

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

10 (170)

2010

ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ И ПРИКЛАДНОЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

САПР

КОМПЬЮТЕРНАЯ ГРАФИКА

МЕТОДЫ ПРОГРАММИРОВАНИЯ

ОПЕРАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И СРЕДЫ

ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ
И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СЕТИ

ИНФОРМАЦИОННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ

НЕЙРОСЕТИ И
НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ

СТРУКТУРНЫЙ СИНТЕЗ

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

ПРИКЛАДНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ
СИСТЕМЫ

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

ОПТИМИЗАЦИЯ И МОДЕЛИРОВАНИЕ

ИТ В ОБРАЗОВАНИИ

ГИС

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

10(170)
2010

ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ И ПРИКЛАДНОЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

Издается с ноября 1995 г.

УЧРЕДИТЕЛЬ
Издательство "Новые технологии"

СОДЕРЖАНИЕ

ОПТИМИЗАЦИЯ

- Карпенко А. П., Мухлисуллина Д. Т., Овчинников В. А. Нейросетевая аппроксимация функции предпочтений лица, принимающего решения, в задаче многокритериальной оптимизации 2
- Гальченко В. Я., Якимов А. Н., Остапущенко Д. Л. Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида мультиагентной роевой оптимизации с эволюционным формированием состава популяции 9
- Мухачева Э. А., Валиахметова Ю. И., Хасанова Э. И., Телицкий С. В. Проектирование размещения ортогональных объектов на полигонах с препятствиями. 16

МОДЕЛИРОВАНИЕ

- Зелепухина В. А. Разработка интернет-ориентированных виртуальных лабораторий математического моделирования посредством разделения вычислительных и визуализационных задач 22
- Клосс Ю. Ю., Мартынов Д. В., Черемисин Ф. Г. Разработка методов компьютерного моделирования и анализа микронасоса Кнудсена 30

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ И СЕТИ

- Калинина Э. В., Ретинская И. В., Серова Д. А. Вероятностные и нечеткие модели оценки качества передачи информации в телекоммуникационных сетях 35
- Корячко В. П., Шибанов В. А., Ижванов Ю. Л., Шибанов А. П. Оценка времени передачи файла с учетом старения информации 40
- Сотов Л. С. Комбинаторная модель функционального формирователя разбиений бинарного множества. 46
- Давыдов А. И., Шахов В. Г., Ядрышников И. Б. Анализ протокола IPv6 в современных операционных системах. 52

ПРОГРАММНАЯ ИНЖЕНЕРИЯ

- Грибова В. В., Черкезишвили Н. Н. Развитие онтологического подхода для автоматизации разработки пользовательских интерфейсов с динамическими данными. 54
- Зуев А. С., Петров Ю. И. Модернизация контекстных меню браузера, дерева папок и рабочего стола операционной системы Windows 59

ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

- Бушмелева К. И., Яценко Е. А. Специализированный пакет программ для калибровки измерительных приборов 64
- Курсков С. Ю., Ершова Н. Ю., Мурсалимов О. А. Организация удаленного доступа к микроконтроллерам MCS-96 на базе распределенной информационно-измерительной и управляющей системы поддержки научно-образовательного процесса 68

ПРОГРАММНЫЕ ПРОДУКТЫ И СИСТЕМЫ

- Гетманов В. Г., Орлов С. Е. Программный комплекс для спектрально-временного анализа нестационарных колебательных сигналов 71

ИНФОРМАЦИЯ

- Тарнавский Г. А. Первый международный конгресс по "облачным" технологиям — Cloud Computing Congress CCC-2010. 77
- Contents 79
- Приложение. Барский А. Б. Оптимизационные задачи в основе пакета параллельных прикладных программ и системы информационного обслуживания Центра GRID-технологий

Главный редактор
НОРЕНКОВ И. П.

Зам. гл. редактора
ФИЛИМОНОВ Н. Б.

Редакционная
коллегия:

АВДОШИН С. М.
АНТОНОВ Б. И.
БАТИЩЕВ Д. И.
БАРСКИЙ А. Б.
БОЖКО А. Н.
ВАСЕНИН В. А.
ГАЛУШКИН А. И.
ГЛОРИОЗОВ Е. Л.
ДОМРАЧЕВ В. Г.
ЗАГИДУЛЛИН Р. Ш.
ЗАРУБИН В. С.
ИВАННИКОВ А. Д.
ИСАЕНКО Р. О.
КОЛИН К. К.
КУЛАГИН В. П.
КУРЕЙЧИК В. М.
ЛЬВОВИЧ Я. Е.
МАЛЬЦЕВ П. П.
МЕДВЕДЕВ Н. В.
МИХАЙЛОВ Б. М.
НЕЧАЕВ В. В.
ПАВЛОВ В. В.
ПУЗАНКОВ Д. В.
РЯБОВ Г. Г.
СОКОЛОВ Б. В.
СТЕМПКОВСКИЙ А. Л.
УСКОВ В. Л.
ФОМИЧЕВ В. А.
ЧЕРМОШЕНЦЕВ С. Ф.
ШИЛОВ В. В.

Редакция:

БЕЗМЕНОВА М. Ю.
ГРИГОРИН-РЯБОВА Е. В.
ЛЫСЕНКО А. В.
ЧУГУНОВА А. В.

Информация о журнале доступна по сети Internet по адресу <http://www.informika.ru/text/magaz/it/> или <http://novtex.ru/IT>.

Журнал включен в систему Российского индекса научного цитирования.

Журнал входит в Перечень научных журналов, в которых по рекомендации ВАК РФ должны быть опубликованы научные результаты диссертаций на соискание ученой степени доктора и кандидата наук.

Список литературы

1. Лотов А. В. Введение в экономико-математическое моделирование / М.: Наука, 1984. 392 с.
2. Штойер Р. Многокритериальная оптимизация. Теория, вычисления и приложения. М.: Радио и связь, 1992. 504 с.
3. Дайер Дж. Многоцелевое программирование с использованием человеко-машинных процедур // Вопросы анализа и процедуры принятия решений. М.: Мир, 1976. С. 172—215.
4. Карпенко А. П., Федорук В. Г. Адаптивные методы решения задачи многокритериальной оптимизации, использующие аппроксимацию функции предпочтений лица, принимающего решения. [Электронный ресурс] // Электронное научно-техническое издание: наука и образование. 2008. № 8. URL: <http://technomag.edu.ru/doc/101804.html>.
5. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Издат. Дом Вильямс, 2008. 1104 с.
6. Ларичев О. И. Теория и методы принятия решений. М.: Университетская книга, Логос, 2006. 392 с.
7. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MatLab и fuzzyTECH. СПб.: БХВ-Петербург, 2003. 736 с.
8. Дьяконов В. П. MATLAB 7.*/R2006/2007. Самоучитель. М.: ДМК-Пресс, 2008. 768 с.

9. Мухлисуллина Д. Т. Исследование погрешности нейросетевой аппроксимации функции предпочтений лица, принимающего решения. [Электронный ресурс] // Электронное научно-техническое издание: наука и образование. 2009. № 12. URL: <http://technomag.edu.ru/>
10. Лобарева И. Ф., Черный С. Г., Чирков Д. В., Скороспелов В. А., Турук П. А. Многоцелевая оптимизация формы лопасти гидротурбины // Вычислительные технологии. 2006. Т. 11. № 5. С. 63—76.
11. PRADIS — анализ динамики систем различной физической природы [Электронный ресурс]. (<http://www.laduga.ru/pradis/pradis.shtml>).
12. Карпенко А. П., Мухлисуллина Д. Т., Овчинников В. А. Разработка математической модели двигателя внутреннего сгорания с использованием программного комплекса PRADIS. [Электронный ресурс] // Электронное научно-техническое издание: наука и образование. 2009. № 1. URL: <http://technomag.edu.ru/doc/120505.html>.
13. Карпенко А. П., Федорук В. Г. Обзор программных систем многокритериальной оптимизации. Отечественные системы // Информационные технологии. 2008. № 1. С. 15—22.

УДК 004.021

В. Я. Гальченко, д-р техн. наук, проф.,
А. Н. Якимов, преподаватель,
Д. Л. Остапущенко, аспирант,
Луганский государственный
медицинский университет,
e-mail: alex_forever_82@mail.ru

Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида мультиагентной роевой оптимизации с эволюционным формированием состава популяции

Рассмотрен новый гибрид алгоритма оптимизации роем частиц с генетическим алгоритмом, позволяющий эффективно оптимизировать многоэкстремальные функции высокой размерности. Проведено его тестирование на целевых функциях, имеющих характерные особенности в своем поведении.

Ключевые слова: глобальный оптимум, оптимизация роем частиц, генетический алгоритм, гибрид, источник магнитного поля, синтез

Введение

Во многих современных инженерных и конструкторских задачах оптимизации целевые функции многоэкстремальны и имеют большую размерность. Стандартные детерминированные ме-

тоды поиска оптимума практически бессильны в этих случаях и могут использоваться лишь для решения ограниченного круга проблем. Поэтому существует необходимость разработки новых алгоритмов, позволяющих эффективно оптимизировать функции и находить глобальный оптимум.

К числу таких задач относятся, например, задачи проектирования источников магнитных полей с априори заданным распределением поля в рабочей зоне [1, 2]. Эти задачи при решении требуют многократного повторения прямой задачи анализа, что приводит к достаточно большим затратам времени счета и использованию значительных вычислительных ресурсов. Особенно важным является сокращение числа вычислений целевой функции и повышение скорости сходимости оптимизационного процесса при синтезе источников поля, содержащих в своей конструкции ферромагнитные элементы [3], где вычислительные затраты многократно возрастают.

Для решения подобных задач наиболее перспективными являются стохастические мультиагентные эволюционные методы, к которым относится оптимизация роем частиц (PSO — *Particle Swarm Optimization* [4]). Анализ литературных источников [5, 6] показал, что этот способ оптимизации в ряде случаев более эффективен, чем генетические алгоритмы, и позволяет найти приемлемое решение за меньшее число итераций. Также PSO имеет значительные преимущества перед классическими методами нелинейной оптимизации: не требуется, чтобы начальное приближение было близко к искомому; нет необходимости знать свойства оптимизируемой функции;

не требуется вычисление ее производных. При использовании оптимизации роем частиц легко задавать ограничения пространства поиска. В то же время в методе PSO моделируется лишь социальное поведение индивидуумов, но никак не учитывается их эволюционное развитие через естественный отбор. В реальных же стаях и роях слабейшие особи погибают или изменяются их социальные связи в коллективе, а наиболее приспособленные рожают новых представителей популяции. В последние годы проводился ряд попыток совместно использовать оптимизацию роем частиц и генетические алгоритмы (GA — *Genetic Algorithm*).

Авторы работы [7] использовали эти алгоритмы параллельно: популяцию разделяли на две части случайным образом, к одной из них применяли оптимизацию роем частиц, а к другой — генетический алгоритм. К недостаткам такого подхода следует отнести слабую взаимосвязь алгоритмов между собой, что не позволяет должным образом использовать принцип естественного отбора в оптимизации роем частиц.

В работе [8] родительский пул обособлен от PSO, что уменьшает долю частиц, приходящихся на этот алгоритм, и в целом понижает эффективность гибрида. Под пулом понимается часть популяции, являющаяся результатом применения соответствующей операции алгоритма. По этой же причине в пул PSO не попадают частицы с наилучшим значением оптимизируемой функции (фитнеса). Создание отдельного пула элитных частиц может приводить к вырождению популяции и преждевременной стагнации. Используемые авторами операторы мутации и кроссовера влияют лишь на координаты частиц. В существующих работах генетический алгоритм не оказывает влияния на скорости частиц и параметры PSO.

Цель данного исследования — разработка метода и алгоритма, которые обеспечивают более высокую эффективность оптимизации, чем PSO и GA, и наследуют лучшие элементы эволюционных стратегий, реализуемых в каждом из этих подходов в отдельности.

Описание гибрида PSO-GA

Предлагаемый гибрид включает в себя стандартный алгоритм PSO *gbest* [4], схема которого приведена ниже, и генетический алгоритм с вещественными генами в хромосоме [9], а также особый способ их совместного функционирования. Этот выбор обоснован тем, что по данным работы [10], подход *gbest* имеет наибольшую скорость сходимости по сравнению с другими известными разновидностями PSO. Приведем основные этапы алгоритма.

Шаг 1. Начальная инициализация частиц роя.

Шаг 2. Сортировка частиц по увеличению наилучшего значения фитнеса.

Шаг 3. Выбор из пула PSO элитных частиц с лучшим фитнесом.

Шаг 4. Создание наследников с помощью оператора кроссовера координат и скоростей случайно выбираемых элитных частиц.

Шаг 5. Создание из элитных представителей PSO мутировавших частиц.

Шаг 6. Применение итерации алгоритма оптимизации роем частиц для пула PSO.

Шаг 7. Расчет фитнеса для всех частиц роя.

Шаг 8. Если не выполнены условия остановки, то переход к шагу 2.

