

Министерство образования и науки РФ  
ФГБОУ ВО «Томский государственный университет  
систем управления и радиоэлектроники»  
Кафедра комплексной информационной безопасности  
электронно-вычислительных систем (КИБЭВС)

**Т.Т. Газизов**

# **МЕТОДЫ ГЛОБАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ**

## ***Учебное пособие***

для студентов специальностей и направлений

10.03.01 – «Информационная безопасность»,

10.05.02 – «Информационная безопасность телекоммуникационных систем»,

10.05.03 – «Информационная безопасность автоматизированных систем»,

10.05.04 – «Информационно-аналитические системы безопасности»,

09.03.02 – «Информационные системы и технологии»

В-Спектр  
Томск, 2017

**УДК 51-74**

**ББК 22.19**

**Г 13**

**Г 13 Газизов Т.Т.** Методы глобальной оптимизации: учебное пособие. – Томск: В-Спектр, 2017. – 24 с.  
ISBN 978-5-91191-375-5

Пособие содержит описания различных методов глобальной оптимизации для специальностей 10.05.03 – «Информационная безопасность автоматизированных систем», 09.03.02 – «Информационные системы и технологии», 10.05.04 – «Информационно-аналитические системы безопасности» и направления 10.03.01 – «Информационная безопасность», а также дисциплины «Администрирование сетей ЭВМ» для специальности 10.05.02 – «Информационная безопасность телекоммуникационных систем» задания, методические указания по выполнению, вопросы для самоконтроля.

УДК 004.056  
ББК 32.973.26-018.2

*Работа выполнена при финансовой поддержке  
Министерства образования и науки РФ  
в рамках базовой части государственного задания ТУСУР  
на 2017–2019 годы (проект № 2.8172.2017/БЧ)*

**ISBN 978-5-91191-375-5**

© Т.Т. Газизов  
© ТУСУР, каф. КИБЭВС, 2017

## Содержание

1. Введение.....	4
2. Обзор методов глобальной оптимизации.....	4
3. Сравнение основных эволюционных алгоритмов.....	8
4. Классификация и анализ методов оптимизации.....	16
5. Заключение .....	21
Литература.....	22

## 1. Введение

Сегодня существует множество методов глобальной оптимизации. Проводятся конференции и публикуются тематические выпуски известных журналов, посвященные их разновидностям и возможностям применения для различных задач. Большинство работ по исследованию и использованию таких методов посвящено изучению особенностей их применения в конкретной области и, как правило, носит частный характер. Однако, к сожалению, мало внимания уделяется вопросу выбора нужного метода и тем более сравнению различных методов глобальной оптимизации и выбору наилучшего, особенно, если речь идет про конкретную предметную область. В общем случае, выбор метода оптимизации является весьма сложной задачей. Поэтому для обоснованного выбора необходимо представить обзор таких методов, что и сделано в данном пособии. В результате обзора, сравнения и классификации основных методов глобальной оптимизации обосновано использование генетических алгоритмов.

## 2. Обзор методов глобальной оптимизации

Проблема оптимизации сложных систем, к которой сводятся многие социально-экономические, технические, организационно-управленческие, комбинаторные задачи, задачи теории игр, а также задачи защиты информации [1, 2], становится одной из ведущих в мире искусственного интеллекта [3]. Она часто представима в виде целевой функции, которую необходимо оптимизировать (причем она не всегда задана аналитическим путем, а иногда задана и в виде «черного ящика»), и некоторого набора начальных данных и ограничений на решение. Этому представлению соответствуют и задача о путешествующем коммивояжере, и задача об оптимальном размещении, и задачи нахождения динамического баланса, и многие другие задачи из соответствующих областей. Для большинства таких задач детерминированные методы решения неприемлемы или не обеспечивают необходимой степени точности. Поэтому необходим альтернативный подход – использование эволюционных методов глобальной оптимизации и намеренное введение элемента случайности в алгоритм поиска. При этом случайность будет служить целям сбора информации о поведении объекта исследования и целям управления. Основными достоинствами таких методов являются [4]:

- повышенное быстродействие;
- высокая надежность и помехоустойчивость;
- высокая робастность, т.е. малочувствительность к нерегулярностям поведения целевой функции, наличию случайных ошибок при вычислении функции;

- сравнительно простая внутренняя реализация;
- малая чувствительность к росту размерности множества оптимизации;
- возможность естественного ввода в процесс поиска операции обучения и самообучения;
- в рамках известных схем случайного поиска легко строятся новые алгоритмы, реализующие различные эвристические процедуры адаптации.

Рассмотрим наиболее популярные методы глобальной оптимизации.

### **Стохастические и термодинамические подходы**

#### ***Грубый случайный поиск (метод Монте-Карло)***

Это самый простой и в то же время самый известный алгоритм случайного поиска, состоящий из равномерного случайного «бросания» точек в пространство поиска. Основное его достоинство – простота, и в теории глобальной оптимизации этот алгоритм применяется в основном в качестве эталона при теоретическом или численном сравнении алгоритмов и в качестве составной части некоторых алгоритмов глобального случайного поиска.

#### ***Алгоритм имитации отжига***

Этот алгоритм был разработан Киркпатриком в 1982 г. [5] и детально описан в [6]. В основе имитации отжига лежит теория термодинамического процесса нагревания и медленного охлаждения субстанции для получения кристаллической структуры. Начиная со случайно выбранной точки в пространстве поиска, делается шаг в случайном направлении. Если этот шаг приводит в точку с более низким уровнем значения функции оптимизации, то он принимается. Если же он приводит в точку с большим значением функции оптимизации, то он принимается с вероятностью  $P(I)$ , где  $I$  – время. Функция  $P(I)$  сначала близка к единице, но затем постепенно уменьшается до нуля – по аналогии с охлаждением твердого тела. Таким образом, в начале процесса моделирования принимаются любые ходы, но, когда «температура» падает, вероятность совершения негативных шагов уменьшается. Негативные шаги иногда необходимы в том случае, когда нужно избежать локального оптимума, но принятие слишком многих негативных шагов может увести в сторону от глобального оптимума. В настоящее время этот метод активно исследуется (быстрый «переотжиг», параллельный отжиг) и успешно применяется во множестве областей [6, 9].

