

**Гладков Леонид Анатольевич**

Технологический институт федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.

E-mail: leo@tsure.ru.

347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

Тел.: 88634371625.

Кафедра системного анализа и телекоммуникаций; доцент.

**Gladkov Leonid Anatol'evich**

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.

E-mail: leo@tsure.ru.

44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634371743.

The Department of System Analysis and Telecommunications; Associate Professor.

УДК 681.3

**В.М. Курейчик, А.А. Кажаров**

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РЕШЕНИИ  
NP-ТРУДНЫХ ЗАДАЧ\***

*Роевой интеллект описывает коллективное поведение децентрализованной самоорганизующейся системы. Рассматривается в теории искусственного интеллекта как метод оптимизации. Термин был введен Херардо Бени и Ван Цзином в 1989 году. Системы роевого интеллекта, как правило, состоят из множества агентов локально взаимодействующих между собой и с окружающей средой. Сами агенты обычно довольно просты, но все вместе, локально взаимодействуя, создают, так называемый, роевой интеллект. Статья посвящена исследованию алгоритмов роевого интеллекта для решения NP-полных задач. Основная идея этих алгоритмов – моделирование поведения роя. В ходе данной работы были исследованы муравьиный, пчелиный и метод роя частиц. С использованием этих алгоритмов решены следующие задачи: задача коммивояжера, маршрутизации транспорта, разбиения графа, размещение элементов СБИС. Данные задачи без каких-либо изменений в ее интерпретации решаются для проектирования СБИС, логистических расчетов. В ходе проделанной работы была разработана программа на ЭВМ, реализующая описанные алгоритмы. Полученные результаты позволяют судить об оптимальном выборе параметров алгоритмов. Экспериментальные исследования доказали эффективность роевых алгоритмов по сравнению со стандартными итерационными, эвристическими и генетическими алгоритмами.*

*Роевой интеллект; муравьиные алгоритмы; МА; пчелиные алгоритмы; роевой алгоритм; задача о коммивояжере; ЗК; NP-задача; СБИС; генетические алгоритмы.*

**V.M. Kureichik, A.A. Kazharov**

**SWARM INTELLIGENCE USING FOR NP-TASKS SOLVING**

*Swarm intelligence (SI) is the collective behaviour of decentralized, self-organized systems, natural or artificial. The concept is employed in work on artificial intelligence. The expression was introduced by Gerardo Beni and Jing Wang in 1989. SI systems are typically made up of a population of simple agents or boids interacting locally with one another and with their environment. The agents follow very simple rules, and although there is no centralized control structure dictating how individual agents should behave, local, and to a certain degree random, interactions*

\* Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проекты: № 10-01-90017, № 09-01-00492).

*between such agents lead to the emergence of "intelligent" global behavior, unknown to the individual agents. This paper is dedicated to the developing of swarm intelligence algorithms for the solving of NP-complete tasks. Modeling of behavior of swarm is the main idea of these algorithms. Ant colony optimization, bee algorithms and particle swarm optimization was searched and developed during this work. Traveling salesman problem, vehicle routing problem, graph partition task, placement for the very-large-scale-integration (VLSI) was solved by using these algorithms. These tasks without any modifications in its interpretation is solved for designing VLSI and some logistic calculations. A computer program was created during this work. This program realizes the model of swarm's behavior with modifications. Results of the investigations allow to judge about optimum choice of. Experimental researches have proved efficiency of the ACO, BCO, PSO in comparison with standard iteration algorithms, simple heuristic and genetic algorithms.*

*Swarm Intelligence; Ant colony optimization; ACO; Bee colony algorithms; particle swarm optimization; traveling salesman problem; TSP; NP task; VLSI; genetic algorithms.*

**Введение.** В данной статье представлены результаты исследования и разработок различных роевых алгоритмов для решения NP-полных графовых задач. Понятие роевого интеллекта (Swarm intelligence) введен Херардо Бени и Ван Цзингом в 1989 году [1]. Под роевым интеллектом понимают самоорганизующуюся систему, состоящую из множества агентов. Агенты подчиняются простым правилам поведения в окружающей среде. Их простое взаимодействие определяет коллективную адаптацию. Таким образом, на поведении простых агентов формируется роевой интеллект. Примерами таких систем могут быть муравьиная колония, пчелиный рой, стая птиц, рыб и т.д.

