УДК 519.6 DOI: 10.18698/2541-8009-2018-05-309

СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ НЕКОТОРЫХ МОДИФИКАЦИЙ АЛГОРИТМА ЭВОЛЮЦИОННОЙ СТРАТЕГИИ

А.В. Козов

alexey.kozov@gmail.com
SPIN-код: 4054-7993

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Представлены результаты сравнения эффективности стохастических поисковых методов глобальной оптимизации, рассмотрены некоторые известные модификации алгоритма эволюционной стратегии. Описаны базовый алгоритм и его модификации: (α + β)-алгоритм, (α + β)-алгоритм с самоадаптацией параметра ширины мутации, $\alpha\beta$-алгоритм, $\alpha\beta$-алгоритм с самоадаптацией параметра ширины мутации, коэволюционный алгоритм. Исследована эффективность указанных модификаций на одноэкстремальной овражной функции Розенброка и многоэкстремальной функции Растригина. Сравнение эффективности проведено по таким показателям, как достигнутое значение целевой функции, вероятность локализации глобального экстремума, число потребовавшихся испытаний. Результаты исследования могут быть использованы при выборе наиболее эффективного алгоритма оптимизации.

Ключевые слова

Сравнение эффективности, безусловная оптимизация, глобальная оптимизация, популяционный алгоритм, эволюционный алгоритм, коэволюционный алгоритм, эволюционная стратегия

Поступила в редакцию 09.04.2018

Введение. Класс стохастических поисковых методов глобальной оптимизации, также называемых метаэвристическими, интеллектуальными, роевыми, популяционными, находит сегодня широкое применение при решении задач непрерывной глобальной оптимизации, которые могут возникать в областях автоматизированного проектирования, синтеза оптимального управления, экономического анализа и др. [1–4]. Особенностями подобных задач могут быть высокая вычислительная сложность, недифференцируемость, плохая формализованность, овражность, мультимодальность, высокая размерность пространства поиска. Из-за указанных особенностей для решения практических задач отсутствует универсальный алгоритм, но имеется большое число различных методов и их модификаций. В связи со сказанным актуальной является задача выявления наиболее эффективной для определенного класса задач модификации заданного алгоритма.

Одним из первых популяционных методов является алгоритм эволюционной стратегии (ЭС), разработанный в середине 60-х годов XX в. [4]. Его отличительной особенностью служит простота реализации: в алгоритме используется вещественное кодирование особей и операторы мутации и селекции. В дальнейшем этот алгоритм неоднократно модифицировался, в том числе добавлением самоадаптации свободных параметров.

В работе представлены постановка задачи глобальной безусловной минимизации, описание базового алгоритма эволюционной стратегии, некоторых его известных модификаций и сравнение эффективности рассмотренных модификаций на функциях Розенброка и Растригина.

Постановка задачи. Базовый алгоритм ЭС. Рассмотрим задачу глобальной безусловной минимизации

$$\min_{X \in \mathbb{R}^n} f(X) = f(X^*) = f^*,$$

где $f(X)$ — скалярная целевая функция n переменных; $f(X^*) = f^*$ — искомый глобальный минимум; $X = (x_1, x_2, ..., x_n)$ — n-мерный вектор варьируемых параметров в пространстве $\mathbb{R}^n$. Будем полагать, что целевая функции $f(X)$ совпадает с фитнес-функцией. Используем вещественное кодирование особей, при котором гены в хромосоме особи соответствуют компонентам x_i вектора варьируемых параметров X. Также зададим гиперкуб $\Pi = \{X \mid x^- \le x_i \le x^+, i = 1, 2, \ldots, n\}$, соответствующий области, в пределах которой будут инициированы особи начальной популяции.

Первая версия алгоритма эволюционной стратегии была предложена немецким исследователем Инго Рехенбергом (I. Rechenberg) в середине 60-х годов XX в. [5]. В 1964 г. Рехенберг представил доклад, в котором продемонстрировал применение принципов дарвиновской эволюции для оптимизации формы шарнирной пластины [5]. В 1973 г. вышла книга [6], в которой был описан алгоритм эволюционной стратегии для решения задач безусловной глобальной минимизации. Алгоритм работал с двумя агентами в популяции. Агент-потомок получался в результате изменения каждого компонента n-мерного вектора варьируемых параметров агента-родителя. Далее вычислялось значение фитнес-функции для потомка и сравнивалось с соответствующим значением родителя. Агент, чье значение фитнес-функции было лучше, «выживал» и становился родителем для следующего поколения. Работающая по этой простой схеме эволюционная стратегия, получившая обозначение (1 + 1)-ES, не может в полной мере считаться популяционным алгоритмом.