#### ***Детерминированный подход***

##### ***Метод ветвей и границ***

В методах ветвей и границ множество решений  $\mathbf{M}$  разбивается на ряд подмножеств  $\mathbf{M}_k$  (ветвление), и вместо перебора всех элементов этих подмножеств рассчитываются нижние границы  $L(\mathbf{M}_k)$  минимизируемой целевой функции  $F(\mathbf{X})$  в подмножествах  $\mathbf{M}_k$ . Сокращение перебора возможно в связи с тем, что далее ветвлению подвергается только то подмножество  $\mathbf{M}_k$ , у которого нижняя граница оказалась наименьшей. Однако если у новых появившихся подмножеств нижние границы окажутся хуже, чем у какого-либо из ранее об-

разованных подмножеств, то придется вернуться к шагу ветвления, на котором было образовано это более перспективное подмножество. При этом метод обеспечивает точное решение задачи, но в худшем случае из-за таких возвратов имеет место полный перебор. Для применения метода необходимо иметь алгоритм вычисления нижних границ. Если использовать то или иное упрощение задачи (приближенное вычисление нижних границ, ограничение возвратов и т.п.), то метод становится приближенным и за счет потери точности гарантирует приемлемые затраты времени решения.

### ***Метод поиска с запретами***

Поиск с запретами является еще одним стохастическим методом глобального поиска [10]. Он основан на аналогии с человеческим поведением, т.е. на присутствии в поведенческой схеме человека случайных элементов, которые означают, что в одной и той же ситуации человек может повести себя разным образом. Сохранение листа запретов, в котором, например, может храниться набор уже рассмотренных точек пространства поиска, является одной из основных характеристик данного подхода. Алгоритм заключается в выборе случайной точки в пространстве поиска, рассмотрении точек из окрестностей данной точки, и, при достижении определенного критерия, выборе новой точки в другом регионе поиска, который еще не рассматривался.

### ***Эвристические и метаэвристические подходы***

#### ***Эволюционное программирование***

Подход, основанный на тех же принципах, что и ГА, но содержащий больше эвристических зависимостей и основанный на ранжированных мутациях, применяется в ряде комбинаторных и оптимизационных задач, в задачах машинного обучения [11].

#### ***Эволюционные стратегии***

Эволюционный подход, использующий при конструировании структуры индивида адаптивный уровень мутации, что позволяет приспособиться к любой изменяющейся модели. Также применяется в области комбинаторики, экспертных системах и при машинном обучении [12].

#### ***Генетические алгоритмы***

ГА относятся к группе эвристических методов, которые используются для решения проблем поиска и оптимизации. Они сочетают в себе элементы детерминированного и стохастического подходов. В силу этого ГА относятся не только исключительно к методам случайного поиска. Более того, они успешно применяются в комбинациях с аналитическими методами или другими алгоритмами поиска и оптимизации [13, 15]. В основе ГА лежит принцип естественного отбора (выживания сильнейшего или наиболее приспособленного). В процессе поиска анализируются сразу несколько ветвей эволюции. Применяя так называемую «функцию приспособленности», определяющую насколько хорошо найденное решение проблемы и выполняющую роль окружающей среды при моделировании эволюционного процесса, ГА «выращивают» новые популяции объ-

ектов, генная структура которых более приспособлена к текущей ситуации. Таким образом, генетическая модель имитирует эволюцию приспособления через механизмы изменчивости объектов.

В ГА используется следующая терминология:

- генетический алгоритм – метод или путь решения поставленной задачи;
- геном – класс возможных решений, дает представление о том, каким решение может быть вообще;
- целевая функция – взаимно однозначное отображение, переводящее пространство переменных в пространство решений и возвращающее значение пригодности переменной;
- ген – один из параметров задачи;
- особь (хромосома, индивид) – набор генов;
- популяция – набор особей;
- поколение – цикл жизни популяции: от создания до формирования новой;
- эволюция – последовательность поколений до достижения условия останова ГА.

Опишем простой ГА с технической точки зрения. Рассмотрим случай функции одной переменной. Пусть имеются пространство решений, пространство независимых переменных и взаимно однозначное отображение, переводящее пространство переменных в пространство решений (целевая функция). Необходимо найти такую переменную, при которой решение будет удовлетворять заданному условию. Изначально указываем допустимые пределы изменения истинного решения. Далее, хаотично выбираем  $n$  численных значений переменной (формируем первое поколение). Представляем каждое из значений переменной в бинарном либо реальном виде. Далее, выполняем рекомбинации и мутации (будут подробно рассмотрены ниже). Значения переменных, полученные в результате рекомбинаций и мутаций, представляем в десятичном виде. Далее, для этих значений переменных вычисляем целевую функцию и выбираем  $k$  значений переменных, удовлетворяющих исходному условию. Далее формируем новое поколение, состоящее из  $k$  только что полученных значений и  $l$  новых (хаотично выбранных) значений переменных ( $n = k + l$ ). Все указанные выше шаги повторяются многократно. В итоге, получаем, что каждое следующее поколение лучше или как минимум не хуже предыдущего.

Остановимся подробнее на операциях рекомбинации и мутации. Существует несколько видов рекомбинации. Наиболее простой из них, называемый одноклеточным кроссовером или кроссинговером, заключается в следующем: пусть имеются два вектора (набор решений равный  $N$ )  $\mathbf{a}_1(a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1N})$  и  $\mathbf{a}_2(a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2N})$ , тогда в результате кроссинговера мы получим два новых

вектора  $\mathbf{a}_3(a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1m}, a_{2m+1}, \dots, a_{2N})$  и  $\mathbf{a}_4(a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2m}, a_{1m+1}, \dots, a_{1N})$ . При этом точка  $t$  выбирается случайным образом (рис. 1).

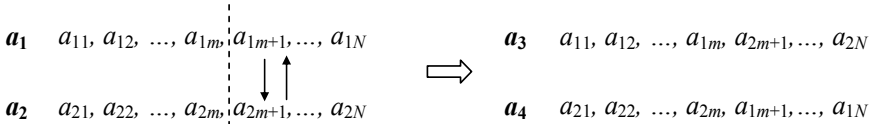


Рис. 1. Работа одноклеточного кроссовера в ГА

Мутация представляет собой случайный выбор какого-либо значения переменной, выполняемый следующим образом. Значение переменной представляют в двоичном виде. Часть разрядов числа, в соответствии с коэффициентом мутации, изменяют на противоположное значение (с 0 на 1 и наоборот). Важными параметрами являются соответствующие коэффициенты. Так, коэффициент рекомбинации обычно лежит в пределах от 0,6 до 1, а коэффициент мутации чаще всего берут равным 0,1. Мутация не даёт прогресса в поиске решения, но страхует от локальных экстремумов.

Сфера применения ГА очень широка: от автоматизированного проектирования [16, 17], решения комбинаторных задач и проектирования нейронных сетей до применения в экспертных и обучающихся системах [18, 19]. Основные области применения на практике:

- оптимизация сложных численных функций (наиболее традиционное использование ГА) [2];
- распознавание образов, речи и т.п. (например снимки из космоса или создание фотороботов) [13];
- комбинаторные задачи (включая задачи о путешествующем коммивояжере, планирование работ и т.п.) [11];
- планирование (от размещения мебели до сложных экономических и политических проблем) [23];
- самообучающиеся системы (в так называемых классифицирующих системах, где ГА создают набор правил типа *если... то* для решения предложенной проблемы) [3];
- контроль и управление (в больших комплексных системах, таких как фабрика или завод, они способны управлять множеством параметров для поддержания оптимального режима работы системы) [12].

