

Методы искусственного интеллекта

УДК 519.6

doi:10.38028/ESI.2022.25.1.004

Типовые структуры популяционных алгоритмов глобальной оптимизации

Карпенко Анатолий Павлович

МГТУ им. Н.Э. Баумана,

Россия, Москва, *apkarpenko@mail.ru*

Аннотация. Представляем авторскую классификацию структур популяционных алгоритмов глобальной оптимизации (П-алгоритмов). На уровне популяции выделяем следующие структурные классы этих алгоритмов: одноуровневые одно популяционные; одноуровневые много популяционные; двух уровневые; трех уровневые. На следующем уровне иерархии различаем одностадийные (два макрооператора), двух стадийные (два макрооператора) и трех и более стадийные (три и более макрооператоров) алгоритмы. С другой стороны, подразделяем П-алгоритмы на стационарные, программно-динамические, параметрически и структурно-адаптивные динамические алгоритмы. Рассматриваем только одно популяционные алгоритмы.

Ключевые слова: глобальная оптимизация; популяционные алгоритмы; метаэвристические алгоритмы; алгоритмы, вдохновленные природой

Цитирование: Карпенко А.П. Типовые структуры популяционных алгоритмов глобальной оптимизации // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2022. – № 1 (25). – С. 48-57. – DOI:10.38028/ESI.2022.25.1.004.

Введение. Рассматриваемые алгоритмы глобальной (непрерывной) оптимизации относятся к классу прямых (не использующих производные целевой функции) стохастических поисковых алгоритмов, которые в разных публикациях называют поведенческими, интеллектуальными, метаэвристическими, вдохновленными (инспирированными) природой, роевыми, многоагентными, популяционными и т.д. Вслед за [1] используем термин “популяционные алгоритмы” (П-алгоритмы). Эти алгоритмы (population based algorithms) предполагают одновременную обработку нескольких вариантов решения задачи оптимизации и представляют собой альтернативу классическим траекторным поисковым алгоритмам, в которых в области поиска эволюционирует только один кандидат в решение этой задачи. Все П-алгоритмы относятся к классу эвристических алгоритмов (heuristic algorithms), то есть алгоритмов, для которых сходимость к глобальному решению не доказана, но экспериментально установлено, что в большинстве случаев они дают достаточно «хорошее» решение.

Аналогично [1], рассматриваем детерминированные стационарные задачи оптимизации. Первый термин предполагает детерминированность целевой функции задачи оптимизации, а второй – неизменность этой функция и области ее допустимых значений во времени (в процессе решения задачи). Отметим, что многие из П-алгоритмов могут быть модифицированы (и такие модификации известны) для решения динамических задач оптимизации.

Информационной «базой данных» для статьи является обзор наиболее известных П-алгоритмов, представленный в книге [2], которая содержит описание 134 популяционных алгоритмов (как непрерывных, так и дискретных), наиболее известных на момент ее опубликования (2014 г.). Из числа представленных в [2] алгоритмов в статью не вошли, прежде всего,

дискретные алгоритмы. Кроме того, в ней не нашли место немногие другие алгоритмы, степень детализации которых оказалась недостаточной по сравнению с другими алгоритмами (представленными как в [2], так и в исходных публикациях). По этой причине в статье не представлен, например, алгоритм голых землекопов (Blind Naked Mole-Rats, BNMR) [3].

Обзоры П-алгоритмов различного уровня широты, а также различные аспекты анализа и синтеза П-алгоритмов рассмотрены, например, в публикациях [4-13].

Говоря об итерационных формулах рассматриваемых П-алгоритмов, выделяем их следующие базовые составляющие: аттракторная (attractor, A); когнитивная (cognitive, C); историческая (historical, H); инерционная (inertial, I); феромонная (pheromone, Ph); случайная (random, R); социальная (social, S). Кроме того, в алгоритмах глобального поиска могут использоваться такие комбинированные составляющие, как когнитивно-социальная (cognitive-social, CS), историко-социальная (historical-social, HS) и другие.

1. Стационарные алгоритмы. В стационарных алгоритмах в процессе эволюции популяции не изменяются структура алгоритмов, а также значения их параметров.

