

## Раздел III. Моделирование и проектирование

УДК 004.891

**Н.А. Полковникова, В.М. Курейчик**

### **МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ\***

*Рассмотрено решение задачи многокритериальной оптимизации для поддержки принятия решений с помощью эволюционного алгоритма, который находит Парето-оптимальный фронт с целью минимизации двух целевых функций. Эволюционирующий процесс оптимизации приспособленных особей создаёт движущийся к оптимальному набору решений фронт Парето. Оператор заранее знает, какие из критериев его интересуют больше, поэтому на полученном фронте Парето рассматриваются отдельные решения, оптимальные по самому значимому критерию. Это позволяет сократить и упростить автоматизированное решение задачи многокритериального отбора при принятии решений. Многокритериальная оптимизация с помощью разработанного эволюционного алгоритма реализована для определения значений параметров топливоподачи главного судового двигателя на режимах полной нагрузки для того, чтобы получить минимальные значения по двум целевым функциям: содержания оксидов азота в выпускных газах и удельного эффективного расхода топлива. Основными операциями многокритериального эволюционного алгоритма при построении множества Парето являются операции скрещивания (кроссовера, рекомбинации), мутации, вычисления пригодности решения и отбора (селекции). Хромосома разработанного модифицированного эволюционного алгоритма представляет совокупность значений четырёх параметров топливоподачи. В работе реализована модификация алгоритма SPEA2, получен Парето-оптимальный фронт, содержащий решения для поддержки оператора по выбору режима работы главного судового двигателя: с минимальным значением удельного эффективного расхода топлива, с минимальным значением содержания оксидов азота в выпускных газах или компромиссный вариант. Однако окончательный выбор оптимальных значений параметров впрыска определяется оператором в зависимости от условий эксплуатации двигателя.*

*Эволюционный процесс; многокритериальная оптимизация; фронт Парето; генетический алгоритм; система поддержки принятия решений.*

**N.A. Polkovnikova, V.M. Kureichik**

### **MULTIOBJECTIVE OPTIMIZATION ON THE BASE OF EVOLUTIONARY ALGORITHMS**

*The paper shows the solution of multi-criteria optimization for decision support using evolutionary algorithm that finds a Pareto-optimal front in order to minimize the two objective functions. Evolving optimization process of the fittest individuals creates moving Pareto front to the optimal set of solutions. Since the operator knows in advance which of the criteria is interested more, on the resulting Pareto front considered separate decisions, the best on most important criteria that can reduce and simplify the automated solution to the problem multi-criteria selection in decision making. Multiobjective optimization using the developed evolutionary algorithm is implemented to determine the fuel supply parameters of main marine engine at full load in order to obtain minimum value of two objective functions: the content of nitrogen oxides in exhaust gases and specific fuel*

---

\* Работа выполнена за счёт гранта Российского научного фонда (проект №14-11-00242) в Южном Федеральном Университете.

*consumption. The basic operations of multiobjective evolutionary algorithm in plotting the Pareto frontier are: crossing operations (crossover, recombination), mutations, fitness calculations and selection. The chromosome of modified evolutionary algorithm is a set of values of four fuel supply parameters. In the paper implemented modified algorithm SPEA2, obtained Pareto-optimal front that contains solutions to support operator in selection the operating mode of the main marine engine: with a minimum specific fuel consumption, with a minimum content of nitrogen oxides in exhaust gases or a compromise. However, final selection of the optimal values of injection parameters should be determined by operator, according to operating conditions of the engine.*

*Evolutionary process; multiobjective optimization; front Pareto; genetic algorithm; decision support system.*

