

кальный оптимум, а за счет распараллеливания уменьшается время. На каждой итерации оно равно времени поиска в самом перспективном блоке.

Заключение. Данный алгоритм позволяет распараллеливать процесс размещения элементов, эффективно управлять поиском, получать оптимальные и квазиоптимальные решения. Проведен вычислительный эксперимент. Проведенные серии тестов и экспериментов позволили уточнить теоретические оценки временной сложности алгоритмов проектирования и их поведение для схем различной структуры. В лучшем случае временная сложность алгоритма $\approx O(n \cdot \log(n))$, в худшем случае – $O(n^3)$.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Биоинспирированные методы в оптимизации / Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Сороколетов П.В. – Биоинспирированные методы в оптимизации. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. – 384 с.
2. The Bees Algorithm – A Novel Tool for Complex Optimization Problems / D.T. Pham, A. Ghanbarzadeh, E. Koç, S. Otri, S. Rahim, M. Zaidi – Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, Cardiff CF24 3AA, UK.
3. Муравьиный алгоритм разбиения / О.Б. Лебедев. Эволюционная адаптация на основе колонии пчел / В.В. Курейчик, Е.Е. Полупанова.
4. Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И. Концепция эволюционных вычислений, инспирированных природными системами // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 16-24.

Курейчик Владимир Викторович

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

E-mail: vkur@tsure.ru.

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

Тел.: 88634383451.

Запорожен Дмитрий Юрьевич

E-mail: zaporogetz_trtu@mail.ru.

Тел.: 88634371651.

Kureichik Vladimir Viktorovich

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education «Southern Federal University».

E-mail: vkur@tsure.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634383451.

Zaporoghetz Dmitri Urievich

E-mail: zaporogetz_trtu@mail.ru.

Phone: +78634371651.

УДК 681.3.001.63

Б.К. Лебедев, В.Б. Лебедев

ГЛОБАЛЬНАЯ ТРАССИРОВКА НА ОСНОВЕ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА *

Излагается метод решения задачи глобальной трассировки на основе роевого интеллекта и генетической эволюции. Связующим звеном такого подхода является структура данных, описывающая в виде хромосомы решение задачи. Это позволило организовать про-

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 09-01-00509, № 10-07-00055), г/б № 2.1.2.1652.

странство решений, в рамках которого организован поисковый процесс, базирующийся на моделировании адаптивного поведения роя частиц. По сравнению с существующими алгоритмами достигнуто улучшение результатов.

Роевой интеллект; генетическая эволюция; гибридизация; оптимизация; глобальная трассировка.

B.K. Lebedev, V.B. Lebedev

GLOBAL ROOTING ON THE BASIS OF SWARM INTELLIGENCE

In work the method of the decision of a problem of global rooting on a basis swarm intelligence and genetic evolution is stated. A link of such approach is the structure of data describing in the form of a chromosome the decision of a problem. It has allowed to form the space of decisions in which frameworks the search process which is based on modelling of adaptive behaviour of a swarm of particles is organized. In comparison with existing algorithms improvement of results is reached.

Swarm intelligence; genetic evolution; hybridization; optimization; global rooting.

Введение. Алгоритмы глобальной трассировки можно разбить на два класса: последовательный и комбинаторный [1].

При последовательном подходе цепи распределяются по областям последовательно. В основе большинства из них лежит волновой алгоритм Ли и его модификации [1,2]. Качество решения во многом определяется порядком трассируемых соединений. Анализ существующих методов упорядочения показывает, что не существует радикального метода, гарантирующего оптимальную трассировку.

Сущность комбинаторных алгоритмов заключается в том, что для каждого соединения t_i формируется набор вариантов его реализации, т.е. набор вариантов прохождения его по областям. Цель задачи заключается в нахождении на заданном наборе таких вариантов, которые обеспечивают наилучшее решение задачи глобальной трассировки. Большинство алгоритмов [1,2] используют традиционные итерационные улучшающие структуры, основанные на слепом случайном поиске. Основным недостатком, присущим этому подходу, является вхождение алгоритмов в локальный оптимум, часто далекий от глобального оптимума. В последнее время для решения различных «сложных» задач, к которым относятся и задачи глобальной трассировки, всё чаще используются способы, основанные на применении методов искусственного интеллекта. Особенно наблюдается стремительный рост интереса к разработке алгоритмов, инспирированных природными системами [3-5]. Одним из новых направлений таких методов являются мультиагентные методы интеллектуальной оптимизации, базирующиеся на моделировании коллективного интеллекта [5-7]. Оптимизация с использованием роя частиц (Particle Swarm Optimization, PSO) – это метод поиска, который базируется на понятии популяции, и моделирует поведение птиц в стае и косяков рыб [7-9]. Рой частиц рассматривается как многоагентная система, в которой каждый агент (частица) функционирует автономно по очень простым правилам. В таких случаях говорят о роевом интеллекте (Swarm intelligence).