1.1. Одностадийные алгоритмы. Итерационные формулы одностадийных алгоритмов могут содержать одну или более указанных составляющих. Например, в алгоритме поиска системой зарядов (CSS) каждую из особей $s_i \in S$ перемещаем в пространствах скоростей $\mathfrak{R}_{\Delta x}$ и положений \mathfrak{R}_x по формулам, содержащим инерциальную и социальную составляющие. В алгоритме оптимизации гравитационных взаимодействий (GIO) положения и скорости каждой из особей $s_i \in S$ обновляем по итерационным формулам, включающим в себя инерционную и историко-социальную компоненты. Аналогично, в алгоритме гравитационного поиска (GSA) и алгоритме, моделирующем движение частиц в магнитном поле (МОА), используются инерционная и социальная составляющие. В алгоритме оптимизации роем частиц (PSO) особей $s_i \in S$ перемещаем в пространстве поиска по трех составной формуле, включающей в себя когнитивную, инерциальную и социальную составляющую. Спиральный оптимизационный алгоритм (SOA) использует однокомпонентной формулу, включающую в себя только социальную составляющую.

1.2. Двух стадийные алгоритмы. Известны двух стадийные П-алгоритмы, содержанием стадий которых являются: глобальный поиск 1 + глобальный поиск 2 (алгоритм опыления цветов (FPA)); глобальный поиск + формирование новой популяции (алгоритм сорняковой оптимизации (IWO)); скрещивание особей + мутация (алгоритм на основе модели биогеографии (BBO)); глобальный поиск + удовлетворение ограничений (алгоритм интеллектуальной физической оптимизации (APO)); сжатие популяции + расширение популяции (алгоритм большого взрыва – большого сжатия (BB-BC)); локальный поиск + глобальный поиск (электромагнитный алгоритм (EMA)); глобальный поиск + скрещивание (алгоритм рассеянного поиска (SS)); сортировка особей + глобальный поиск (гусиный алгоритм оптимизации (GOA)).

Отметим, что алгоритмы, схема которых имеет вид «локальный поиск + глобальный поиск» и «глобальный поиск + локальный поиск», различны (даже если речь идет об одинаковых алгоритмах локального и глобального поиска соответственно).

Приведем два более детальных примера.

Алгоритм эволюционной стратегии (ES):

1. Мутация – всех особей $s_i \in S$ подвергаем гауссовой мутации: $S \rightarrow S'$;
2. формирование новой популяции – объединяем популяции S, S' в популяцию S'' , выбираем из популяции S'' наиболее приспособленных особей числом $|S|$ и помещаем их в популяцию $S(t+1)$: $S \cup S' \rightarrow S'' \rightarrow S(t+1)$.

Гибридный алгоритм непрерывно взаимодействующей муравьиной колонии (НСИАС):

1. глобальный поиск – если выбран канал стигмергии, то для каждой из особей $s_i \in S$ по схеме, близкой соответствующему фрагменту схемы алгоритма СИАС, определяем пробную точку \tilde{X}_i и, если $\varphi(\tilde{X}_i) > \varphi(X_i)$, то полагаем $X'_i = \tilde{X}_i$; в случае, если выбран канал прямого взаимодействия, то для каждой из особей $s_i \in S$ также по схеме алгоритма СИАС выбираем из памяти этой особи сообщение от случайной особи $s_{i_j} \in S$, $i_j \neq i$ и в зависимости от значений величин $\varphi(s_{i_j})$, $\varphi(s_i)$ перемещаем особь s_i в ту или иную случайную точку $X'_i: S \rightarrow S'$;
2. локальный поиск – в окрестности текущего положения каждой из особей $s'_i \in S'$ осуществляем локальный поиск с помощью алгоритма Нелдера-Мида: $S' \rightarrow S(t+1)$.