Шаг 9. Вывод результатов.

В предлагаемом гибриде рой частиц имеет структуру, показанную на рис. 1.

Обозначим через *pso* — число частиц в пуле алгоритма PSO, *elite* — число элитных (родительских) частиц роя; *offsprings* — число наследников, полученных из случайно выбираемых элитных частиц оператором кроссовера; *x-mutations* — число частиц, полученных применением оператора мутации координаты к случайно выбранным родительским частицам с последующим помещением мутантов в отдельный пул. Таким образом, структура популяции частиц однозначно определяется набором четырех параметров:

$$\text{structure} = \{pso, elite, offsprings, x-mutations\}$$

Каждая частица (индивидуум) популяции имеет две хромосомы:

$$X = (x_0, x_1, \dots, x_{d-1});$$

$$V = (v_0, v_1, \dots, v_{d-1}),$$

где x_i, v_i — соответствующие *i*-е компоненты координат и скоростей частиц; *d* — размерность пространства поиска Ψ .

Совокупность всех частиц популяции задается множеством точек

$$S = (X^{(0)}, X^{(1)}, \dots, X^{(s-1)}),$$

где *s* — число частиц в популяции; $s = psycho + offsprings + x-mutations$.

Наилучшее найденное решение частица сохраняет в отдельной хромосоме X_p , различной для каждой частицы, а лучшее решение, найденное всем роем, заносится в глобальную хромосому X_g .

В начале работы алгоритма оптимизации проводится инициализация роя путем задания случайных положений каждой частицы в пределах *d*-мерного пространства поиска. Начальные скорости счита-

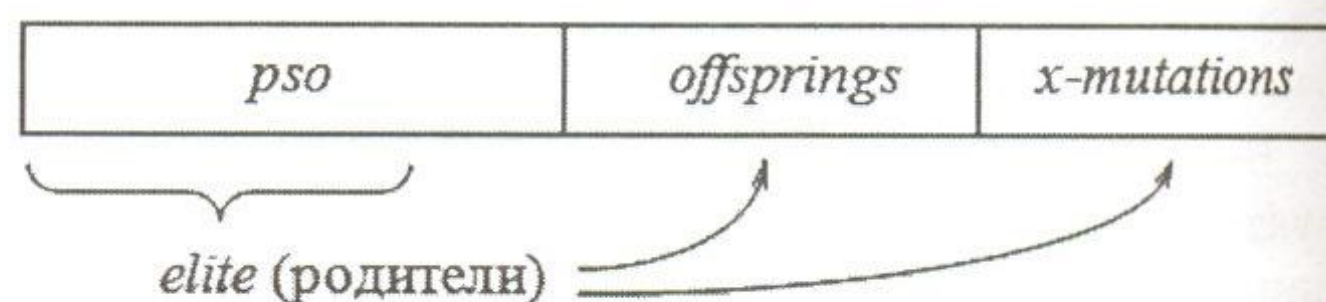


Рис. 1. Структура роя в алгоритме PSO-GA

ются равными нулю или, как вариант, генерируются случайным образом в интервале $[-x_{\max}; x_{\max}]$, где $x_{\max}$ — наибольшее значение координаты.

При каждой итерации алгоритма PSO обновление скоростей выполняется по формуле

$$V^{(j)} = wV^{(j)} + c_1r_1(X_l^{(j)} - X^{(j)}) + c_2r_2(X_g^{(j)} - X^{(j)}),$$

где $X^{(j)}$ — вектор координат j -й частицы; $X_l^{(j)}$ — вектор наилучшего положения, найденного j -й частицей и характеризующегося наименьшим значением оптимизируемой функции; а $X_g^{(j)}$ — вектор наилучшего решения, найденного всем роем или соседями j -частицы; w — инерциальный коэффициент, определяющий память частицей своей прошлой скорости и влияющий на гладкость траектории ее движения; c_1 , c_2 — коэффициенты ускорения частиц к лучшему индивидуальному решению и к наилучшему решению, найденному роем; r_1 , r_2 — случайные числа, равномерно распределенные на интервале $[0; 1]$.

Такой подход в оптимизации роем частиц называется *gbest* с общим глобальным решением для роя. Если для каждой частицы глобальный оптимум определяется не всем роем, а только наилучшим значением фитнес-функции данной частицы и ее нескольких соседей, то для алгоритма PSO реализуется подход *lbest* [10]. Такая разновидность PSO имеет меньшие шансы попасть в локальный оптимум, но при ее использовании наблюдается более медленная сходимость, чем в *gbest*. Способ выбора соседей определяет топологию связей между частицами. В данной работе применялся метод случайного выбора топологии с небольшим числом соседей [11]. Для описания соседства использовалась матрица инцидентности L , имеющая размер $pso \times pso$, элементы которой $L_{ij} = 1$, если i -я частица является соседом j -й частицы, и $L_{ij} = 0$ — в остальных случаях. На каждой итерации алгоритма PSO матрица связей L обновляется таким образом, что у каждой частицы оказывается не более некоторого фиксированного числа случайно выбираемых с равной вероятностью соседей, оптимальное число которых по всей видимости определяется размерностью задачи и топографией целевой функции. В настоящей работе число соседей частицы не превышало трех. Возможным является также обновление матрицы инцидентности не на каждой итерации для всех частиц пула PSO, а только для вновь вошедших в этот пул частиц, состав которого в данном исследовании предлагается формировать с помощью генетиче-

ского алгоритма, тем самым сохраняя полезную топологическую информацию, полученную на предыдущих шагах алгоритма в целом.

Выбор весовых коэффициентов w , c_1 , c_2 в значительной мере влияет на сходимость алгоритма оптимизации роем частиц к оптимуму. Их значения приняты равными $w = 1/(2\ln(2)) \approx 0,72$; $c_1 = c_2 = 0,5 + \ln(2) \approx 1,19$, что обеспечивает устойчивую сходимость и баланс между локальным и глобальным поисками решения [12].

Перерасчет новых положений частиц проводится по формуле

$$X^{(j)} = X^{(j)} + V^{(j)}.$$

В каждой итерации выполняется проверка выхода скоростей и координат за допустимые границы. Если какая-то из компонент координат вышла за заданную границу, то она снова возвращается к ней и происходит остановка в данном направлении путем обнуления одноименной компоненты скорости.

При оптимизации естественный отбор реализуется с помощью обычной сортировки по наилучшему значению фитнес-функции, найденному каждой частицей. Таким образом, хромосомы с наилучшей приспособленностью попадают в пул PSO. Для генетического алгоритма в качестве родительских частиц отбираются случайным образом наиболее приспособленные индивидуумы из роя частиц PSO.

Пусть из элитных частиц выбраны точки p_1 и p_2 . Тогда хромосомы координат кроссоверов (рис. 2, а) можно найти по формулам

$$X' = \alpha \cdot X^{(p_1)} + (1 - \alpha)X^{(p_2)};$$

$$X'' = (1 - \alpha)X^{(p_1)} + \alpha X^{(p_2)},$$

где α — случайное равномерно сгенерированное число из интервала $[0; 1]$.

Кроме того, при применении оператора кроссовера от родителей предлагается наследовать не текущее положение в пространстве, а наилучшие найденные позиции. Это позволяет алгоритму GA в ряде случаев более эффективно использовать

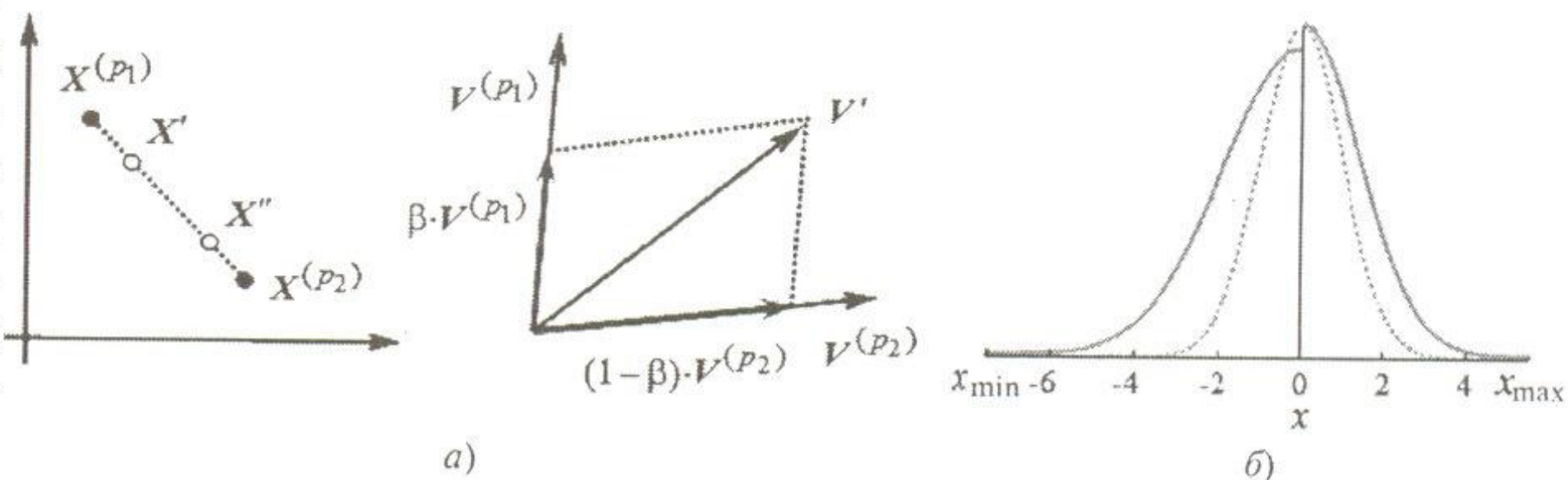


Рис. 2. Схемы генетических операторов роя: а — кроссовер координат и скоростей; б — закон распределения для ассиметричных мутаций

память роя. Тогда схема образования хромосом координат у наследников примет вид

$$X' = \alpha X_l^{(p_1)} + (1 - \alpha) X_l^{(p_2)};$$

$$X'' = (1 - \alpha) X_l^{(p_1)} + \alpha X_l^{(p_2)}.$$

В отличие от большинства других гибридов при применении оператора кроссовера происходит обмен наследственной информацией не только о координатах, но и о лучших скоростях.

Для кроссоверов скоростей (рис. 2, а) используются аналогичные соотношения:

$$V' = \beta V^{(p_1)} + (1 - \beta) V^{(p_2)};$$

$$V'' = (1 - \beta) V^{(p_1)} + \beta V^{(p_2)},$$

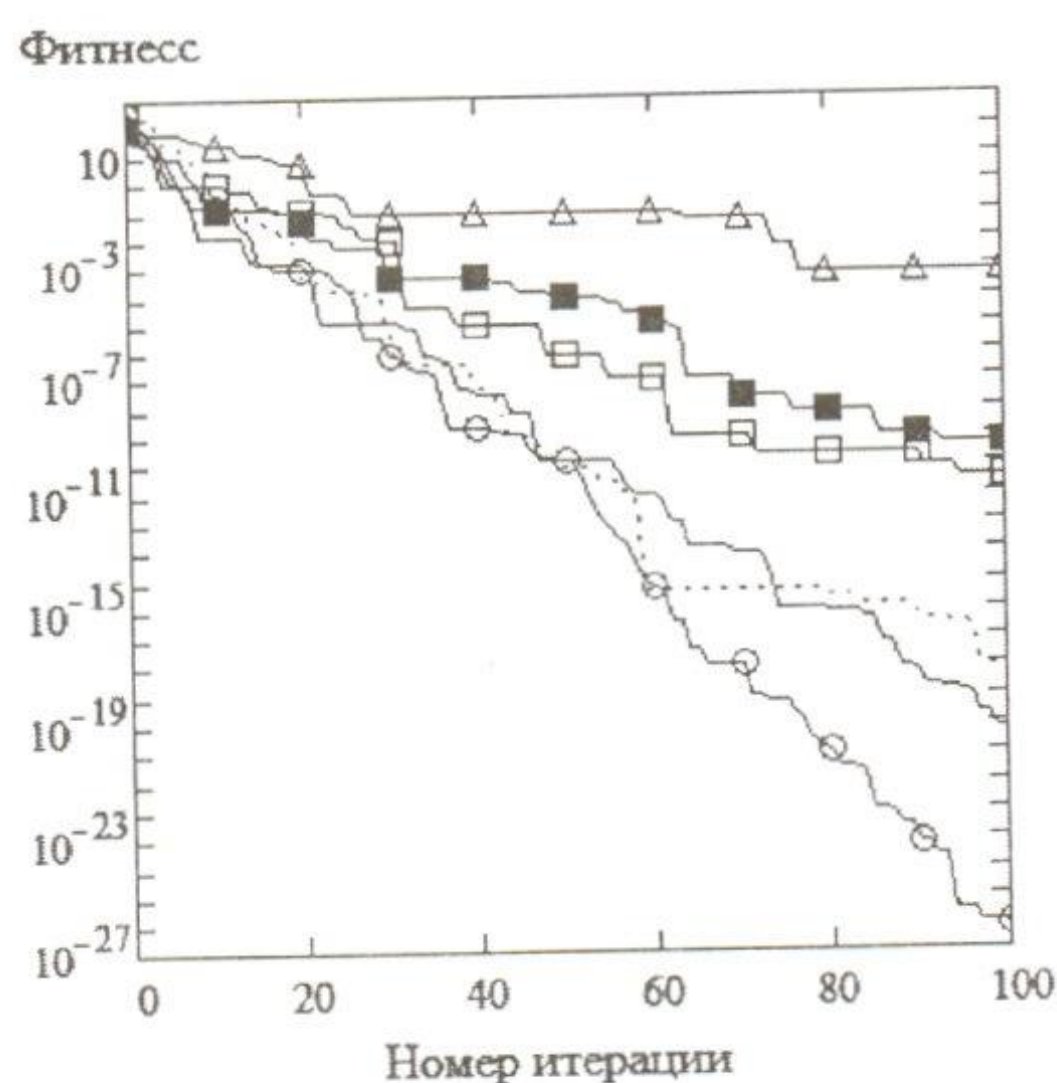
где β — также случайно равномерно генерируется от нуля до единицы, а $V^{(p_1)}$ и $V^{(p_2)}$ — текущие скорости родителей.