Модификации алгоритма эволюционной стратегии. Одним из первых представителей класса популяционных алгоритмов стал (α + β)-алгоритм эволюционной стратегии, где символ α обозначает число особей в родительской популяции $S(t)$, β — число агентов-потомков. Все родители и потомки входят в промежуточную популяцию $S'(t)$, из которой осуществляют отбор α лучших агентов в следующее поколение $S(t+1)$ с помощью детерминированной процедуры. Здесь t обозначает номер популяции и последовательно принимает значения $t = 1, 2, ..., t_{end}$. В другом варианте алгоритма эволюционной стратегии, получившем обозначение αβ-алгоритма, в промежуточную популяцию попадают только β потомков, отбор в следующее поколение проводят только среди них.

Начальные значения компонент $x_i, i = 1, 2, \ldots, n$ вектора X полагают равномерно распределенными в интервале $[x_i^-; x_i^+]$, заданном областью П.

Для мутации особи используется оператор, похожий на оператор гауссовой мутации. Изменение i-го компонента вектора X в процессе мутации описывает формула

$$x_i' = x_i + N_1(m_m, \sigma_m),$$

где $N_1(m_m, \sigma_m)$ — случайное вещественное число, распределенное по нормальному закону с математическим ожиданием $m_m = 0$ и средним квадратичным отклонением σ_m, которое определяет ширину мутации.

Свободными параметрами (α + β)- и αβ-алгоритмов эволюционной стратегии являются:

– число агентов в родительской популяции α;

– число порождаемых агентов-потомков, задаваемое отношением $r = \beta/\alpha \geq 7$;

– ширина мутации σ_m.

Последний из перечисленных параметров σ_m целесообразно изменять в процессе поиска решения. На начальных итерациях ширина мутации должна быть достаточно большой для увеличения ширины поиска, а на завершающих итерациях — малой для интенсификации поиска и повышения точности найденного решения. В простейшем случае изменение ширины мутации можно задать функцией числа прошедших итераций. Согласно классификации из работы [7], при таком подходе можно говорить о детерминированном управлении параметрами.

Примером более сложного адаптивного управления параметрами служит правило 1/5, предложенное Рехенбергом. Согласно этому эвристическому приему, необходимо проверять через некоторое число итераций количество успешных мутаций: если доля порожденных потомков с приспособленностью выше чем у родителя и превышает 1/5 от числа всех потомков $(0{,}2\beta)$, то ширина мутации увеличивается на некоторое значение, в противном случае — уменьшается. Число итераций между проверками и изменение значения σ_m при таком адаптивном управлении становятся свободными параметрами алгоритма.

Для уменьшения числа свободных параметров алгоритма ЭС можно применять самоадаптацию параметров [8]. Одним из вариантов реализации самоадаптации является расширение вектора варьируемых параметров X дополнительным компонентом $x_{n+1} = \sigma_m$, который соответствует значению ширины мутации для текущей итерации алгоритма. Мутация такой мультихромосомы происходит по правилам

$$x_i' = x_i + N_1(m_m, \sigma_m), \quad i = 1, 2, \ldots, n;$$

$$x'_{n+1} = x_{n+1} \exp\left[N_1(0, b_\sigma)\right],$$

где b_σ — среднее квадратичное отклонение величины σ_m, $b_\sigma = 1/\sqrt{n}$.

Другим примером самоадаптации свободных параметров алгоритма может служить коэволюционный алгоритм (коалгоритм). При коэволюции несколько взаимодействующих субпопуляций эволюционируют одновременно. Известны различные реализации подобных алгоритмов, некоторые основаны на конкретных биологических процессах, другие моделируют только общий принцип биологической коэволюции. Для исследования выбран коалгоритм типа соперничества из трех субпопуляций с адаптивным управлением шириной мутации. Субпопуляции эволюционируют по различным алгоритмам и по алгоритмам с различными значениями свободных параметров. В процессе эволюции через некоторое число итераций происходит определение субпопуляции-лидера с наилучшим достигнутым значением целевой функции. Проигравшие субпопуляции теряют некоторое число особей (при достижении предельного значения $\alpha_{\min}$ размер субпопуляции не уменьшается), которые добавляются к субпопуляции-лидеру. Подобный механизм перераспределения ресурсов обеспечивает самоадаптацию коалгоритма.