### 3. Сравнение основных эволюционных алгоритмов

В работе [20] приведен краткий обзор результатов применения четырех разных эволюционных методов оптимизации к двум сложным тестовым функциям. Рассматривались методы: ГА, ЭП, ЭС и ИО. Методы применялись



к royal road функции и 5-мерной bump функции. Эти функции являются очень сложными для большинства методов оптимизации: royal road является тупиковой для большинства методов. Функция bump является функцией сглаживания, но содержит сотни тысяч пиков, приблизительно одной величины. Более того, её оптимальное значение определено наличием четкой границы.

### Функция bump

Функция bump определена как:

$$\max \frac{\left| \sum_{i=1}^n \cos^4(x_i) - 2 \cdot \prod_{i=1}^n \cos^2(x_i) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^n i \cdot x_i^2}}, \quad 0 < x_i < 10, \quad i = 1, \dots, n,$$

где  $\prod_{i=1}^n x_i > 0,75$  и  $\sum_{i=1}^n x_i < 15 \cdot n / 2$ , начиная с  $x_i = 5$ ,  $n = 1, 2, 3, \dots$ , где  $x_i$  – пе-

ременные (выраженные в радианах), а  $n$  – размерность. Эта функция представлена в виде сильно ухабистой поверхности (рис. 2 для  $n = 2$ ), где истинным глобальным оптимумом обычно является точка на её границе.

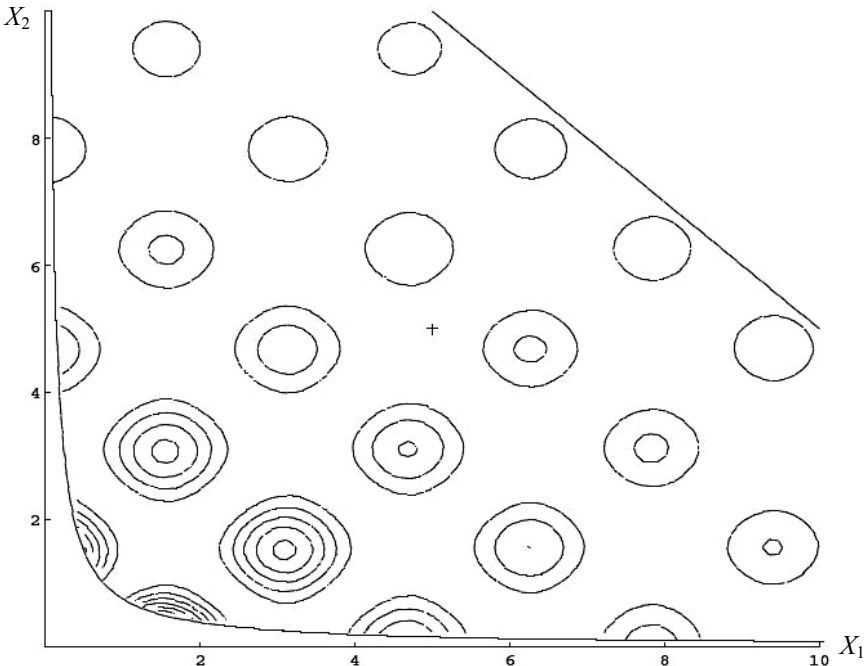


Рис. 2. Бамп-функция для  $n = 2$

### Функция *royal road*

Хотя *royal road* функция разрабатывалась как наиболее простая для ГА и наиболее сложная для других методов, выяснилось, что даже ГА затрудняются в поиске её решения. Функция, следовательно, является полезным примером экстремального случая, когда связь между переменными в функции и её значениями сильно нелинейная и имеет большое количество пошаговых изменений.

Функция *royal road* была разработана как простейший класс, содержащий характеристики, наиболее подходящие для изучения ГА. Входным параметром функции *royal road* является бинарная строка, на выходе функции получаем действительное значение, которое должно быть максимизировано. Строка состоит из  $2^k$  непересекающихся смежных областей, каждая длиной  $b + g$ . Используя значения Холланда по умолчанию:  $k = 4$ ,  $b = 8$ ,  $g = 7$ , получаем 16 областей длиной 15 и общую длину строки, равную 240. Каждая область разделена на две непересекающиеся части. Первая длиной  $b$ , равной 8 битам (с 1-го по 8-й), называется блоком (block, блок-часть), а вторая длиной  $g$ , равной 7 битам (с 9-го по 15-й бит), называется разрывом (gap, разрыв-часть) (табл. 1). При расчете пригодности учитываются только те биты, которые принадлежат блок-части каждой области. Расчет состоит из двух частей: начальное вычисление пригодности и дополнительное вычисление.

Таблица 1

Условный вид функции *royal road*

Строка	1	...	8	9	...	15	1	...	8	9	...	15	...	1	...	8	9	...	15
	Блок 1			Разрыв 1			Блок 2			Разрыв 2			...	Блок 16			Разрыв 16		
	Область 1						Область 2							Область 16					

В ходе начального вычисления значению пригодности каждого блока прибавляется  $v$  за каждую единицу, входящую в состав блока, до определенного значения  $m^*$ . Если в блоке содержится больше единиц чем  $m^*$ , но меньше чем  $b$  единиц, то из значения пригодности такого блока вычитается значение  $v$ , за каждую единицу больше допустимого значения. Значения по умолчанию:  $v = 0,02$  и  $m^* = 4$ , тогда блок с шестью единицами получит значение пригодности равное:  $-0,02 \cdot (6-4) = -0,04$ . То есть, если блок имеет более чем 4 и меньше чем 8 единиц, то значение пригодности уменьшается и наоборот (табл. 2). Если блок состоит только из единиц, то он считается завершенным. Это приводит к дополнительному вычислению.

Таблица 2

Расчет пригодности элементов функции *royal road*

Кол-во единиц в блоке	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Значение пригодности	0,00	0,02	0,04	0,06	0,08	-0,02	-0,04	-0,06	0,00

В дополнительном вычислении используются только завершенные блоки. Первому завершенному блоку присваивается значение  $u^*$ , по умолчанию 1,0, а каждому последующему  $u$  – по умолчанию 0,3. Затем смежные пары завершенных блоков получают значение пригодности таким же способом, затем четыре завершенных блока и так далее, пока не будет рассчитано значение пригодности всех 16 блоков. Это приводит к тому, что целевое значение равно максимальному:  $1,0+(1,0+0,3)+(1,0+3\cdot 0,3)+(1,0+7\cdot 0,3)+(1,0+15\cdot 0,3) = 12,8$ .