Мутации в предложенном гибридном алгоритме строят на базе асимметричного нормального распределения следующим образом (рис. 2, б):

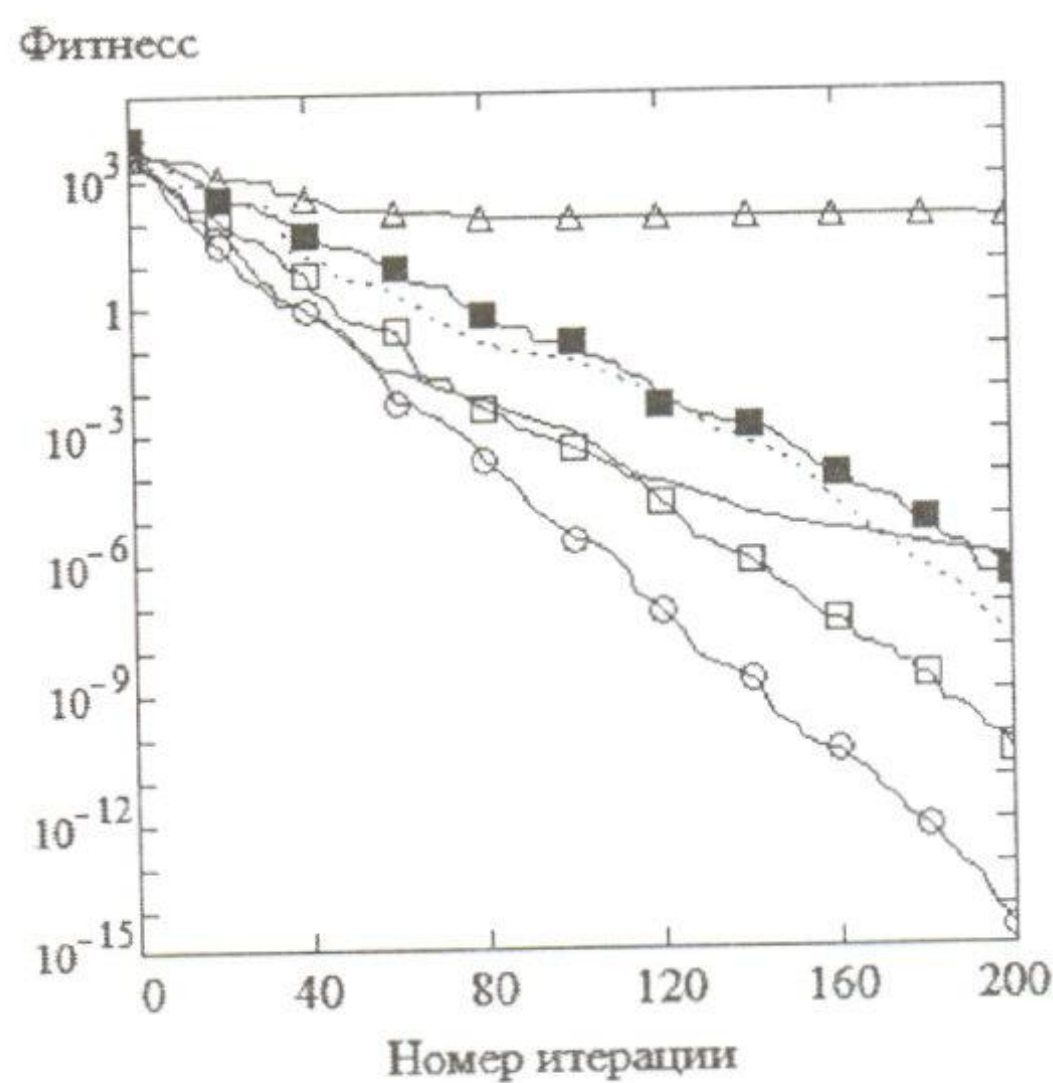
$$\Delta x = \begin{cases} Normal(0, 1)(x_{\max} - x)k/3, & \text{если } Normal(0, 1) \geq 0, \\ Normal(0, 1)(x - x_{\min})k/3, & \text{если } Normal(0, 1) < 0; \end{cases}$$

$$x' = x + \Delta x,$$

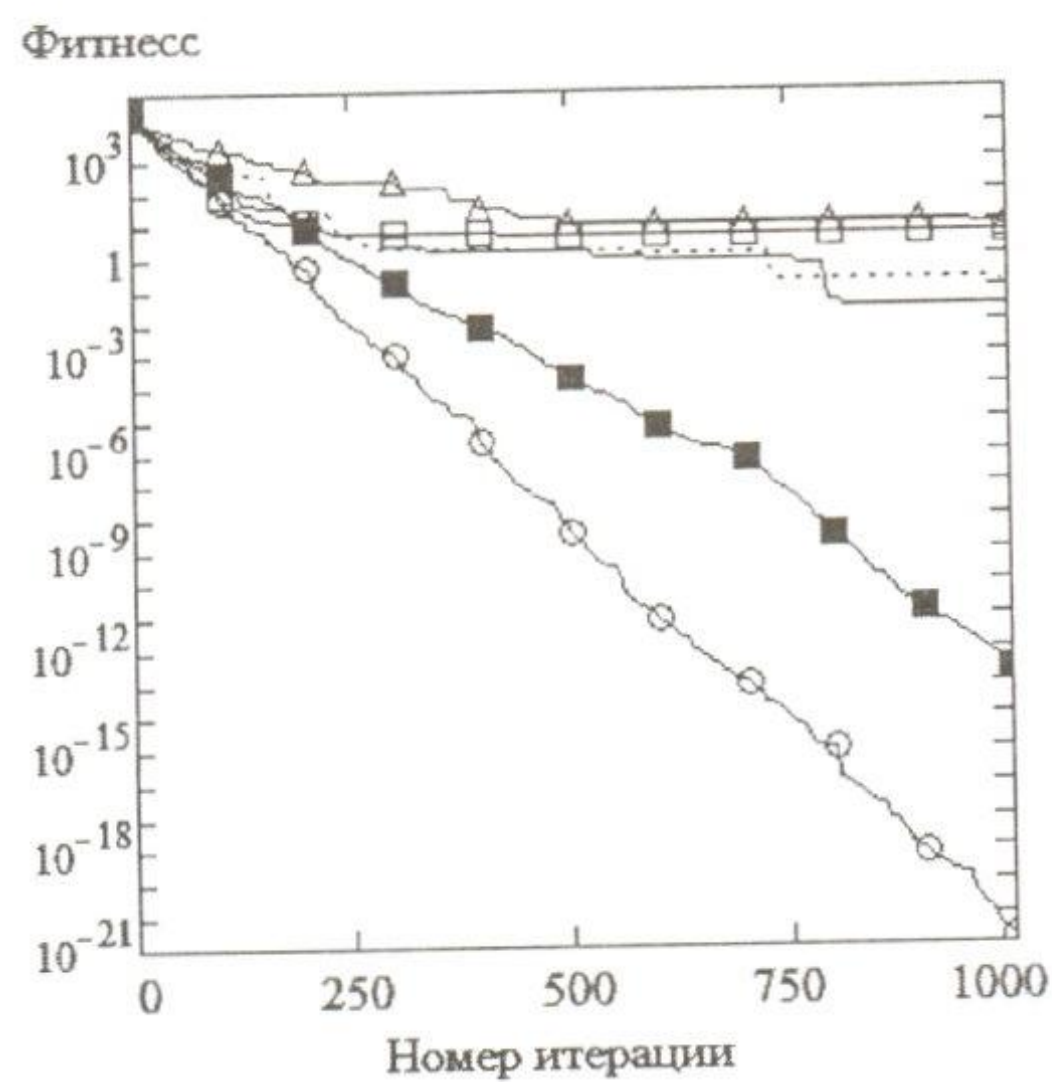
где $Normal(0, 1)$ — стандартизованное нормальное распределение; k — масштабирующий коэффициент, постепенно уменьшающийся с каждой итерацией алгоритма от единицы до нуля, например по линейному закону, что позволяет уменьшать степень мутаций с каждым новым поколением



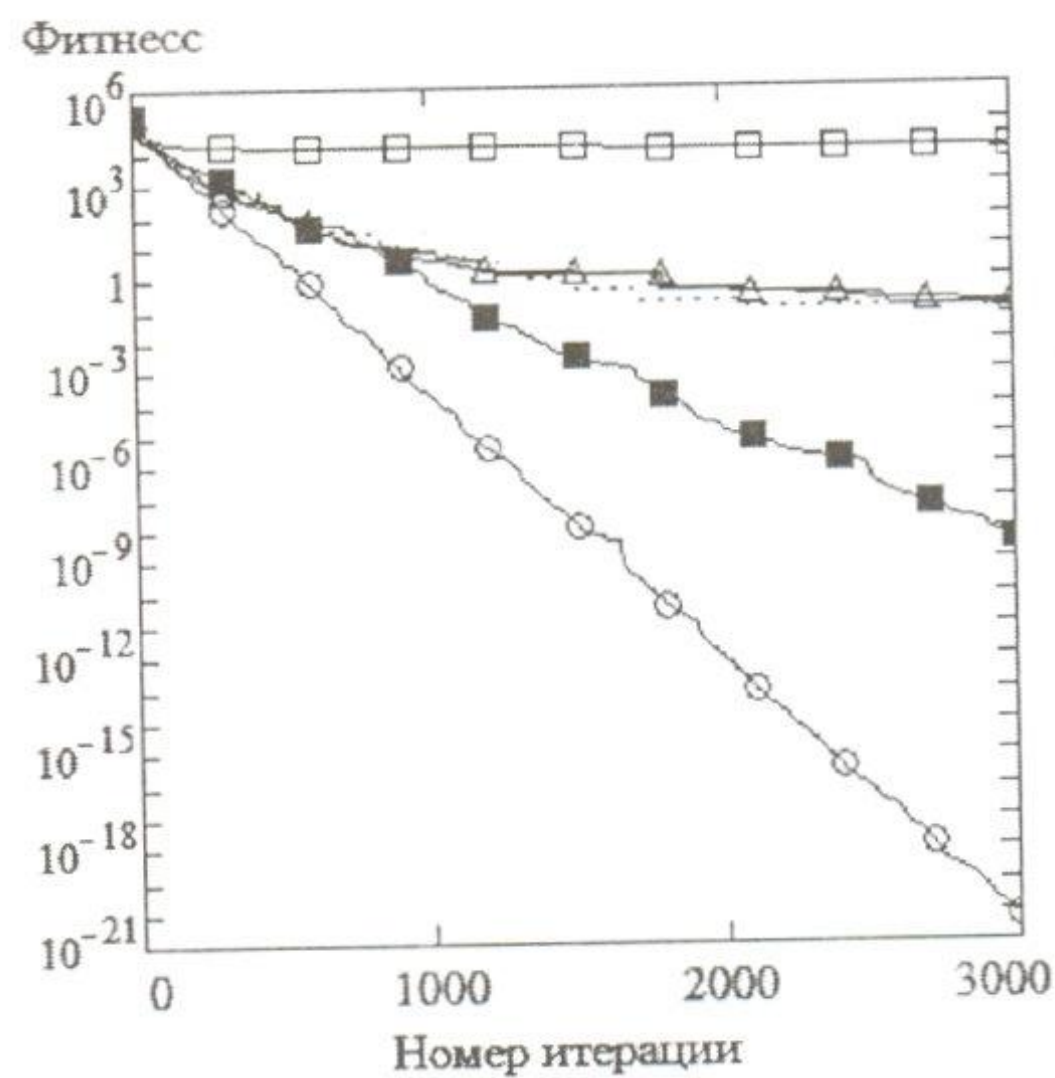
а)



б)



в)



г)

Рис. 4. Поиск оптимума квадратичной функции при размерностях:
а — $d = 2$; б — $d = 10$; в — $d = 30$; г — $d = 100$

популяции. Величина Δx — смещение, на которое изменится на интервале $[x_{\min}; x_{\max}]$ мутируемая координата x .

