفی مراحل اجرایی این الگوریتم پرداخته می شود.

مراحل اجرای الگوریتم NOA-2 بصورت زیر می باشد:

۱. مقداردهی اولیه: در این مرحله، پارامترهای الگوریتم تعیین می‌گردند. قبل از شروع اجرای هر الگوریتم بهینه‌سازی، ابتدا بایستی پارامترهای مهم در الگوریتم تنظیم شوند. پارامترهای الگوریتم NOA-2 شامل ضریب نفوذپذیری افرت (K_{ef})، چسبندگی

پلاسمای درون افرت (μ_{ef})، ضریب نفوذپذیری نفرون (K_{nep}) و چسبندگی پلاسمای درون نفرون (μ_{nep}) است. همچنین α نرخ فیلتر برای پذیرش پلاسمای درون نفرون و ρ پارامتر کنترلی برای تغییرات در میتوکندری است. حداکثر تکرار الگوریتم با $MaxIt$ نمایش داده می‌شود. این پارامترها در این مرحله مقدار دهی اولیه می‌شوند.

۲. ارزیابی جوابها: هر پلاسمای یا جواب مطابق تابع برازندگی مورد ارزیابی می‌گیرد و بهترین جواب ذخیره می‌شود.

۳. اجرای عملگرها: اجرای الگوریتم تا رسیدن به شرط توقف (بیشترین تکرار)

الف- جداساز: فاصله بین هر پلاسمای با بهترین پلاسمای محاسبه می‌گردد و به تعداد مشخصی بر اساس پارامتر نرخ فیلتر، پلاسماهایی که بیشترین فاصله را با بهترین پلاسمای دارند به بخش نفرون وارد می‌شوند و مابقی در بخش افرت باقی می‌مانند.

ب- میتوکندری: وضعیت پلاسماهای درون نفرون تغییر می‌کند و منجر به تولید جوابهای متنوع می‌گردد.

ج- جذب و تراوش: وضعیت پلاسماهای درون افرت تغییر می‌یابد و منجر به جواب های متمرکز می‌گردد.

د- دفع: کلیه پلاسماهای تغییر وضعیت یافته به پلاسماهای قبلی اضافه می‌شوند و بدترین‌ها حذف می‌گردند.

در ادامه اجرای این عملگرها با جزئیات بیشتر شرح داده می‌شوند.

الف- جداساز:

در عملگر اول با عنوان جداساز، درصدی از جمعیت برای ورود به نفرون بر اساس روابط (۲) و (۳) فیلتر می‌شوند. براساس این قانون، پلاسماهایی که ساختار آنها کمتر شبیه به بهترین پلاسمای می‌باشد به نفرون وارد می‌شوند. معیار تعیین شباهت بر اساس فاصله اقلیدسی رابطه (۲) است.

$$Dist_i(plasma_i, plasma_{best}) = \sqrt{\sum_{j=1}^d (plasma_{ij} - plasma_{best,j})^2} \quad (2)$$

$$N_{nep} = \alpha \times N_{plasma}, N_{ef} = (1 - \alpha) \times N_{plasma} \quad (3)$$

1- Nephron Algorithm Optimization

$Avg(nep)$ معرف میانگین موقعیت پلاسمای درون افرت و نفرون می‌باشد.

$$q_{ef} = \frac{K_{ef}}{\mu_{nep}} [Avg(ef) - Avg(nep)] \quad (8)$$

$$q_{nep} = \frac{K_{nep}}{\mu_{ef}} [Avg(nep) - Avg(ef)] \quad (9)$$

در قانون جابجایی، طبق رابطه‌های (۱۰) و (۱۱) پلاسماهای نفرون به سمت بدترین پلازما و پلاسماهای افرت به سمت بهترین پلازما تغییر موقعیت می‌دهند.

$$\nabla d_{wi} = (plasma_{worst} - plasma_i^{nep}) \quad (10)$$

$$\nabla d_{bi} = (plasma_{best} - plasma_i^{ef}) \quad (11)$$

د- دفع :