Наличие разрыв-частей, которые не влияют на вычисление пригодности, обеспечивает разнообразное количество строк, которые имеют максимальное значение. Оптимальное значение пригодности получается тогда, когда найдена единственная предопределенная последовательность нескольких бит блоков, которая образуется из набора основных блоков.

### ***Результаты сравнения методов***

Задачи оптимизации, обсуждаемые выше, являются весьма сложными: они имеют множество переменных, ярко-выраженные нелинейные зависимости между переменными и целевые функции с большим количеством максимумов и минимумов. Поиск методов, которые могут решать такие задачи, приводит к эволюционному вычислению. Методики поиска наилучших решений в этой области делятся в зависимости от того, каким типом стратегии эволюционного управления контролируется стохастический подход. Сегодня активно используют четыре основных метода: ГА, где применяются методы эволюции Дарвина для отбора наиболее «приспособленных» моделей (особей); ЭП, основанное на ранжированной мутации и являющееся более эвристическим подходом к задаче; ЭС, где отдельные особи мутируют, используя адаптивные значения мутации, настраиваемые индивидуально для каждой переменной в задаче; ИО, где стратегия управления основана на имитации кинетики твердотельных кристаллов и возможности изменений, даже если они приводят к худшему решению. Первые три метода одновременно работают над группами особей, называемых популяциями, а последний работает только над одним решением.

Из рис. 3–10, на которых показаны результаты оптимизации для пяти запусков каждого метода, видно, что все методы испытывают сложности для решения этих задач. На оси  $X$  отложено количество вычислений целевой функции, а на оси  $Y$  – вычисленное значение целевой функции, по мере работы соответствующего метода. Наибольшую проблему вызывает задача goal road, что неудивительно, учитывая дискретность и сложность её целевой функции. Особенно это видно при работе метода ЭП. Также четко видны «жидкая», «твердая» стадии и стадия «кристаллизации» при запусках алгоритма ИО, указывающие на то, что соответствующие значения вышли за пределы корректно-заданных параметров (температурных значений) ИО. Видно, что ГА работают лучше всего, тогда как алгоритм ИО показал наихудшие результаты.

Тем не менее, каждый из методов может дать лучшие результаты после оптимизации своих параметров (например, известен ряд работ, где разновидности метода ИО дают результаты не хуже, чем ЭП и ЭС). В любом случае, необходимо уделять особое внимание настройкам оптимизатора при решении любой задачи оптимизации. Однако при стандартных настройках и прочих равных условиях для одной и той же задачи именно ГА показывают наилучшие результаты.