Мутации позволяют разнообразить популяцию, способствуют глобальному поиску и уменьшают вероятность вырождения популяции.

Верификация гибридного алгоритма

Алгоритм применяли для задач с размерностью пространства поиска от 2 до 100. Поиск оптимума каждой из тестируемых функций проводился в d -мерном гиперкубе с ограничениями для каждой его стороны $-100 \leq x_i \leq 100$, где $i = \overline{0, d-1}$. Требовалось найти глобальные минимумы X^* этих функций и значения фитнес-функции $F(X^*)$ в них (см. таблицу).

Характеристики тестируемых функций

Вид функции	X^*	$F(X^*)$
Квадратичная функция $F_1 = \sum_{i=1}^d x_i^2$	$(0; 0; \dots; 0)$	0
Функция Розенброка $F_2 = \sum_{i=1}^d 100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (1 - x_i)^2$	$(1; 1; \dots; 1)$	0
Функция Растргина $F_3 = \sum_{i=1}^d 10 - 10 \cos 2\pi x_i + x_i^2$	$(0; 0; \dots; 0)$	0
Функция Гривонка $F_4 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^d x_i^2 - \prod_{i=1}^d \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$	$(0; 0; \dots; 0)$	0

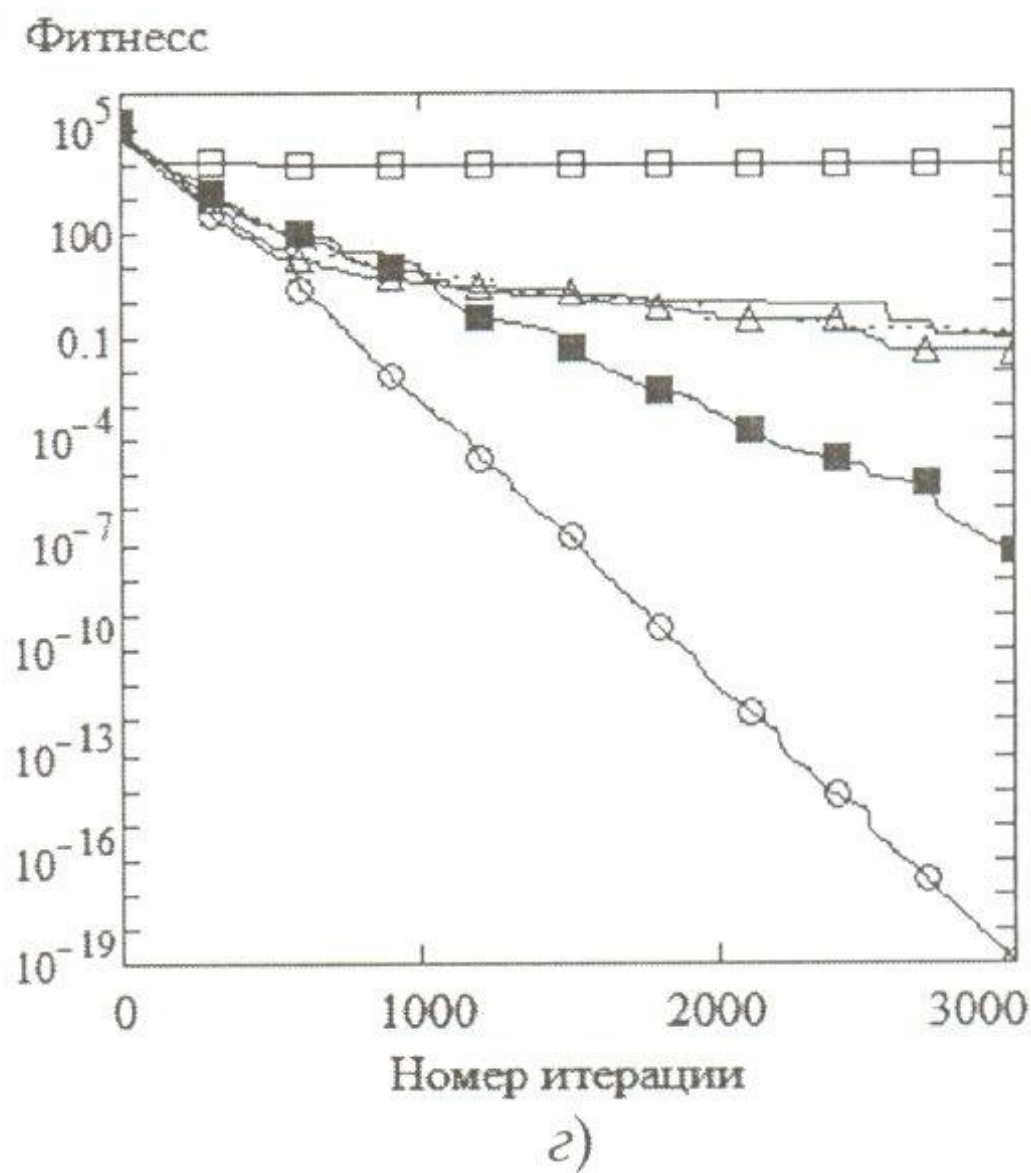
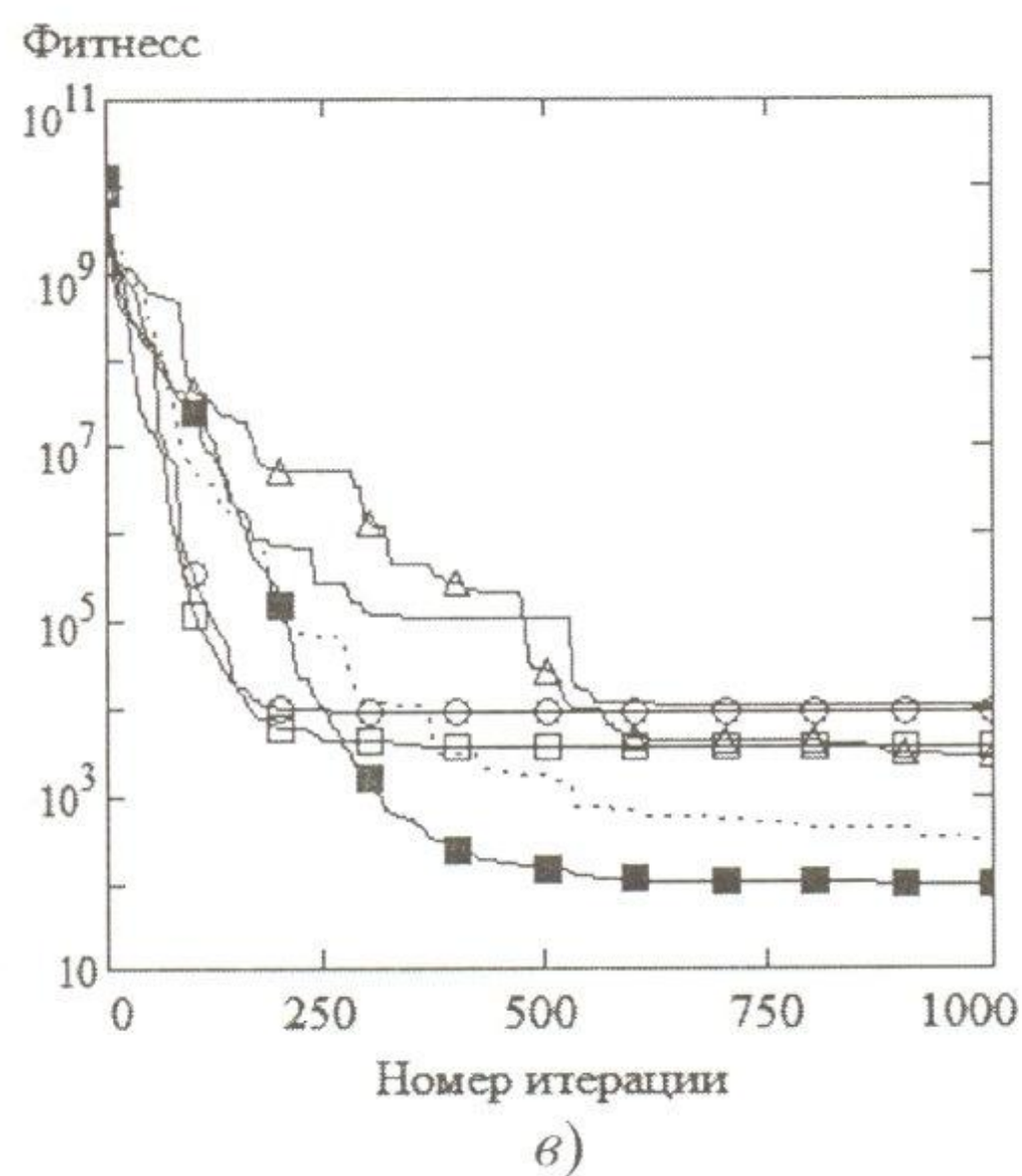
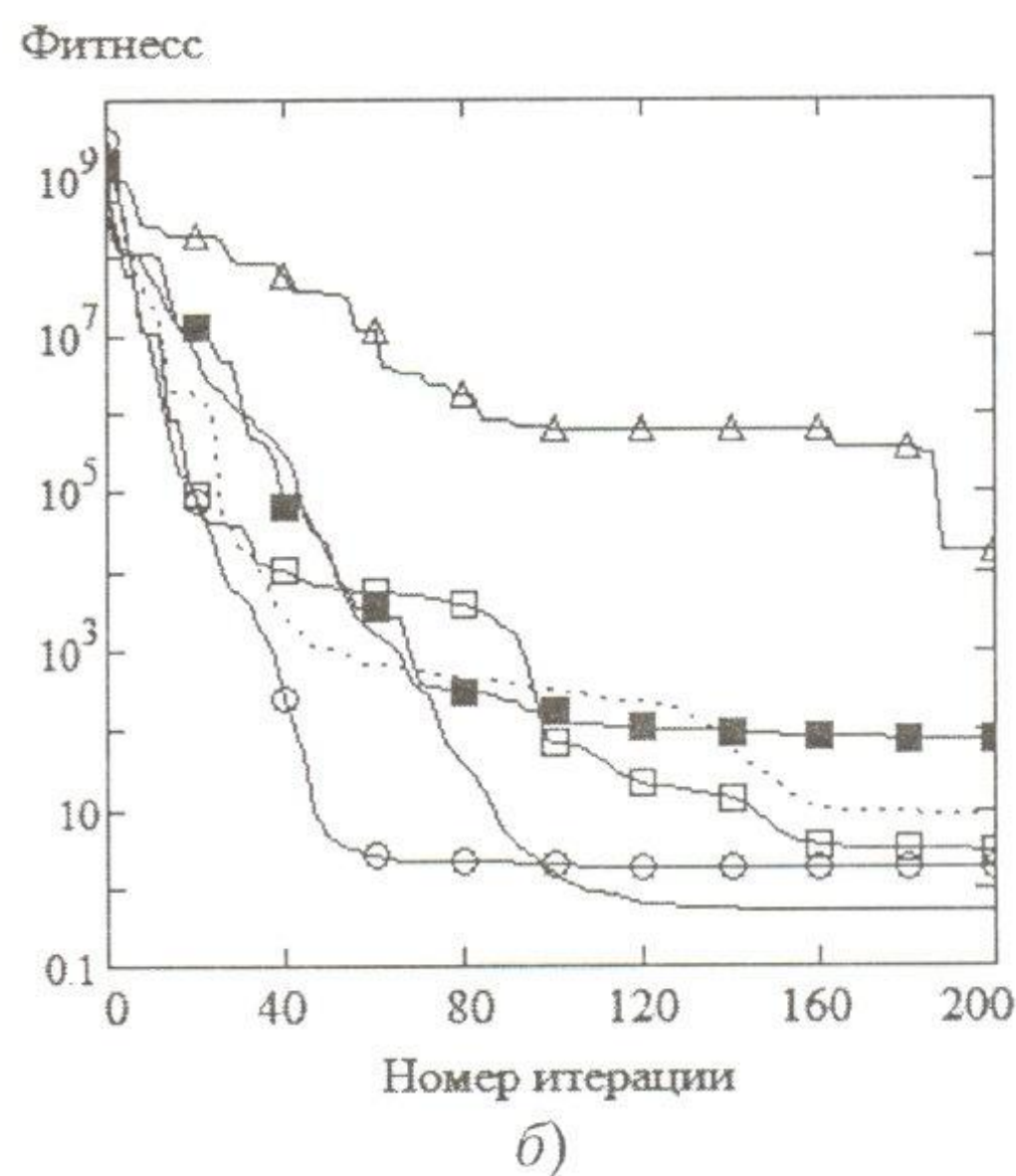
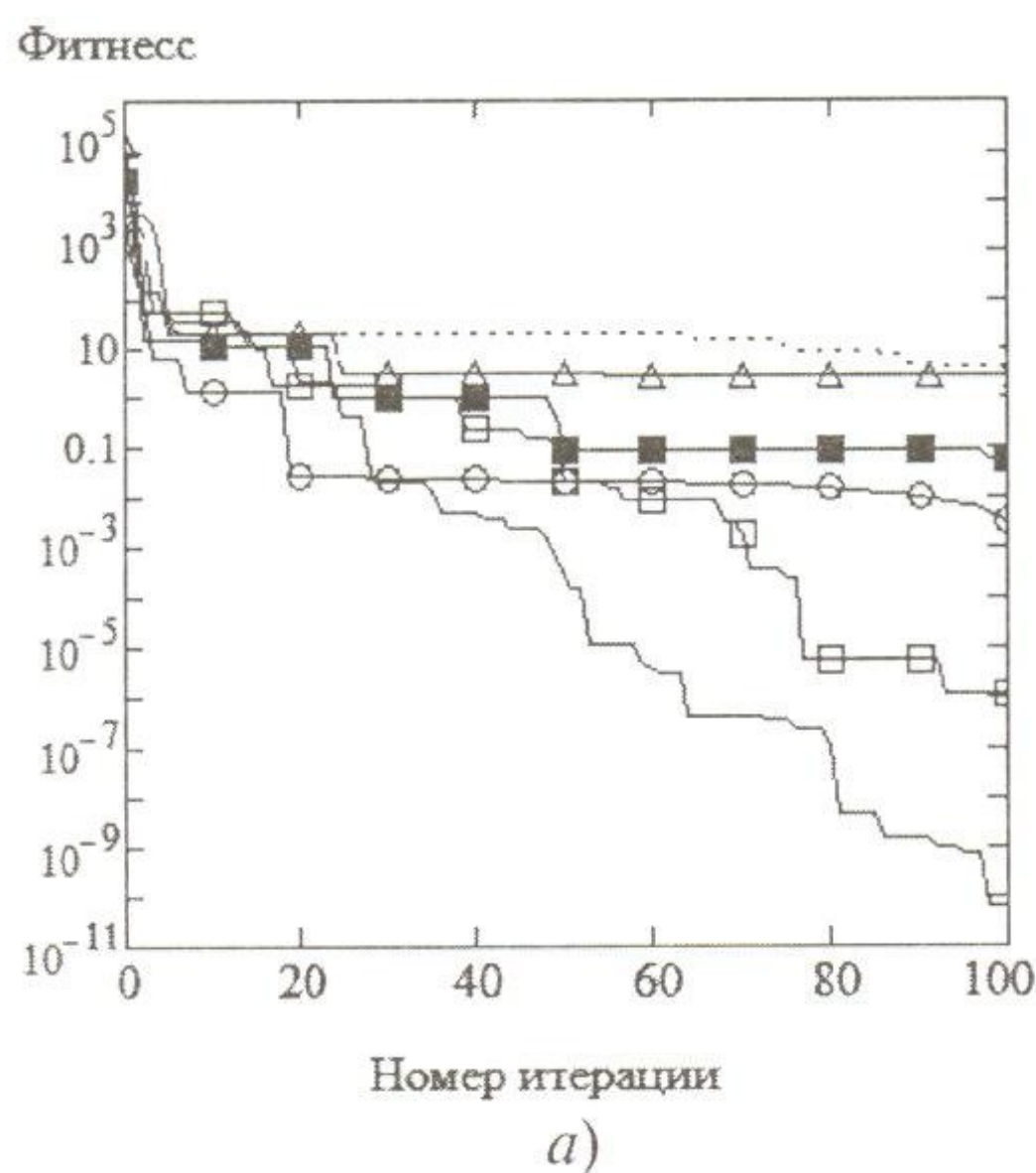
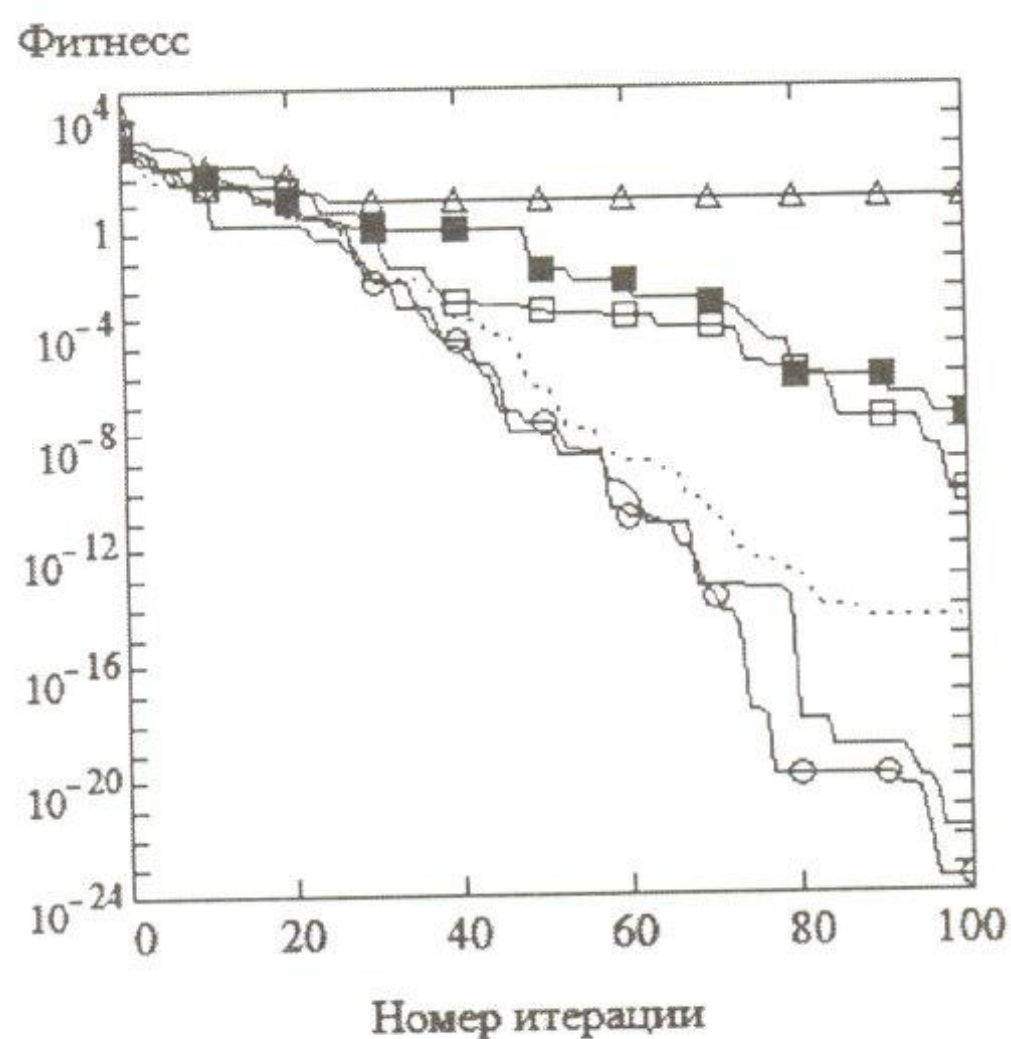
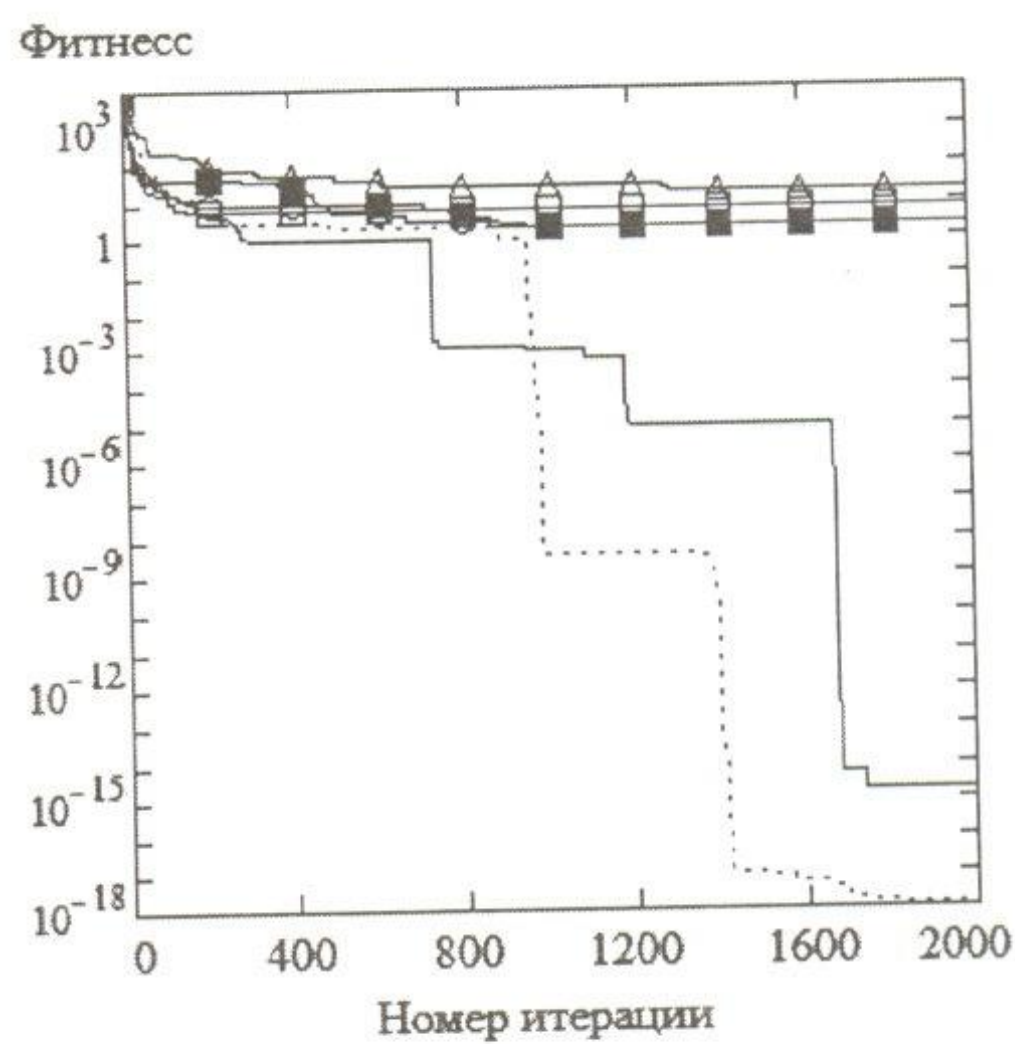