در عملگر چهارم یا دفع، پلاسماهای زائد یا بدترین براساس نرخ جمعیت پلازما حذف می‌شوند و مابقی در سیستم برای تکرار الگوریتم باقی می‌مانند که طبق رابطه (۱۲) نمایش داده می‌شود.

$$newPlasma = \text{SelectBetter}\{Mplasma_i \cup Rplasma_i \cup Splasma_i \cup plasma_{best}\} \quad (12)$$

۱-۳- بهبود صورت گرفته در الگوریتم NOA-2 نسبت به نسخه اولیه

همان گونه که پیش از این اشاره شده الگوریتم NOA-2 توسعه کاربردی تری از نسخه اولیه ارائه شده توسط نویسندگان است [۶]. در این نسخه جدید رابطه‌ها در اجرای عملگرها بهبود پیدا کرده و عملگری جدید با عنوان میتوکندری به این مرحله اضافه شده است. همان گونه که در سایر الگوریتم‌های فراابتکاری مشخص است، دو مولفه کلیدی شامل بر تمرکزگرائی و تنوع بخشی وجود دارد که به جستجوی محلی و سراسری کمک می‌کنند. تبادل بین این دو مولفه کلیدی بصورت معنی‌داری بر کارائی الگوریتم تاثیر دارد. این دو مولفه مذکور در الگوریتم NOA-2 نیز نقش بسزایی بازی می‌کنند که در عملگرهای شرح داده شده در بالا کاملاً مشهود

در این روابط N_{nep} تعداد پلاسمای درون نفرون و N_{ef} تعداد پلاسمای درون افرت و N_{plasma} تعداد کل پلاسمای موجود است.

ب- میتوکندری :

در عملگر دوم یا میتوکندری، برخی پلاسماهای درون نفرون طبق رابطه (۴) تغییر موقعیت پیدا می‌کنند.

$$Mplasma_i = Mtch(plasma_i^{nep}) = \begin{cases} plasma_i + rand()plasma_i^{nep} & \text{if } P \leq \rho \\ plasma_i - rand()plasma_i^{nep} & \text{if } P > \rho \end{cases} \quad (4)$$

یک پلازما $plasma_i^{nep}$ تصادفاً درون نفرون انتخاب می‌شود و با ضریب تصادفی $rand()$ به موقعیت پلاسمای دیگر افزوده یا از آن کاسته می‌شود و موجب تغییر موقعیت آن می‌گردد.

ج) جذب و تراوش :

در عملگر سوم، برخی از پلاسماهای درون نفرون و افرت طبق قانون جذب و تراوش رابطه‌های (۵) و (۶) تغییر موقعیت می‌دهند.

$$Rplasma_i = \text{Reabsorption}(plasma_i) = \begin{cases} plasma_i^{nep} + \beta \nabla d_{wi} + q_{ef} & \forall i \in Nep \\ plasma_i^{ef} + \beta \nabla d_{bi} + q_{ef} & \forall i \in Ef \end{cases} \quad (5)$$

$$Splasma_i = \text{Secretion}(plasma_i) = \begin{cases} plasma_i^{nep} + \frac{1}{\beta} \nabla d_{wi} + q_{nep} & \forall i \in Nep \\ plasma_i^{ef} + \frac{1}{\beta} \nabla d_{bi} + q_{nep} & \forall i \in Ef \end{cases} \quad (6)$$

پلاسمای درون افرت با $plasma_i^{ef}$ نمایش داده می‌شود. پارامتر β طبق رابطه (۷) محاسبه می‌شود:

$$\beta = \frac{N_{nep}}{N_{ef}} \quad (7)$$

رابطه‌های جذب و تراوش از سه بخش تشکیل شده است: (۱) موقعیت کنونی پلازما، (۲) قانون تخلیه، و (۳) قانون جابجایی. میزان تخلیه از نفرون به افرت و بالعکس در رابطه‌های (۸) و (۹) نشان داده شده است. که در این روابط نمادهای $Avg(ef)$ و

متلب کدنویسی و در سیستمی با CPU ۲ گیگاهرتز و RAM ۱ گیگابایت اجرا شدند.

