به نام خدا

موضوع پروژه: Squid Game Optimizer (SGO): یک الگوریتم فراابتکاری جدید

نام اعضای گروه: سارا مظاهری – فائزه رحمتی

نام استاد: جناب آقای دکتر علی جمالیان

مقدمه:

در این مقاله، Squid Game Optimizer (SGO) به عنوان یک الگوریتم فراابتکاری جدید با الهام از قوانین اولیه یک بازی سنتی کره ای پیشنهاد شده است.

بازی Squid یک بازی چند نفره با دو هدف اصلی است: هدف مهاجمان تکمیل هدف خود در حالی که تیم ها سعی می کنند یکدیگر را حذف کنند و معمولاً در زمین های باز و بزرگ بدون دستورالعمل تعیین شده برای اندازه و ابعاد بازی می شود.

زمین بازی برای این بازی اغلب شبیه یک ماهی مرکب است و با توجه به زمینه تاریخی، به نظر می رسد تقریباً نصف یک زمین بسکتبال استاندارد باشد.

برای ارزیابی اثربخشی الگوریتم SGO پیشنهادی، از 25 تابع آزمون ریاضی بدون محدودیت با 100 بعد، در کنار شش فراابتکاری رایج دیگر برای مقایسه استفاده می‌شود.

100 اجرای بهینه‌سازی مستقل برای SGO و سایر الگوریتم‌ها با شرایط توقف از پیش تعیین‌شده برای اطمینان از اهمیت آماری نتایج انجام می‌شود.

معیارهای آماری مانند میانگین، انحراف معیار، و میانگین ارزیابی تابع هدف مورد نیاز محاسبه می‌شوند.

مسائل بهینه‌سازی دنیای واقعی تقریباً در هر زمینه وظایف کاملاً چالش برانگیز و مسائل پیچیده در نظر گرفته می‌شوند و آنها را در دسته‌های متفرقه، از جمله محدود یا غیرمحدود، تک یا چند هدفه، پیوسته یا گسسته، و ایستا یا پویا طبقه‌بندی می‌کنند.

توسعه برخی الگوریتم‌های مبتنی بر انسان از شبیه‌سازی رفتارهای انسانی مختلف، از جمله بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش (TLBO)51، الگوریتم فرهنگی (CA)52، و جستجوی هارمونی (HS)53 الهام گرفته شده است.

TLBO بر اساس فعالیت های آموزشی و یادگیری بین معلمان و دانش آموزان توسعه یافته است.

در این تحقیق، یک الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری مبتنی بر جمعیت جدید به نام Squid Game Optimizer (SGO) پیشنهاد شده است.

با استفاده از این رقابت‌ها، هدف این مطالعه بهبود ارزیابی الگوریتم‌های فراابتکاری و افزایش اثربخشی آنها در حل مسائل بهینه‌سازی دنیای واقعی است.

کاربرد این الگوریتم در برخورد با انواع مسائل بهینه‌سازی چالش اصلی این الگوریتم مبتنی بر جمعیت است که در آن کاندیداهای راه‌حل به دو گروه بازیکنان تهاجمی و تدافعی تقسیم می‌شوند در حالی که

بازیکن تهاجمی در میان بازیکنان تدافعی می‌رود تا بازی را شروع کند. مبارزه ای که از طریق یک حرکت تصادفی به سمت بازیکنان دفاعی مدل سازی می شود.

الگوریتم بهینه بازی مرکب

بازی Squid که با نام ojingeo نیز شناخته می شود، بر اساس یک بازی زمین بازی کودکان کره ای است و اساساً ترکیبی از تگ و هاپسکاچ است.