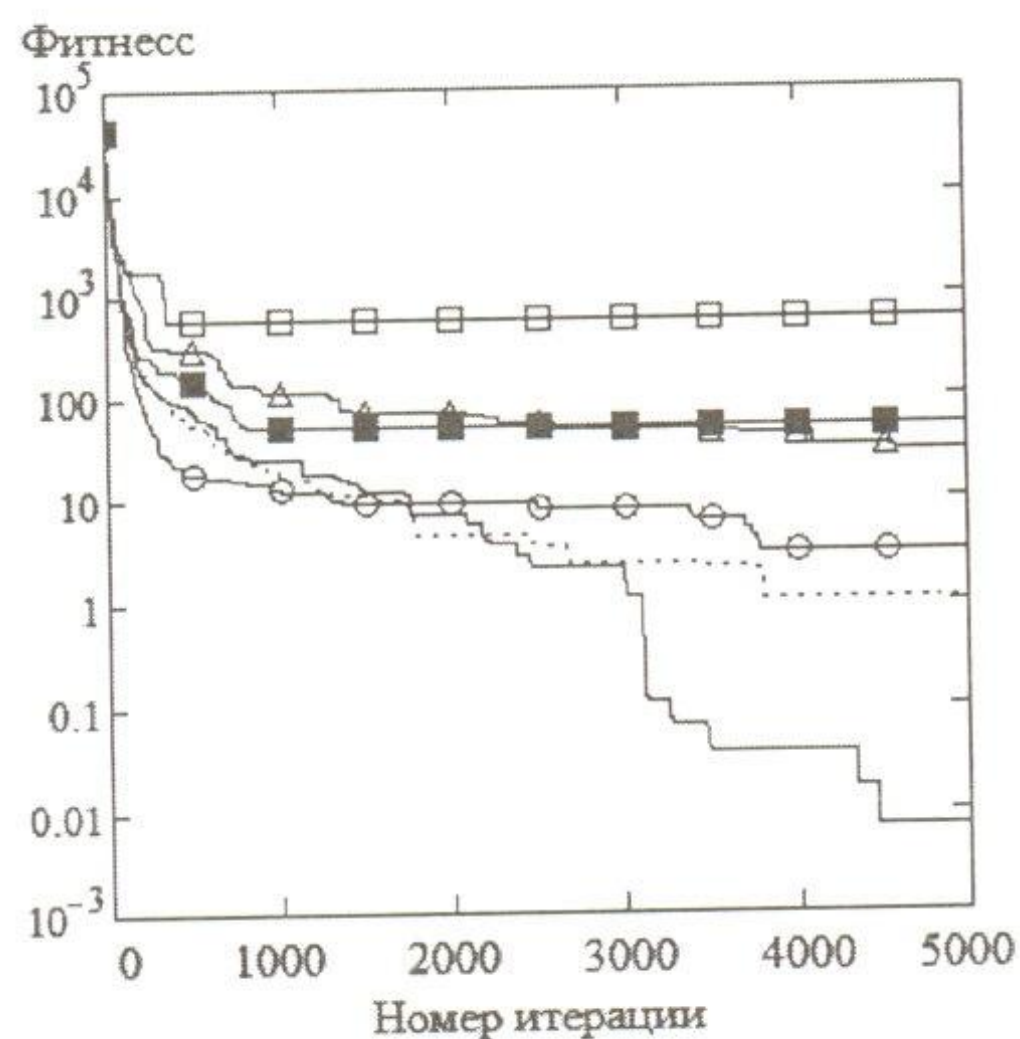
Рис. 5. Поиск оптимума функции Розенброка при размерностях:
а — $d = 2$; б — $d = 10$; в — $d = 30$; г — $d = 100$