**Введение.** Процесс управления сложными техническими системами требует принятия непростых решений, связанных с учётом многих критериев и ограничений. В этой связи актуальным является разработка и внедрение алгоритмов, позволяющих сделать оптимальный выбор. При решении многокритериальных задач высокоэффективными методами находить Парето-оптимальное множество являются методы на основе генетических алгоритмов (ГА), благодаря заложенному в них многопараметрическому поиску. Алгоритмы, основанные на концепции Парето, относятся к многокритериальным эволюционным алгоритмам. Решение задач многокритериального отбора или поиска оптимального решения среди множества альтернатив с использованием разработанных алгоритмов позволяют выделить фронт Парето из исходного множества альтернатив. Выбор конкретной альтернативы в качестве конечного решения предоставляется лицу принимающему решение (ЛПР) уже на множестве Парето. При решении задачи отбора его интересуют больше, а какие меньше. То есть имеется возможность выбора наиболее значимых критериев из всех критериев отбора. На основании этой дополнительной информации, полученной от ЛПР, можно строить компактное множество Парето, куда войдут решения, оптимальные не по всем имеющимся критериям, а по критериям, наиболее значимым для ЛПР. Таким образом, использование дополнительной информации, полученной от ЛПР еще до построения множества Парето, позволяет сократить и упростить автоматизированное решение задачи многокритериального отбора [1–3].

**Цель.** Цель работы заключается в реализации модифицированного эволюционного алгоритма многокритериальной оптимизации для минимизации двух целевых функций: удельного эффективного расхода топлива (SFOC – specific fuel oil consumption) и содержания оксидов азота  $\text{NO}_x$  в выпускных газах главного судового двигателя.

**Постановка задачи.** Даны целевые функции: удельный эффективный расход топлива и содержание оксидов азота в выпускных газах. Необходимо разработать эволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации для определения параметров топливopодачи с целью минимизации целевых функций. Оптимизацию необходимо выполнить с ограничением и без ограничений по максимальному давлению в цилиндре. Для получения Парето-оптимального множества в качестве основы выбран эволюционный алгоритм SPEA2. Необходимо получить на выходе Парето-оптимальный фронт, содержащий решения для поддержки оператора по выбору режима работы главного двигателя: с минимальным значением удельного эффективного расхода топлива, с минимальным значением содержания оксидов азота в выпускных газах или компромиссный вариант в зависимости от условий эксплуатации.

Удельный эффективный расход топлива определяется в условиях эксплуатации

$$g_e = \frac{B_q}{N_e}, \quad (1)$$

где  $g_e$  – удельный эффективный расход топлива, кг/кВт·ч;  $N_e$  – эффективная мощность двигателя, кВт;  $B_q$  – часовой расход топлива, кг/ч.

Проблема снижения выбросов  $\text{NO}_x$  становится актуальной как для дизель-строительных фирм, так и для судовладельцев. Жёсткая конкуренция на современном фрахтовом рынке предъявляет высокие требования к рентабельности судов, которая прямо зависит от оптимизации использования топлива для главных судовых малооборотных дизелей (МОД). В последние годы получили широкое применение главные судовые МОД нового поколения серий ME-C (концерн MAN Diesel & Turbo) и RT-flex (концерн Wartsila) с микропроцессорным управлением без распределительного вала. Система управления этих двигателей позволяет обеспечить не только выбор закона подачи топлива, но и точное регулирование (задание) фаз топливоподачи. Для организации рабочего процесса в двигателях получили применение оптимизационные методы на основе ГА для определения параметров топливоподачи, влияющих на расход топлива и содержание токсичных составляющих в выхлопных газах. Поэтому целевыми функциями в задаче оптимизации являются эффективность топливоиспользования и содержание выбросов  $\text{NO}_x$ . Такую задачу можно рассматривать как многокритериальную с использованием Парето-фронта для определения минимальных значений удельного эффективного расхода топлива и содержания выбросов  $\text{NO}_x$  в выпускных газах [4–7].