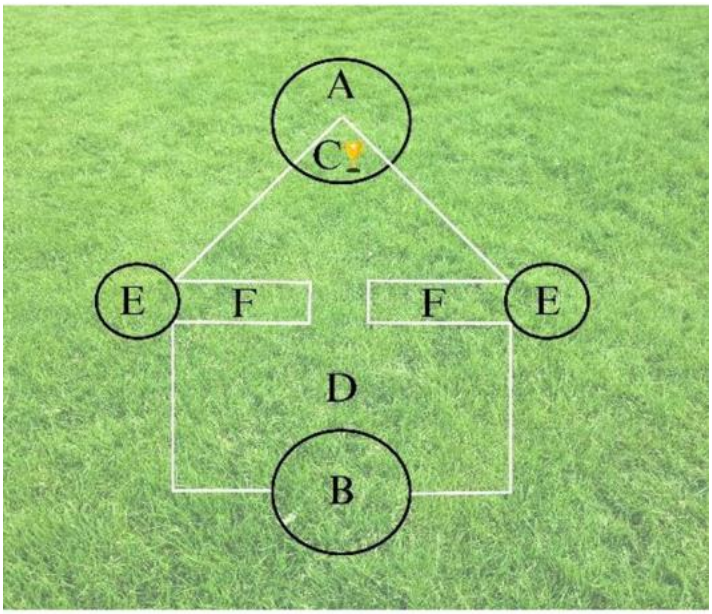
در همین حال، هیچ توصیه یا دستورالعملی در مورد اندازه و ابعاد زمین بازی وجود ندارد.

بر اساس تاریخچه بازی ماهی مرکب، به نظر می رسد که پلی فلد به شکل ماهی مرکب تقریباً نصف یک زمین بسکتبال معمولی است.

بخش B دقیقاً در مرکز خط افقی در امتداد پایین ماهی مرکب قرار دارد و باید به اندازه کافی جادار باشد تا بسیاری از شرکت کنندگان در آنجا بایستند، که در اصلی یا دروازه ورودی به زمین بازی ماهی مرکب است.

این بازی با ایستادن در بخش A شروع می شود. با این حال، بازیکنان تهاجمی نمی توانند وارد بخش C شوند و بلافاصله بازی را برنده شوند.

با این حال، زمانی که هر بازیکنی از بخش های D، A، B یا E خارج می شود، این مزیت دفاعی به پایان می رسد. مشابه بازیکنان تهاجمی، بازیکنان دفاعی باید با یک پا بیرون از زمین بپرند و تیم آنها زمانی برنده می شود که با موفقیت تمام بازیکنان های تهاجمی را حذف کنند.



نحوه پیاده سازی الگوریتم

روش SGO به تفصیل در زیر توضیح داده میشود، در حالی که فلوچارت و کد مجازی در تصاویر 2 و 3 نشان داده شده است.

مرحله : 1 موقعیت اولیه حلهای پتانسیلی، که به عنوان) Xi (یا" بازیکنان "در فضای جستجو نمایش داده میشوند، از طریق یک فرآیند انتخاب تصادفی تعیین میشوند.

-مرحله : 2 بازیکنان به دو گروه با جمعیتهای مساوی تقسیم میشوند، به عنوان نیروهای حمله Of (و دفاعیDef (

-مرحله : 3 هر بازیکن حملهای به سمت اجتماع بازیکن دفاعی حرکت میکند و یک بازیکن دفاعی خاص را انتخاب میکند تا به یک جنگ شروع کند.

-مرحله : 4 تابع هدف برای هر بازیکن حملهای و دفاعی بررسی میشود و به عنوان وضعیت برنده(WS (نشان داده میشود.

-مرحله : 5 بازیکنان حملهای میتوانند به گروه حمله موفق) SOG (بپیوندند اگر وضعیت برنده آنها بالاتر از بازیکن دفاعی باشد و به سمت بهترین بازیکنان حمله در میدان بازی حرکت میکنند.

-مرحله : 6 بازیکنان دفاعی میتوانند به گروه دفاع موفق) SDG (بپیوندند اگر وضعیت برنده آنها بالاتر از بازیکن حمله باشد و به سمت اجتماع بازیکنان حمله و یک بازیکن حمله خاص حرکت میکنند تا برای یک جنگ دیگر آماده شوند.

-مرحله : 7 برای هر بازیکن حملهای موفق در SOG ، روش بهروزرس

انی موقعیت آن توسط حرکت به سمت جمعیت بازیکنان دفاعی موفق برای عبور از پل انجام میشود.