В работе излагается метод решения задачи глобальной трассировки на основе интеграции роевого интеллекта [6] и генетической эволюции [10]. С этой целью разработана единая для обоих подходов структура данных. С учетом особенностей единой структуры данных разработаны модифицированные механизмы поведения роя частиц и структура пространства решений, в рамках которого организован поисковый процесс, базирующийся на моделировании адаптивного поведения роя частиц.

Постановка задачи. Для решения задачи распределения соединений по областям в качестве модели КП используется граф $G=(X,U)$. Вершины графа $x_i \in X$

соответствуют областям $a_i \in A$. Если две области a_i и a_j имеют общую границу b_k , то вершины x_i и x_j , соответствующие этим областям, связываются ребром $u_k \in U$. Для каждого ребра u_k , связывающего вершины x_i и x_j , задается вес α_k , равный пропускной способности общей границы b_k между областями, соответствующими вершинам x_i и x_j . Будем считать, что граф G метризован, т.е. каждая вершина $x_i \in G$ имеет координаты. Координаты вершины принимаются, равными координатам центра соответствующей области.

На графе G множеству областей, связываемых цепью $t_i \in T$, соответствует множество вершин $X_i \in X$. Распределить цепь t_i по областям – это значит построить в графе G на множестве вершин X_i связывающую сеть.

Пусть имеется некоторое решение задачи глобальной трассировки, в соответствии с которым построено множество связывающих сетей E . В качестве исходных данных для каждой цепи t_i задается параметр φ_i , равный ширине цепи плюс расстояние между цепями. Иногда для одной цепи задаются два параметра – φ_i^1 при распространении цепи по горизонтали, φ_i^2 – по вертикали.

Пусть $E_j \in E$ – множество связывающих сетей, построенных для множества цепей $T_j \in T$, в состав которых входит ребро u_j . Обозначим через β_j сумму ресурсов, необходимых множеству связывающих сетей E_j для прохождения через ребро $u_j \in G$. Другими словами, сумму ресурсов, необходимых цепям множества T_j для пересечения границы b_j :

$$\beta_j = \sum \varphi_i, \quad (i \mid t_i \in T_j).$$

Для каждого ребра u_j графа G определяется параметр $w_j = \alpha_j \cdot \beta_j$.

Введем функцию знака $sign(w_j)$:

$sign(w_j) = +1$, если $w_j > 0$;

$sign(w_j) = 0$, если $w_j = 0$;

$sign(w_j) = -1$, если $w_j < 0$;

В качестве критерия оптимизации будем использовать величину:

$$F_1 = \sum_{j=1}^m sign(w_j) \cdot 1 \rightarrow \max.$$

Задача сводится к выбору такого допустимого распределения соединений по областям, при котором число границ b_j , чьих ресурсов недостаточно, минимально. Найдем в графе G минимальное значение параметра w_j и обозначим его w_{min} , т.е.

$$w_{min} \rightarrow \forall_j [w_{min} \leq w_j].$$

В другой постановке задача представляется в виде:

$$F_2 = w_{min} \rightarrow \max.$$

Для нашей задачи цель оптимизации – максимизация параметра w_{min} . Действительно, чем больше остаток ресурсов, тем легче реализовать соединения при детальной трассировке, и абсолютно неприемлем результат, когда w_j имеет отрицательное значение

Рассмотрим подход к формированию альтернативных вариантов связывающих сетей. Для каждой цепи t_i на множестве связываемых ею вершин X_i графа G с помощью алгоритма Прима [1] строится минимальное связывающее дерево (МСД) $D_i = \{d_{ik} \mid k = 1, 2, \dots, n\}$, где d_{ik} – ребро минимального связывающего дерева. Для каждого ребра $d_{ik} \in D_i$ формируется набор $V_{ik} = \{v_{ikj} \mid j = 1, 2, \dots\}$ вариантов маршрутов, связывающих на графе G соответствующие вершины. Каждому маршруту v_{ikj} со-

ответствует множество $\Gamma(v_{ikj})$ ребер графа G . Назовем такой маршрут двухтерминальным соединением или d-соединением. Некоторое решение задачи глобальной трассировки, заключается в том, что для всех ребер d_{ik} всех МСД цепей, выбраны варианты, реализующих их маршрутов (d-соединений). Итак, поиск решения сводится к поиску некоторого набора вариантов d-соединений для реализации ребер связывающих деревьев, оптимизирующего показатель качества (критерий).

