

## Многоагентный алгоритм поисковой оптимизации на основе гибридизации и ко-эволюционных процедур

*О.Б. Лебедев<sup>1</sup>, М.И. Бесхмельнов<sup>1</sup>, А.А. Жиглатый<sup>2</sup>,*

<sup>1</sup>*МИРЭА – Российский технологический университет, Москва*

<sup>2</sup>*Южный федеральный университет, Таганрог*

**Аннотация:** В работе предложен гибридный мультиагентный алгоритм поиска решений, содержащий процедуры, моделирующие поведение пчелиной колонии, роя агентов и методов ко-эволюции, с реконфигурируемой архитектурой. В основу разработанного гибридного алгоритма, положен иерархический многопопуляционный подход, позволяющий с помощью разнообразия совокупности решений, расширять области поиска решений. Представлены формулировки метаэвристики пчелиной колонии и роя агентов канонического вида. В качестве меры сходства двух решений используется аффинность – мера эквивалентности, родственности (сходства, близости) двух решений. Раскрыт принцип действия и применения оператора направленной мутации. Приведено описание модифицированной парадигмы хромосомного роя, который, обеспечивает возможность поиска решений с целочисленными значениями параметров в отличие от канонических методов. Временная сложность алгоритма составляет  $O(n^2)$ - $O(n^3)$ .

**Ключевые слова:** рой агентов, пчелиная колония, ко-эволюция, пространство поиска, гибридизация, реконфигурируемая архитектура.

### Введение

На сегодняшний день существует большое количество различных методов, позволяющих решать прикладные задачи, обладающие большой сложностью. После проведения анализа таких методов, была выявлена проблема, заключающаяся в том, что при решении оптимизационной задачи, использование какого-то одного алгоритма не всегда дает возможность получить оптимальное решение. Для повышения их эффективности используют метаоптимизацию и гибридизацию [1] Метаоптимизация заключается в настройке основных параметров алгоритма под конкретный класс целевых функций.

В теореме Вольперта-Макрида утверждается, что при нахождении целевой функции лучшей стратегией является хаотичное движение [2].

Одним из широко распространенных подходов является гибридизация поисковых алгоритмов. В гибридных алгоритмах достоинства одного алгоритма могут заменить недостатки другого [1,2].

В статье исследуется возможность применения синергетического подхода в процессах адаптации. Синергия – это комбинированный эффект двух или более парадигм, процессов и т.п., превышающий сумму их одиночных эффектов. Этот подход применяется в работе к алгоритмам поисковой оптимизации путем комбинирования эвристиками поиска решений [2].

Алгоритмы, разработанные на различных эвристиках, отличаются планомерностью исследования пространства решений. Многие алгоритмы осуществляют поиск решений путем равномерного исследования всего пространства решений. Большинство алгоритмов постепенно в процессе поиска сужают исследуемую область поиска решений и не факт, что лучшее решение содержится в этой суженной области. Перспективным является сочетание алгоритмов обоих типов и, как следствие, управление областями поиска. При интеграции метаэвристик повышается эффективность алгоритмов [3].

Ожидаемым конкретным научным результатом будут являться новые и модифицированные архитектуры комбинированного поиска для решения задач обработки проблемно-ориентированных знаний [3,4].

Исследования ряда авторов показали, что использование гибридизации повышает эффективность поисковых алгоритмов оптимизации в среднем на 3-5 %, в связи с чем разработка таких алгоритмов является актуальной и важной задачей [4].