مسائل مورد بررسی شامل Ackley ، Griewangk ، Rosen Brock ، Rotated Hyper. Sphere ، Rastrigin و Coolville می‌باشد که همگی از مسائل معروف و شناخته شده در بهینه سازی هستند و جزئیات مسائل مشتمل بر توابع هدف، دامنه یا حدود متغیرها، جواب بهینه، و ابعاد مساله یا تعداد متغیرها در جدول ۲ نمایش داده می‌شود [۱۷]. در ستون اول این جدول، نام هر مساله و تعداد متغیرها مشخص شده است، در ستون دوم رابطه تابع هدف برای هر مساله نشان داده می‌شود که بعنوان تابع برازندگی در الگوریتم های فراابتکاری فرموله می‌شود و مقدار بهینه تابع (جواب بهینه) در ستون سوم نمایش داده می‌شود که معیار ارزیابی کارایی الگوریتمها با توجه به محدوده متغیرها در ستون آخر می‌باشد. هر الگوریتم ۳۰ مرتبه بر روی هر مساله اجرا شده است و میانگین و انحراف معیار جوابهای بدست آمده الگوریتم NOA-2 با سایر الگوریتمها مقایسه می‌شود. نتایج مقدار تابع هدف (جواب) و زمان محاسباتی الگوریتم برای یافتن جواب بهینه به ترتیب در جداول ۳ و ۴ نشان داده می‌شوند.

Algorithm. Nephron Optimization Algorithm-II

[Initialization]

Parameter setting : $\mu_{ef}, \mu_{nep}, K_{ef}, K_{nep}, \alpha, \rho, N_{plasma}, MaxIt$

Generate plasma solution : $plasma_i = \{1, 2, \dots, d\} \in PlasmaPop$ randomly

[Evaluation]

Evaluate plasma solutions and record the best plasma

For It to MaxIt do

[Filtration]

$p^{Nep} := \emptyset, p^{Ef} := PlasmaPop$

Calculate distance between the population and the best plasma based on Eq. (2,3)

$SP = Sort(plasma_i, Descending Dist_i)$

For i to N_{nep} do

$p^{Nep} = p^{Nep} \cup \{SP_i\}, p^{Ef} = p^{Ef} \setminus \{SP_i\}$

End for

[Mitochondria]

Displace $plasma_i \in p^{Nep}$ according to the concentration gradient rule in Eq. (4)

Record each displaced plasma as

$Mplasma_i^{nep} = Mitochondria(plasma_i^{nep})$

[Reabsorption]

Displace $plasma_i \in p^{Nep}$ and $plasma_i \in p^{Ef}$ according to Eq. (5) and Eqs. (7,8,10,11)

Record displaced plasmas as $Rplasma$

[Secretion]

Displace $plasma_i \in p^{Nep}$ and $plasma_i \in p^{Ef}$ according to Eq. (6) and Eqs. (7,9,10,11)