В настоящей работе рассматриваются возможности снижения окислов азота  $\text{NO}_x$  в выпускных газах и удельного эффективного расхода топлива (г/кВт·ч) для главных судовых МОД на полной эксплуатационной нагрузке. Исследованиями установлено, что основная масса  $\text{NO}_x$  образуется в камере сгорания в течение фазы быстрого сгорания (первая фаза процесса сгорания). Имеет место корреляция между относительной долей топлива, сгоревшего к моменту достижения в цилиндре максимального давления и количеством  $\text{NO}_x$  в отработавших газах. Поэтому на содержание  $\text{NO}_x$  решающее значение оказывает угол начала подачи и закон впрыска топлива.

Задача многокритериальной оптимизации была реализована для организации рабочего процесса в цилиндре главного судового двигателя 7S60ME-C при двухфазном впрыске топлива с целью минимизации выбросов оксида азота и удельного эффективного расхода топлива. При двухфазном впрыске топлива за счёт сгорания пилотной доли цикловой подачи осуществляется плавное сгорание в начальной стадии и снижается максимальная температура цикла, следовательно, снижается концентрация оксидов азота  $\text{NO}_x$ , но при этом происходит некоторое увеличение расхода топлива.

В качестве переменных в алгоритме оптимизации были приняты три параметра топливоподачи: угол начала подачи первой (пилотной) фазы впрыска, угол начала подачи второй (основной) фазы впрыска, масса первой фазы от общей цикловой подачи. Поскольку общая цикловая подача топлива изменялась от поколения к поколению, четвёртой переменной принята доля снижения общей цикловой подачи.

Доля снижения общей цикловой подачи определялась по формуле:

$$\Delta q = \frac{q_{ц}^i - q_{ц}}{q_{ц}^i} \cdot 100 \% , \quad (2)$$

где  $q_{ц}$  – общая цикловая подача, кг/цикл;  $q_{ц}^i$  – установленная цикловая подача в  $i$ -ом поколении, кг/цикл.

Диапазон изменения входных переменных для оптимизационного алгоритма при двухфазном впрыске топлива с целью минимизации выбросов оксида азота и удельного эффективного расхода топлива представлен в табл. 1.

Таблица 1

## Диапазон изменения параметров алгоритма оптимизации

№ пп	Наименование параметра	Диапазон изменения параметра	
		минимальное	максимальное
1	Угол начала подачи первой фазы впрыска, $\varphi_{\text{пп1}}$ [град. до ВМТ]	2	10
2	Угол начала подачи второй (основной) фазы впрыска, $\varphi_{\text{пп2}}$ [град. после ВМТ]	1	5
3	Масса первой фазы впрыска от общей цикловой подачи, $q_{\text{и}}^1$ [%]	4	20
4	Доля снижения общей цикловой подачи [%]	0	4

Другие возможные исходные параметры для расчёта, например, угол распыла топлива, число отверстий распылителя и др. не учитывались для сокращения поискового пространства. В качестве ограничения работы алгоритма многокритериальной оптимизации принято максимальное давление в цилиндре.

Таким образом, для оптимизации использовались две целевые функции: концентрация NOx (%) в выпускных газах и удельный эффективный расход топлива (%). Моделирование рабочего процесса в цилиндрах двигателя при изменении параметров топливоподачи двухфазного впрыска (табл. 1) с определением содержания NOx и удельного эффективного расхода топлива производилось с помощью пакета прикладных программ KIVA<sup>1</sup>.

Рассматривались два варианта оптимизации рабочего процесса главного двигателя 7S60ME-C. В первом варианте оптимизационные серии моделировались без ограничений по максимальному давлению. Результаты этих исследований представляют интерес для частичных режимов работы главного двигателя (с меньшими нагрузками). Во втором варианте оптимизация выполнялась с ограничением по максимальному давлению  $p_{\text{max}} = 150$  бар (верхний допустимый уровень).