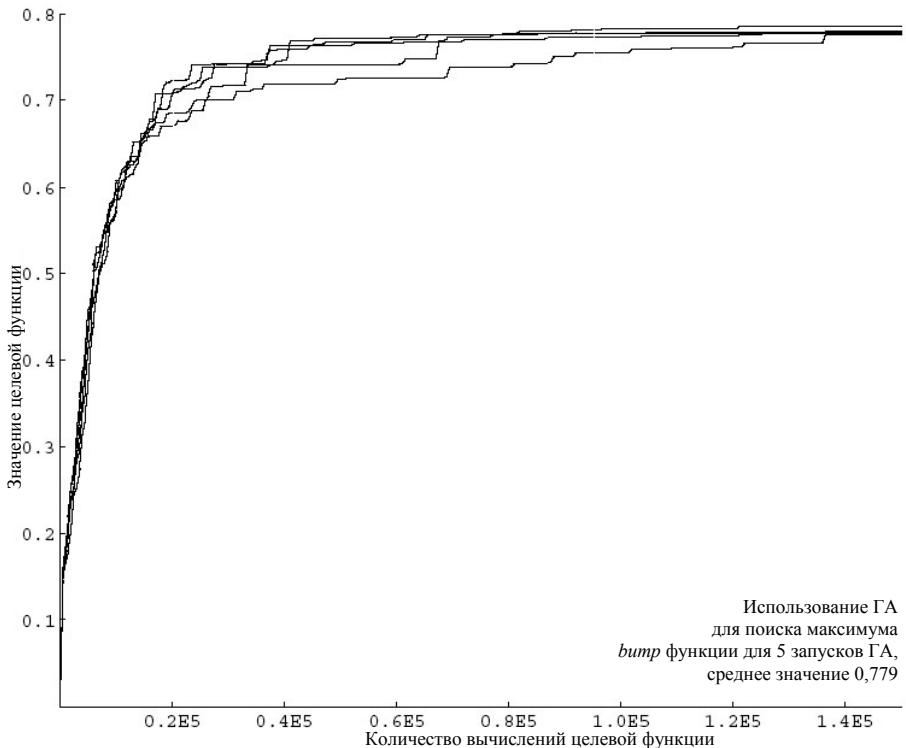
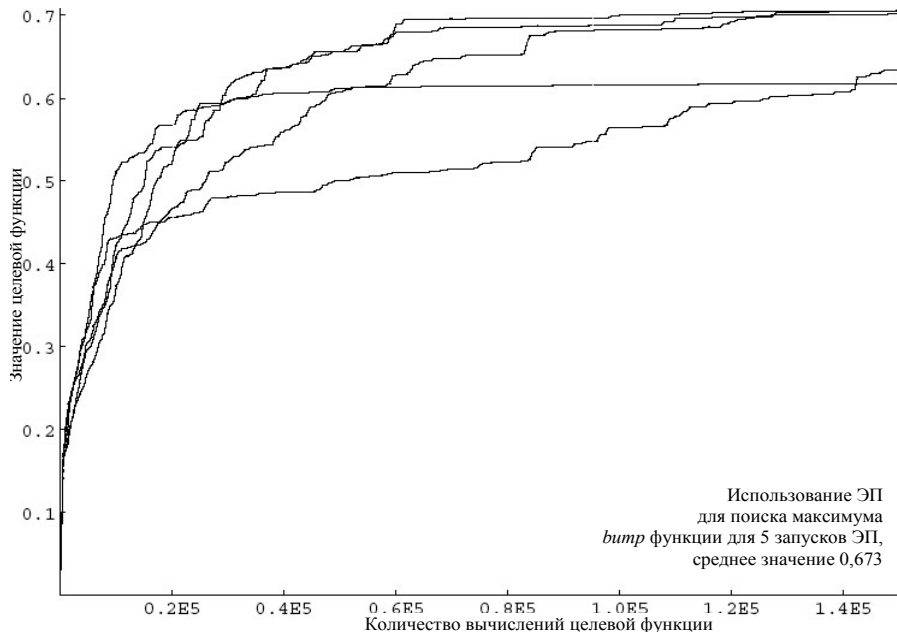
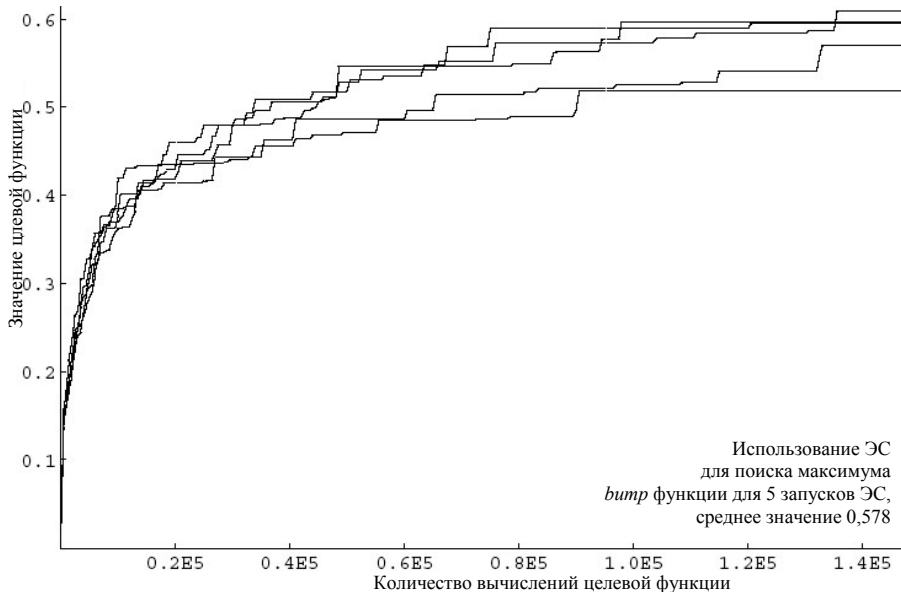
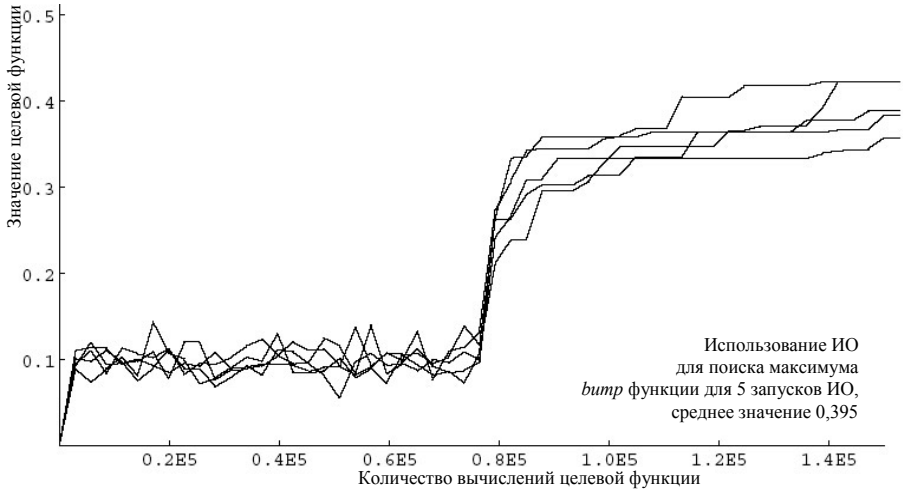
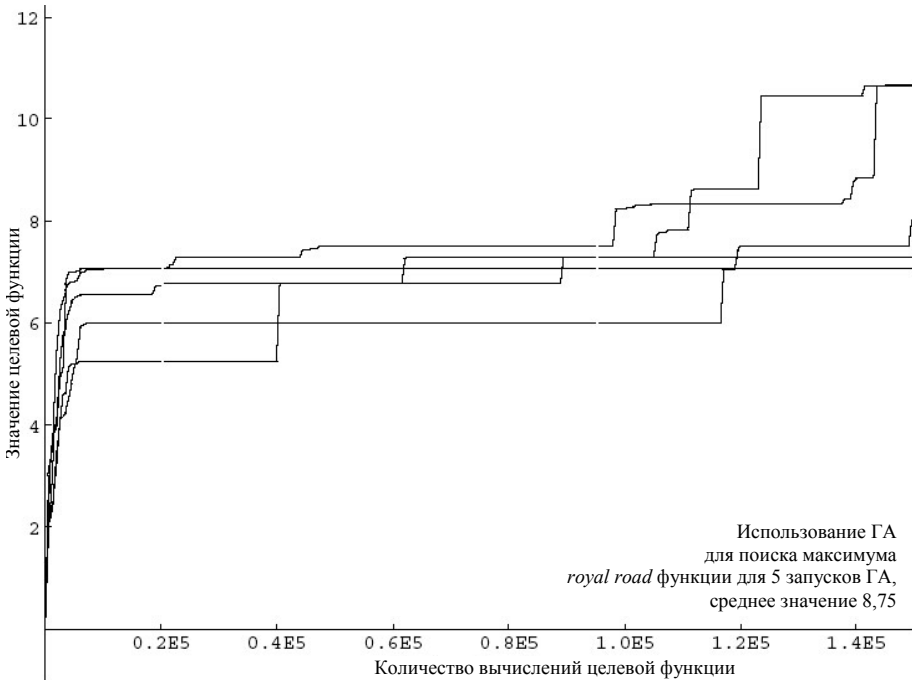
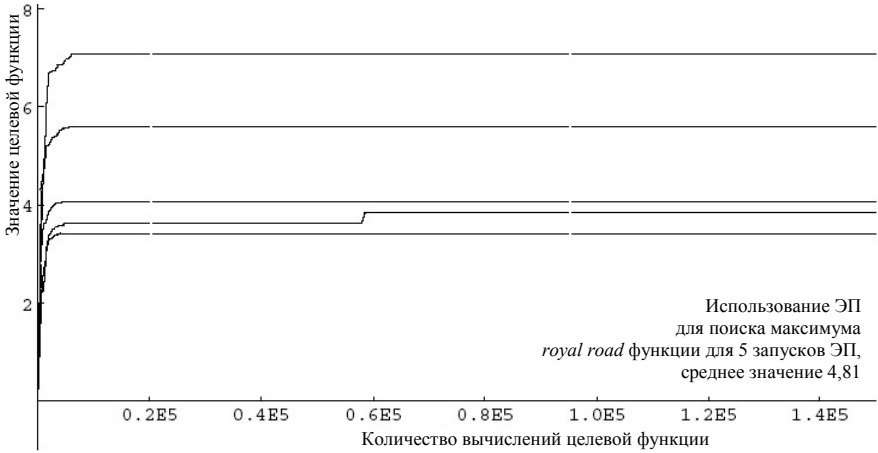
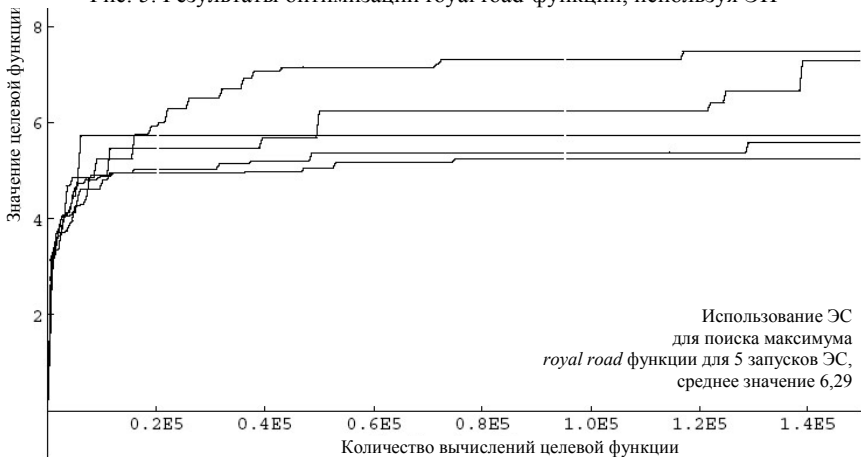
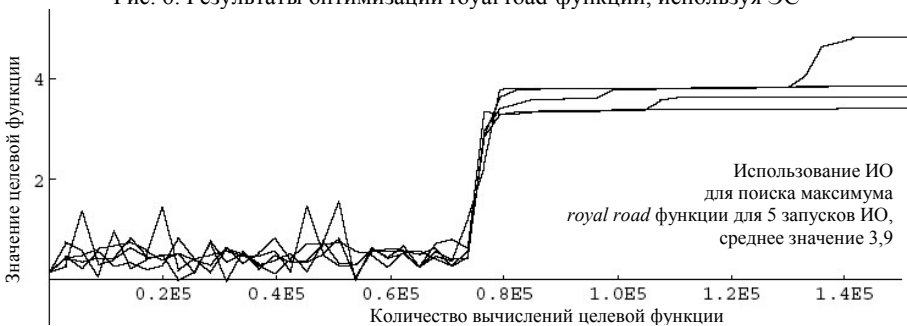