1.3. Трех стадийные алгоритмы. Известны трех стадийные П-алгоритмы со следующим содержанием стадий: глобальный поиск + локальный поиск + «встряска» популяции (алгоритм оптимизации роем тараканов (CSO)); глобальный поиск + локальный поиск + перемещение особей (алгоритм летучих мышей (BaA)); локальный поиск 1 + локальный поиск 2 + глобальный поиск (обезьяний алгоритм (MA)); локальный поиск + глобальный поиск + «встряска» популяции (алгоритм кукушкиного поиска (CSA)); сжатие популяции + локальный поиск + формирование новой популяции (алгоритм рисового поля (PFA)); глобальный поиск 1 + глобальный поиск 2 + глобальный поиск 3 (поисковый алгоритм искусственного роя (ASSA)); локальный поиск + переформирование популяции + «встряска» популяции (простой алгоритм эволюции разума (SMEC)); одноточечная локальная оптимизация + многоточечная локальная оптимизация + «встряска» популяции (алгоритм колонии искусственных пчел (ABC)).

Ниже в качестве примера представлены схемы двух трех стадийных стационарных П-алгоритмов.

Генетический алгоритм:

1. селекция и скрещивание – методом панмиксии выбираем из популяции S пары родительских особей заданным общим числом, и к каждой из пар $\{s_{j_1}, s_{j_2}\}$ отобранных особей применяем арифметический оператор скрещивания: $S \rightarrow S'$;
2. мутация – особей набора S' подвергаем мутации с помощью оператора случайной мутации: $S' \rightarrow S''$;
3. селекция – на основе популяции S и набора S'' формируем методом панмиксии популяцию $S(t+1)$: $\{S, S''\} \rightarrow S(t+1)$.

Алгоритм хемотаксиса колонии бактерий (BCC):

1. глобальный поиск 1 – для каждой из особей $s_i \in S$ на основе их предыдущих направлений перемещения находим новые возможные направления перемещения в пространстве сферических координат R_A , пересчитываем эти направления в направления пространства R_X и на этой основе определяем новые (первые) возможные положения этих особей: $S \rightarrow \tilde{S}'$;
2. глобальный поиск 2 – для всякой особи $s_i \in S$ в R_X -окрестности ее текущего положения находим лучшую соседнюю особь s_{i_j} и определяем в ее направлении второе возможное положение особи s_i : $S \rightarrow \tilde{S}''$;

3. перемещение особей – перемещаем особь s_i в лучшую из точек $\tilde{X}'_i, \tilde{X}''_i$: $\{\tilde{S}', \tilde{S}''\} \rightarrow S(t+1)$.

1.4. Четырех и более стадийные алгоритмы. Известно небольшое число стационарных четырех и более стадийных алгоритмов. Схемы основных таких алгоритмов имеют следующие вид: локальный поиск + глобальный поиск 1 + глобальный поиск 2 + «встряска» популяции (алгоритм поиска волчьей стаей (WPSA)); локальный поиск + глобальный поиск 1 + глобальный поиск 2 + глобальный поиск 3+ «встряска» популяции (алгоритм интеллектуальной стаи рыб (AFSA)).

Еще два примера представляют алгоритм выращивания саженцев (SGuA) и алгоритм искусственной иммунной системы (AIS).

Алгоритм выращивания саженцев (SGuA):

1. скрещивание 1 – выполняем скрещивание всех возможных пар s_i, s_j особей популяции $S: S \rightarrow S'$;
2. мутация – если координата $x'_{i,k}, k \in [1:|X|]$ особи $s'_i \in S'$ была изменена на предыдущем этапе алгоритма, то с вычисляемой вероятностью по тому или иному правилу подвергаем мутации компоненту $x'_{i,l}, l \in [1:|X|], l \neq k$ того же вектора: $S' \rightarrow S''$;
3. скрещивание 2 – если манхеттоновское расстояние между особями $s''_i, s''_j, i \neq j$ превышает заданный порог, то выполняем обмен между векторами X''_i, X''_j их k -ми компонентами: $S'' \rightarrow S'''$;
4. формирование новой популяции – объединяем популяции S, S''' в промежуточную популяцию, и популяцию $S(t+1)$ получаем путем отбора без повторения из промежуточной популяции $|S|$ лучших особей: $\{S, S'''\} \rightarrow S(t+1)$.