В работе рассмотрены следующие алгоритмы роевого интеллекта: муравьиный алгоритм, пчелиный алгоритм, алгоритм роя частиц. Данные алгоритмы были реализованы для решения различных графовых NP-полных задач, проведены экспериментальные исследования и сравнения.

**Муравьиный алгоритм.** Данный класс алгоритмов разрабатывался в рамках научного направления, которое можно назвать «природные вычисления» [2]. Исследования в этой области начались в середине 90-х гг. XX в. Автором идеи является Марко Дориго [3–5]. В основе этой идеи лежит моделирование поведения колонии муравьев. Колония муравьев представляет собой систему с очень простыми правилами автономного поведения особей. Однако, несмотря на примитивность поведения каждого отдельного муравья, поведение всей колонии оказывается достаточно разумным [6]. Основой поведения муравьиной колонии служит низкоуровневое взаимодействие, благодаря которому, в целом, колония представляет собой разумную многоагентную систему. Взаимодействие определяется через специальное химическое вещество – феромон, откладываемого муравьями на пройденном пути. При выборе направления движения муравей исходит не только из желания пройти кратчайший путь, но и из опыта других муравьев, информацию о котором получаем непосредственно через уровень феромона на каждом пути. Концентрация феромона определяет желание особи выбрать тот или иной путь [6]. В работах [6–9] подробно описаны применения муравьиного алгоритма, его модификации и результаты экспериментальных исследований.

**Пчелиный алгоритм.** Данный алгоритм моделирует поведение пчел в естественной среде. Идея пчелиного алгоритма заключается в том, что все пчёлы на каждом шаге будут выбирать как элитные участки для исследования, так и участки в окрестности элитных, что позволит, во-первых, разнообразить популяцию решений на последующих итерациях, во-вторых, увеличить вероятность обнаружения решений близких к оптимальным [10]. Приведем основные понятия пчелиного алгоритма:

- 1) источник нектара (цветок, участок);
- 2) фуражиры (рабочие пчелы);
- 3) пчелы-разведчики.

Источник нектара характеризуется значимостью, определяемой различными параметрами. Фуражиры закреплены за источниками нектара. Количество всех пчел в этих участках больше, чем на остальных. Среднее количество разведчиков в рое составляет 5–10 %. Вернувшись в улей, пчелы «обмениваются информацией» посредством танцев на, так называемой, закрытой площадке для танцев [10]. Если разведчики нашли лучшие источники нектара, то за ними могут быть закреплены фуражиры.

Рассмотрим все эти определения на примере задачи поиска глобального минимума функции:

$$f(x, y) = x^2 + y^2, \quad (1)$$

модель которого приведена на рис. 1.

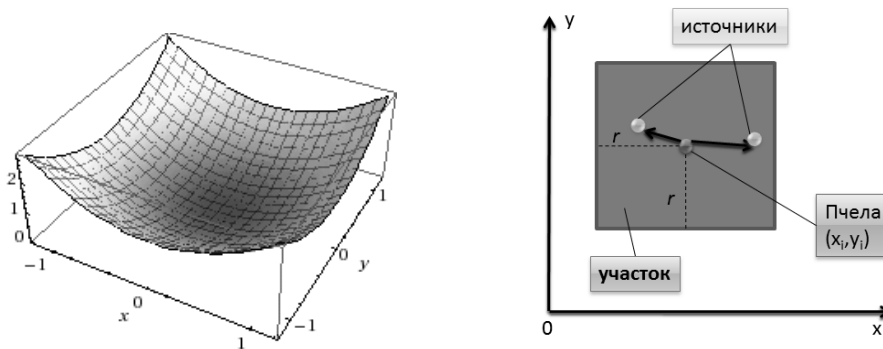


Рис. 1. Модель участка в пространстве поиска для функции  $f(x, y) = x^2 + y^2$

При решении задач нахождения глобальных экстремумов сложных многомерных функций границы участка определяются как  $[x_1-r; x_1+r][x_2-r; x_2+r] \dots [x_n-r; x_n+r]$ , где  $x_i$  – координата пчелы (параметр функции),  $r$  – радиус (размер) участка,  $n$  – количество параметров функции, в данном случае – 2 ( $x, y$ ).

Пусть пространство поиска представляет собой двумерное пространство. Как видно из рисунка (см. рис. 1) и ограничений, пчела может перемещаться в другие источники нектара только в рамках одного участка, ограниченного радиусом. Количество нектара обратно пропорционально значению функции в координатах  $x, y$ . Другими словами, агент пытается найти другое решение не намного отличающееся от предыдущего.