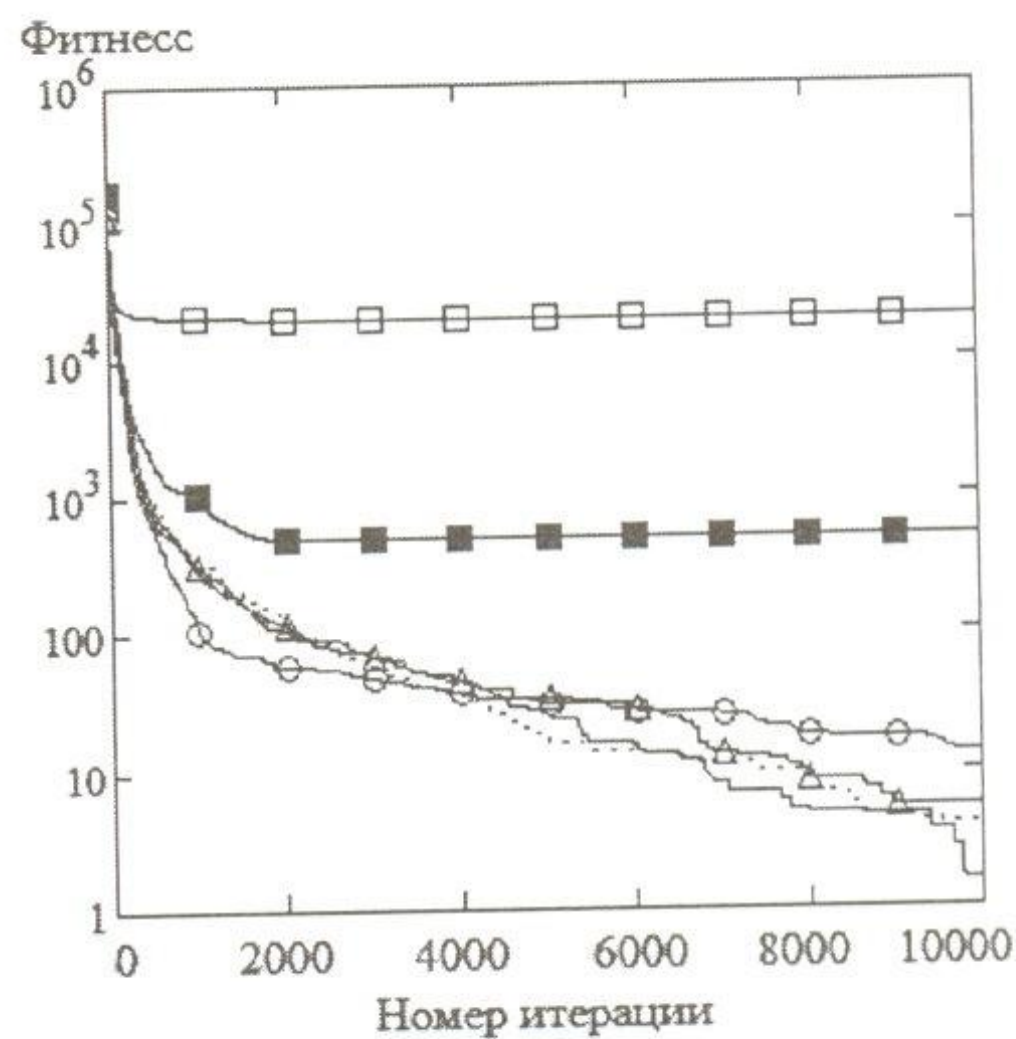
а)



б)



в)



г)

Рис. 6. Поиск оптимума функции Растригина при размерностях:
а — $d = 2$; б — $d = 10$; в — $d = 30$; г — $d = 100$

Особенности в поведении исследуемых функций для случая двух аргументов иллюстрирует рис. 3 (см. третью сторону обложки): F_1 — при отдалении от экстремума функция быстро возрастает; F_2 — высокая степень овражности у оптимизируемой функции, при повышении размерности поиск оптимума значительно усложняется; F_3 — многоэкстремальная функция с множеством локальных экстремумов и одним глобальным оптимумом; F_4 — значение функции в ряде локальных оптимумов близко к значению в глобальном оптимуме, что приводит при оптимизации к частому попаданию в локальные решения.

Ниже приведены применяемые в алгоритме оптимизации структуры роя гибрида для разных размерностей пространства поиска:

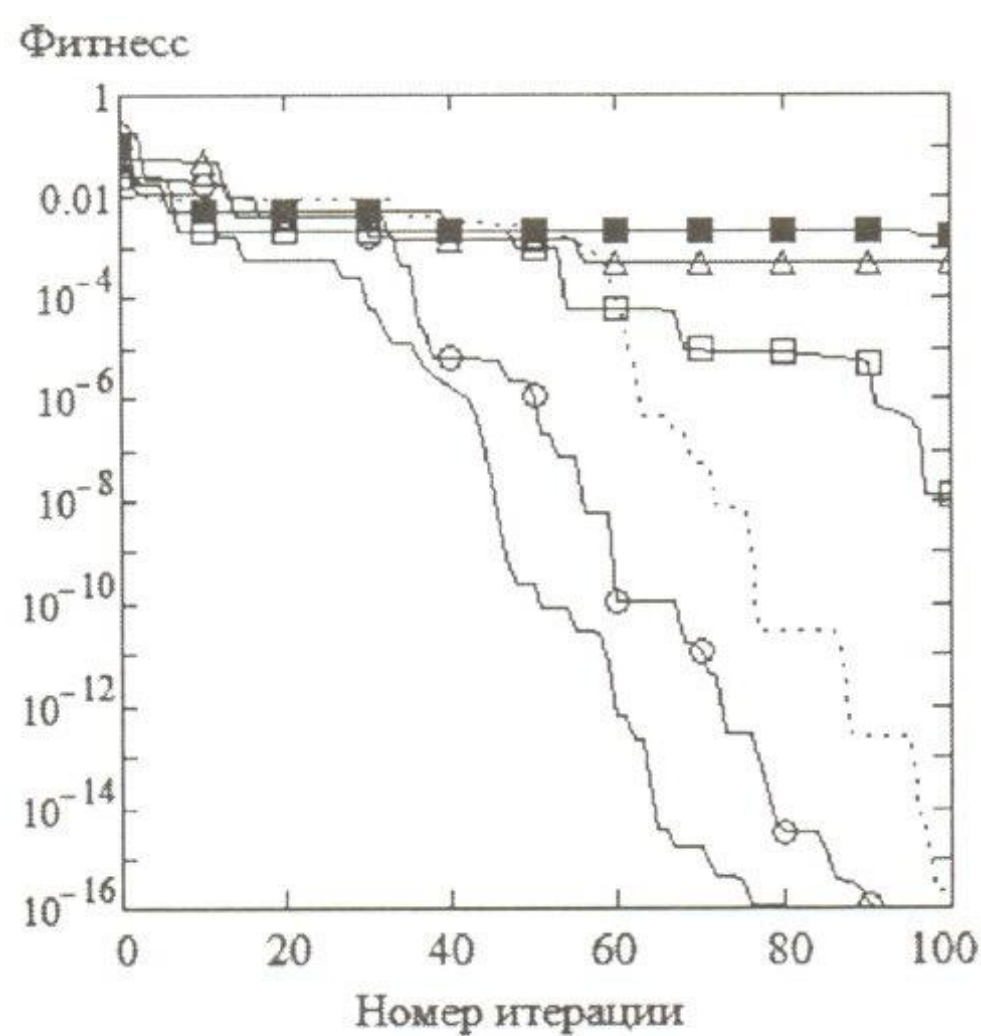
$d = 2$: $pso = 16$, $elite = 5$,
 $offsprings = 4$, $x\text{-mutations} = 0$
 $d = 10$: $pso = 17$, $elite = 5$,
 $offsprings = 2$, $x\text{-mutations} = 1$

$d = 30$: $pso = 14$, $elite = 5$,
 $offsprings = 4$, $x\text{-mutations} = 2$
 $d = 100$: $pso = 21$, $elite = 10$,
 $offsprings = 6$, $x\text{-mutations} = 3$

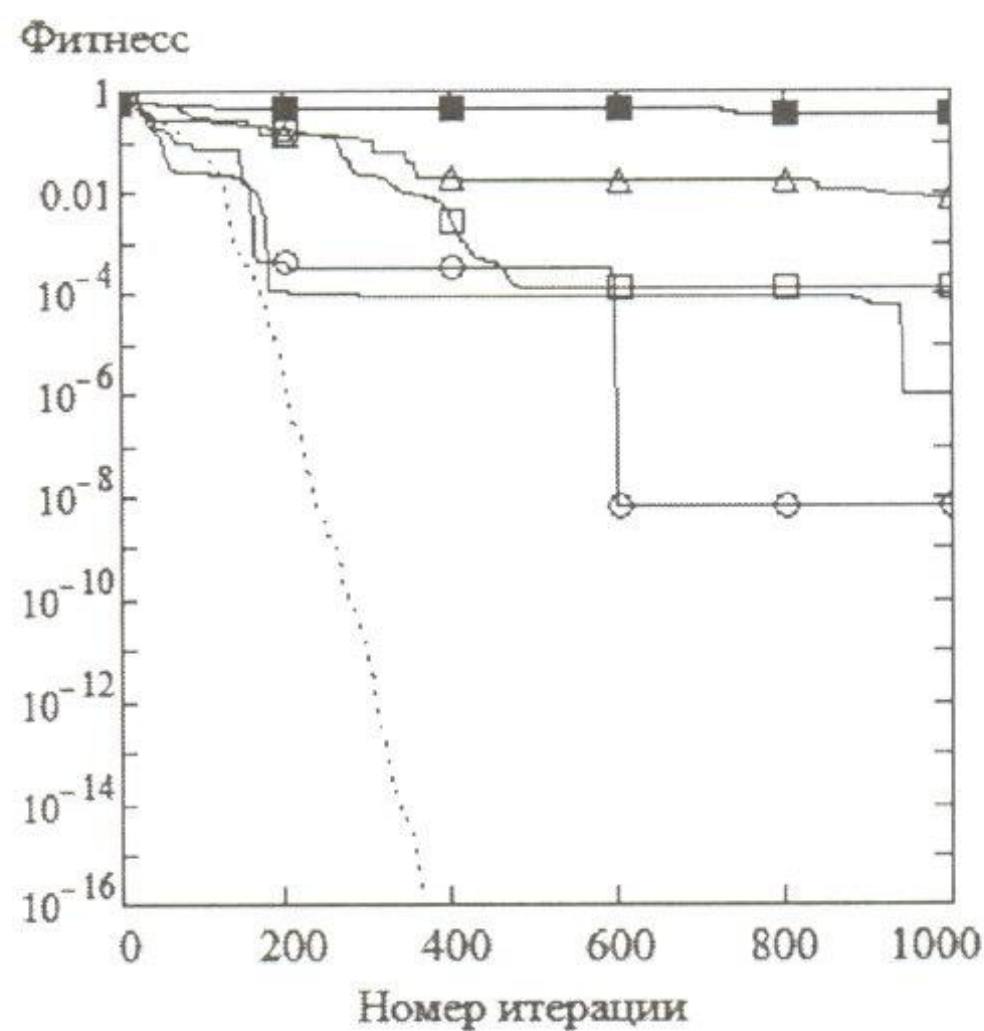
При увеличении размерности задачи увеличение числа мутировавших частиц повышает эффективность глобального поиска оптимума.

Результаты численного моделирования приведены на рис. 4–7.