Алгоритм искусственной иммунной системы (AIS):

1. клонирование – из текущей популяции S выбираем заданное число лучших особей и клонируем их с фиксированным коэффициентом клонирования: $S \rightarrow S^m$;
2. мутация – реализуем мутацию отобранных особей $s^m_i \in S^m: S^m \rightarrow S'^m$;
3. сжатие – осуществляем сжатие множества S'^m путем исключения из него всех особей, кроме заданного числа лучших: $S'^m \rightarrow S''^m$;
4. формирование новой популяции $S \rightarrow S'^m$ объединяем множества особей S, S''^m и выполняем сжатие полученного набора особей до множества $S(t+1)$ мощности $|S|$ с сохранением наилучших решений: $\{S, S''^m\} \rightarrow S(t+1)$.

2. Программно динамические алгоритмы. В П-алгоритмах данного класса в процессе эволюции популяции программно (в зависимости от номера итерации) меняются структура и/или значения параметров алгоритма.

2.1. Одностадийные алгоритмы. Из числа алгоритмов, представленных в [2], к этому классу относится только оптимизационный алгоритм искателя (SeOA). В этом алгоритме для каждой из особей $s_i \in S$ ее новое положение находим по формуле, компонентами которой являются инерциальная (*инициативная*), когнитивная (*эгоистичная*) и социальная (*альтруистическая*) составляющие.

2.2. Двух стадийные алгоритмы. В [2] представлены два следующих программно динамических алгоритма (в которых программно изменяются значения параметров).

Метод взрыва гранты (GEM):

1. локальный поиск – в окрестности каждой из особей $s_i \in S$ реализуем оригинальный многоточечный одношаговый алгоритм локального поиска (порождающий только допустимых особей): $S \rightarrow \{\tilde{s}_{i,j}\}$;
2. формирование новой популяции – если $\varphi(X_i) < \varphi(X_{i,j^*})$, то полагаем $X_i(t+1) = X_{i,j^*}$. В противном случае полагаем $X_i(t+1) = X_i$: $\{S, \{\tilde{s}_{i,j^*}\}\} \rightarrow S(t+1)$.

Алгоритм мозгового штурма (BSOA). Рассматриваем два следующих варианта этого алгоритма, отличающиеся содержанием второй стадии [2]:

1. кластеризация популяции – с помощью того или иного алгоритма кластеризации разбиваем в пространстве поиска популяцию S на заданное число кластеров $\{S_i\}$ и объявляем лучших особей кластеров их центрами; с заданной вероятностью в каждом из кластеров S_i замещаем его центральную особь на случайную по правилам инициализации начальной популяции: $S \rightarrow S'$;
- 2.1. глобальный поиск (одно кластерная стратегия поиска) – равномерно случайно выбираем из популяции S' заданное число особей и перемещаем каждую из них в пространстве поиска с заданной вероятностью в случайно возмущенном направлении центра случайно выбранного кластера, а в противном случае аналогично в направлении особи, выбранной из этого кластера случайным образом: $S' \rightarrow S(t+1)$;
- 2.2. глобальный поиск (двух кластерная стратегия поиска – аналогично первой стратегии выбираем из популяции S' заданное число особей и перемещаем каждую из них в пространстве поиска с заданной вероятностью в случайно возмущенных направлениях центров двух случайных кластеров, а в противном случае аналогично – в направлениях двух случайных особей указанных кластеров: $S' \rightarrow S(t+1)$.

2.3. Трех и более стадийные алгоритмы. В [2] нашли место четыре П-алгоритма данного класса. Стадии эволюционного алгоритма поиска с возвратом (BSA): селекция 1 + скрещивание 1 + скрещивание 2 + селекция 2. Аналогично, стадии поискового алгоритма охоты (HuS) имеют вид: глобальный поиск 1 + мутация + глобальный поиск 2.

Ниже представлены схемы еще двух П-алгоритмов данного класса.

Алгоритм лучевой оптимизации (ROA):

1. селекция – формируем набор $C \subset S$ заданного числа лучших особей текущей популяции: $S \rightarrow C$;
2. глобальный поиск – определяем *возможные* положения каждой из особей $s_i \in S$, используя с заданной вероятностью случайные составляющие вектора скорости особи или строим их на основе аттракторной и инерционной компонент, где аттракторная компонента есть линейная комбинация положений лучшей особи популяции и случайной особи набора C : $S \rightarrow \tilde{S}$;
3. удовлетворение ограничений – если положение особи $\tilde{s}_i \in \tilde{S}$ является недопустимым, то возвращаем ее в эту область по оригинальным правилам: $\tilde{S} \rightarrow S(t+1)$.