## 1. Архитектура алгоритма поиска решений

Реконфигурируемая архитектура путем настройки позволяет реализовать следующие методы гибридизации [4]: высокоуровневую и низкоуровневую гибридизацию вложением; типа препроцессор/постпроцессор; ко-алгоритмическую на базе одного или нескольких типов алгоритмов. Разработка общей структуры гибридных алгоритмов требует решения следующих задач: выбор гибридизируемых алгоритмов; определение общей структуры поискового процесса; вычленение функций в каждом гибридизируемом алгоритме, которые должны выполняться в составе гибридного поискового алгоритма; разработка методов трансформации данных при сращивании гибридизируемых алгоритмов. Связующим звеном гибридизации является структура данных, описывающая интерпретации решений проблемно-ориентированных задач. Разработка принципов синтеза пространства поиска решений, позволит формировать для представления интерпретаций решений графовые структуры в виде наборов компонентов, что расширяет сферы приложения предлагаемых гибридных моделей, а с другой стороны позволяет строить эффективные поисковые процедуры. Разработку структур данных, на основе которых формируются интерпретации решений проблемно-ориентированных задач необходимо производить с учетом того фактора, что они должны [4]:

-одновременно служить хранилищем коллективной эволюционной памяти адекватно и в максимально возможной степени, отражающей сущность решений, что повышает сходимость поисковых процедур;

-обеспечивать возможность совместного использования в интегрируемых алгоритмах.

## 2. Каноническая формулировка метаэвристики пчелиной колонии

---

Рассмотрим канонический вариант метаэвристики пчелиной колонии, который заключается в следующем.

1. Формирование начального множества решений (роя хромосом)  $H = \{h_i | i = 1, 2, \dots, n_h\}$ .  $t = 1$ .

2. Вычисление критерия  $f_i(t)$  для всех решений  $h_i$ .

3. В окрестности каждого базового решения  $h_i(t) \in H(t)$  определяются конкретное множество решений (набор хромосом)  $\Phi_i(t) = \{\varphi_{ij}(t) | j = 1, 2, \dots, n_h\}$ ,  
( $\forall i$ )  $F: H_i(t) \rightarrow \Phi_i(t)$ .  $|h_i(t)| = 1$ ,  $|\Phi_i(t)| = n_h$ .

4. В каждой окрестности  $\Phi_i(t)$  отыскивается лучшая хромосома  $\varphi_i^*(t)$ .  
( $\forall i$ )  $F: \Phi_i(t) \rightarrow \varphi_i^*(t)$ .  $|\Phi_i(t)| = n_h$ ,  $|\varphi_i^*(t)| = 1$ .

5. Наилучшие решения (хромосомы)  $\theta$ -окрестностей формируют новое базовое множество решений (хромосом)  $H(t+1)$ .

6. Переход к следующей генерации (от одного множества решений базовых позиций к другому).

7. Завершение алгоритма.

Большинство поисковых алгоритмов являются итерационными и относятся к классу случайно-направленных. Поиск решений, как правило, случайно или иным способом начинается с генерации начальной популяции решений  $H$ .

Для всех решений  $h_i(t)$  рассчитывается целевая функция  $f_i(t)$ . Далее выбираются  $n_h$  лучших решений роя  $H$ , которые включаются в базовое множество  $H(t) = \{h_i(t) | i = 1, \dots, n_h\}$ .

Ключевой операцией пчелиного алгоритма (ПА) является формирование окрестностей решений в области поиска основных решений и их изучение. Решения, определяемые в окрестности какого-то основного решения, как правило, не много отличны друг от друга [5].

На втором этапе осуществляется формирование решений, лежащих в окрестностях базовых решений.

Формирование нового решения  $\varphi_{ij}(t)$ , лежащего в  $\delta$  – окрестности базового решения  $h_i$  производится путём  $\delta$  элементарных мутаций хромосомы  $h_i$ . Оператор мутации соответствует структуре хромосомы и после его применения структура хромосомы остается неизменной. В работе хромосоме  $h_i$  соответствует список генов. Элементарная мутация хромосомы  $h_i$  заключается в парной перестановке случайно выбранных генов в хромосоме  $h_i$  и изменении их значений. Будем считать, что решение  $\varphi_{ij}(t)$  лежит в  $\delta$  – окрестности решения  $h_i$ , если  $\varphi_{ij}(t)$  получено путём  $\delta$  элементарных мутаций хромосомы  $h_i$ . Для каждого базового решения  $h_i$  формируется множество  $\Phi_i(t)$  решений, расположенных в  $\delta$  – окрестности базового решения  $h_i(t)$ .  $\Phi_i(t) = \{\varphi_{ij}(t) | j=1, 2, \dots, n_o\}$ . Формирование  $\Phi_i(t)$  выполняется под управлением 3-х параметров:  $N = |\Phi_i(t)|$  – число решений,  $\delta$  – число мутаций (мутирующих генов),  $m$  – максимальное отклонение значения мутирующего гена.  $h_i(t) = 1$ ,  $|\Phi_i(t)| = n_o$ .