-مرحله : 8 شرط پایانی بررسی میشود.

توضیح الگوریتم برنامه

برای نامزدهای راه حل اولیه، ارزیابی کنید ارزش تناسب را به عنوان وضعیت برنده بازیکنان)(

در حالی که تکرار(تعداد ارزیابی تابع)کمتر از حداکثر تعداد تکرارها(ارزیابی توابع)است،

nبازیکن را به عنوان حمله و دفاع بازیکنان با m بازیکن در هر گروه تقسیم کنید

بازیکن با بهترین وضعیت برنده)(در زمین بازی تعیین کنید

مدل ریاضی

ارائه ریاضی SGO به عنوان یک الگوریتم بهینه سازی در این قسمت با استفاده از استراتژی بازی Squid که در قسمت قبل به تفصیل مورد بحث قرار گرفته است، توضیح داده شده است.

در مرحله اول، فرآیند مقداردهی اولیه به صورت زیر انجام می شود؛ در حالی که فضای جستجو به صورت بخش خاصی از زمین بازی در نظر گرفته می شود و نامزدهای راه حل (X_i) بازیکنان فرض می شوند

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 x_1^2 \cdots x_1^j \cdots x_1^d \\ x_2^1 x_2^2 \cdots x_2^j \cdots x_2^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_i^1 x_i^2 \cdots x_i^j \cdots x_i^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_n^1 x_n^2 \cdots x_n^j \cdots x_n^d \end{bmatrix}, \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, n. \\ j = 1, 2, \ldots, d. \end{cases} \quad (1)$$

$$x_i^j = x_{i,min}^j + rand.\left(x_{i,max}^j - x_{i,min}^j\right), \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, n. \\ j = 1, 2, \ldots, d. \end{cases} \quad (2)$$

که در آن n تعداد کل بازیکنان (کاندیداهای راه حل) را در زمین بازی (فضای جستجو) نشان می دهد؛ d بعد مسئله در نظر گرفته شده است. x_j^i به متغیر تصمیم jام که برای تعیین موقعیت نامزد اولیه i ام استفاده می شود اشاره دارد. $x_{i,max}^j$ و $x_{i,min}^j$ کران های بالایی و پایینی متغیر jام در کاندید i ام هستند. rand به یک عدد تصادفی که به طور یکنواخت در محدوده [0، 1] توزیع شده است، اشاه دارد.

در مرحله دوم الگوریتم، بازیکنان به دو گروه با اندازه مساوی تقسیم می شوند: مهاجمان(Off) و مدافعان (Def). نمایش ریاضی این مولفه ها در زیر ارائه شده است:

$$X^{Off} = \begin{bmatrix} X_1^{Off} \\ X_2^{Off} \\ \vdots \\ X_i^{Off} \\ \vdots \\ X_m^{Off} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 x_1^2 \cdots x_1^j \cdots x_1^d \\ x_2^1 x_2^2 \cdots x_2^j \cdots x_2^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_i^1 x_i^2 \cdots x_i^j \cdots x_i^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_m^1 x_m^2 \cdots x_m^j \cdots x_m^d \end{bmatrix}, \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, m. \\ j = 1, 2, \ldots, d. \end{cases} \quad (3)$$

$$X^{Def} = \begin{bmatrix} X_1^{Def} \\ X_2^{Def} \\ \vdots \\ X_i^{Def} \\ \vdots \\ X_m^{Def} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 x_1^2 \cdots x_1^j \cdots x_1^d \\ x_2^1 x_2^2 \cdots x_2^j \cdots x_2^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_i^1 x_i^2 \cdots x_i^j \cdots x_i^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_m^1 x_m^2 \cdots x_m^j \cdots x_m^d \end{bmatrix}, \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, m. \\ j = 1, 2, \ldots, d. \end{cases} \quad (4)$$

که در آن m تعداد کل بازیکنان در هر گروه در بازی است. X_i^{Off} ، i امین بازیکن تهاجمی است. x_i^{Def} ، i امین بازیکن دفاعی است.