Пусть решение представляет собой вектор  $H$ . Областью поиска нектара для пчел будет являться пространство поиска решений, размерностью  $n!$  (количество всех возможных перестановок вектора  $H$ ). Расположение источника нектара характеризуется конкретной перестановкой  $H$ , решением. Таким образом, координатами источника является решение  $H$ . Количество нектара на источнике обратно пропорционально ЦФ. Участок имеет размеры, где размер – количество решений «близких» к  $H$ . Близость между векторами определяется значением расстояния Хемминга между ними. К примеру, решения  $\{5,2,7,3,4,1,6\}$  и  $\{5,4,7,3,2,1,6\}$  являются «близкими», т.е. в пространстве поиска они располагаются рядом, находятся на одном «участке». Рассмотрим пример перемещения пчелы для данной задачи на рис. 2.

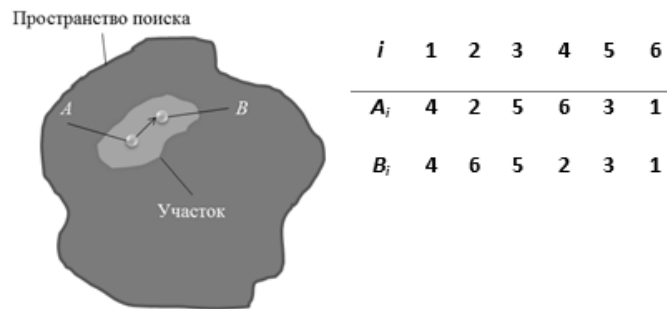


Рис. 2. Модель участка в пространстве поиска для задачи коммивояжера

Приведём словесное описание алгоритма пчёл:

1. Генерация участков для поиска нектара.
2. Оценка полезности участков.
3. Выбор участков для поиска в их окрестности.
4. Отправка фуражиров.
5. Поиск в окрестностях источников нектара.
6. Отправка пчёл-разведчиков.
7. Случайный поиск.
8. Оценка полезности новых участков.
9. Если условие останова не выполняется, то переход к п. 2.
10. Конец работы алгоритма.

Таким образом, ключевой операцией алгоритма пчёл является совместное исследование перспективных областей и их окрестностей. В конце работы алгоритма популяция решений будет состоять из двух частей: пчёлы с лучшими значениями ЦФ элитных участков, а также группы рабочих пчёл со случайными значениями ЦФ. Зависимость временной сложности пчелиного алгоритма от числа вершин –  $O(n^2)$ .

**Метод роя частиц.** Метод роя частиц (МРЧ, Particle Swarm Optimization – PSO) – метод численной оптимизации, для использования которого не требуется знать точного градиента оптимизируемой функции. МРЧ был доказан Кеннеди, Эберхартом и Ши [11,12] и изначально предназначался для имитации социального поведения. Обширное исследование приложений МРЧ сделано Поли [15,16]. МРЧ оптимизирует функцию, поддерживая популяцию возможных решений, называемых частицами, и перемещая эти частицы в пространстве решений согласно простой формуле. Перемещения подчиняются принципу наилучшего найденного в этом пространстве положения, которое постоянно изменяется при нахождении частицами более выгодных положений.

В основу метода положен тот факт, что при формировании стаи птиц (насекомые) стремятся к некоторому центру «притяжения», постепенно замедляя скорость полета [17]. В методе оптимизации роем частиц агентами являются частицы в пространстве параметров задачи оптимизации. В каждый момент времени частицы имеют в этом пространстве некоторое положение и вектор скорости. Для каждого положения частицы вычисляется соответствующее значение целевой функции, и на этой основе по определенным правилам частица меняет свое положение и скорость в пространстве поиска [18].

На каждой итерации в классическом методе роя частиц выполняются следующие операции:

$$X_{i,t+1} = X_{i,t} + V_{i,t} \quad (2)$$

$$V_{i,t+1} = V_{i,t} + U[0, \beta] * (x_{i,t}^b - x_{i,t}), \quad (3)$$

где  $t$  – момент времени, номер итерации;

$x_i$  – вектор координаты  $i$ -й частицы;

$x^b$  – вектор координаты лучшей частицы;

$U[0, \beta]$  – вектор псевдослучайных чисел в интервале  $U[0, \beta]$ ;

$\alpha$  – свободный параметр, определяющий инерционные свойства частицы;

$V_i$  – скорость  $i$ -й частицы.