На последующем этапе в каждой окрестности  $\Phi_i(t)$  отыскивается лучшее решение  $\varphi_i^*(t)$ .

$$(\forall i) F2: \Phi_i(t) \rightarrow \varphi_i^*(t). |\Phi_i(t)| = n_h, |\varphi_i^*(t)| = 1. (\forall j) (\varphi_i^*(t) > \varphi_{ij}(t)).$$

На следующем этапе формируется популяция  $\Phi^*(t) = \{\varphi_i^*(t) | i=1, 2, \dots, n_h\}$ , включающая  $n_h$  лучших решений всех окрестностей.

Далее возможны несколько альтернативных вариантов продолжения маршрута проектирования.

В простейшем случае  $\Phi^*(t)$  трансформируется в множество  $H(t) = \{h_i(t) | i=1, \dots, n_h\}$ , которое используется в качестве базового на следующей итерации.

### 3. Каноническая формулировка метаэвристики роя агентов

Рассмотрим канонический вариант метаэвристики роя агентов, который заключается в следующем.

1. Формирование начального множества решений (роя хромосом)  
 $H = \{h_i | i = 1, 2, \dots, n_o\}$ .  $t = 1$ .
2. Вычисление критерия  $f_i(t)$  для всех решений  $h_i$ .
3. Отбор наилучших решений  $h_i^*(t)$  и  $h^*(t)$ .
4. Если  $t < T$ , то  $t = t + 1$  и перейдем к п. 5, в противном случае к п. 7.
5. Переключение всех решений  $h_i$  множества  $H$  под воздействием команды, изменяющей текущие состояния в отличные от них состояния.
6. Переход к п. 2.
7. Завершение алгоритма.

В классическом методе роя частиц [6,7,8] область поиска решений  $X$  наполняется передвигающимся в нем роем частиц  $P = \{p_i | i = 1, 2, \dots, n\}$  [9,10].

Позиция  $x_i(t)$ , куда помещена частица  $p_i$  определяет некоторое решение, задаваемое хромосомой  $h_i(t)$ . Каждая частица  $p_i$  размещается в текущей  $p_i$ , связана и может взаимодействовать со всеми частицами роя, она тяготеет к лучшему решению роя. Векторы перемещения всех частиц в области поиска устремляются к «центрам притяжения» – лучшим позициям с точки зрения критерия [11,12].

Передвижение частицы  $p_i$  в новую позицию означает переход от хромосомы  $h_i(t)$  к новой –  $h_i(t+1)$  с новыми целочисленными значениями генов  $h_{il}$ , полученными после применения команды, изменяющей текущие состояния решения (хромосомы).

Цель перемещения частицы  $p_i$  из позиции  $x_i(t)$  в направлении позиции  $x_z(t)$  – сокращение расстояния между ними.

Суть процедуры перемещения, заключается в изменении разности между значениями каждой пары генов  $(h_{il}, h_{zl})$  двух хромосом.

Решение, определяемое частицей, полностью определяется геометрическими параметрами позиции, в которой размещена частица. Средство изменения решения представлено в виде универсального

---

аналитического выражения синтеза геометрических параметров новой позиции (координат в пространстве поиска) в предположении, что решение в данной позиции будет лучше.