Алгоритм динамических сеток (VMO):

1. локальный поиск – в некоторой \mathfrak{R}_X -окрестности каждой из особей $s_i \in S$ выбираем лучшую особь s_{i,j^*} и с вероятностью, определяемую близостью указанных особей в пространстве \mathfrak{R}_φ , создаем новую особь s_i^z в направлении особи s_{i,j^*} : $S \rightarrow S^z$;

2. глобальный поиск 1 – для каждой из особей $s_i \in S$, исключая глобально лучшую особь популяции s^{gbest} , с вероятностью, определяемую близостью указанных особей в пространстве \mathfrak{R}_φ , создаем новую особь в направлении особи s^{gbest} : $S \rightarrow S^w$;
3. глобальный поиск 2 – вычисляем числа *внутренних* особей $\{s_j^d\}$, ближайших в пространстве \mathfrak{R}_X к центру области поиска O^c , а также *внешних* особей $\{s_j^o\}$, наиболее удаленных от этой точки, и для каждой из особей наборов $\{s_j^d\}$, $\{s_j^o\}$ создаем новую особь на программно уменьшающемся расстоянии от этой особи в пространстве \mathfrak{R}_X : $S \rightarrow S^y$;
4. формирование новой популяции – объединяем особей популяции S с наборами особей S^z, S^w, S^y и сортируем полученный набор особей в порядке убывания значений фитнес функции; прореживаем полученную совокупность особей, удаляя близких в пространстве \mathfrak{R}_X особей. Если мощность полученного множества особей меньше величины $|S|$, то недостающих особей генерируем по схеме инициализации начальной популяции; в противном случае в новую популяцию включаем $|S|$ лучших с точки зрения значений фитнес-функции особей указанного множества: $\{S, S^z, S^w, S^y\} \rightarrow S(t+1)$.

3. Адаптивные динамические алгоритмы. В алгоритмах данного класса структура и/или значения параметров алгоритма могут изменяться в процессе эволюции популяции в зависимости от значений *характеристик* некоторых сущностей популяции.

3.1. Одностадийные алгоритмы. В [2] представлены четыре следующих алгоритма этого класса.

Алгоритм светлячков (FA) использует характеристику данной особи, имеющую смысл ее *привлекательности* для других особей популяции. Если $\varphi(X_i) < \varphi(X_j)$, то перемещаем особь $s_i \in S$ в рандомизированном направлении особи s_j с шагом, равном привлекательности особи s_i для особи s_j .

Алгоритм оптимизации роем светлячков (GSO) использует характеристику особей популяции, называемую *уровнем светимости*. Выбираем из множества \mathfrak{R}_X соседей каждой данной особи $s_i \in S$ «притягивающую» особь с вероятностью, пропорциональной уровню ее светимости, и перемещаем особь s_i в направлении выбранной особи.

Интегрированная радиационная оптимизация (IRO). Обновляем положение каждой из особей $s_i \in S$ по параметрически адаптивной итерационной формуле, включающей в себя социальную компоненту.

Алгоритм лиги чемпионов (LCA) использует следующие основные обозначения: особь – команда; популяция особей – лига; сравнение значений фитнес-функции двух команд – матч; итерация алгоритма – тур, который состоит из некоторого числа раундов, в каждом из которых каждая из команд проводит один матч. Моделируем заданное число матчей между командами в соответствии с предварительно сформированным расписанием LS . Полагаем, что вероятность победы команды $s_{i_0} \in S$ (и проигрыша команды $s_{j_0} \in S$) в матче между этими командами пропорциональна текущему нормированному значению фитнес-функции φ_{i_0} . На основе результатов матчей между командами определяем новые возможные положения особей популяции S по стохастическим трех компонентным формулам и перемещаем их в лучшее из найденных возможных положений.