Моделирование двух вариантов оптимизации производилось с помощью разработанной модификации многоцелевого генетического алгоритма SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm), который позволяет найти несколько Парето-оптимальных решений за одну итерацию [8–10]. Эволюционирующий процесс оптимизации приспособленных особей создаёт движущийся к оптимальному набору решений фронт Парето. Множество решений задачи многокритериальной оптимизации состоит из векторов решений, которые не могут быть улучшены по одной целевой функции без ухудшения другой. Эти векторы также называются Парето-оптимальными. Целевые функции и функции ограничения задаются перед работой алгоритма:

$$y_i(\vec{x}) = y_i(x_1, x_2, \dots, x_n), i = 1, \dots, k - \text{целевые функции}; \quad (3)$$

$$g_j(\vec{x}) = g_j(x_1, x_2, \dots, x_n), j = 1, \dots, m - \text{ограничения} \quad (4)$$

В задаче минимизации вектор решений  $\vec{x}_1$  называется доминирующим (Парето-оптимальным) по сравнению с вектором  $\vec{x}_2$ , когда:

$$y_i(\vec{x}_1) \leq y_i(\vec{x}_2) \forall i = 1, \dots, k \wedge y_i(\vec{x}_1) < y_i(\vec{x}_2) \exists i = 1, \dots, k, \quad (5)$$

где  $\vec{x}_1, \vec{x}_2 \in R^n$ .

Набор всех наилучших и недоминируемых решений в каждом поколении  $F_1, F_2, \dots, F_{n-1}$  – это фронты Парето [11–14]. Вектор неулучшаемых решений задачи называется Парето-оптимальным фронтом  $F_n$  (рис. 1).

<sup>1</sup> разработан национальной лабораторией Лос-Аламоса, США.

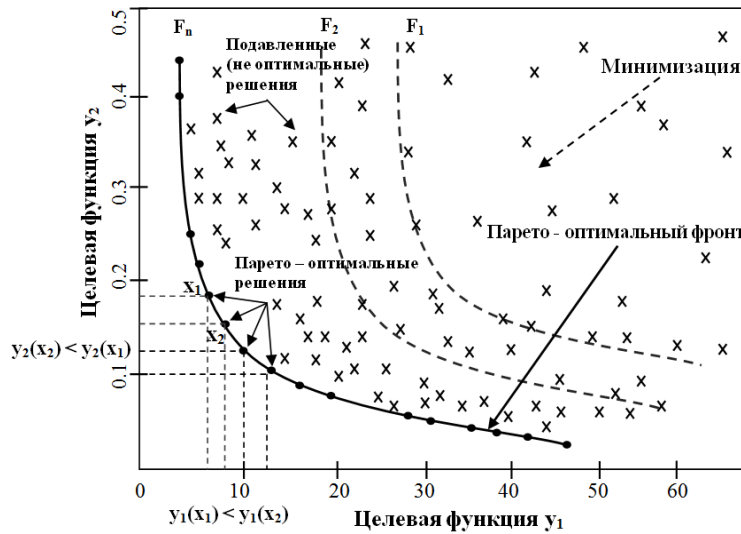


Рис. 1. Определение Парето-оптимального фронта

В задачах минимизации решение  $x_1$  доминирует над решением  $x_2$  ( $x_1 < x_2$ ), в случаях:

- 1)  $x_1$  не хуже  $x_2$  во всех целевых функциях  $y_1(x_1) \leq y_1(x_2)$  или  $y_2(x_1) \leq y_2(x_2)$ ;
- 2)  $x_1$  строго лучше, чем  $x_2$  по крайней мере по одной целевой функции  $y_1(x_1) < y_2(x_2)$ .

Поскольку на фронте  $F_n$  решение  $x_1$  даёт по целевой функции  $y_1$  значение меньшее, чем решение  $x_2$ , но большее по целевой функции  $y_2$ , то решения  $x_1$  и  $x_2$  не доминируют друг друга.