В работе рассматривается модифицированный алгоритм оптимизации – рой агентов. Решения – это изменяющиеся хромосомы, являющиеся генотипами решения. В качестве меры близости (сходства) двух хромосом используется аффинность – мера эквивалентности, сходства (близости) двух хромосом (решений). Вес ребра в графе  $G_a$ , связывающего две вершины графа  $G_a$ , соответствующие двум хромосомам  $h_i$  и  $h_j$ , равен аффинности, количественно отражающей степень родственности между  $h_i$  и  $h_j$ . Эквивалентом оценки, степень родственности (аффинность) двух хромосом  $h_i$  и  $h_j$ , служит параметр степень различия двух хромосом  $h_i$  и  $h_j$ . В качестве оценки аффинной связи используется параметр – степень различия двух хромосом  $h_i$  и  $h_j$ . Максимизация аффинности двух хромосом  $h_i$  и  $h_j$  соответствует минимизации степени различия.

При поиске происходит изменение (передвижение) хромосом в состоянии с лучшим значением критерия решения. На каждой генерации  $t$  из множества хромосом роя  $H(t)$  формируется множество  $C(t) \subset H(t)$ , содержащее (одну или несколько) хромосом с наилучшими значениями критерия. Лучшие хромосомы  $C(t)$  назначаются «центром притяжения». Векторы притяжения множества хромосом  $V(t) = H(t) \setminus C(t)$  в аффинном пространстве устремляются к «центрам притяжения»  $C(t)$ . Переход в новые состояния происходит при помощи команды, меняющей значений генов и структур хромосом.

Цель изменения хромосомы  $h_i(t)$ , тяготеющей к лучшей хромосоме  $h^*(t)$ , в новое состояние  $h_i(t+1)$  состоит в уменьшении степени отличия  $R_i^*$  между  $h_i(t)$  и  $h^*(t)$ , что соответствует увеличению веса аффинной связи.

#### 4. Структура гибридного ко-эволюционного многоагентного алгоритма поисковой оптимизации

Рассмотрим структуру гибридного ко-эволюционного многоагентного алгоритма поисковой оптимизации на базе метаэвристик пчелиной колонии и роя агентов, рисунок 1.

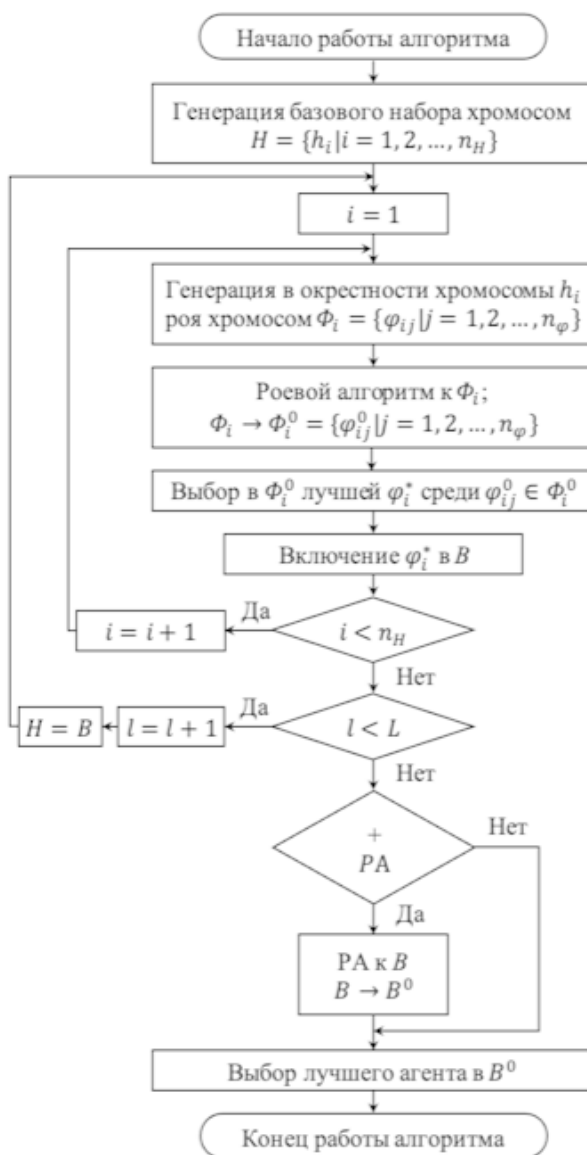


Рисунок 1 – Структура гибридного ко-эволюционного алгоритма

На первом этапе формируется базовый набор хромосом  $H\{h_i|i=1,2,\dots,n_h\}$ .