Результаты вычислительных экспериментов. Исследование эффективности алгоритма эволюционной стратегии проводилось на одноэкстремальной овражной функции Розенброка и многоэкстремальной, с регулярным расположением экстремумов, функции Растригина методом мультистарта. Число стартов составляет $N = 50$. Число агентов в популяции $\alpha = 100$. Отношение числа агентов-потомков к числу агентов-родителей $r = 9$, соответственно, $\beta = 900$ агентов. Условия останова во всех экспериментах — наступление стагнации вычислительного процесса или достижение предельного число итераций $\hat{t} = 1{,}5 \cdot 10^4$. Стагнация процесса вычисления считается наступившей, если в течение 50 итераций лучшее найденное значение целевой функции изменялось не более чем на 10^{-3}.

Для правила 1/5 выбраны следующие параметры: проверка числа успешных мутаций через каждые 50 итераций, изменение значения σ_m на 5 % его текущего значения.

Самоадаптирующиеся модификации алгоритма в качестве начального значения ширины мутации используют величину $(x^+ - x^-)$.

Для коалгоритма использованы три субпопуляции по 33 особи в каждой. Одна субпопуляция эволюционирует по $\alpha\beta$-алгоритму с начальным значением ширины мутации $\sigma_{beg,1} = x^+ - x^-$, для эволюции двух других субпопуляций применен (α + β)-алгоритм с различными начальными значениями ширины мутации: $\sigma_{beg,2} = 0{,}005(x^+ - x^-)$ и $\sigma_{beg,3} = 0{,}5(x^+ - x^-)$. Изменения значения ширины мутации в субпопуляциях по правилу 1/5 осуществляются на 1 % его текущего значения. Выбор субпопуляции-лидера и перераспределение ресурсов происходят каждые 10 итераций, проигравшие субпопуляции теряют по 10 % числа своих особей. Минимальный размер субпопуляции $\alpha_{\min} = 10$ особей.

Поведение (α + β)- и $\alpha\beta$-алгоритмов, (α + β)- и $\alpha\beta$-алгоритмов с самоадаптацией параметра ширины мутации и коалгоритма исследовали на функциях размерности $n \in \{2, 4, 8, 16, 32\}$ по следующим параметрам:

– лучшее достигнутое значение целевой функции $\tilde{f}$;

– лучшее достигнутое расстояние до точного минимума в пространстве $\{X\}$, использована евклидова норма $\| X^* - \tilde{X} \|$;

– среднее по мультистарту достигнутое значение целевой функции $\overline{f}$ и оценка среднеквадратичного отклонения $\sigma(f)$;

– среднее по мультистарту число потребовавшихся испытаний $\overline{m}$ и оценка среднеквадратичного отклонения $\sigma(m)$;

– оценка вероятности локализации глобального минимума с точностью $\varepsilon = 10^{-1}$, $P_{0,1}$,

– оценка вероятности локализации глобального минимума с точностью $\varepsilon = 10^{-3}$, $P_{0,001}$.

Функция Розенброка. Функция Розенброка (Rosenbrock function) — невыпуклая овражная одноэкстремальная функция, предложенная Ховардом Розенброком [9]. В исследовании применено обобщение функции Розенброка для многомерного случая:

$$f(X) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (x_i - 1)^2), \quad X \in \mathbb{R}^n .$$

Функция достигает своего глобального минимума, равного 0, в точке $X^* = (1, 1, \dots, 1)^{\mathrm{T}}$.

Для области П использованы значения $x^- = -5$, $x^+ = 5$ по каждой компоненте вектора *X*. Для (α + β)- и $\alpha\beta$-алгоритмов без самоадаптации выбрано начальное значение ширины мутации $\sigma_{beg} = 0{,}005(x^+ - x^-)$. Минимальная величина ширины мутации $\sigma_{end} = 0{,}00005(x^+ - x^-)$.

Результаты вычислительных экспериментов для модификаций алгоритмов эволюционной стратегии и коалгоритма на функции Розенброка размерности $n = 2, 4, 8, 16,\ 32$ приведены на рис. 1–4 и в табл. 1. Лучшие результаты по оцениваемым параметрам показывают коэволюционный алгоритм и $\alpha\beta$-алгоритм без самоадаптации.