Общая структура представления решений в алгоритмах разбиения на основе роевого интеллекта и генетического поиска. В эвристических алгоритмах роевого интеллекта многомерное пространство поиска населяется роем частиц [9]. Каждая частица представляет некоторое решение. В нашем случае решение задачи глобальной трассировки. Процесс поиска решений заключается в последовательном перемещении частиц в пространстве поиска.

Обозначим позицию частицы i в пространстве решений в момент времени t (имеет дискретные значения) как $x_i(t)$. По аналогии с эволюционными стратегиями, рой можно трактовать как популяцию, а частицу – как индивида (хромосому). Это дает возможность построения гибридной структуры поиска решения, основанную на сочетании генетического поиска с методами роевого интеллекта. Связующим звеном такого подхода является структура данных, описывающая в виде хромосомы решение задачи. Если в качестве частицы используется хромосома, то число параметров, определяющих положение частицы в пространстве решений должно быть равно числу генов в хромосоме. Значение каждого гена откладывается на соответствующей оси пространства решений. В этом случае возникают некоторые требования к структуре хромосомы и значениям генов. Значения генов должны быть независимыми друг от друга, то есть хромосомы должны быть гомологичными. В работе предлагается подход к построению структур и принципов кодирования хромосом, обеспечивающих их гомологичность и возможность одновременного использования в генетическом алгоритме, и в алгоритме на основе роя частиц.

Каждое двухтерминальное соединение представляет собой маршрут, состоящий из горизонтальных и вертикальных отрезков. В работе рассматриваются два подхода к формированию маршрутов. При первом подходе конфигурация маршрутов формируется априори. В простейшем случае формируются два варианта.

На рис. 1,а показаны два варианта маршрута минимальной длины, связывающего вершины A и B.

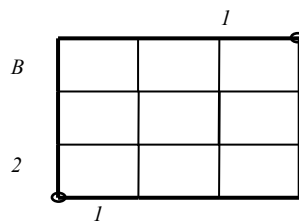


Рис. 1. Способы формирования маршрутов на опорной сетке

На основе выше изложенного хромосома, задающая распределение соединений по областям, имеет следующую структуру: $R = \{R_i | i = 1, 2, \dots, n_i\}$. R представляет собой объединение множества частей R_i . Каждая часть R_i соответствует цепи t_i и несет информацию о распределении цепи t_i по областям. В свою очередь, R_i состоит из генов g_{ik} , число которых равно числу ребер дерева D_i . Каждый ген g_{ik} соответствует ребру d_{ik} дерева D_i , построенного для цепи t_i , и несет информацию о варианте двухтерминального соединения (маршрута), реализующего ребро d_{ik} . Ес-

ли $g_{ik}=1$, то выбран первый вариант маршрута, если $g_{ik}=0$, то выбран второй вариант маршрута.

В общем случае хромосома имеет вид: $R=\{g_{ik} | i=1, 2, \dots, n_i; k=1, 2, \dots, n_k\}$.

Таким образом, при первом подходе варианты d-соединений (в простейшем случае два) формируются априори. В общем случае, максимальное значение гена g_{ik} равно числу вариантов d-соединений, сформированных априори для ребра d_{ik} .

Механизмы глобальной трассировки на основе роевого интеллекта.

В методе оптимизации роем частиц агентами являются частицы в пространстве параметров задачи оптимизации. Основу поведения роя частиц составляет самоорганизация, обеспечивающая достижение общих целей роя на основе низкоуровневого взаимодействия. Каждая частица связана со всем роем, может взаимодействовать со всем роем и она тяготеет к лучшему решению роя. Процесс поиска решений итерационный. На каждой итерации каждая частица перемещается в новую позицию. В каждый момент времени (на каждой итерации) частицы имеют в этом пространстве некоторое положение и вектор скорости. Для каждого положения частицы вычисляется соответствующее значение целевой функции. При определении следующего положения частицы учитывается информация о наилучшей частице из числа «соседей» данной частицы, а также информация о данной частице на той итерации, когда этой частице соответствовало наилучшее значение целевой функции, и на этой основе по определенным правилам частица меняет свое положение и скорость в пространстве поиска [8].