Основная часть алгоритма представляет процедура, базирующуюся на гибридизации элементов пчелиной колонии, роя агентов и методов ко-эволюции.

С помощью механизмов пчелиной колонии в окрестности каждой хромосомы  $h_i \in H$  решается задачи генерации набора  $\Phi = \{\Phi_i | i = 1, 2, \dots, n_h\}$  субпопуляций хромосом  $\Phi_i = \{\varphi_{ij} | j = 1, 2, \dots, n_\varphi\}$ .

Сформированные субпопуляции набора  $\Phi$  ко-эволюционируют в форме сотрудничества решая одну и ту же задачу оптимизации методом роя агентов. В результате ко-эволюции в форме сотрудничества каждая субпопуляция  $\Phi_i$  методом роя агентов трансформируется в субпопуляцию  $\Phi_{oi}$ . В каждой группе  $\Phi_{oi}$  находится наилучшая хромосома в  $\varphi_i^*$  среди  $\varphi_{ij}^0 \in \Phi_i^0$ . Составляется перечень  $B$  наилучших хромосом  $\varphi_i^*$ . Перечень  $B$  преобразовывается в основную группу хромосом  $H\{h_i | i = 1, 2, \dots, n_h\}$  для использования на последующей итерации. Если все итерации использованы, то возможно дополнительное использование роевого алгоритма [12,13].

### Заключение

В статье представлен новый алгоритм, в основе которого положен структурный подход, рассматривающий множество решений, и механизмы позволяющие поддерживать разнообразие множества решений, тем самым расширяя области поиска решений. Алгоритм содержит процедуру, основанную на гибридизации моделей поведения пчелиной колонии, метода роя частиц и ко-эволюции, что дает возможность преодолеть проблему «локального оптимума» и позволяет увеличивает сходимость алгоритма.

В данной работе рассматривается возможность применения синергетического подхода в процессах адаптации биоинспирированного алгоритма, позволяющего поддерживать разнообразие множества решений.

Описывается модифицированная концепция роя частиц, правила перемещения частиц в аффинном пространстве. Разработана реконфигурируемая архитектура алгоритма, в основе которой лежит модель поведения пчел.

Оценка эффективности предложенного алгоритма производилась на наборе многомерных оптимизационных функций-бенчмарок: Гриванка, Растригина, Розенброка, Швепеля [3,5,12].

Полученные результаты были сопоставлены с результатами других подобных алгоритмов. Использование разработанного алгоритма позволило получить более качественные решения по сравнению с аналогами.

### Литература

1. Wang, X. Hybrid nature-inspired computation method for optimization: Doctoral Dissertation. Helsinki University of Technology, TKK Dissertations // Espoo, 2009. pp. 158-161.
2. Wolpert D.H., Macready W.G. The no free lunch theorems for optimization // IEEE Trans. Evol. Comp, 1997. pp. 67-82.
3. Карпенко А.П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой: учебное пособие. 3-е издание. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2021. 446 с.
4. Карпенко А.П. Элементы теории роевого интеллекта // Сборник статей Первой Международной научно-практической конференции. М.: Изд-во: Ассоциация технических университетов, 2022. С. 52-65.
5. Лебедев Б.К., Лебедев О.Б., Лебедев В.Б. Гибридный метод стохастической оптимизации на основе интеграции моделей эволюции и роевого (стайного) поведения животных в аффинных пространствах поиска // Сборник трудов Шестнадцатой национальной конференции по

искусственному интеллекту с международным участием. М.: ФГП ИТАР-ТАСС филиал РКП, 2018. С. 148-156.

6. Лебедев Б.К., Лебедев В.Б. Размещение на основе метода пчелиной колонии // Известия ЮФУ. Изд-во ТТИ ЮФУ, №12, 2010. С. 12-18.