در ادامه، پس از شروع بازی، یکی از بازیکنان تهاجمی به میان بازیکنان دفاعی می رود تا بازی را شروع کند.

شایان ذکر است که هر بازیکن تهاجمی باید با یک پا حرکت کند و بجنگد، درحالیکه دفاع با هر دو پا آزاد است. نمایش ریاضی این اجزا ارائه شده است

$$DG = \frac{\sum_{i=1}^{m} X_i^{Def}}{m}, i = 1, 2, \ldots, m \tag{5}$$

$$X_i^{OffNew1} = \frac{X_i^{Off} + r_1 \times DG - r_2 \times X_{r_3}^{Def}}{2}, i = 1, 2, \ldots, m \tag{6}$$

DG گروه دفاعی است که از جمعیت بازیکنان دفاعی تقلید می کند. X_i^{OffNew} بردار i ام موقعیت آتی بازیکن مهاجم (X_i^{Off}) در زمین بازی است؛ r1 و r2 دو عدد تصادفی در محدوده [0، 1] هستند که نشان دهنده توانایی بازیکنان مهاجم در رسیدن به هر موقعیتی بین DG و یک بازیکن دفاعی که به طور تصادفی انتخاب شده است $(X_{r_3}^{Def})$ ؛ r3 یک عدد صحیح تصادفی از 1 تا m می باشد.

در مرحله بعد، پس از مبارزه بین i امین بازیکن مهاجم (X_i^{Off}) و یک بازیکن دفاعی مشخص $(X_{r_3}^{Def})$، ارزیابی تابع هدف برای هر بازیکن انجام می شود و به عنوان دولت برنده ی بازیکنان (WS) شناخته می شود. اگر حالت برد بازیکن دفاعی کمتر از حالت برنده بازیکن مهاجم باشد $(WS_i^{Def} \leq WS_i^{Off})$، بازیکن مهاجم به عنوان برنده بازی در نظر گرفته می شود و به گروه تهاجمی موفق ملحق می شود.(SOG) (نقطه C در شکل 2) با توجه به قوانین اولیه بازی ماهی مرکب، در این زمان بازیکن مهاجم می تواند از هر دو پا استفاده کند. نمایش ریاضی این وجوه را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$X^{SccOff} = \begin{bmatrix} X_1^{SccOff} \\ X_2^{SccOff} \\ \vdots \\ X_i^{SccOff} \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 x_1^2 \cdots x_1^j \cdots x_1^d \\ x_2^1 x_2^2 \cdots x_2^j \cdots x_2^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_i^1 x_i^2 \cdots x_i^j \cdots x_i^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \end{bmatrix}, \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, o. \\ j = 1, 2, \ldots, d. \end{cases} \tag{7}$$

$$SOG = \frac{\sum_{i=1}^{o} X_i^{SccOff}}{o}, i = 1, 2, \ldots, o \tag{8}$$

$$X_i^{OffNew2} = X_i^{OffNew1} + r_1 \times SOG - r_2 \times BSi = 1, 2, \ldots, m \tag{9}$$

که در آن o تعداد بازیکنان تهاجمی موفق در SOG است که از جمعیت بازیکنان تهاجمی موفق تقلید می کند؛ ($X_i^{OffNew2}$) بردار موقعیت آتی i امین بازیکن تهاجمی را نشان می دهد ($X_i^{OffNew1}$)؛ BS بهترین نامزد راه حل یا موفق ترین بازیکن تهاجمی را در SOG نشان می دهد؛ r1 و r2 دو عدد تصادفی در محدوده [0,1] هستند.