3.2. Двух стадийные алгоритмы. Примерами стадий этого класса адаптивных П-алгоритмов являются: расщепление популяции + глобальный поиск (стохастический фокусирующий поиск (SFS)); скрещивание + глобальный поиск (алгоритм искусственного племени (АТА)); глобальный поиск + «встряска» популяции (алгоритм социально-эмоциональной оптимизации (SEOA)); локальный поиск + формирование новой популяции (простой оптимизационный алгоритм (SOPT)); глобальный поиск + локальный поиск (алгоритм броуновского движения газа (GBMO)).

Представляем также схемы двух следующих П-алгоритмов данного класса.

Оптимизационный алгоритм распространения тараканов (RIO). Алгоритм использует такую характеристику особей популяции, как уровень их голода.

1. глобальный поиск – если текущий «голод» особи $s_i \in S$ не превышает заданный уровень, то перемещаем ее в пространстве поиска по правилам, близким к правилам, используемым алгоритмом роя частиц PSO: $S \rightarrow S(t+1)$;
2. «встряска» популяции – в противном случае перемещаем особь $s_i \in S$ в случайную точку начального параллелепипеда Π , созданную по правилам инициализации начальной популяции: $S \rightarrow S(t+1)$.

Оптимизационный алгоритм стволовых клеток (SCOA). Задача безусловной максимизации.

1. репликация – если $\varphi(X^{gbest}) > \varphi(X^{gbest}(t-1))$ (приспособленность особи s^{gbest} лучше приспособленности глобально оптимальной особи на предыдущей итерации), то реплицируем особь s^{gbest} и если мощность набора $S \cup s^{gbest}$ превышает заданную величину, то удаляем из этого набора худшую особь: $S \rightarrow S'$;
2. скрещивание – каждую из особей $s' \in S'$ с вероятностью ξ_i , пропорциональной приспособленности этой особи, скрещиваем с особью s'_j , $j \neq i$, равномерно случайно выбранной из популяции S' : $S' \rightarrow S''$.

3.3. Трех и более стадийные алгоритмы. Алгоритмы данного класса могут, например, иметь следующие стадии: локальный поиск + глобальный поиск 1 + глобальный поиск 2 (алгоритм поиска косяком рыб (FSS)); глобальный поиск + скрещивание + мутация (алгоритм стаи криля (КН)); создание особей + объединение + формирование новой популяции (оптимизационный алгоритм фейерверков (FOA)); создание новых особей 1 + создание новых особей 2 + создание новых особей 3 + скрещивание + удовлетворение ограничений (непрерывная оптимизация химической реакцией (RCCRO)); вычисление характеристик подобластей + создание новых особей + локальный поиск + формирование новой популяции (алгоритм бессознательного поиска (USA)); глобальный поиск + локальный поиск + «встряска» регионов поиска (непрерывный ортогональный алгоритм муравьиной колонии (COAC)). Отметим, что последний алгоритм использует окрестности поиска (регионы), которые эволюционируют в процессе эволюции популяции на основе оценки их такой характеристики, как *привлекательность*, вычисляемой на основе текущей интенсивности всех феромонных пятен, принадлежащих региону.

В качестве примера адаптивных П-алгоритмов данного класса представляет схемы алгоритма оптимизации колонией бактерий (BCO) и алгоритма поиска бактериями пищи (BFO).

Алгоритм оптимизации колонией бактерий (BCO). Алгоритм использует вещественную характеристику особей популяции, называемую *энергией*, а также бинарную характеристику здоровья.

1. глобальный поиск – каждую из особей $s_i \in S$ перемещаем в пространстве поиска на один шаг по формуле, содержащей компоненты, соответствующие текущим глобально лучшей и исторически лучшей особей, а также случайную компоненту. Затем реализуем заданное число шагов перемещения особей $s_i \in S$ в направлениях текущих глобально лучшей и исторически лучшей особей: $S \rightarrow S' \rightarrow S''$;
2. клонирование – если приспособленность φ_i'' особи превышает рассчитанный уровень «энергии» и положение особи является допустимым, то клонируем (реплицируем) эту особь: $s_i'' \rightarrow \{s_i'', s_i''\}$;
3. «встряска» популяции – если приспособленность φ_i'' особи не превышает указанный уровень «энергии», то независимо от допустимости или не допустимости ее текущего положения удаляем эту особь из популяции, а взамен создаем новую особь s_i''' по правилам инициализации начальной популяции: $s_i'' \rightarrow \{s_i'', s_i''\}$;
4. формирование новой популяции – если число особей популяции S''' превышает величину $|S|$, то удаляем из этой популяции худших особей числом $|S'''| - |S|$: $S''' \rightarrow S(t+1)$.