7. Clerc M. Particle Swarm Optimization. ISTE, London, UK, 2006. pp. 134-158.

8. Лебедев Б.К., Лебедев В.Б., Лебедев О.Б. Гибридизация роевого интеллекта и генетической эволюции на примере размещения // Электронный журнал «Программные продукты, системы и алгоритмы». Тверь: Изд-во «Центрпрограммсистем», 2017, №4. С. 49-86.

9. Городецкий В.И. Поведенческие модели киберфизических систем и групповое поведение: основные понятия // Известия ЮФУ. Технические науки. Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2019, № 1. С. 144–162.

10. Виноградов Г.П. Моделирование принятия решений интеллектуальным агентом // Программные продукты и системы. Тверь: Изд-во «Центрпрограммсистем», 2010, № 3. С. 45–51.

11. Виноградов Г.П., Богатилов В.Н., Кузнецов В.Н. Принятие решений в мотивированных системах // Математические методы в технике и технологиях. Тверь: Изд-во ТГТУ, 2019. С. 14-19.

12. Лебедев Б.К., Лебедев О.Б., Лебедева Е.О. Роевой алгоритм планирования работы многопроцессорных вычислительных систем // Инженерный вестник Дона, 2017, №3 URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/N3y2017/4362](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/N3y2017/4362).

13. Гладких Д.А., Вихтенко Э.М. Применение алгоритмов пространственного разбиения в задачах вычислительной геометрии // Инженерный вестник Дона, 2024, №1 URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8933](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8933).

---

## References

- Wang, X. Hybrid nature-inspired computation method for optimization: Doctoral Dissertation. Helsinki University of Technology, TKK Dissertations, 2009. pp. 158-161.
2. Wolpert D.H., Macready W.G. The no free lunch theorems for optimization. IEEE Trans. Evol. Comp, 1997. pp. 67-82.
3. Karpenko A.P. Sovremennyye algoritmy poiskovoy optimizatsii. Algoritmy, vdokhnovlennyye prirodoy [Modern algorithms of search optimization. Algorithms inspired by nature]. Moskva: MSTU N.E. Bauman. 2021. 446 p.
4. Karpenko A.P. Moskva: Sbornik statey Pervoy Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii. Moskva: Izd-vo: Assotsiatsiya tekhnicheskikh universitetov, 2022. pp. 52-65.
5. Lebedev B.K., Lebedev O.B., Lebedev V.B. Collection of proceedings of the Sixteenth National Conference on Artificial Intelligence with international participation. M.: FGP ITAR-TASS branch of RKP, 2018. pp. 148-156.
6. Lebedev B.K., Lebedev V.B. Izvestiya YUFU. Tekhnicheskiye nauki. Rostov-na-Donu: Izd-vo SFU, №12, 2010. pp. 12-18.
7. Clerc M. Particle Swarm Optimization. ISTE, London, UK, 2006. pp. 134-158.
8. Lebedev B.K., Lebedev V.B., Lebedev O.B. Elektronnyj zhurnal Programmnyye produkty, sistemy i algoritmy. Tver': Izd-vo «Tsentrprogrammsistem», 2017, №4. pp. 49-86.
9. Gorodetsky V.I. Izvestiya YUFU. Tekhnicheskiye nauki. Rostov-na-Donu: Izd-vo SFU, 2019, № 1. pp. 144–162.
10. Vinogradov G.P. Programmnyye produkty i sistemy. Tver': Izd-vo «Tsentrprogrammsistem», 2010, № 3. pp. 45–51.
11. Vinogradov G.P., Bogatikov V.N., Kuznetsov V.N. Matematicheskiye metody v tekhnike i tekhnologiyakh. Tver': Izd-vo TGTU, 2019. pp. 14-19.
-



12. Lebedev B.K., Lebedev O.B., Lebedeva E.O. Inzhenernyj vestnik Dona, 2017, №3. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/N3y2017/4362](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/N3y2017/4362).

13. Gladkikh D.A., Vikhtenko E.M. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №1. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8933](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8933).

**Дата поступления: 2.05.2024**

**Дата публикации: 29.06.2024**