Условием останова алгоритма является либо ограничение по количеству итераций, либо попадание системы в состояние стагнации.

Представленный алгоритм был реализован для решения задачи планирования СБИС [19]. На рис. 3 показан пример работы метода роя частиц.

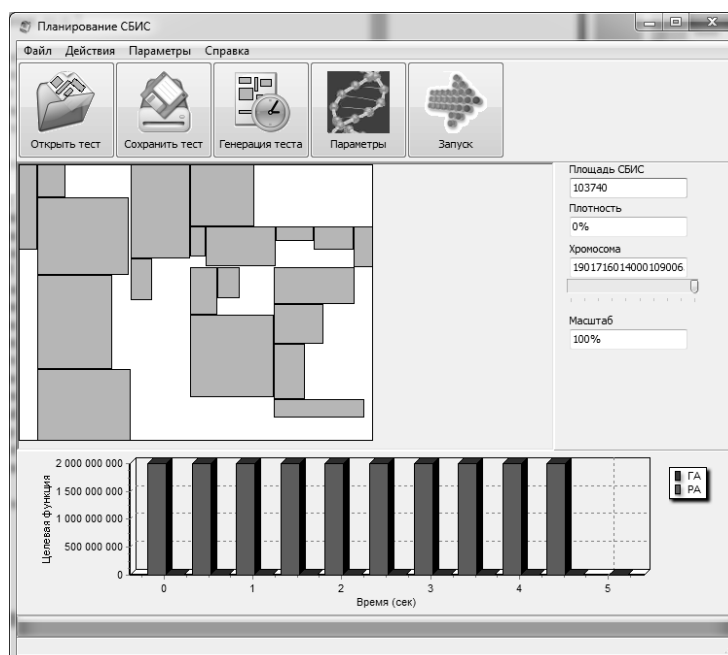


Рис. 3. Пример планирования СБИС на основе метода роя частиц

Проведены экспериментальные сравнения с генетическим алгоритмом. Решения, полученные с помощью PSO на 5–10 % ближе к глобальному оптимуму, чем с помощью генетического алгоритма.

**Заключение.** Вышеописанные алгоритмы были разработаны и реализованы в среде разработки Code Gear C++ Builder, Microsoft Visual Studio для решения следующих задач:

- 1) разбиение графа;
- 2) раскраска графа;
- 3) задача коммивояжера;
- 4) маршрутизация автотранспорта;
- 5) планирование СБИС;
- 6) задача о назначениях.

Экспериментальные исследования показали эффективность алгоритмов роевого интеллекта по сравнению с генетическими и эволюционными алгоритмами [20]. На рис. 4 приведен пример решения классической задачи разбиения графа на

подграфы с заданными мощностями. Для решения задачи были реализованы следующие алгоритмы: итерационный, эволюционный, генетический, муравьиный, пчелиный.

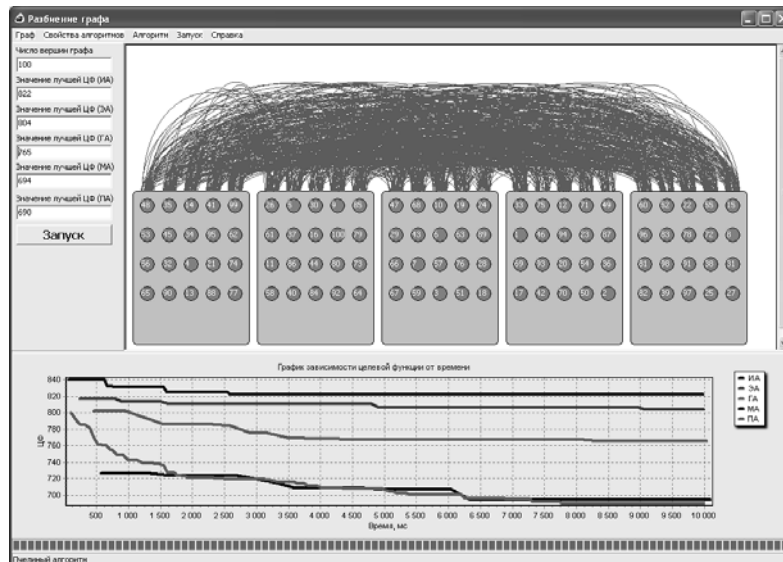


Рис. 4. Разбиение графа, графики зависимости целевых функций от времени для итерационного, эволюционного, генетического, муравьиного и пчелиного алгоритмов