Математическая модель оптимизации по двум целевым функциям: удельному эффективному расходу топлива и содержанию выбросов  $NO_x$  может быть представлена в следующем виде:

$$\left\{ \begin{array}{l} f_{NO_x}(x) + \frac{1}{g_e(x)} \rightarrow \min - \text{целевые функции;} \\ f_{NO_x}(x) \leq 12 \text{ [г/кВт·ч]} \\ 0,186 \leq g_e(x) \leq 0,205 \text{ [кг/кВт·ч]} \end{array} \right\} - \text{граничные условия; } (6)$$

$f_{NO_x}(x) \cdot g_e(x) = 12 \cdot 0,205 = 2,46 - \text{ограничение.}$

Данная модель (6) состоит из трёх составляющих: целевой функции, ограничения и граничных условий. Граничные условия показывают предельно допустимые значения целевых функций: удельного эффективного расхода топлива —  $g_e(x)$  и содержание  $NO_x$  в выпускных газах —  $f_{NO_x}(x)$ . Ограничение показывает произведение предельных значений целевых функций. Расчёты показывают, что даже небольшие изменения ограничений существенно сказываются на результате решения [15]. Поскольку существует только компромисс отношений между удельным эффективным расходом топлива и содержанием  $NO_x$  в выпускных газах, численно выполненные параметрические запросы не могут найти единственное решение, которое оптимизирует одновременно указанные цели. При оптимизационном расчёте использованы предельно допустимые значения целевых функций, полученные по результатам экспериментальных исследований [16, 17].

**Построение множества Парето на основе генетических алгоритмов.** Основными операциями генетического алгоритма при приближенном построении множества Парето являются операции скрещивания (кроссовера, рекомбинации), мутации, вычисления пригодности решения и отбора (селекции). Схема работы модифицированного генетического алгоритма представлена на рис. 2.

Основные этапы выполнения генетического алгоритма:

1. Сгенерировать начальное поколение особей (хромосом) – первое поколение генерируется случайным образом посредством выбора генов в хромосоме среди разрешённого алфавита в гене. Для упрощения процесса вычисления принято, что все поколения имеют одинаковое число ( $N$ ) особей. Каждая особь в популяции получает оценку своей адаптации (целевой функции) к среде. В условиях оптимизации это означает, что значение целевой функции вычисляется для каждой особи с целью оценки качества решения.
2. С помощью оператора селекции происходит отбор лучших комбинаций генов (особей) из популяции (родителей) для порождения потомков, которые должны привести к лучшим решениям в следующем поколении. На этой стадии может быть использован элитизм – лучшие  $n$  особей сразу превращаются в следующее поколение. Элитизм гарантирует, что значение целевой функции не станет хуже (однажды достигнутый экстремум сохранится).
3. Применить оператор скрещивания (кроссовер) – особи, выбранные на этапе селекции рекомбинируются друг с другом и создаются новые особи. Целью является получение потомков, которые унаследуют лучшие возможные комбинации характеристик (генов) их родителей [18].
4. Новые решения (потомки) подвергаются мутации посредством случайного изменения некоторых генов. Это гарантирует достижение экстремума, даже если ни одна из особей не содержит необходимое значение гена [19]. Мутация также необходима для того чтобы найти репрезентативную аппроксимацию построения приближенного множества Парето.
5. Формируется новая популяция: выбрать решения из родителей и потомков.
6. Проверка окончания работы алгоритма – возможно остановить генетическую оптимизацию посредством:
  - ◆ значения функции лучшей особи находится в пределах определённого диапазона вокруг заданного значения.
  - ◆ максимального числа итераций – это наиболее популярный критерий останова. Этот критерий гарантирует, что алгоритм даст определённые результаты в пределах некоторого времени независимо от того, достиг или не достиг экстремума.
  - ◆ срыв генерации – если в течение первоначально установленного числа итераций (поколений) нет улучшения значения целевой функции у лучшей особи, то алгоритм останавливается.
7. Новое поколение – элитные особи, выбранные на этапе селекции, объединяются с теми, которые прошли кроссовер и мутацию и формируют новое поколение.
8. Повторять пункты 2–7 пока не выполнится условие останова.