Алгоритм поиска бактериями пищи (BFO). Алгоритм использует такую характеристику особи, как ее *состояние здоровья*, равную сумме значений фитнес-функции во всех точках следа этой особи от начальной до текущей итерации.

1. локальный поиск – для каждой особи $s_i \in S$ осуществляем заданное число шагов локальной оптимизации: $S \rightarrow S'$;
2. обновление – после каждых \hat{t}_i шагов эволюции популяции S половину наиболее слабых особей (имеющих худшее состояние здоровья) исключаем из популяции, а каждую из особей оставшейся половины расщепляем на две особи: $S' \rightarrow S''$;
3. «встряска» популяции – после каждых \hat{t}_e шагов эволюции популяции S с заданной вероятностью случайным образом выбираем из текущей популяции фиксированное число особей и уничтожаем их, а вместо каждой из уничтоженных особей в случайно выбранной точке области Π создаем новую особь с тем же номером: $S'' \rightarrow S(t+1)$.

Заключение. В статье не нашли место одно и много уровневые много популяционные П-алгоритмы. Предполагается, что эти алгоритмы составят предмет самостоятельной публикации.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Карпенко А.П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой / А.П. Карпенко. – М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. – 446 с.
2. Bo Xing, Wen-Jing Gao Innovative Computational Intelligence: A Rough Guide to 134 Clever Algorithms. Springer Cham. Heidelberg, New York, Dordrecht, London, 451 p.
3. Taherdangkoo M., Shirzadi M. H., Bagher, M. H. A novel meta-heuristic algorithm for numerical function optimization Blind Naked Mole-Rats (BNMR) algorithm. Scientific Research and Essays, 2012, vol. 7, pp. 3566–3583.
4. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. и др. Биоинспирированные методы в оптимизации: монография / Л. А. Гладков, В. В. Курейчик, В. М. Курейчик и др. – М: Физматлит, 2009. – 384 с.

5. Биоэвристики: теория, алгоритмы и приложения: монография / С.И. Родзин, Ю.А. Скобцов, С.А. Эль-Хатиб. – Чебоксары: ИД «Среда», 2019. – 224 с.
6. Пантелеев А.В., Метлицкая Д.В., Алешина Е.А. Методы глобальной оптимизации: Метаэвристические стратегии и алгоритмы / А.В. Пантелеев, Д.В. Метлицкая, Е.А. Алешина. – М.: Вузовская книга, 2013. – 44 с.
7. Can Umit, Alatas Bilas Physics Based Metaheuristic Algorithms for Global Optimization. American Journal of Information Science and Computer Engineering, 2015, vol. 1, no. 3, pp. 94-106.
8. Engelbrecht Andries P. Computational Intelligence. An Introduction. John Wiley & Sons Ltd, England, 2007, 597 p.
9. Evolutionary Computation 1. Basic Algorithms and Operators. Edited by Thomas Back, David B Fogel and Zbigniew Michalewicz. Institute of physics publishing Bristol and Philadelphia, 2000, 339 p.
10. Evolutionary Computation 2. Advanced Algorithms and Operators. Edited by Thomas Back, David B Fogel and Zbigniew Michalewicz. Institute of physics publishing Bristol and Philadelphia, 2000, 270 p.
11. Glover F., Kochenberger G.A. Handbook of metaheuristics. Springer, 2010, 648 p.
12. Nazmul Siddique, Hojjat Adeli. Nature Inspired Computing: An Overview and Some Future Directions. Cognitive Computation, 2015, vol. 7, pp. 706–714.
13. Xin-She Yang Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms. Second Edition. Luniver Press, United Kingdom, 2010, 115 p.