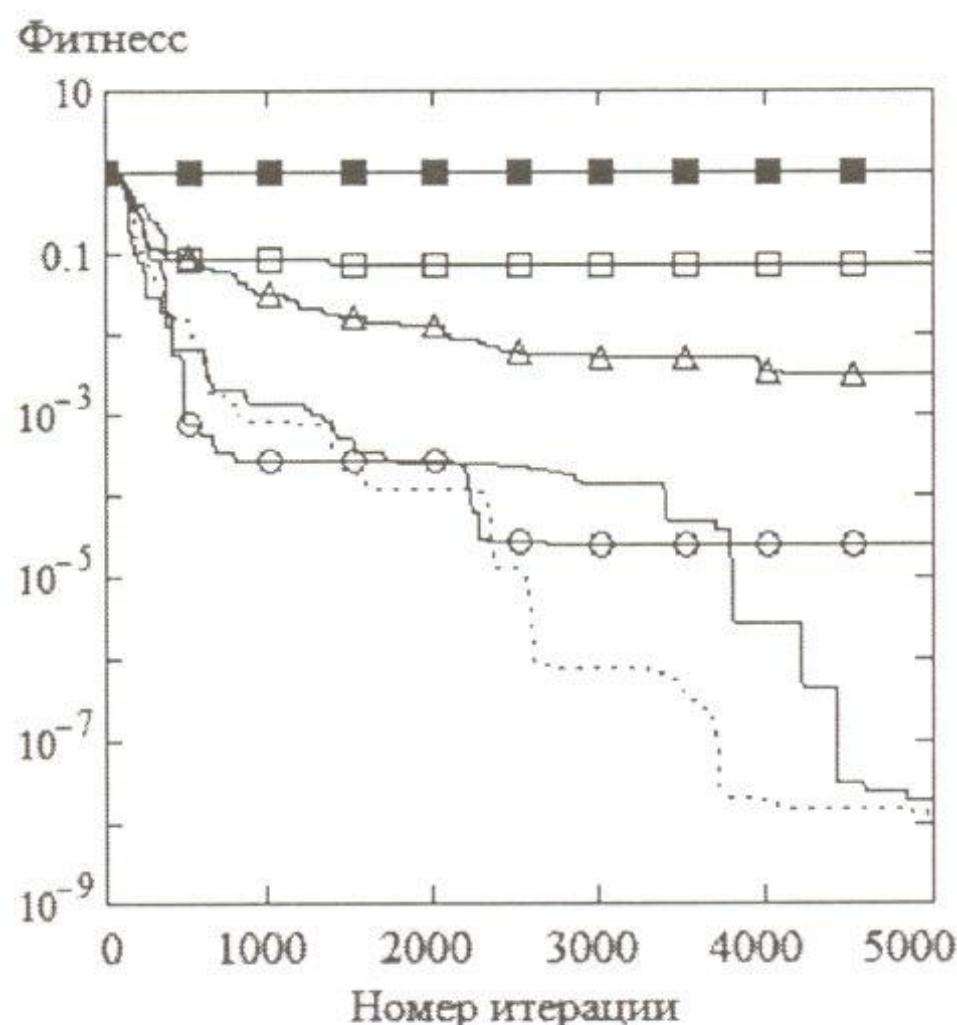
На приведенных рисунках показана сходимость к решению при использовании алгоритмов PSO, GA и PSO-GA в зависимости от числа итераций $iteration$. Сокращение PSO-GA* соответствует гибриднему алгоритму с оператором кроссовера, позволяющим наследовать от родителей наилучшие найденные позиции X_j . Этот алгоритм оказался наиболее эффективен для оптимизации функции F_1 .



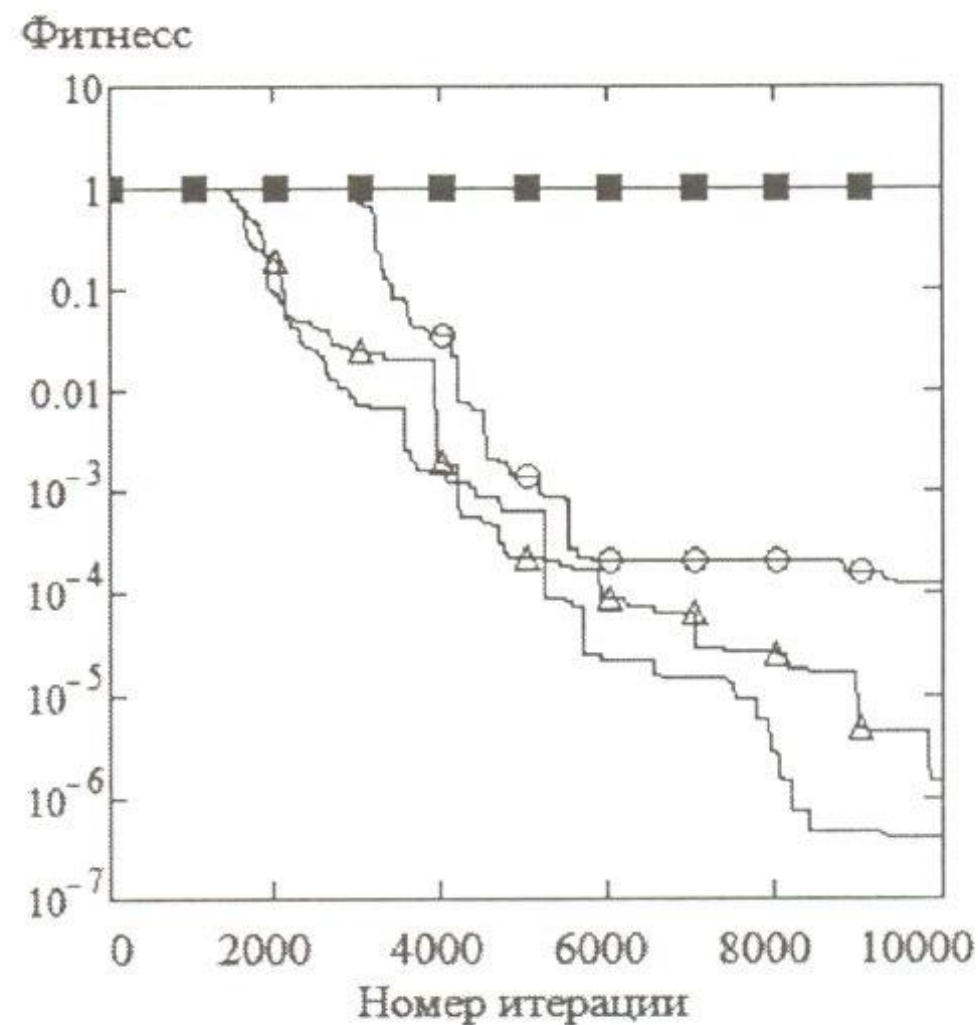
а)



б)



в)



г)

Рис. 7. Поиск оптимума функции Гривонка при размерностях:
а — $d = 2$; б — $d = 10$; в — $d = 30$; г — $d = 100$

При оптимизации функции Розенброка для пространств поиска с небольшой размерностью наиболее эффективным оказался гибрид PSO-GA *gbest*. В случае $d = 100$ алгоритм PSO-GA* обеспечил наибольшую сходимость итерационного процесса. Для размерности 30, наиболее эффективный поиск провели методы оптимизации PSO и PSO-GA, использующие подход *lbest*.

Для оптимизации многоэкстремальных функций Растригина и Гривонка все разновидности гибридных методов оказались намного эффективнее, чем оптимизация роем частиц. Причем, как видно из графиков для размерности 100, с увеличением числа измерений возможность проводить глобальный поиск в гибриде PSO-GA обеспечивает в большей степени именно генетический алгоритм.

Выводы

1. Предложен новый гибрид алгоритмов PSO и GA, позволяющий эффективно оптимизировать

широкий класс целевых функций. При совместном использовании роевой оптимизации с генетическим алгоритмом удалось благодаря модифицированному оператору кроссовера улучшить локальный поиск роем оптимального решения, а оператор нормальной асимметричной мутации позволяет избежать попадания частиц роя в локальные экстремумы и улучшить способность к глобальному поиску.

2. Проведено тестирование работы гибридного алгоритма на различных типах функций в пространствах размерности от 2 до 100. Гибрид PSO-GA показал хорошие результаты, обеспечив в большинстве случаев более высокую скорость сходимости, чем стандартный PSO, что позволяет достичь требуемой точности решения за меньшее количество вычислений целевой функции.

3. Гибкость и управляемость метода, связанная с возможностью варьирования структуры роя частиц, высокая эффективность при поиске глобаль-

ного оптимума позволяют использовать предлагаемый алгоритм для решения широкого класса оптимизационных задач в науке и технике, в частности, в задачах синтеза источников магнитных полей с заданной конфигурацией поля.

Список литературы

1. Павлов А. К., Гальченко В. Я. Информационные модели для проектирования источников магнитных полей // Информационные технологии. 2002. № 7. С. 47—53.
2. Гальченко В. Я., Воробьев М. А. Использование генетических алгоритмов в структурном синтезе источников магнитных полей с заданными свойствами // Информационные технологии. 2003. № 7. С. 7—12.
3. Гальченко В. Я., Остапущенко Д. Л. Численный анализ пространственной конфигурации магнитных полей объектов сложной геометрической формы с учетом нелинейных характеристик веществ // Информационные технологии. 2008. № 8. С. 43—49.
4. Kennedy J., Eberhart R. Particle Swarm Optimization. // Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks (Perth, Australia), IEEE Service Center, Piscataway. 1995. NJ. 5 (3). P. 1942—1948.
5. Eberhart R. C., Shi Y. Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization. // Proc. of the 7th Interna-

tional Conference on Evolutionary Programming. — Springer-Verlag, London. — 1998. — P. 611—616.

6. Hassan R., Cohanin B., de Weck O., Venter G. A comparison of particle swarm optimization and the genetic algorithm. // 46th IAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. — Austin, TX. 2005. April 18—21. P. 1—13.

7. Alfassion Grimaldi E., Gandelli A., Grimaccia F., Mussetta M., Zich R. E. A new hybrid technique for the optimization of large-domain electromagnetic problems. // Proc. of the XXVI-IIth General Assembly of the International Union of Radio Science, URSI GA 2005. — New Delhi, India. — 23—29 October 2005. URL: [www.ursi.org/Proceedings/ProcGA05/pdf/B05P.4\(01218\).pdf](http://www.ursi.org/Proceedings/ProcGA05/pdf/B05P.4(01218).pdf).

8. Li W. T., Shi X. W., Xu L. Improved GA and PSO culled hybrid algorithm for antenna array pattern synthesis. // Progress in Electromagnetics Research, PIER 80. 2008. P. 461—476.

9. Eshelman L. J., Schaffer J. D. Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. // Foundation of Genetic Algorithms. 1993. Vol. 2. P. 187—202.

10. Неинтеративные, эволюционные и мультиагентные методы синтеза нечеткологических и нейросетевых моделей. / Под общ. ред. С. О. Субботина. — Запорожье: Изд-во ЗНТУ, 2009. 375 с.

11. Clerc M. Back to random topology. URL: http://clerc.maurice.free.fr/pso/random_topology.pdf.

12. Clerc M., Kennedy J. The Particle Swarm-Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. Vol. 6. P. 58—73.

УДК 004.031

Э. А. Мухачева, д-р техн. наук, проф.,
e-mail: elitamuh@mail.ru,

Ю. И. Валиахметова, канд. техн. наук,
ст. преподаватель, e-mail: julikas@inbox.ru,

Э. И. Хасанова, аспирант, e-mail: hazel@mail.ru,

С. В. Телицкий, аспирант, e-mail: stasion@mail.ru,

Уфимский государственный
авиационный технический университет

Проектирование размещения ортогональных объектов на полигонах с препятствиями*

При размещении объектов на полигонах с препятствиями (строительных площадках, транспортных средствах и др.) возникают задачи "сквозного (гильотинного) размещения" и "декомпозиции свободной области полигона" на прямоугольные боксы. Для проектирования "сквозного размещения" применяются модификации "уровневого" подхода. Выбор лучшего размещения осуществляется в процессе эволюции с комбинированием мутаций. Задача "декомпозиции свободной области" сводится к проектированию покрытия полигонов с препятствиями. Для ее решения предложен метод с использованием матричного представления полигона.

Ключевые слова: гильотинное размещение, эволюционные метаэвристики, комбинирование эвристик, полигон, покрытие многоугольника

Введение

Объектом исследования является многосвязный ортогональный полигон (МОП). Под многосвязным полигоном понимается ортогональный многоугольник, внутри которого расположены односвязные многоугольники. МОП интерпретируется как полигон с уже размещенными в нем объектами многоугольной формы (здания, технические объекты и устройства, контейнеры). Требуется разместить новые прямоугольные объекты в свободной от препятствий области полигона.