Таблица 1

Результаты тестирования модификаций алгоритма ЭС на функции Розенброка

n	$\tilde{f}$	$\|\|X^{*}-\tilde{X}\|\|$	$\overline{f}$	$\sigma(f)$	$\overline{m}$	$\sigma(m)$	$P_{0,1}$	$P_{0,001}$
$(\alpha+\beta)$-алгоритм без самоадаптации, функция Розенброка								
2	0,000	0,000	0,000	0,000	70 354	22 249	1,000	1,000
4	0,000	0,004	0,542	1,296	354 898	167 704	0,860	0,040
8	0,002	0,069	0,959	1,659	971 038	298 452	0,520	0,000
16	0,080	0,508	1,608	3,296	2 632 690	497 839	0,100	0,000
32	0,284	0,870	5,997	13,502	11 468 260	4 089 595	0,000	0,000
$\alpha\beta$-алгоритм без самоадаптации, функция Розенброка								
2	0,000	0,000	0,000	0,000	77 302	30 542	1,000	1,000
4	0,000	0,002	0,519	1,297	1 025 992	120 036	0,860	0,780
8	0,001	0,007	0,958	1,720	2 321 254	80 167	0,760	0,360
16	0,002	0,003	0,800	1,611	3 167 002	75 174	0,800	0,000
32	0,007	0,382	1,287	1,729	9 000 100	1 667 486	0,040	0,000
$(\alpha+\beta)$-алгоритм с самоадаптацией, функция Розенброка								
2	0,000	0,000	0,000	0,000	52 084	2 626	1,000	1,000
4	0,000	0,002	0,045	0,048	289 522	246 688	0,920	0,220
8	0,005	0,135	0,334	0,579	1 382 248	644 172	0,080	0,000
16	0,423	1,007	0,776	0,566	6 957 406	2 877 428	0,000	0,000
32	0,194	0,718	24,233	15,358	11 410 552	4 006 869	0,000	0,000
$\alpha\beta$-алгоритм с самоадаптацией, функция Розенброка								
2	0,000	0,008	0,002	0,003	13 500 100	0	1,000	0,420
4	0,018	0,169	0,101	0,050	13 500 100	0	0,560	0,000
8	0,271	0,523	0,736	0,224	13 500 100	0	0,000	0,000
16	1,556	0,732	2,849	0,532	13 500 100	0	0,000	0,000
32	8,702	2,267	13,035	2,267	13 500 100	0	0,000	0,000
Коалгоритм, функция Розенброка								
2	0,000	0,002	0,000	0,000	114 222	46 776	1,000	1,000
4	0,000	0,008	0,223	0,888	1 438 120	1 384 760	0,940	0,560
8	0,001	0,022	0,004	0,003	2 295 607	1 429 510	1,000	0,040
16	0,002	0,026	0,116	0,563	6 800 920	2 038 196	0,980	0,000
32	0,025	0,009	0,433	1,203	13 365 146	5	0,900	0,000

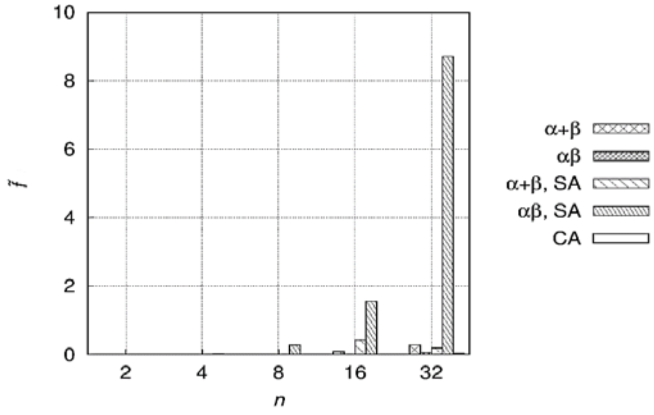

Рис. 1. Лучшие найденные значения целевой функции $\tilde{f}$
(функция Розенброка; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

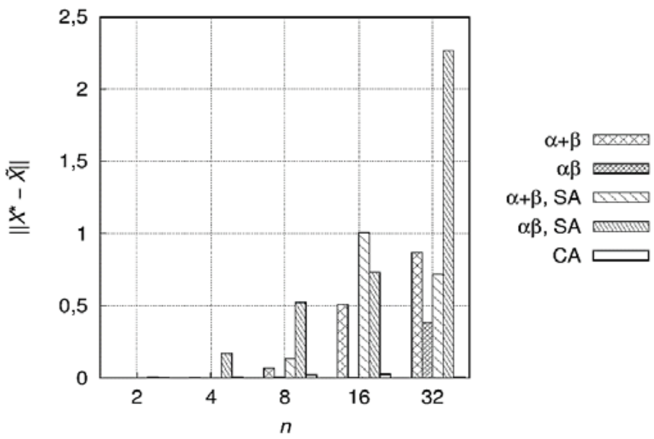

Рис. 2. Расстояние между точным решением и лучшим найденным $|| X^* - \tilde{X} ||$
(функция Розенброка; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