**Метод решения.** Для получения Парето-фронта применяются многоцелевые алгоритмы SPEA2 и NSGA-II [20–22]. В настоящем исследовании разработана модификация алгоритма SPEA2. Метод поиска и аппроксимации (построения) Парето-оптимального множества для многокритериальных задач оптимизации на основе эволюционных алгоритмов – SPEA был предложен в 1998 г. (авторы E. Zitzler, L. Thiele), а в 2001 г. была представлена его модификация – SPEA2.

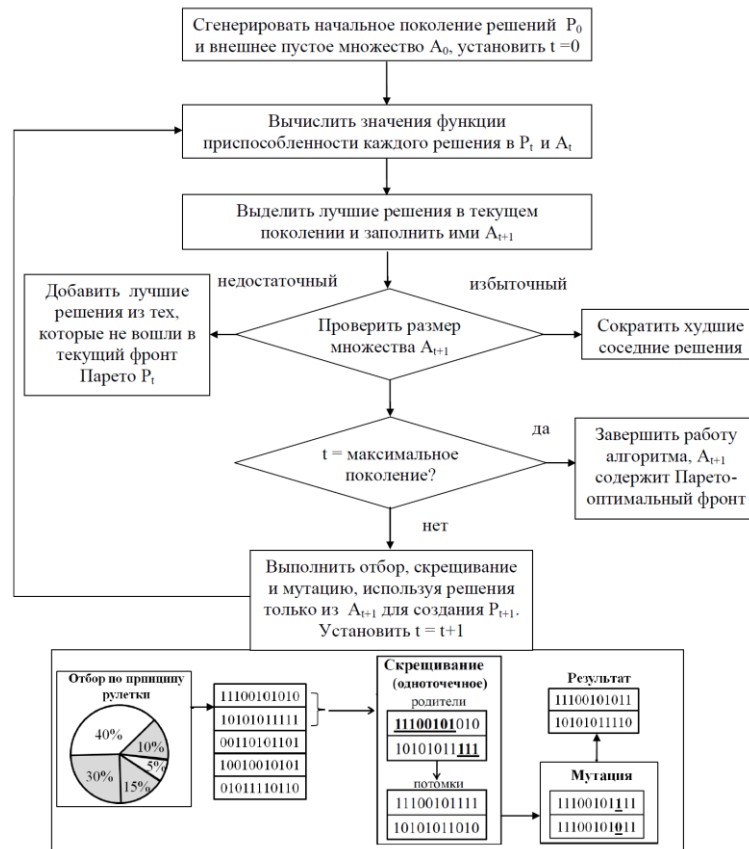


Рис. 2. Структурная схема работы модифицированного генетического алгоритма SPEA2

Основными отличиями методов являются:

- селекция SPEA обладает возможностью отбора решений, как из текущей популяции, так и из внешнего множества, тогда как в SPEA2 решения выбираются исключительно из внешнего множества;

- назначение пригодности в SPEA2 направлено на поддержание разнообразия в популяции.

**Решение задачи.** Разработан модифицированный эволюционный алгоритм SPEA2 в виде программной процедуры. Переменные алгоритма:  $N$  – размер популяции,  $\bar{N}$  – размер архива,  $T$  – максимальное число поколений;  $t$  – счётчик поколений;  $A$  – неулучшаемое множество.

Процедура SPEA2 ( $N, \bar{N}, T$ )

Шаг 1. Инициализация. Сгенерировать начальное поколение  $P_0$  и создать пустой архив (внешнее множество)  $\bar{P}_0 = 0$ . Установить  $t = 0$ .

Шаг 2. Вычисление функции приспособленности. Вычислить значение функции приспособленности особей в  $P_t$  и  $\bar{P}_t$ .

Шаг 3. Отбор среды. Скопировать все неулучшаемые особи из  $P_t$  и  $\bar{P}_t$  в  $\bar{P}_{t+1}$ . Если размер  $\bar{P}_{t+1}$  превышает  $\bar{N}$ , тогда уменьшить  $\bar{P}_{t+1}$  с помощью оператора усеечения; если же размер  $\bar{P}_{t+1}$  меньше  $\bar{N}$ , тогда заполнить  $\bar{P}_{t+1}$  подавленными особями из  $P_t$  и  $\bar{P}_t$ .