Рис. 3. Результаты оптимизации *bimp*-функции, используя ГА

Рис. 4. Результаты оптимизации *bimp*-функции, используя ЭПРис. 5. Результаты оптимизации *bimp*-функции, используя ЭС

Рис. 3. Результаты оптимизации *bump*-функции, используя ИОРис. 4. Результаты оптимизации *royal road*-функции, используя ГА

Рис. 5. Результаты оптимизации *royal road*-функции, используя ЭПРис. 6. Результаты оптимизации *royal road*-функции, используя ЭСРис. 7. Результаты оптимизации *royal road*-функции, используя ИО

#### 4. Классификация и анализ методов оптимизации

В данном разделе представлены различные классификации методов глобальной оптимизации. В работах автора [21, 22] предложена классификация по явлениям и принципам, лежащим в основе методов глобальной оптимизации.

В работе [23] приведен подробный анализ применения эволюционных методов для задач проектирования. Проектирование – итерационный процесс, в котором чередуются процедуры синтеза и анализа. Синтез – это создание проектного решения в виде описания облика изделия, его конструкции, структурной, функциональной или принципиальной схемы. Анализ – это оценка результатов синтеза. В современных САПР преимущественно развиты математическое и программное обеспечения (ПО) процедур анализа. Синтез – трудно формализуемая задача. Наряду с формализуемыми задачами имеются типы задач, для которых формализация не может быть достигнута (решение которых возможно лишь при малом размере задач, но практически важные задачи имеют размеры, существенно превышающие возможности точного решения).

Поэтому все подходы к решению задач синтеза в САПР подразделяются на две группы:

- использование интеллектуальных методов (в основном это экспертные методы);
- применение методов дискретной оптимизации.

Используя материалы [23 и 24], представим в следующем виде общую классификацию методов оптимизации [21] в зависимости от сложности поставленной задачи (рис. 8).

Как видно из рис. 8, задача проектирования может быть формализуемой (возможно использование точных методов, когда анализируется все пространство возможных решений) и неформализуемой. Для решения неформализуемых задач существует два основных класса: метод дискретной оптимизации и интеллектуальные экспертные методы (в основе лежат компьютерные системы, способные частично заменить специалиста-эксперта в разрешении проблемной ситуации, как правило на базе искусственного интеллекта). Также различают глобальные и локальные методы оптимизации. Приведем классификацию глобальных методов оптимизации по явлениям и процессам, лежащим в их основе (рис.. 9) [21].





Рис. 8. Классификация методов оптимизации в зависимости от сложности поставленной задачи



Рис. 9. Методы глобальной оптимизации

Существует классификация с точки зрения вычислительной математики, при этом большинство глобальных методов оптимизации относится к так называемым «мягким вычислениям». Термин «мягкие вычисления» введен Лофти Заде в 1994 г. Это новый метод вычислительной математики, который был поддержан аппаратными средствами (нечеткими процессорами) и в ряде проблемных областей стал более эффективным, чем классические методы. Понятие «мягких вычислений» включает в себя [25]:

- нечеткую логику;
- нейронные сети;
- вероятностные рассуждения;
- сети доверия;
- эволюционные алгоритмы.

Таким образом, в данном разделе представлены различные классификации методов оптимизации: общая; по явлениям и принципам, лежащим в основе глобальных методов; с точки зрения вычислительной математики.

Анализ рассмотренных методов глобальной оптимизации

В данном разделе, на основе работы автора [26], выполнено сравнение некоторых методов глобальной оптимизации в виде сводной таблицы «успешности» применения различных методов к конкретным задачам и сделан вывод о том, что ГА применяются с наибольшим успехом и для широкого круга задач.

В работе [27] проведен краткий анализ методов, приведенных выше, приведен обзор российских и зарубежных работ, проанализирована работа и пригодность таких методов к различным типам сложных задач оптимизации: *«королевских дорог», оптимизации графа, размещения (на примере проектирования цепей), заполнения «рюкзака», предсказания банковского курса валют, составления расписания*. В итоге, сделаны следующие выводы: алгоритм ИО является наиболее «хрупким» из рассмотренных методов, он более всего зависит от выбранных параметров моделирования, ГА при настройке показывают лучшие (примерно на 10–15%) результаты, но, даже с параметрами по умолчанию, позволяют добиться приемлемой точности.