است. در مرحله جداسازی، جوابهایی که به بهترین جواب شباهتی ندارند برای تنوع بخشی جوابها در همان ابتدای الگوریتم انتخاب می‌گردند. با بکارگیری عملگر میتوکندری به این مقصود نزدیک تر می‌شویم زیرا تغییر موقعیت‌های تصادفی برای پلاسمها ایجاد شده و به جستجوی سراسری کمک می‌شود. همانگونه که در ابتدای معرفی الگوریتم بیان شد، یک جهش ساده در تغییر موقعیت پلاسمای درون نفرون پیشین ایجاد می‌شد که منجر به تولید جوابهای جدید می‌گردید ولی در الگوریتم پیشنهادی، عملگر جهش با شبیه سازی رفتار میتوکندری براساس رابطه (۴) جایگزین گردید که در آن موقعیت پلاسمای درون نفرون بصورت تصادفی و مبتنی بر تصمیم احتمالی تغییر می‌یابد. با توجه به اینکه در رابطه مذکور، نه تنها تغییرات موقعیت پلاسمای بصورت تصادفی و با بکارگیری عدد تصادفی $rand$ انجام می‌شود، بلکه چگونگی تغییرات موقعیت هر پلاسمای براساس تصمیم گیری احتمالی p می‌باشد انتظار می‌رود الگوریتم در تکرارهای بعدی، جوابهای متنوع تری تولید کند و دچار تله های محلی یا همگرایی زودرس نشود و با بهبود در تعادل بین مکانیزمهای تنوع بخشی و تمرکزگرائی به جوابهای بهتری دست یابد. از طرف دیگر در مراحل جذب و تراوش، قانون تخلیه و قانون جابجایی بطور ترکیبی و براساس نرخ پارامترهای کنترلی موجود در عملگرها به تنوع بخشی و تمرکزگرائی کمک می‌کنند. هرچه نرخ فیلتر در عملگر جداسازی بیشتر باشد تنوع بخشی افزایش می‌یابد و هر چه کمتر باشد تمرکزگرائی و همگرایی زودرس بیشتر می‌شود. همچنین ترکیب پارامترهای نفوذپذیری و چسبندگی در تعیین موقعیت‌های پلاسمای موثر می‌باشند بطوریکه هرچه $\beta \nabla d_{wi}$ ، q_{ef} ، $\beta \nabla d_{bi}$ ، $\frac{1}{\beta} \nabla d_{wi}$ ، $\frac{1}{\beta} \nabla d_{bi}$ و q_{nep} بیشتر شوند تنوع بخشی افزایش می‌یابد و هرچه کمتر باشند تمرکزگرائی بیشتر خواهد شد. در شکل ۲ کد اجرای الگوریتم NOA-2 پیشنهادی ارائه شده است.

۴- ارزیابی کارایی الگوریتم

برای ارزیابی الگوریتم NOA-2، علاوه بر نسخه نخست الگوریتم نفرون، پنج الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری شامل الگوریتم ژنتیک، الگوریتم رقابت استعماری، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، بهینه‌سازی جغرافیای زیستی و اجتماع زنبور مصنوعی بر روی هفت مساله بهینه‌سازی معروف اجرا شدند که نتایج و خروجی الگوریتم‌های فوق در این بخش ارائه می‌شود. همه این الگوریتم‌ها در نرم افزار

بررسی را در مقابل NOA-2 نمایش می‌دهد. مقدار p-value براساس آزمون Dunnett T3 محاسبه گردید و برای کلیه روش های بهینه سازی در مقایسه با الگوریتم پیشنهادی کمتر از سطح معنی داری (0,05 < 0,000) بدست آمد و گویای این است که زمان محاسباتی سایر الگوریتم ها برای حل مسائل بهینه سازی با زمان محاسباتی الگوریتم پیشنهادی تفاوت معنی داری دارد. الگوریتم NOA-2 بطور معناداری می‌تواند در زمان کمتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها جواب بهینه همه مسائل بهینه‌سازی آزمون را پیدا کند.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

از نتایج بدست آمده در جداول ۳ و ۴، مشاهده می‌شود که الگوریتم NOA-2 در مقایسه با الگوریتم های مورد بررسی توانسته است بهترین جواب را در کمترین زمان محاسباتی پیدا کند. عملکرد میتوکندری به الگوریتم کمک می‌کند تا جواب بهینه مسائل سریع‌تر از الگوریتم‌های دیگر بدست آید زیرا که قدرت تنوع بخشی الگوریتم را افزایش می‌دهد. از طرف دیگر دو عملکرد جذب و تراوش نقش کلیدی در ایجاد توازن بین مکانیزم‌های تنوع بخشی و تمرکزگرائی الگوریتم را دارا می‌باشند.