اگر حالت برد بازیکن دفاعی بالاتر از حالت برنده بازیکن مهاجم باشد ($WS_i^{Def} > WS_i^{Off}$)، بازیکن دفاعی به عنوان برنده بازی در نظر گرفته می شود و به گروه دفاعی موفق (SDG) می پیوندد. بازیکنان دفاعی این گروه باید از نقطه حساس زمین بازی که پل نامیده می شود محافظت کنند (نقطه F زمین بازی). در این بین بازیکنان موفق دفاعی به میان جمعیت بازیکنان هجومی می روند تا برای شروع یک مبارزه جدید آماده شوند .ارائه ریاضی این جنبه ها به شرح زیر است:

$$SDG = \begin{bmatrix} X_1^{SccDef} \\ X_2^{SccDef} \\ \vdots \\ X_i^{SccDef} \\ \vdots \\ X_p^{SccDef} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 x_1^2 \cdots x_1^j \cdots x_1^d \\ x_2^1 x_2^2 \cdots x_2^j \cdots x_2^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_i^1 x_i^2 \cdots x_i^j \cdots x_i^d \\ \vdots\vdots\ddots\vdots \\ x_p^1 x_p^2 \cdots x_p^j \cdots x_p^d \end{bmatrix}, \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, p. \\ j = 1, 2, \ldots, d. \end{cases} \quad (10)$$

$$OG = \frac{\sum_{i=1}^{m} X_i^{Off}}{m}, i = 1, 2, \ldots, m) \quad (11)$$

$$X_i^{DefNew1} = X_i^{Def} + r_1 \times OG - r_2 \times X_{r_3}^{Off} \; i = 1, 2, \ldots, m \quad (12)$$

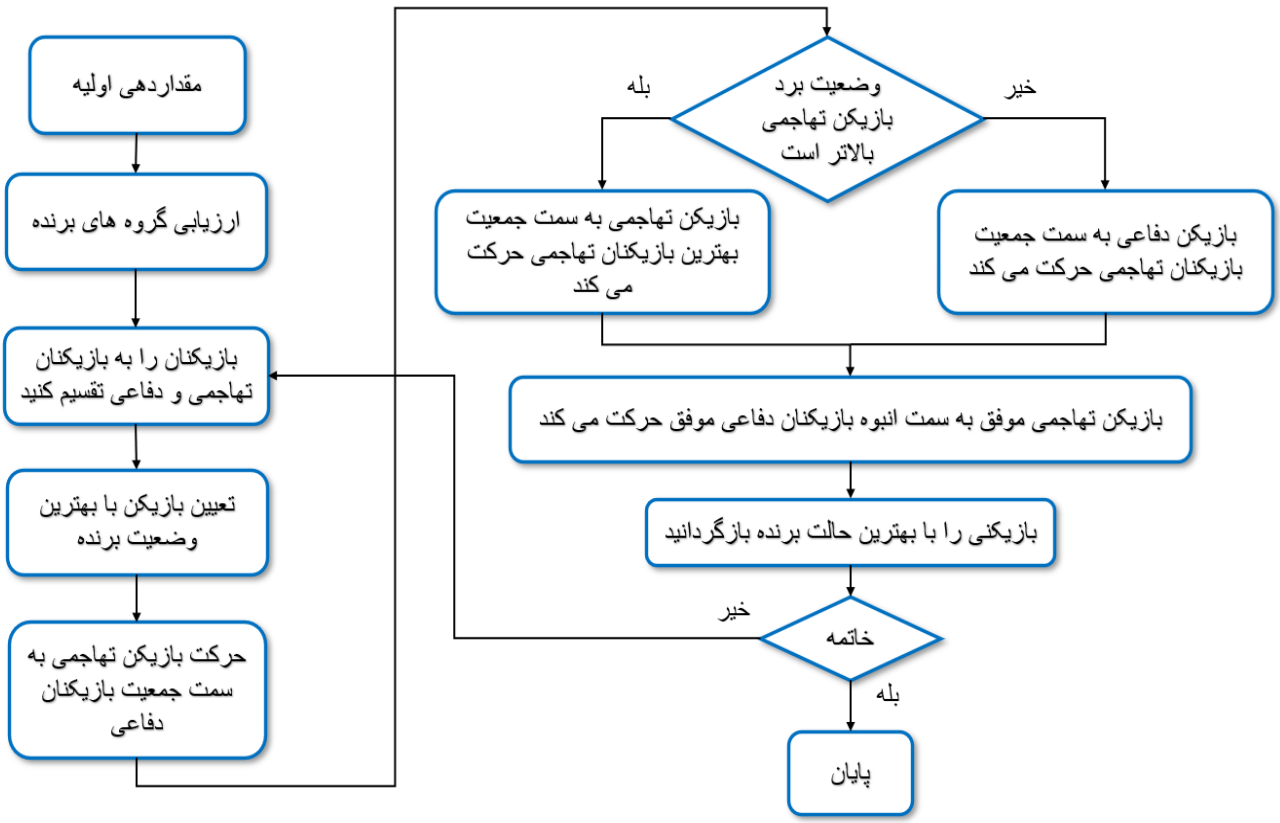
OG گروه تهاجمی است که از جمعیت بازیکنان تهاجمی تقلید می کند. $X_i^{OffNew1}$ بردار موقعیت بازیکن دفاعیi ام(X_i^{Def}) در زمین بازی (فضای جستجو)؛ r1 و r2 دو عدد تصادفی درمحدوده [0، 1] هستند که نشان دهنده توانایی بازیکنان دفاعی در رسیدن به هر موقعیتی بین OGو یک بازیکن تهاجمی به طور تصادفی انتخاب شده ($X_{r_3}^{Off}$) برای شرکت در یک مبارزه جدید است؛ r_3 یک عدد صحیح تصادفی است از 1 تا m .