Технические и организационные ограничения, диктуемые физическими условиями размещения предметов, такими как комфортность загрузки и выгрузки, обеспечение сквозных проходов и др., выдвигают задачу препроцессорной подготовки МОП к выполнению размещения. Для этого оказывается целесообразной декомпозиция свободной области полигона на прямоугольники. С такой проблемой встречаются при проектировании в строительной индустрии квартир и комнат, в логистике — складских помещений с учетом адресной системы склада, при загрузке товаров в транспортные средства, распределении сельскохозяйственных угодий и других ситуациях. Что касается функции цели, то она может быть различной в зависимости от конкретизации прикладной проблемы.

* Работа поддержана грантом РФФИ 10-07-91330-ННИО_а.

Davydov A. I., Shakhov V. G., Yadryshnikov I. B. *Analysis of the IPv6 Protocol in Modern Operating Systems* 52

The main disadvantage of the protocol IPv4 (and the main motive of the transition to IPv6) has been a limited number of IP-addresses, where there is a catastrophic shortage now. DHCP-server (issuing dynamic IP) and Network Address Translation (NAT) to some extent mitigate the problem, however, 32-bit field is reserved for developers of a protocol for IP-address provides 4 294 967 296 unique addresses, some of which are reserved for office needs, so the figures a bit overstated.

Keywords: protocol, prefix, mask, security, session, server, client

Gribova V. V., Cherkezishvili N. N. *Ontology-Based Approach Evolution for Automated Development and Generation of User Interfaces Based on Dynamic Data* 54

This paper describes a conception for automated development and generation of user interfaces based on dynamic data. This conception is evolution of ontology-based approach. User interfaces based on dynamic data allow users to form sets of input/output data during application run, as opposed to user interfaces based on static data for which input/output data must be specified in the interface development stage. User interfaces based on dynamic data are more flexible and provide new possibilities of application for software. However existing tools for user interface automatic development and generation are intended for user interfaces based on static data. This conception is aimed to eliminate existing tool limitations.

Keywords: interface model, task model, automated generation of user interface, ontology

Zuev A. S., Petrov Yu. I. *Modernization of Context Menus of the Browser, Folders Tree and Desktop of Windows Operating System* 59

The description of upgraded Windows OS browser, folders tree and desktop context menus is presented, results of comparison with similar interface elements are provided, ergonomics and efficiency of the given application are proved.

Keywords: context menu, folders tree, browser, desktop, human-computer interaction, graphical interface, software ergonomics, graphical interfaces design, optimization of graphical interfaces, operating system window

Bushmeleva K. I., Yatsenko E. A. *Specialized Software Package for Measuring Gauges Calibration*. 64

The description of specialized software product for calibration of measuring gauges is given: estimation of its capabilities, application field, information on structure of software package, user interface.

Keywords: calibration, measuring gauges, adequacy estimation, linear dependence, software package, calibration models

Kurskov S. Yu., Ershova N. Yu., Mursalimov O. A. *Remote Access to Microcontrollers MCS-96 on Basis of Distributed Information Measurement and Control System for Scientific Research and Educational Process Support*. 68

The present paper is devoted to remote access to MCS-96 microcontrollers on basis of the distributed information measurement and control system with remote access to informational and technical resources of the laboratory complex within the intranet/Internet networks.

Keywords: remote access to labware, distributed information measurement and control system, equipment server, server of MCS-96 microcontrollers

Guetmanov V. G., Orlov S. E. *The Program Complex for the Spectral-Time Analysis of the Nonstationary Oscillation Signals* 71

The program complex SPECTRANS for the spectral-time analysis of the nonstationary oscillation signals, based on the using of the local and spline models is considered. The information of the application end the features of the structure PC SPECTRANS are suggested. The stages of the operations of PC SPECTRANS, connected with the observation and editing, the local and spline approximation signals, are analysed. The examples of the realization of the spectral-time analysis of the nonstationary oscillation signals using the PC SPECTRANS are described.

Keywords: spectral-time analysis, nonstationary oscillation signals, local and spline approximation

Tarnavsky G. A. *First International "Cloud Computing Congress CCC-2010"* 77

The brief message about work of first international forum for development problems of modern information technologies trend, Cloud Computing, is given.

Keywords: information technologies, Internet, cloud computing

Адрес редакции:

107076, Москва, Стромынский пер., 4

Телефон редакции журнала (499) 269-5510

E-mail: it@novtex.ru

Дизайнер Т.Н. Погорелова. Технический редактор М. А. Зайцева.

Корректор Т. В. Пчёлкина

Сдано в набор 09.08.2010. Подписано в печать 14.09.2010. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная. Печать офсетная.

Усл. печ. л. 9,8. Уч.-изд. л. 11,33. Заказ 800. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций.

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-15565 от 02 июня 2003 г.

Отпечатано в ООО "Подольская Периодика"

142110, Московская обл., г. Подольск, ул. Кирова, 15

Рисунок к статье В. Я. Гальченко, А. Н. Якимова, Д. Л. Остапушенко
**«Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида
 мультиагентной роевой оптимизации с эволюционным
 формированием состава популяции»**

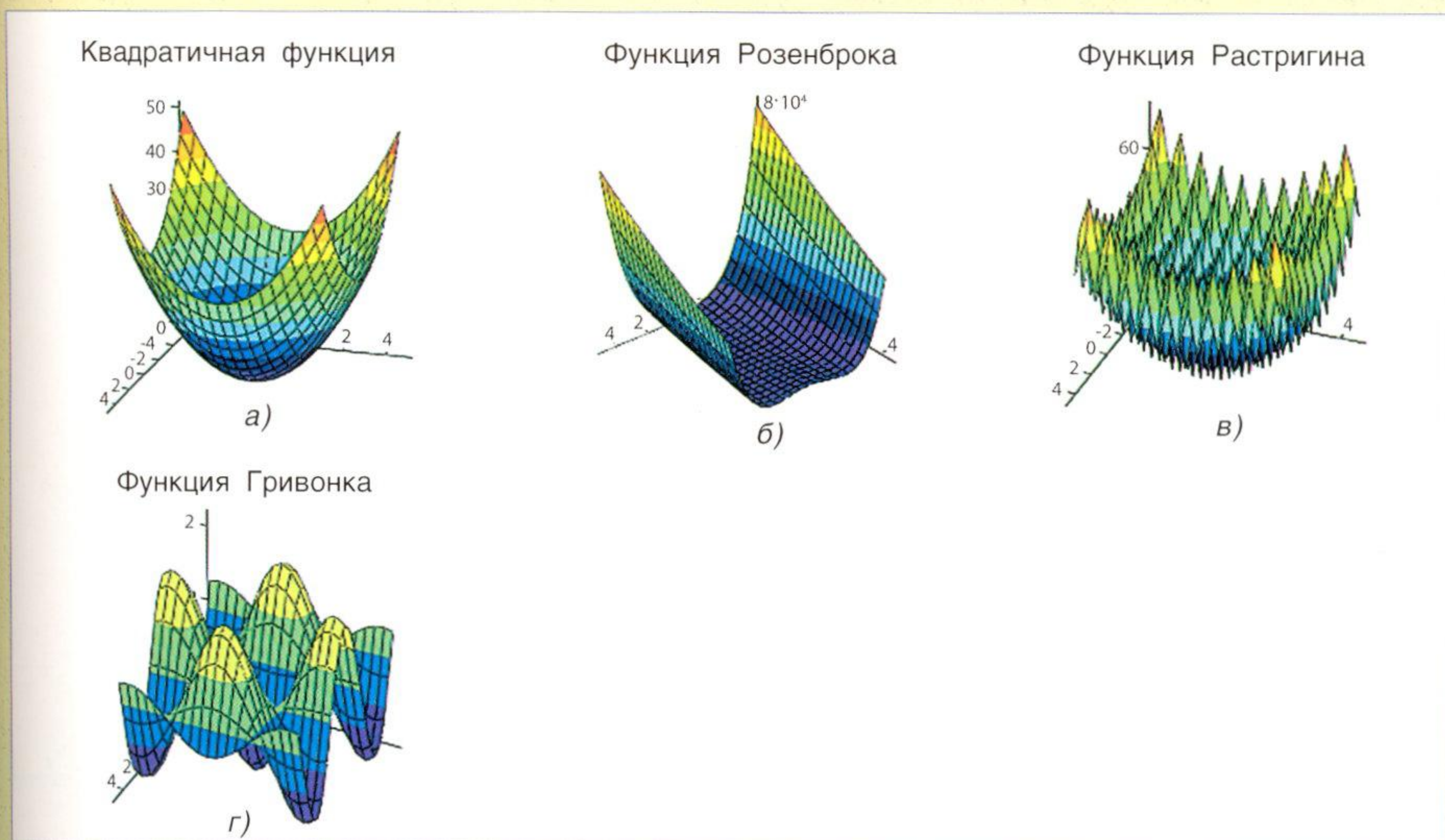


Рис. 3. Графические изображения тестируемых функций: а – $F1$; б – $F2$; в – $F3$; г – $F4$ при $d=2$

Рисунок к статье
 Ю. Ю. Клосса,
 Д. В. Мартынова,
 Ф. Г. Черемисина
**«Разработка методов
 компьютерного
 моделирования
 и анализа микронасоса
 Кнудсена»**

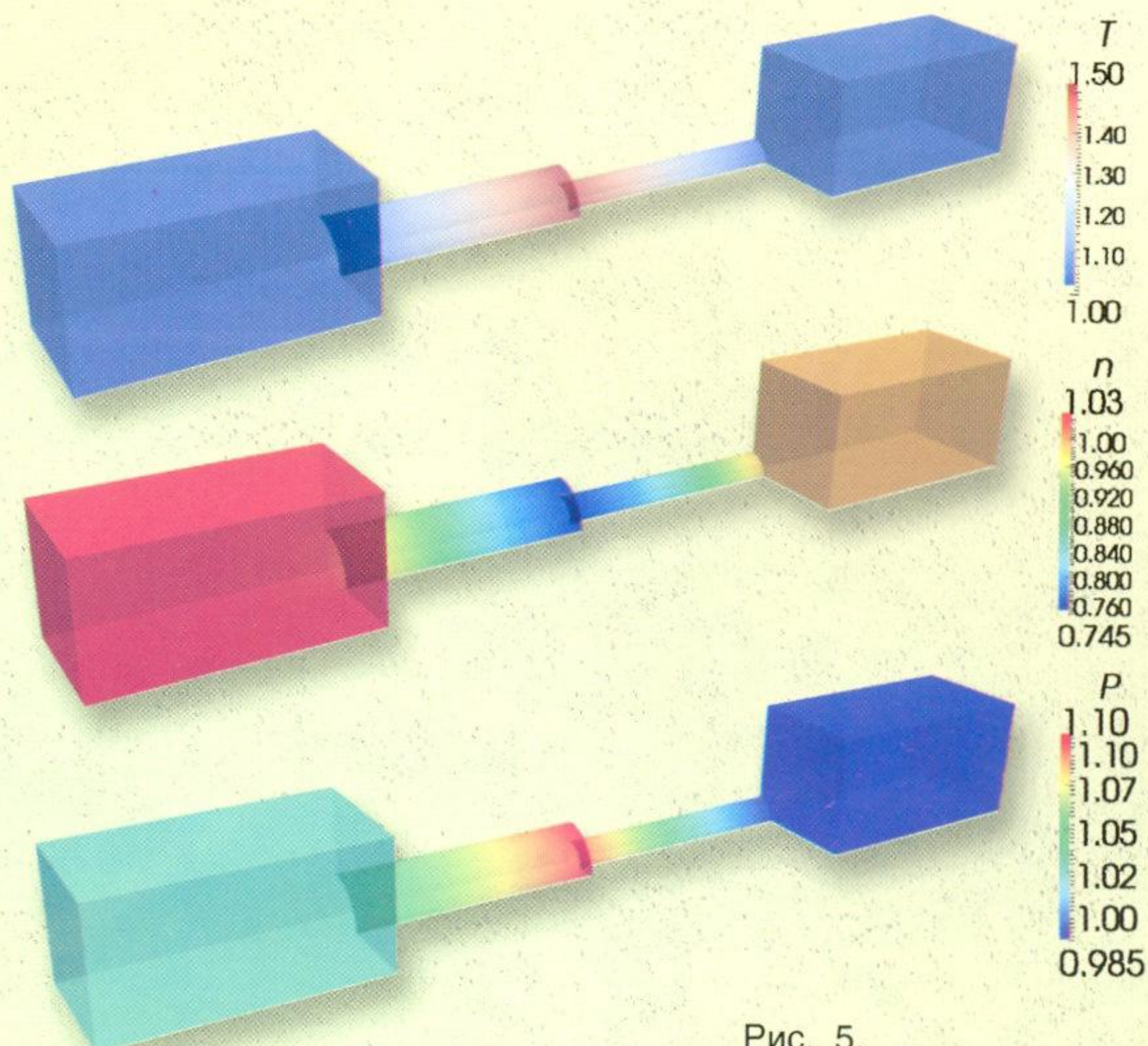


Рис. 5.