Record displaced plasmas as *Splasma*
[Excretion]
 Append displaced *plasmas* to a new set solution according to Eq. (12)
 Record the best *plasma* found so far
End for
Return the best solution after meeting the stopping criteria

شکل ۲- کد اجرای الگوریتم NOA-2

همانگونه که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، الگوریتم NOA-2 در مقایسه با شش الگوریتم دیگر جواب بهینه یا نزدیک بهینه را در زمان معینی یافته است و نتایج بهتری ارائه داده‌است. زمینه خاکستری تیره و روشن به ترتیب الگوریتم رتبه اول و دوم را از نظر نتایج (کیفیت جواب) نشان می‌دهد و نماد * نشان می‌دهد الگوریتم نفرون در مقایسه با الگوریتم دارای نماد بصورت معناداری (در سطح معنی داری 0,05) جواب بهتری بدست آورده است. مقدار p-value براساس آزمون Dunnett T3 محاسبه گردید و برای غالب روش های بهینه سازی در مقایسه با الگوریتم پیشنهادی کمتر از سطح معنی داری (0,05 < 0,000) بدست آمد و گویای این است که کیفیت جوابهای سایر الگوریتم ها با کیفیت جوابهای الگوریتم پیشنهادی تفاوت معنی داری دارد.

جدول ۴ نتایج تلاش و زمان محاسباتی شش الگوریتم مورد

جدول ۲- جزئیات مسائل معروف بهینه سازی مشتمل بر ابعاد مساله یا تعداد متغیرها، تابع هدف، جواب بهینه، و دامنه متغیرهای پیوسته

Name (size)	Equation of optimization test function	$f(x^*)$	Bounds of x_i
Ackley (128)	$f(x) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e$	0	[-32.768, 32.768]
Griewangk (10)	$f(x) = \sum_{i=1}^d \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0	[-600, 600]
Rastrigin (256)	$f(x) = 10d + \sum_{i=1}^d [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$	0	[-5.12, 5.12]
Sphere (256)	$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2$	0	[-5.12, 5.12]
Rotated-Hyper (256)	$f(x) = \sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^i x_j^2$	0	[-65.536, 65.536]
Rosenbrock (6)	$f(x) = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	0	[-2.048, 2.048]
Colville (4)	$f(x) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (x_1 - 1)^2 + (x_3 - 1)^2 + 90(x_3^2 - x_4)^2 + 10.1((x_2 - 1)^2 + (x_4 - 1)^2) + 19.8(x_2 - 1)(x_4 - 1)$	0	[-10, 10]

جدول ۳ - میانگین و انحراف معیار تابع هدف (جواب) برای هفت مسئله بهینه‌سازی با اجرای شش الگوریتم و مقایسه با الگوریتم NOA-2

Problem	Criteria	GA	ICA	PSO	BBO	ABC	NAO	NOA-2
Ackley	AVG.	0.0685 *	0.574 *	2.0883 *	3.5246 *	15.159 *	8.9E-16	8.9E-16
	STDEV.	0.0054	0.150	0.4922	0.3326	0.6466	1E-31	1E-31
Griewangk	AVG.	0.036 *	0.048 *	0.0607 *	0.0463 *	0.0556 *	0	0
	STDEV.	0.018	0.014	0.02257	0.02076	0.01654	0	0
Rastrigin	AVG.	0.296 *	8.830 *	263.63 *	418.77 *	1931 *	1.60E-7*	0
	STDEV.	0.051	1.554	28.1575	28.149	167	3.424E-7	0
Sphere	AVG.	0.44 *	7.4E-06*	0.1247 *	2.19 *	0.039 *	3.8E-62	0
	STDEV.	0.08	1.2E-06	0.0723	0.18	0.013	1.6E-61	0
Rotated Hyper	AVG.	83.536 *	0.0007 *	1.2057 *	422.77*	3.9839 *	1.1E-56	0
	STDEV.	12.931	0.0005	0.2953	89.31	1.49265	3.9E-56	0
Rosen Brock	AVG.	1.958 *	0.0003*	7.1E-05 *	0.1279 *	0.1257 *	0.206*	8.42E-17
	STDEV.	0.353	0.0005	8.4E-05	0.08308	0.05642	0.128	4.53E-16
Colville	AVG.	0.009 *	0.0009 *	7.58E-09*	0.00142*	0.0010 *	3.44E-6*	4.2E-28
	STDEV.	0.007	0.0006	1.23E-08	0.00302	0.00021	4.59E-6	2.3E-27

* نشان می‌دهد که NOA-2 در سطح معنی‌داری ۰.۰۵ (<۰.۰۵*) برای حل مساله مورد نظر، از لحاظ کیفیت جواب دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد.