В каноническом методе роя частиц [9], использующем непрерывные метрические шкалы, новая позиция частицы i определяется как

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1),$$

где $v_i(t+1)$ скорость перемещения частицы i из позиции $x_i(t)$ в позицию $x_i(t+1)$. Начальное состояние определяется, как $x_i(0)$, $v_i(0)$. Приведенная формула представлена в векторной форме. Для отдельного измерения k пространства поиска формула примет вид

$$x_{ik}(t+1) = x_{ik}(t) + v_{ik}(t+1), \quad (3)$$

где $x_{ik}(t)$ – позиция частицы i в измерении k , $v_{ik}(t+1)$ – скорость частицы i в измерении k .

Введем обозначения:

- ◆ $f_i(t)$ – текущее значение целевой функции частицы i в позиции $x_i(t)$;
- ◆ $f^*(t)$ – лучшее значение целевой функции среди частиц роя в момент времени t , а $x^*(t)$ – позиция с этим значением;
- ◆ $x_{i}^*(t)$ – лучшая позиция частицы i , которую она посещала с начала первой итерации, а $f_{i}^*(t)$ – значение целевой функции в этой позиции – лучшее значение частицы i .

Лучшие частицы с точки зрения целевой функции объявляются «центром притяжения». Векторы скоростей всех частиц устремляются к этим центрам.

В работе в отличие от стандартной парадигмы метода роя частиц вместо непрерывной метрической (числовой) шкалы используется *дискретная*.

Для того, чтобы избежать при описании популяции (роя) путаницы будем в дальнейшем каждую хромосому, описывающую i -е решение популяции обозначать как $H_i(t)$. Причем каждая $H_i(t)$ имеет структуру аналогичную структуре R . В нашем случае позиция $x_i(t)$ соответствует i -му решению, задаваемому хромосомой $H_i(t)$, т.е. $x_i(t) = H_i(t)$. Аналогично $x_{i}^*(t) = H_{i}^*(t)$, $x^*(t) = H^*(t)$. Число осей в про-

странстве решений равно числу генов в хромосоме $H_i(t)$. Точками отсчета на каждой оси k являются значения генов.

Рассмотрим первый подход. При первом подходе к кодированию решения гены имеют только два значения – 0 или 1. Таким образом, решение $H_i(t)$ можно рассматривать как вектор $H_i(t) = \{h_{il}(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$ элементы которого имеют только два значения – 0 или 1. Аналогичную структуру имеют решения $H_i^*(t) = \{h_{il}^*(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$, $H^*(t) = \{h_i^*(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$.

Скорость $v_i(t+1)$ рассматривается как средство изменения решения. В отличие от канонического метода роя частиц, в нашем случае скорость $v_i(t+1)$ не может быть представленной в виде аналитического выражения. В качестве скорости $v_i(t+1)$ выступает процедура перемещения, суть которой заключается в изменении значения элементов в векторе $H_i(t)$. Частица i перемещается в новую позицию $H_i(t+1)$ с новыми значениями переменных h_{il} .

По аналогии с каноническим методом роя частиц позицию $x_i^*(t)$ будем называть когнитивным центром притяжения, а позицию $x^*(t)$ – социальным центром притяжения. Когнитивный центр выступает в роли индивидуальной памяти о наиболее оптимальных позициях данной частицы. Благодаря социальному центру частица имеет возможность передвигаться в оптимальные позиции, найденные соседними частицами.

Для учета одновременного тяготения частицы i к позициям $x(t)$ и $x_i^*(t)$ формируется центр притяжения $x_i^c(t)$ этой частицы. Формирование $x_i^c(t)$ осуществляется путем применения процедуры перемещения к позициям $x(t)$ и $x_i^*(t)$. После определения центра притяжения $x_i^c(t)$ частица i с помощью процедуры перемещения перемещается в направлении $x_i^c(t)$ из позиции $x_i(t)$ в позицию $x_i(t+1)$.

В качестве оценки расстояния между двумя позициями будем использовать расстояние Хемминга. Расстояние Хемминга между двумя бинарными векторами одинаковой длины – это число несовпадающих бит в этих векторах. Пусть $s_i(t)$ – расстояние Хемминга между позициями $x(t)$ и $x_i^*(t)$, $s_i^c(t)$ – расстояние Хемминга между позициями $x_i(t)$ и $x_i^c(t)$. Целью процедуры перемещения является уменьшение расстояния Хемминга между позициями.