Шаг 4. Проверка условия останова. Если  $t \geq T$  или выполняются условия другого критерия останова, тогда установить  $A$  в качестве Парето-фронта, представленным неулучшаемыми особями в  $\bar{P}_{t+1}$  и конец работы алгоритма.

Шаг 5. Отбор. Выполнить двоичный турнирный отбор с заменой на  $\bar{P}_{t+1}$  для того, чтобы заполнить родительский пул (mating pool).

Шаг 6. Изменчивость. Выполнить операции рекомбинации и мутации в родительском пуле и установить  $\bar{P}_{t+1}$  в качестве полученного поколения. Увеличить счётчик поколений ( $t+1$ ) и перейти на Шаг 2. Вернуть неулучшаемое множество  $A$ .

**Оптимизация без ограничений максимального давления в цилиндре.** В результате численного моделирования рабочего процесса по параметрам двухфазного впрыска топлива и работы алгоритма SPEA2, получен оптимальный Парето-фронт по двум целевым функциям (рис. 3).

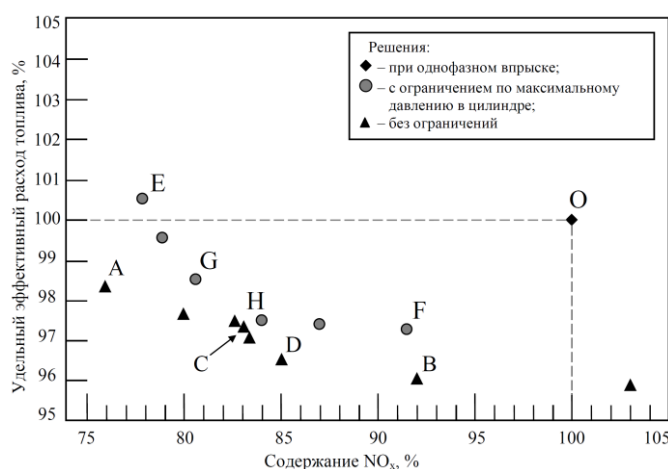


Рис. 3. Результаты оптимизации по двум целевым функциям в виде Парето-фронта с ограничением и без ограничения по максимальному давлению в цилиндре

Значения содержания NO<sub>x</sub> и удельного эффективного расхода топлива нормализованы в (%). Также указана начальная точка O (для сравнения), соответствующая тому же режиму работы ГД, но с однофазным впрыском. Целевые функции могут быть оптимизированы при точно выбранных параметрах впрыска топлива. Поскольку всегда имеется компромиссное решение между целями оптимизации, окончательный выбор оптимальных значений параметров впрыска должен определяться условиями эксплуатации двигателя. Так, если целью является получить минимальное содержание NO<sub>x</sub>, то следует выбрать режим работы ГД, который определяется точкой A.

Снижение содержания NO<sub>x</sub> составит 24,2 %, а снижение удельного эффективного расхода топлива будет минимальным и составит 1,6 %. Если целью является минимизация удельного эффективного расхода топлива (снижение на 4 %), то режим работы ГД будет определяться точкой B со снижением содержания NO<sub>x</sub> на 8,1 %. В табл. 2 указаны параметры впрыска, значения удельного эффективного расхода топлива и содержания NO<sub>x</sub> для режимов A, B, C и D.

Компромиссным решением будет режим работы ГД, который определяется точкой C. На этом режиме снижаются содержание NO<sub>x</sub> на 17,6 % и удельный эффективный расход топлива – на 2,4%, при этом максимальное давление в цилиндре составляет 149 бар, что удовлетворяет требованию по ограничению до 150 бар.