جدول ۴ - میانگین و انحراف معیار زمان محاسباتی برای هفت مسئله بهینه‌سازی با اجرای شش الگوریتم و مقایسه با الگوریتم NOA-2

Problem	Criteria	GA	ICA	PSO	BBO	ABC	NAO	NOA-2
Ackley	AVG.	49.96 *	58.45 *	45.5 *	63.282 *	18.9 *	7.68*	3.33
	STDEV.	1.483	0.049	2.864	1.257	1.4	0.365	0.31
Griewangk	AVG.	4.94 *	9.726 *	1.06 *	6.9798 *	25.13 *	7.43*	0.26
	STDEV.	0.54	0.273	0.16	0.0845	4.426	1.12	0.04
Rastrigin	AVG.	127.6 *	119.82 *	58.12 *	354.97 *	174.3*	2.73*	0.55
	STDEV.	0.1304	1.1909	0.188	15.841	0.289	0.29	0.058
Sphere	AVG.	40.6 *	38.19 *	54.07 *	232.02 *	98.097 *	7.76*	4.99
	STDEV.	3.064	0.528	0.125	3.7983	1.3915	0.31	0.14
Rotated Hyper	AVG.	542.2 *	216.58 *	622.6 *	375.6*	1190 *	77.58*	16.27
	STDEV.	2.608	1.4802	2.872	15.6	1.818	2.09	1.061
Rosen Brock	AVG.	185.1 *	73.41 *	38.49 *	513.13 *	145.79 *	47.35*	32.13
	STDEV.	9.674	1.011	1.47	1.7061	2.5206	1.07	0.815
Colville	AVG.	13.27 *	66.77 *	36.48 *	73.7 *	40.38 *	7.26*	3.55
	STDEV.	1.343	1.06	2.05	0.899	1.566	0.477	0.306

* نشان می‌دهد که NOA-2 در سطح معنی‌داری ۰.۰۵ (<۰.۰۵*) برای حل مسئله مورد نظر، از لحاظ زمان محاسباتی دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد.

بهتری دارد. همچنین از جنبه زمان محاسباتی در حل کلیه مسائل بهینه‌سازی به طور معناداری نسبت به نسخه نخست الگوریتم نفرون دارای قابلیت بالایی است، و از طرف دیگر در حل سه مسئله Rastrigin، Rosen Brock و Colville به طور معناداری نسبت به نسخه نخست الگوریتم نفرون به جواب‌های بهتری دست‌یافته است و این نتیجه گویای برتری الگوریتم توسعه

از آنجائی که انحراف معیار جواب‌های الگوریتم NOA-2 بسیار کم است و این موضوع پایایی الگوریتم در بین سایر الگوریتم‌های مورد بررسی را نشان می‌دهد. شایان‌ذکر است که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با پنج الگوریتم معروف بهینه‌سازی از دو جنبه کیفیت جواب و زمان محاسباتی به طور معناداری عملکرد