По результатам работ [20, 27] сформируем общую таблицу условной «результативности» применения описанных методов к конкретным задачам и рассчитаем условный средний ранг для каждого метода. При этом рассматривались результаты применения методов оптимизации к различным задачам, и каждый метод получил условное место (первое место: метод является наилучшим относительно остальных, последнее место: метод справился с задачей хуже или не справился вообще). Последний столбец представляет собой средний ранг применения к различным задачам каждого метода (табл. 1).

Все рассмотренные методы имеют общие характеристики: они все являются методами глобальной оптимизации (за исключением детерминированных методов) и для каждого существует сходимость к глобальному оптимуму.

Ранжирование методов глобальной оптимизации

Задача → Метод	Функция goal road	Функция bump	Оптимизация графа	Размещение элементов цепи	Заполнение рюкзака	Предсказание бан- ковского курса	Составление расписания	Среднее
ГА	1	1	2	1	1	2	2	1,4
Имитация отжига	4	4	3	2	4	4	3	3,4
Эволюц. програм.	3	2						2,5
Эволюц. стратегии	2	3						2,5
Детермин. методы			1		5			3
Поиск с запретом					2	3	1	2
Нейрон- ные сети					3	1		2

Как упоминалось выше, в теореме «Бесплатного обеда не бывает» утверждается, что производительность всех алгоритмов, ищущих экстремум функции качества одинакова, если усреднить результаты по всевозможным функциям качества, т.е. на полном множестве задач нельзя выделить самый лучший метод оптимизации. Практическое значение этой теоремы состоит в том, что не существует панацеи на все случаи жизни, несомненный успех какого-либо оптимизационного метода в определенной области знаний не гарантирует такого же успеха в другой области. Это означает, что для каждой специфической области необходимо проводить исследования и отыскивать приемлемый метод оптимизации. Однако, из табл. 1 видно, что ГА применяются с наибольшим успехом, причем в очень широком круге задач.

Недостатки и преимущества генетических алгоритмов

Анализ работ [23, 18, 27] позволяет выделить ряд недостатков и преимуществ ГА. Недостатки использования ГА:

- с помощью ГА проблематично найти точный глобальный оптимум;
- ГА непросто настроить для нахождения всех решений задачи;
- не для всех задач удается найти оптимальное кодирование параметров;
- ГА трудно применить для изолированных функций. Изолированность («поиск иголки в стоге сена») является проблемой для любого метода оптимизации, поскольку функция не предоставляет никакой информации, подсказывающей, в какой области искать максимум. Лишь случайное попадание особи в глобальный экстремум может решить задачу (рис.. 10);

– ГА испытывает сложности при оптимизации сильно зашумленных функций. Дополнительный шум сильно влияет на сходимость многих эволюционных методов, поэтому часто замедляет поиск решения ГА (рис.. 11).

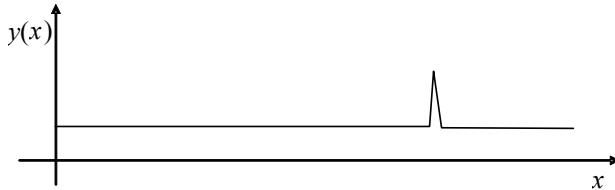


Рис. 10. Изолированная функция

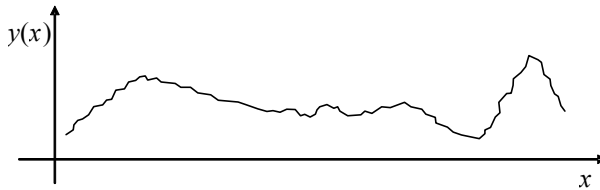


Рис. 11. Зашумленная функция

Однако существует целый ряд преимуществ применения ГА, относительно других методов глобальной оптимизации:

- простота использования;
- слабая зависимость эффективности использования от настроек оптимизатора для многих задач;
- ГА являются универсальным методом оптимизации сложных многопараметрических функций;
- ГА не зависят от исследуемой проблемы, так как работают с закодированными параметрами;
- ГА успешно используется для широкого круга задач;
- ГА применим для неформализуемых задач, когда целевая функция нечетко сформулирована или вообще отсутствует.

Выводы, сделанные выше, позволяют использовать ГА как универсальный инструмент для оптимизации очень сложных задач [28, 32], при этом стоит отметить, что результаты, полученные за счет использования ГА, будут не хуже, а скорее всего лучше, чем результаты, полученные другими методами. Поэтому решение задачи оптимизации новой, ещё неисследованной, проблемы стоит начать именно с применения ГА.

## 5. Заключение

В данном пособии представлены основные методы глобальной оптимизации. Предложенная классификация методов оптимизации состоит из 8 классов методов в зависимости от сложности и типа решаемых задач, и включает 25 методов оптимизации. Выполнен анализ рассмотренных методов глобальной оптимизации для 7 методов глобальной оптимизации на примере 7 задач различной степени сложности. В результате обзора, сравнения и классификации основных методов глобальной оптимизации обосновано использование ГА.