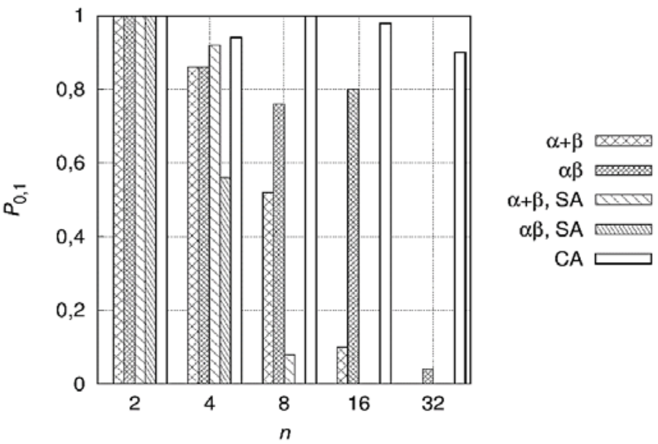

Рис. 3. Оценка вероятности локализации глобального минимума с точностью $\varepsilon = 10^{-1}$
(функция Розенброка; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

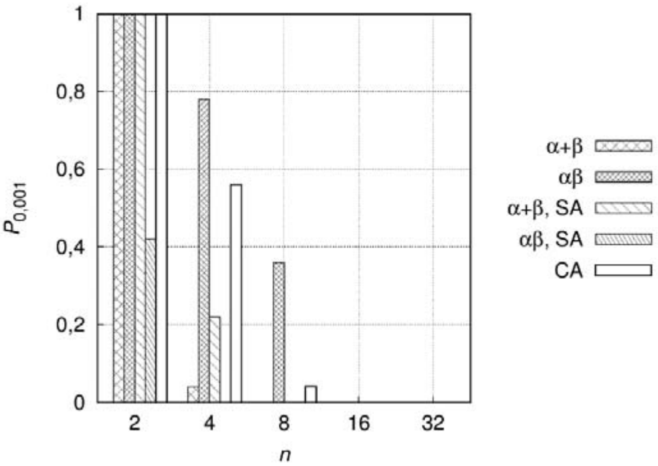

Рис. 4. Оценка вероятности локализации глобального минимума с точностью $\varepsilon = 10^{-3}$ (функция Розенброка; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

Функция Растригина. Функция Растригина (Rastrigin function) — невыпуклая многоэкстремальная функция с регулярным расположением экстремумов, предложенная Леонардом Растригиным [10]. Ее обобщение на высшие размерности

$$f(X) = \sum_{i=1}^{n} (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10), \quad X \in \mathbb{R}^n,$$

использовано в качестве фитнес-функции. Она достигает своего глобального минимума, равного 0, в точке $X^* = (0, 0, ..., 0)^{\mathrm{T}}$.

Для области П использованы значения $x^- = -5$, $x^+ = 5$ по каждой компоненте вектора *X*. Для (α + β)- и αβ-алгоритмов без самоадаптации выбрано начальное значение ширины мутации $\sigma_{beg} = 0{,}5(x^+ - x^-)$.

Результаты вычислительных экспериментов для модификаций алгоритмов эволюционной стратегии и коалгоритма на функции Растригина размерности $n = 2, 4, 8, 16, 32$ приведены на рис. 5–8 и в табл. 2. Лучшие результаты по оцениваемым параметрам показывают (α + β)-алгоритм с самоадаптацией и αβ-алгоритм. Исследуемый коалгоритм не смог преодолеть локальные минимумы на высоких размерностях (лучшие найденные значения $\tilde{f} > 10$ при $n \geq 8$.

Таблица 2

Результаты тестирования модификаций алгоритма ЭС на функции Растригина

n	$\tilde{f}$	$\|\| X^* - \tilde{X} \|\|$	$\bar{f}$	$\sigma(f)$	$\bar{m}$	$\sigma(m)$	$P_{0,1}$	$P_{0,001}$
(α + β)-алгоритм без самоадаптации, функция Растригина								
2	0,000	0,000	0,001	0,002	86 662	24 553	1,000	0,560
4	0,005	0,005	0,053	0,048	161 632	40 382	0,900	0,000
8	0,103	0,023	1,082	0,836	264 070	87 621	0,000	0,000
16	2,281	0,994	8,154	3,175	444 628	163 724	0,000	0,000
32	6,709	0,971	34,342	13,875	747 028	280 024	0,000	0,000