برای تنظیم هوشمند مرحله اکتشاف و بهره برداری از الگوریتم پیشنهادی، حلقه جستجوی دیگری در الگوریتمی پیاده سازی می شود که در آن بازیکنان مهاجم در SOG سعی می کنند از پلی که توسط

$$X_i^{OffNew3} = X_i^{SccOff} + r_1 \times BS - r_2 \times X_k^{SccDef} \begin{cases} i = 1, 2, \ldots, o. \\ k = 1, 2, \ldots, p. \end{cases} \quad (13)$$

بازیکنان دفاعی در SDG محافظت می شود عبور کنند. برای این منظور، یک روش به روز رسانی موقعیت برای همه بازیکنان تهاجمی در SOG انجام می شود، با حرکت به سمت یک بازیکن دفاعی خاص در SDG (که شبیه فرآیند پاس کردن پل است) و بهترین راه حلی که تاکنون پیدا شده است (که پاداش بازیکن مهاجم برای عبور از پل را تقلید می کند.). ارائه ریاضی این جنبه ها به شرح زیر است:

که در آن o و p تعداد بازیکنان موفق تهاجمی و دفاعی به ترتیب در SOG و SDG است؛ $X_i^{OffNew3}$ بردار موقعیت آینده i امین بازیکن تهاجمی موفق را نشان می دهد($X_i^{OffNew1}$) که از پل می گذرد؛ BS بهترین گزینه یا موفق ترین بازیکن تهاجمی را در SOG نشان می دهد؛ r1 و r2 دو تصادفی درمحدوده [0، 1] هستند.



الگوریتم SGO

Evaluate fitness values for initial solution candidates as winning state of players (WS_i)
while *Iteration (Number of Function Evaluation) < Maximum number of iterations (Function Evaluations)*
Divide n players into two groups as offensives & defensives with m players in each group
Determine the player with the best winning state (BS) in the playground
for *i=1:m*
The ith offensive player moves toward the crowd of defensive players (Eq. 6)
Determine the winning state of ith offensive (WS_i^{Off}) and defensive players (WS_i^{Def})
if $WS_i^{Def} \leq WS_i^{Off}$
The ith offensive player moves toward the crowd of best offensive players (Eq. 9)
The ith offensive player joins the SOG
else $WS_i^{Def} > WS_i^{Off}$
The ith defensive player moves toward the crowd of offensive players (Eq. 12)
The ith defensive player joins the SDG
end if
end for
for *i=1:o*
The ith successful offensive player moves toward the crowd of successful defensives (Eq. 13)
end if
end while
Return the player with the best winning state (BS).
end Procedure

تست توابع ریاضی

برای بررسی کامل الگوریتمSGO ، 25 تابع تست ریاضی بدون محدودیت، که معمولا در بهینه سازی جهانی، هر کدام با 100 بعد انتخاب شدند، مستند شده است. در مجموع 16 مورد از جدیدترین و مهم ترین الگوریتم های فراابتکاری در بهینه سازی برای ارزیابی استفاده می شود. عملکرد کلی SGOA در مقایسه با سایر فراابتکاری ها، از جملهABC124 ، ACO17، FA، GA1، الگوریتم های PSO125 و WOA126 .
همچنین لازم به ذکر است که تنظیم پارامتر برای برخی از این موارد ضروری است الگوریتم ها برای داشتن عملکرد معقول، این پارامترها را از ادبیات استخراج می کنند .