Карпенко Анатолий Павлович, д.ф.-м.н., профессор, зав. кафедрой САИП, МГТУ им. Н.Э. Баумана, apkarpenko@mail.ru, Россия, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, д.5

UDC 519.6

doi: 10.38028/ESI.2022.25.1.004

Typical structures of population algorithms for global optimization

Anatoly P. Karpenko

N.E. Bauman MSTU,

Russia, Moscow, apkarpenko@mail.ru

Abstract. We present the author's classification of structures of population algorithms for global optimization (P-algorithms). At the population level, we single out the following structural classes of these algorithms: one-level one-population algorithms; one-level multi-population algorithms; two-level algorithms; three level algorithms. At the next level of the hierarchy, we distinguish one-stage (two macro-operators), two-stage (two macro-operators) and three or more stages (three or more macro-operators) algorithms. On the other hand, we subdivide P-algorithms into stationary, program-dynamic, parametric and structural-adaptive dynamic algorithms. We consider only one population algorithms.

Keywords: global optimization; population algorithms; metaheuristic algorithms; algorithms inspired by nature

REFERENCES

1. Karpenko A.P. Sovremennyye algoritmy poiskovoy optimizatsii. Algoritmy, vdokh-novlenyye prirodoy [Modern search engine optimization algorithms. Algorithms inspired by nature]. M., Izdatel'stvo MGTU im. N.E. Baumana, 2014, – 446 p.
2. Bo Xing, Wen-Jing Gao Innovative Computational Intelligence: A Rough Guide to 134 Clever Algorithms. Springer Cham. Heidelberg, New York, Dordrecht, London, 451 p.
3. Taherdangkoo M., Shirzadi M. H., Bagher, M. H. A novel meta-heuristic algorithm for numerical function optimization Blind Naked Mole-Rats (BNMR) algorithm. Scientific Research and Essays, 2012, vol. 7, pp. 3566–3583.
4. Gladkov L. A., Kurejchik V. V., Kurejchik V. M. i dr. Bioinspirirovannyye metody v optimizatsii: monografiya [Bioinspired methods in optimization: monograph]. M: Fizmatlit, 2009, 384p.
5. Rodzin S.I., Skobcov YU.A., El'-Hatib S.A. Bioevristiki: teoriya, algoritmy i prilozheniya: monografiya [Bioheuristics: theory, algorithms and applications: monograph]. Cheboksary, ID «Sreda», 2019, 224p.
6. Pantelev A.V., Metlickaya D.V., Aleshina E.A. Metody global'noj optimizatsii: Metaevristicheskie strategii i algoritmy [Methods of global optimization: Metaheuristic strategies and algorithms]. M., Vuzovskaya kniga, 2013, 44p.
7. Can Umit, Alatas Bilas Physics Based Metaheuristic Algorithms for Global Optimization. American Journal of Information Science and Computer Engineering, 2015, vol. 1, no. 3, pp. 94-106.
8. Engelbrecht Andries P. Computational Intelligence. An Introduction. John Wiley & Sons Ltd, England, 2007, 597 p.
9. Evolutionary Computation 1. Basic Algorithms and Operators. Edited by Thomas Back, David B Fogel and Zbigniew Michalewicz Institute of physics publishing Bristol and Philadelphia, 2000, 339 p.
10. Evolutionary Computation 2. Advanced Algorithms and Operators. Edited by Thomas Back, David B Fogel and Zbigniew Michalewicz. Institute of physics publishing Bristol and Philadelphia, 2000, 270 p.
11. Glover F., Kochenberger G.A. Handbook of metaheuristics. Springer, 2010, 648 p.
12. Nazmul Siddique, Hojjat Adeli. Nature Inspired Computing: An Overview and Some Future Directions. Cognitive Computation, 2015, vol. 7, pp. 706–714.
13. Xin-She Yang Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms. Second Edition. Luniver Press, United Kingdom, 2010, 115 p.

Anatoly P. Karpenko, dr., professor, Head of CAD department, N.E. Bauman MSTU, apkarpenko@mail.ru, Russia, Moscow, st. 2nd Baumanskaya, 5

Статья поступила в редакцию 03.03.2022; одобрена после рецензирования 23.03.2022; принята к публикации 28.03.2022.

The article was submitted 03.03.2022; approved after reviewing 03.23.2022; accepted for publication 03.28.2022.