Окончание табл. 2

n	$\tilde{f}$	$\lVert X^* - \tilde{X} \rVert$	$\overline{f}$	$\sigma(f)$	$\overline{m}$	$\sigma(m)$	$P_{0,1}$	$P_{0,001}$
				αβ-алгоритм без самоадаптации, функция Растригина				
2	0,000	0,000	0,000	0,000	3 857 500	91 259	1,000	0,960
4	0,000	0,000	0,001	0,000	5 136 436	65 466	1,000	0,820
8	0,001	0,002	0,021	0,141	6 043 780	67 116	0,980	0,380
16	0,001	0,002	2,509	1,322	6 720 598	71 789	0,060	0,000
32	5,973	2,437	15,904	4,271	7 188 832	69 742	0,000	0,000
				(α + β)-алгоритм с самоадаптацией, функция Растригина				
2	0,000	0,000	0,000	0,000	53 326	1 818	1,000	1,000
4	0,000	0,000	0,000	0,000	76 240	5 566	1,000	1,000
8	0,000	0,001	0,001	0,000	172 954	19 752	1,000	0,420
16	0,002	0,003	0,104	0,301	630 388	73 411	0,900	0,000
32	2,001	7,804	10,721	7,804	2 883 484	634 574	0,000	0,000
				αβ-алгоритм с самоадаптацией, функция Растригина				
2	0,000	0,001	0,004	0,004	13 500 100	0	1,000	0,340
4	0,003	0,004	0,060	0,031	13 500 100	0	0,900	0,000
8	0,119	0,025	0,383	0,132	13 500 100	0	0,000	0,000
16	0,844	0,065	1,431	0,225	13 500 100	0	0,000	0,000
32	5,812	1,401	9,991	2,416	13 500 100	0	0,000	0,000
				Коалгоритм, функция Растригина				
2	0,000	0,000	1,035	0,875	526 959	2 004 483	0,240	0,220
4	0,000	0,001	6,408	4,620	2 830 786	2 489 121	0,020	0,020
8	10,945	3,300	23,880	8,205	4 307 723	4 491 736	0,000	0,000
16	43,778	6,600	70,982	14,802	6 700 518	6 075 010	0,000	0,000
32	127,360	11,256	177,387	22,112	5 709 447	5 806 916	0,000	0,000

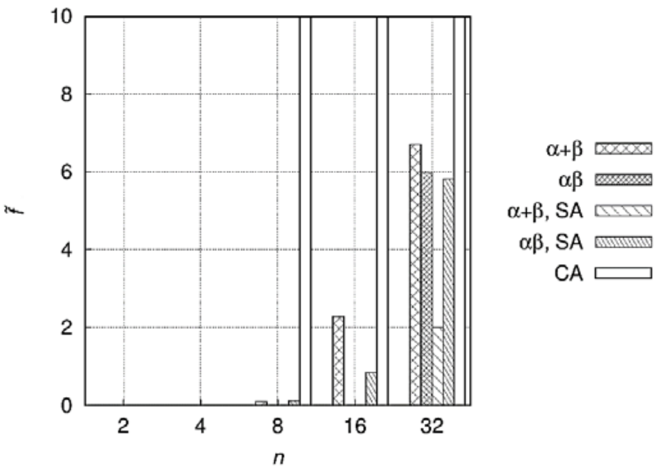

Рис. 5. Лучшие найденные значения целевой функции $\tilde{f}$
(функция Растригина; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

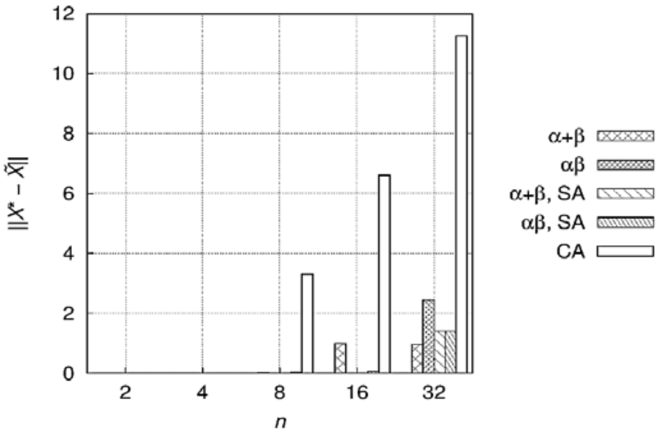

Рис. 6. Расстояние между точным решением и лучшим найденным $\| X^* - \tilde{X} \|$ (функция Растригина; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