- [5] Capua, R., Frota, Y., Ochi, L. S., Vidal, T., "A study on exponential-size neighborhoods for the bin packing problem with conflicts", *Journal of heuristics*, 24(4), pp. 667-695, 2018.
- [6] Behmanesh, R., "Nephron Algorithm Optimization: Inspired of the Biologic Nephron Performance", *International Journal of Applied Metaheuristic Computing*, 7(1), pp. 38-64, 2016.
- [7] Hopkins, J., A. Maton, et al., "Human Biology and Health", New Jersey: Englewood Cliffs, US: Prentice Hall, 1993.
- [8] Darcy, H., "Les fontaines publiques de la ville de Dijon: exposition et application", par Henry Darcy. Victor Dalmont, 1856.
- [9] Bejan, A., "Convection heat transfer", John Wiley & Sons, 2013.
- [10] Goldberg DE. "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning". Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Co; 1989.
- [11] Atashpaz-Gargari, Esmaeil, and Caro Lucas. "Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition.", *IEEE congress on evolutionary computation*, 2007.
- [12] Shi Y, Eberhart R. "A modified particle swarm optimizer". *Proceedings of the IEEE international conference on evolutionary computation*. Piscataway, pp. 69-73, 1998.
- [13] Simon, Dan. "Biogeography-based optimization." *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 12, no. 6, pp.702-713, 2008.
- [14] Karaboga, Dervis, and Bahriye Basturk. "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm." *Journal of global optimization*, vol. 39, no. 3, pp. 459-47, 2007.
- یافته نفرون نسبت به نسخه نخست آن در یافتن جواب بهتر با سرعت بیشتر می باشد. اگرچه تفاوت معناداری بین جوابهای الگوریتم پیشنهادی و نسخه نخست آن در حل مسائل Ackley، Rotated Hyper، Sphere، Griewangk مشاهده نمی شود و کیفیت جوابهای یافته شده مسائل Ackley، Griewangk، توسط الگوریتم نفرون توسعه یافته و نسخه پیشین یکسان است، ولی با توجه به انحراف معیار نسبتاً بالای جوابهای یافته شده دو مساله Rotated Hyper، Sphere، توسط نسخه نخست نفرون نتیجه می گیریم که پایایی الگوریتم جدید نسبت به نسخه پیشین آن نیز بهبود یافته است. با توجه به اینکه مسائل نمونه آزمون بصورت پیوسته است لذا الگوریتم NOA-2 می تواند برای حل مسائل بهینه سازی پیوسته امیدبخش باشد. پیشنهادها برای پژوهش های آینده در این زمینه این است که الگوریتم NOA-2 برای حل مسائل گسسته و بهینه سازی ترکیباتی نظیر فروشنده دوره گرد، کوله پشتی، و حوزه مسائل زمانبندی نیز مورد بررسی قرار گیرد.

۶- مراجع

- [1] Bianchi, L., M. Dorigo et al, "A survey on metaheuristics for stochastic combinatorial optimization.", *Natural Computing*, 8(2), pp. 239-287, 2009.
- [2] Omran, M. G., Alsharhan, S., Clerc, M., "A modified Intellects-Masses Optimizer for solving real-world optimization problems", *Swarm and Evolutionary Computation*, 41, pp. 159-166, 2018.
- [3] Lindahl, M., Sorensen, M., Stidsen, T. R., "A fix-and-optimize matheuristic for university timetabling", *Journal of heuristics*, 24(4), pp. 645-665, 2018.
- [4] Wu, C. C., Chen, J. Y., Lin, W. C., Lai, K., Liu, S. C., Yu, P. W., "A two-stage three-machine assembly flow shop scheduling with learning consideration to minimize the flowtime by six hybrids of particle swarm optimization", *Swarm and Evolutionary Computation*, 41, pp. 97-110, 2018.

- [17] Salimisartaghti, J., Bidgoli, S., "A Hybrid Algorithm using Firefly, Genetic, and Local Research Algorithm", *Soft Computing Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 14-28, 2021.
- [18] Mohammadpour, M., Minaei, B., "Introducing a new meta-heuristic algorithm based on see-see partridge chicks optimization to solve dynamic optimization problems", *Soft Computing Journal*, vol. 8, no. 2, pp. 38-65, 2021.
- [19] Akbarpour, M.P., Khamforoosh, K., Maihami, V., "An approach to Improve Particle Swarm Optimization Algorithm Using CUDA", *Soft Computing Journal*, vol. 8, no. 2, pp. 2-21, 2021.
- [18] Surjanovic, S., Bingham, D. (2013). "Optimization Test Problems", Simon Fraser University, Retrieved August 2017, URL: <https://www.sfu.ca/~ssurjano/optimization.html>

مجله محاسبات نرم