Введем определение лотереи.

Простой лотереей $L(x_1, p, x_2)$ назовем вероятностное событие, имеющее два возможных исхода x_1 и x_2 , вероятности наступления которых обозначим соответственно через p и $(1-p)$. Ожидаемая (или средняя) цена лотереи определяется по формуле: $px_1 + (1-p)x_2$.

Как уже указывалось выше, позиции задаются хромосомами. Позициям $x(t)$, $x_i(t)$, $x_i^*(t)$, $x_i^c(t)$ соответствуют $H(t) = \{h_l(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$, $H_i(t) = \{h_{il}(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$, $H_i^*(t) = \{h_{il}^*(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$, $H_i^c(t) = \{h_{il}^c(t) | l=1, 2, \dots, n_i\}$.

Рассмотрим процедуру перемещения. Для формирования $H_i^c(t)$ (позиции $x_i^c(t)$) последовательно просматриваются (начиная с первого) локусы хромосом $H(t)$ и $H_i^*(t)$ и сравниваются соответствующие им гены.

Если на шаге l значения генов равны, т.е. $h_l(t) = h_{il}^*(t)$, то гену $h_{il}^c(t)$ присваивается их значение, $h_{il}^c(t) = h_{il}(t) = h_{il}^*(t)$.

Если же $h_l(t)$ не равно $h_{il}^*(t)$, то гену $h_{il}^c(t)$ присваивается значение, определяемое лотереей L , т.е. $h_{il}^c(t) = L(h_l(t), p, h_{il}^*(t))$. Путем изменения параметра p осуществляется управление степенью приближения $H_i^c(t)$ к $H(t)$ или $H_i^*(t)$. При $p=0,5$ степень приближения нейтральна. При $p < 0,5$ позиция $H_i^c(t)$ ближе к $H(t)$. При $p > 0,5$ позиция $H_i^c(t)$ ближе к $H_i^*(t)$.

Аналогичным образом осуществляется перемещение частицы из позиции $H_i(t)$ в позицию $H_i(t+1)$ под воздействием притяжения к позиции $H_i^c(t)$. Для формирова-

ния $H_i(t+1)$ (позиции $x_i(t+1)$) последовательно просматриваются (начиная с первого) локусы хромосом $H(t)$ и $H^c_i(t)$ и сравниваются соответствующие им гены.

Если на шаге l значения генов равны, т.е. $h_{il}(t)=h^c_{il}(t)$, то значение гена $h_{il}(t+1) = h_{il}(t)$.

Если же $h_{il}(t)$ не равно $h^c_{il}(t)$, то гену $h_{il}(t+1)$ присваивается значение, определяемое лотереей L , т.е. $h_{il}(t+1)=L(0, p, 1)$. Параметр p зависит от расстояния Хемминга $s^c_i(t)$ между позициями $H(t)$ и $H^c_i(t)$ и определяется следующим образом:

$$p = \alpha \cdot s^c_i(t) / n_i,$$

где α – коэффициент. Таким образом, чем больше расстояния Хемминга $s^c_i(t)$ между позициями $H(t)$ и $H^c_i(t)$, тем больше вероятность, что значением $h_{il}(t+1)$ будет значение $h^c_{il}(t)$.

Схема работы роевого алгоритма канальной трассировки включает следующие шаги:

1. В соответствии с постановкой задачи глобальной трассировки и исходными данными для каждой цепи t_i на множестве вершин X_i графа G с помощью алгоритма Прима строится минимальное связывающее дерево $D_i = \{d_{ik} | k = 1, 2, \dots, n\}$. Для каждого ребра $d_{ik} \in D_i$ формируется набор $V_{ik} = \{v_{ikj} | j = 1, 2, \dots\}$ вариантов маршрутов, связывающих на графе G соответствующие вершины.

2. Создается исходная «случайная» популяция частиц $H = \{H_i(t) | i = 1, 2, \dots, n_i\}$, $t=0$. Для каждой частицы случайным образом задается начальная позиция $x_i(0)$. В соответствии с принятой методикой кодирования решения элементы $h_{il}(t)$ у каждой $H_i(t)$ имеют значения 0 или 1.

3. Шаги 4-10 итерационно повторяются заданное число раз.

4. Рассчитывается целевая функция $f_i(t)$ для каждой частицы.