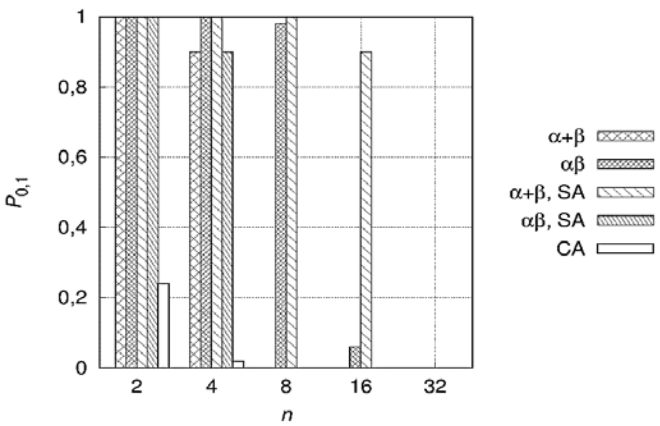

Рис. 7. Оценка вероятности локализации глобального минимума с точностью $\varepsilon = 10^{-1}$ (функция Растригина; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

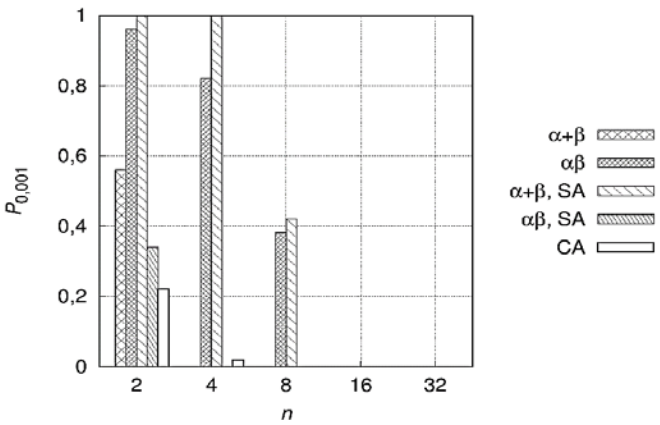

Рис. 8. Оценка вероятности локализации глобального минимума с точностью $\varepsilon = 10^{-3}$ (функция Растригина; SA — алгоритм с самоадаптацией, CA — коалгоритм)

Заключение. В работе проведено сравнение эффективности модификаций алгоритма эволюционной стратегии на одноэкстремальной овражной функции Розенброка и многоэкстремальной, с регулярным расположением экстремумов, функции Растригина. Выявлены следующие особенности поведения исследуемых алгоритмов.

1. $(\alpha + \beta)$-алгоритм эволюционной стратегии без самоадаптации имеет высокую скорость сходимости, но испытывает сложности с преодолением овражности и мультимодальности при высоких размерностях целевой функции. Использование самоадаптации параметра ширины мутации значительно повышает эффективность алгоритма на многоэкстремальной функции Растригина (лучшие показатели на этой функции среди всех исследуемых модификаций).

2. $\alpha\beta$-алгоритм без самоадаптации имеет хорошие результаты по лучшим достигнутым значениям целевой функции на обеих тестовых функциях. Добавление самоадаптации существенно увеличивает требуемое число испытаний (ни в одном из экспериментов не была достигнута стагнация процесса вычисления), однако полученные значения целевой функции преимущественно хуже значений, полученных $\alpha\beta$-алгоритмом без самоадаптации.

3. Коалгоритм с тремя субпопуляциями не смог преодолеть локальные минимумы многоэкстремальной функции Растригина, однако на овражной функции Розенброка он показывает лучшие результаты по достигнутым значениям целевой функции и сравнимые с $\alpha\beta$-алгоритмом без самоадаптации по числу потребовавшихся испытаний.

По результатам исследования наиболее универсальными среди сравниваемых модификаций алгоритма эволюционной стратегии следует признать $\alpha\beta$-алгоритм без самоадаптации и $(\alpha + \beta)$-алгоритм с самоадаптацией параметра ширины мутации.

Автор выражает благодарность профессору А.П. Карпенко за помощь в подготовке работы.

Литература

[1] Карпенко А.П. *Современные алгоритмы поисковой оптимизации*. Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014, 446 с.

[2] Карпенко А.П. Гибридные популяционные алгоритмы параметрической оптимизации проектных решений. *Информационные технологии*, 2013, № S12, с. 6–15.