## Литература

1. Прищеп С.В. Подходы и критерии оценки рисков информационной безопасности / С.В. Прищеп, С.В. Тимченко, А.А. Шелупанов // Безопасность информационных технологий. – 2007. - № 4. – С. 15–21.
2. Мещеряков Р.В. Криптографические протоколы в системах с ограниченными ресурсами / Р.В. Мещеряков, С.К. Росошек, А.А. Шелупанов, М.А. Соськин // Вычислительные технологии. – 2007. – Т. 12, Спецвыпуск №1. – С. 51–61.
3. Гилл Ф. Практическая оптимизация / Ф. Гилл, У. Мюррей, М. Райт; пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 509 с.
4. Растринин Л.А. Статистические методы поиска / Л.А. Растринин. – М.: Наука, 1968. – 376 с.
5. Kirkpatrick S. Optimization by simulated annealing / S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi // Science, New Series. – 1983. – Vol. 220. – No. 4598. – P. 671–680.
6. Rutenbar R.A. Simulated annealing algorithms: An overview / R.A. Rutenbar // IEEE Circuits and Devices Magazine. – 1989. – Vol. 5. – No. 1. – P. 19–26.
7. Leao de M.T.P. A simulated annealing approach to evaluate long term marginal costs and investment decisions / M.T.P. de Leao, J.T. Saraiva // IEEE Power Engineering Society Summer Meeting. – 2000. – Vol. 4. – P. 2284–2289.
8. Aarts E.H.L. Simulated annealing / E.H.L. Aarts, J.H.M. Korst, P.J.M. van Laarhoven // Local search in combinatorial optimization / Eds.: E.H.L. Aarts, J.K. Lenstra. – Chichester: Wiley, 1997. – P. 91–120.
9. Thompson M. Application of the genetic algorithm and simulated annealing to LC-filter tuning Circuits / M. Thompson, J.K. Fidler // IEEE Devices and Systems. – 2001. – Vol. 148. – No. 4. – P. 177–182.
10. Glover F. Tabu Search / F. Glover, M. Laguna. – Boston: Kluwer Academic Publishers, 1997. – 382 p.
11. Fogel D.B. Applying evolutionary programming to selected traveling salesman problem / D.B. Fogel // Cybernetics and Systems. – 1993. – Vol. 24. No. 1. – P. 27–36.
12. Back T. A Survey of Evolution Strategies / T. Back, F. Hoffmeister, H.-P. Schwefel // Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms / Eds.: R.K. Belew, L.B. Booker. – San-Diego: Morgan Kaufman Publishers Inc., 1991. – P. 2–9.
13. Freisleben B. A genetic local search algorithm for solving symmetric and asymmetric traveling salesman problems / B. Freisleben, P. Merz // IEEE International Conference on Evolutionary Computation (Nagoya, Japan). – Nagoya, 1996. – P. 616–621.
14. Mitra R. Application of micro-genetic algorithm (MGA) to a class of electromagnetic analysis and synthesis problems / R. Mitra, S. Chakravarty, J. Yeo // IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium. – 2002. – Vol. 1. – P. 306–309.
15. Yegin K. On the design of broad-band loaded wire antennas using the simplified real frequency technique and a genetic algorithm / K. Yegin, A.Q. Martin // IEEE Antennas and Propagation Magazine. – 2003. – Vol. 51. – No. 2. – P. 220–228.
16. Coevorden van C. Md. J. GA design of a thin-wire bow-tie antenna for GPR applications / C. Md. J. van Coevorden, A.R. Bretones, M.F. Pantoja, F.J.G. Ruiz, S.G. Garcia, R.G. Martin // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2006. – Vol. 44. – No. 4. – P. 1004–1010.
17. Бовбель Е. И. Применение генетических алгоритмов в задачах прикладной электродинамики / Е.И. Бовбель, П.Д. Кухарчик, Д.В. Тишков // Электромагнитные волны и электронные системы. – 2004. – Т. 9. – № 1. – С. 33–45.

18. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учеб.-метод. пособие / Т.В. Панченко; под ред. Ю.Ю. Тарасевича. – Астрахань: Астраханский ун-т, 2006. – 89 с.
19. Багишев Д.И. Генетические алгоритмы решения экстремальных задач: учеб. пособие / Д.И. Багишев; под ред. Я.Е. Львовича. – Воронеж: ВГТУ, 1995. – 69 с.
20. Keane A.J. A Brief Comparison of Some Evolutionary Optimization Methods / A.J. Keane; Eds.: V. Rayward-Smith, I. Osman, C. Reeves, G. D. Smith, J. Wiley // *Modern Heuristic Search Methods*. – Chichester: John Wiley, 1996. – P. 255–272.
21. Газизов Т.Т. Классификация методов глобальной оптимизации для решения задач безопасности / Т.Т. Газизов // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2008. – № 2(18). – Ч. 1. – С. 130–131.
22. Газизов Т.Т. Классификация методов глобальной оптимизации в задачах проектирования / Т.Т. Газизов // Научная сессия ТУСУР – 2008: матер. докл. Всерос. науч.-техн. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых. – Томск: В-Спектр, 2008. – Ч. 1. – С. 60–63.
23. Норенков И.П. Эволюционные методы в задачах выбора проектных решений / И.П. Норенков, Н.М. Арутюнян // *Наука и образование*. – 2007. – № 9. – С. 112–115. – URL: <http://technomag.edu.ru/doc/68376.html>
24. Computational intelligence. – URL: [http://en.wikipedia.org/wiki/Computational\\_intelligence](http://en.wikipedia.org/wiki/Computational_intelligence)
25. Марков Н.Г. Комбинированный алгоритм прогнозирования дорожной обстановки на основе методов нечеткого поиска в региональной навигационно-информационной системе мониторинга и управления транспортом / Н.Г. Марков, Д.М. Соськин, Т.Т. Газизов, Ю.В. Лещик, А.С. Фадеев, А.О. Шемяков // Доклады ТУСУРа. – 2013. – № 4 (30). – С. 182–187.
26. Газизов Т.Т. Сравнение методов глобальной оптимизации / Т.Т. Газизов // XVI Тулолевские чтения: матер. Междунар. молодежной научной конф. – Казань, 2008. – С. 219–221.
27. Минаков И.А. Сравнительный анализ некоторых методов случайного поиска и оптимизации / И.А. Минаков // *Известия*. – Самарский научный центр РАН. – 1999. – № 2. – С. 286–293.
28. Golino G. A genetic algorithm for optimizing the segmentation in subarrays of planar array antenna radars with adaptive digital beamforming / G. Golino // *IEEE International Symposium on Phased Array Systems and Technology*. – 2003. – P. 211–216.
29. Choo H. Design of electrically small wire antennas using genetic algorithm taking into consideration of bandwidth and efficiency / H. Choo, R. Rogers, H. Ling // *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*. – 2002. – Vol. 1. – P. 330–333.
30. Haupt R.L. Thinned arrays using genetic algorithms / R.L. Haupt, J.J. Menozzi, C.J. McCormack // *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*. – 1993. – P. 712–715.
31. Linden D.S. Evolving wire antennas using genetic algorithms: a review / D.S. Linden, E.E. Altshuler // *In Proceedings of the First NASA / DoD Workshop*. – 1999. – P. 225–232.
32. Bahr M. Design of ultra-broadband loaded monopoles / M. Bahr, A. Boag, E. Michielssen, R. Mittra // *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium*. – 1994. – AP-S. Digest. – Vol. 2. – P. 1290–1293.

*Учебное издание*

*Тимур Тальгатович Газизов*

## **МЕТОДЫ ГЛОБАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ**

*Учебное пособие*

для студентов специальностей и направлений

10.03.01 – «Информационная безопасность»,

10.05.02 – «Информационная безопасность телекоммуникационных систем»,

10.05.03 – «Информационная безопасность автоматизированных систем»,

10.05.04 – «Информационно-аналитические системы безопасности»

09.03.02 – «Информационные системы и технологии»

Верстка – В.М. Бочкаревой

Текст дан в авторской редакции, без корректуры

---

Издательство «В-Спектр»

Подписано к печати 30.11.2017.

Формат 60×84<sup>1</sup>/<sub>16</sub>. Печать трафаретная.

Печ. л. 1,5. Тираж 150 экз. Заказ 40.

---

Тираж отпечатан ИП Бочкаревой В.М.

ИНН 701701817754

634055, г. Томск, пр. Академический, 13-24, тел. 49-09-91.

E-mail: [bvm@sibmail.com](mailto:bvm@sibmail.com)