5. Определяются лучшая позиция роя $x^*(t)$ на шаге t и значение целевой функции $f^*(t)$ в этой позиции.

6. Для каждой частицы определяются лучшая позиция $x^*_i(t)$, которую она посещала с начала первой итерации, и значение целевой функции $f^*_i(t)$ в этой позиции.

7. Для каждой частицы определяется центр притяжения $x^c_i(t)$ этой частицы.

8. Рассчитываются новые позиции частиц в пространстве решений. С помощью процедуры перемещения каждая частица перемещается из позиции $x_i(t)$ в позицию $x_i(t+1)$.

9. $t=t+1$.

10. Запоминается лучшее решение, найденное роем к моменту t .

Заключение. В отличие от канонического метода роя частиц, в работе в качестве скорости $v_i(t+1)$ выступает процедура перемещения, суть которой заключается в изменении взаимного расположения элементов в столбцах матрицы $D_i(t)$. Частица i перемещается в новую позицию с новыми значениями лингвистических переменных $x_{ik}(t)$. Экспериментальные исследования проводились на ВМ РС. Для анализа точности получаемых решений был синтезирован ряд примеров с априори известным оптимальным значением целевой функции. Исследованию подвергались примеры, содержащие до 1000 цепей. При совместной работе алгоритмов в рамках второго подхода вероятность получения оптимального решения составила 0,9.

Сравнительный анализ с другими алгоритмами трассировки производился на стандартных тестовых примерах и схемах. Представленный роевой алгоритм канальной трассировки в сочетании с генетическим алгоритмом находит решения для задач большой размерности, не уступающие по качеству, а, иногда, и превосходящие своих аналогов с меньшими временными затратами, кроме того, он оптимизирует длину соединений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Деньдобренко Б.П., Малика А.С.* Автоматизация проектирования радиоэлектронной аппаратуры. – М.: Высш. шк., 2002.
2. *Mazumder P., Rudnick E.* Genetic Algorithm For VLSI Design, Layout & Test Automation. India, Pearson Education, 2003.
3. *G. Di Caro, F. Ducatelle, L. M. Gambardella.* AntHocNet: An adaptive nature-inspired algorithm for routing in mobile ad hoc networks // *European Transactions on Telecommunications*. – 2005. – Vol. 16 (5). – С. 443-455.
4. *Курейчик В.В., Полупанова Е.Е.* Эволюционная оптимизация на основе алгоритма колонии пчел // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 12 (101). – С. 41-46.
5. *Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Поиск адаптации: теория и практика. – М.: Физматлит, 2006.
6. *Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Трассировка в канале на основе коллективной адаптации // *Международная НТК IEEE AIS'05, CAD 2005*. – М.: Изд-во Физматлит, 2005. – С. 58-63.
7. *Лебедев О.Б.* Трассировка в канале методом муравьиной колонии // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 4 (93). – С. 46-52.
8. *A. P. Engelbrecht.* Fundamentals of Computational Swarm Intelligence. John Wiley & Sons, Chichester, UK, 2005.
9. *M. Clerc.* Particle Swarm Optimization. ISTE, London, UK, 2006.
10. *Курейчик В.М.* Модифицированные генетические операторы // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 12 (101). – С. 7-15.

Лебедев Борис Константинович

Лебедев Владимир Борисович

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

E-mail: lbk@tsure.ru.

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

Тел.: 88634371743.

Lebedev Boris Konstantinovich

Lebedev Vladimir Borisovich

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

E-mail: lbk@tsure.ru.

44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634371743.

УДК 004.896:004.424.4

В.В. Бегляров, А.Н. Берёза, А.С. Стороженко

**ГИБРИДНЫЙ МНОГОПОПУЛЯЦИОННЫЙ МУРАВЬИНЫЙ
ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ***

Приведен анализ требований к проектированию радиоэлектронных систем, в том числе, и информационных. Рассмотрен подход к применению генетических, многопопуляционных генетических и гибридных алгоритмов при решении задачи параметрической оптимизации. Предложен новый гибридный многопопуляционный генетический алгоритм и приведены экспериментальные исследования предложенного алгоритма, дана сравнительная оценка этого алгоритма и существующих алгоритмов подобного уровня.

Системы автоматизации проектирования; многопопуляционные генетические алгоритмы; муравьиные алгоритмы; эволюционное моделирование.

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 09-01-00509, № 10-07-00055), г/б № 2.1.2.1652.