[3] Андрусенко А.С., Карпенко А.П., Соколянский В.В., Ямченко Ю.В. *Современные методы поисковой оптимизации в задаче определения параметров интеллектуального капитала*. Москва, Спутник+, 2017, 101 с.

[4] Bäck T. *Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms*. Oxford university press, 1996, 314 p.

[5] Rechenberg I. *Cybernetic solution path of an experimental problem*. Royal Aircraft Establishment Transl., Farnborough, 1965, no. 1122, 24 p.

[6] Rechenberg I. *Evolutionsstrategie Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologishen Evolution*. Holzmann-Froboog, 1973, 170 p.

[7] Eiben Á.E., Hinterding R., Michalewicz Z. Parameter control in evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 1999, vol. 3, no. 2, pp. 124–141.

[8] Bäck T. Self-adaptation in genetic algorithms. *Proc. 1st European conf. on Artificial Life*. MIT Press, 1992, pp. 263–271.

[9] Rosenbrock H. An automatic method for finding the greatest or least value of a function. *The Computer Journal*, 1960, vol. 3, no. 1, pp. 175–184.

[10] Растригин Л.А. *Системы экстремального управления*. Москва, Наука, 1974, 630 с.

Козов Алексей Владимирович — инженер НУЦ «Робототехника», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Научный руководитель — Карпенко Анатолий Павлович, доктор физико-математических наук, профессор, заведующий кафедрой «Системы автоматизированного проектирования», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

COMPARING THE EFFICIENCY OF SOME MODIFICATIONS OF THE EVOLUTIONARY STRATEGY ALGORITHM

A.V. Kozov

alexey.kozov@gmail.com
SPIN-cod: 4054-7993

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The article introduces the results of comparing the efficiency of the stochastic global optimization searching methods and considers some well-known modifications of the evolutionary strategy algorithm. We describe a basic algorithm and its modifications: (α + β)-algorithm, (α + β)-algorithm with the mutation width parameter self-adapting, αβ-algorithm, αβ-algorithm with the mutation width parameter self-adapting, co-evolutionary algorithm. The article examines the efficiency of the mentioned modifications on the Rosenbrock one-extremum ravine function and Rastrigin multiextremal function. Efficiency comparison has been conducted according to such parameters as the achieved value of the objective function, the probability of the global extremum localization and the number of the required tests. The results of the investigation can be used when choosing the most efficient optimization algorithm.

Keywords

Efficiency comparison, unconstrained optimization, global optimization, population algorithm, evolutionary algorithm, coevolutionary algorithm, evolutionary strategy

References

[1] Karpenko A.P. Sovremennye algoritmy poiskovoy optimizatsii [Modern search optimization algorithms]. Moscow, Bauman Press, 2014, 446 p.

[2] Karpenko A.P. Hybrid population algorithms for parametrical optimization of design decisions. *Informatsionnye tekhnologii* [Information Technologies], 2013, no. S12, pp. 6–15.

[3] Andrusenko A.S., Karpenko A.P., Sokolyanskiy V.V., Yamchenko Yu.V. Sovremennye metody poiskovoy optimizatsii v zadache opredeleniya parametrov intellektual'nogo kapitala [Modern search optimization algorithms in problem of intellectual capital characterization]. Moscow, Sputnik+, 2017, 101 p.

[4] Bäck T. Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms. Oxford university press, 1996, 314 p.

[5] Rechenberg I. Cybernetic solution path of an experimental problem. Royal Aircraft Establishment Transl., Farnborough, 1965, no. 1122, 24 p.

[6] Rechenberg I. Evolutionsstrategie Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologishen Evolution. Holzmann-Froboog, 1973, 170 p.

[7] Eiben Á.E., Hinterding R., Michalewicz Z. Parameter control in evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 1999, vol. 3, no. 2, pp. 124–141.

[8] Bäck T. Self-adaptation in genetic algorithms. *Proc. 1st European conf. on Artificial Life*, MIT Press, 1992, pp. 263–271.
[9] Rosenbrock H. An automatic method for finding the greatest or least value of a function. *The Computer Journal*, 1960, vol. 3, no. 1, pp. 175–184.
[10] Rastrigin L.A. Sistemy ekstremal'nogo upravleniya [Extremal control systems]. Moscow, Nauka publ., 1974, 630 p.

Kozov A.V. — engineer, Scientific-educational Center "Robotics", Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Scientific advisor — A.P. Karpenko, Dr. Sc. (Phys.-Math.), Professor, Head of Computer-Aided Design Systems Department, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.