Количество вершин в графе – 100, число подграфов – 5, мощность каждого подграфа – 20, время работы для всех алгоритмов – 10 секунд. Критерий оптимизации – число внешних ребер. Цель задачи – минимизация критерия. Итерационным алгоритмом получено решение с целевой функцией равной 822, для эволюционного – 804, генетического – 765, муравьиного – 694, пчелиного – 690. Как видно на графике рис. 4, наилучшие решения при решении задачи разбиения получаются с помощью муравьиного и пчелиного алгоритмов.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Beni G., Wang J. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems, Proceed. NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, Tuscany, Italy, June 26–30 (1989).
2. Штовба С.Д. Муравьиные алгоритмы // Exponenta Pro. Математика в приложениях. – 2003. – № 4. – С. 70-75.
3. Bonavear F., Dorigo M. Swarm Intelligence: from Natural to Artificial Systems. Oxford university Press. 1999.
4. Corne D., Dorigo M., Glover F. New Ideas in Optimization. McGraw-Hill. 1999.
5. Дориго М. Web-сайт Марко Дориго по оптимизации с помощью колонии муравьев, <http://iridia.ulb.ac.be/dorigo/ACO/ACO.html>.
6. Кажаров А.А., Курейчик В.М. Муравьиные алгоритмы для решения транспортных задач // Теория и системы управления. – М.: Наука, 2010. – № 1.
7. Лебедев О.Б. Покрытие методом муравьиной колонии // Двенадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2010. Труды конференции. Т. 2. – М.: Физматлит, 2010. – С. 423-431.
8. Лебедев О.Б. Гибридный алгоритм разбиения на основе метода муравьиной колонии и коллективной адаптации // Сборник научных трудов V Международной научно-практической конференции "Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте". Т.2. – М.: Физматлит, 2009. – С. 620-627.

9. *Лебедев О.Б.* Трассировка в канале методом муравьиной колонии // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 46-52.
10. *Олейник А.А., Олейник А.А., Субботин С.А.* Ч. III. Интеллектуальные мультиагентные методы.
11. *Курейчик В.В., Полуанова Е.Е.* Эволюционная оптимизация на основе алгоритма колонии пчёл. – 2009.
12. *Лебедев Б.К., Лебедев В.Б.* Размещение на основе метода пчелиной колонии // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 12 (113). – С. 12-19.
13. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks IV. – 1995. – P. 1942-1948.
14. A modified particle swarm optimizer. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. – 1998. – P. 69-73.
15. *Poli R. (2007).* "An analysis of publications on particle swarm optimisation applications". Department of Computer Science, University of Essex, UK.
16. *Poli R. (2008).* «Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation» // Journal of Artificial Evolution and Applications: 1-10. DOI: 10.1155/2008/685175.
17. *Mendes R, Kennedy J., Neves J.* Watch thy neighbor or how the swarm can learn from its environment // Proceedings of Swarm Intelligence Symposium 2003. – IEEE, 2003. – P. 88-94.
18. *Kennedy J., Mendes R.* Population structure and particle swarm performance // Proceedings of the 2002 Evolutionary Computation Congress. – Washington, IEEE Computer Society. – P. 1671-1676.
19. *Лебедев Б.К., Лебедев В.Б.* Планирование на основе роевого интеллекта и генетической эволюции // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 25-33.
20. *Гладков Л.А., Курейчик В.М., Курейчик В.В.* Генетические алгоритмы. – Ростов-на-Дону: ООО «Ростиздат», 2004.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.И. Витиска.

**Курейчик Виктор Михайлович**

Технологический институт федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.  
347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.  
E-mail: kur@tsure.ru.  
Тел.: 88634393260.  
Заместитель руководителя по научной и инновационной деятельности; профессор.

**Кажаров Аскер Артурович**

E-mail: persianland@mail.ru.  
Тел.: +79064233689.  
Кафедра систем автоматизированного проектирования; студент.

**Kureichik Victor Michylovich**

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education "Southern Federal University".  
E-mail: kur@tsure.ru.  
44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.  
Phone: +78634393260.  
The Deputy the Head on Scientific Work and Innovations; Professor.

**Kazharov Asker Arturovich**

E-mail: persianland@mail.ru.  
Phone: +79064233689.  
Department of Computer Aided Design; Student.