نتایج عددی توابع ریاضی

در بخش حاضر، ما نتایج الگوریتم SGO و شش الگوریتم فراابتکاری دیگر را ارائه می‌کنیم که بر روی 25 تابع آزمون ریاضی که مورد بررسی قرار گرفت .آزمایش ها با اجرا انجام شد 150000ارزیابی تابع هدف، و یک معیار توقف 1×10^{-12} تحمل برای SGOو سایر الگوریتم های فراابتکاری. برای اهداف آماری، 100 اجرای بهینه سازی زمانی در نظر گرفته می شود برای محاسبه میانگین و انحراف معیار نتایج بهینه سازی. علاوه بر این، در برخورد با SGO و سایر گزینه ها، یک حالت تصادفی ثابت برای انجام یک بررسی شرایط مقایسه ای در نظر گرفته می شود

تجزیه و تحلیل نشان می دهد که الگوریتم SGO به طور کلی بهتر از سایر الگوریتم های فراابتکاری عمل می کند. میانگین ارزیابی تابع هدف برای هر تابع با در نظر گرفتن 100 اجرای بهینه سازی در هر شکل توسط SGO و الگوریتم های جایگزین نشان می دهد که SGO از یک فرآیند بهینه سازی سریع بهتر عمل می کند .

No	Name	Type	R	Min
F_1	Ackley 1	D, NS, C, Sc, M	[− 35, 35]	0
F_2	Alpine 1	ND, S, NSc, U, C	[− 10, 10]	0
F_3	Brown	NS, Sc, D, C, U	[− 1, 4]	0
F_4	Chung Reynolds	D, PS, Sc, C, U	[− 100, 100]	0
F_5	Csendes	M, Sc, S, D, C	[− 1, 1]	0
F_6	Deb 1	S, D, C, Sc, M	[− 1, 1]	− 1
F_7	Dixon & Price	NS, Sc, C, D, U	[− 10, 10]	0
F_8	Extended Easom	M, NSc, C, D, S	[− 2π, 2π]	− 1
F_9	Exponential	M, NS, Sc, C, D	[− 1, 1]	− 1
F_{10}	Griewank	M, Sc, NS, D, C	[− 100,100]	0
F_{11}	Holzman 2	S	[− 10, 10]	0
F_{12}	Hyper-ellipsoid	U, C	[− 500, 500]	0
F_{13}	Inverted cosine wave	NS	[− 10, 10]	− 99
F_{14}	Levy 8	NS	[− 10, 10]	0
F_{15}	Mishra 1	M, Sc, NS, C, D	[0, 1]	2
F_{16}	Pathological	M, NSc, NS, C, D	[− 100, 100]	0
F_{17}	Pint´er	M, Sc, NS, C, D	[− 10, 10]	0
F_{18}	Powell Singular	U, Sc, NS, C, D	[− 4, 5]	0
F_{19}	Powell Sum	U, Sc, S, C, D	[− 1, 1]	0
F_{20}	Rastrigin	M, S, D, C	[− 5.12, 5.12]	0
F_{21}	Qing	M, C, D, Sc, S	[− 500, 500]	0
F_{22}	Quintic	M, NSc, S, C, D	[− 10, 10]	0
F_{23}	Rosenbrock	U, C, D, NS, Sc	[− 30, 30]	0
F_{24}	Salomon	NS, Sc, M, C, D	[− 100, 100]	0
F_{25}	Schumer Steiglitz	U, S, Sc, C, D	[− 100, 100]	0