Другой возможный режим работы ГД соответствует точки D со снижением содержания  $\text{NO}_x$  на 15,2 % и удельного эффективного расхода топлива – на 3,6 %; однако, максимальное давление в цилиндре составляет 152 бар, что превышает ограничение в 150 бар (установленное производителем).

Таблица 2

**Сравнение параметров работы ГД без ограничения по максимальному давлению**

№ п п	Наименование параметра	Значения параметров работы главного двигателя на разных режимах				
		Однофазный впрыск	Двухфазный впрыск			
			О	А	В	С
1	Угол начала подачи первой фазы впрыска [град. до ВМТ]	3	2	6	3	4,5
2	Угол начала подачи второй (основной) фазы впрыска [град. после ВМТ]	–	4,5	2,5	4	3
3	Масса первой фазы впрыска от общей цикловой подачи [%]	–	12,5	15,0	10,5	14
4	Доля снижения общей цикловой подачи [%]	0	3,9	3,7	3,7	3,5
5	Максимальное давление в цилиндре, бар	149,2	152,5	156,5	149,0	152,0
6	Нормализованные значения содержания $\text{NO}_x$ [%]	100	75,8	91,9	82,4	84,8
7	Нормализованные значения удельного эффективного расхода топлива [%]	100	98,4	96,0	97,6	96,4

Как следует из табл. 2, масса первой фазы составляет 10...15 % от общей цикловой подачи, а угол начала подачи 2...6 ° до ВМТ.

Доля снижения общей цикловой подачи составляет 3,5...3,9 % для всех режимов, а начало подачи второй фазы впрыска составляет 2,5...4,5 ° после ВМТ. Таким образом, доля первой фазы впрыска сгорает до ВМТ без образования  $\text{NO}_x$ , а сгорание основной доли цикловой подачи происходит на такте расширения при более низких температурах. При этом более поздний впрыск приводит к увеличению удельного эффективного расхода топлива. При раннем впрыске пилотной доли цикловой подачи уровни давления и температуры в цилиндре примерно 70 бар и 600 К соответственно ухудшается качество распыла и испарение топлива.

#### **Оптимизация с ограничением по максимальному давлению в цилиндре.**

При оптимизации с ограничением по максимальному давлению в цилиндре 150 бар, получен Парето-фронт по двум целевым функциям. На рис. 3 представлены для сравнения результаты оптимальных решений с ограничением по максимальному давлению и решения без ограничения. Решения с ограничением несколько хуже, чем решения без ограничения. В табл. 3 указаны параметры впрыска, значения удельного эффективного расхода топлива и содержания  $\text{NO}_x$  для режимов E, F, G и H.

Для того, чтобы получить максимальное давление в цилиндре до 150 бар, необходимо снижение пилотной доли цикловой подачи до 8...12 %. Для снижения содержания  $\text{NO}_x$  необходима задержка основной фазы впрыска до 4,8° п.к.в. после ВМТ (режим E). Однако, для большинства режимов начало пилотного впрыска

составляет 4...6 ° п.к.в. до ВМТ (исключение составляет режим G, который схож с режимом С из серии без ограничения максимального давления). Из четырёх рассмотренных режимов E, F, G и H при ограничении максимального давления в цилиндре 150 бар, режим H наиболее подходящий для практического использования, поскольку обеспечивает снижение содержания NO<sub>x</sub> на 16,3 % и удельного эффективного расхода топлива – на 2,4 %.

В результате численного моделирования рабочего процесса по параметрам двухфазного впрыска топлива с ограничением по максимальному давлению в цилиндре 150 бар и работы модифицированного алгоритма SPEA2, получен оптимальный Парето-фронт по двум целевым функциям в 27-м поколении.

Таблица 3

**Сравнение параметров работы ГД с ограничением по максимальному давлению**

№ пп	Наименование параметра	Значения параметров работы главного двигателя на разных режимах				
		Однофазный впрыск	Двухфазный впрыск			
			О	Е	F	G
1	Угол начала подачи первой фазы впрыска [град. до ВМТ]	3	5	5	6	4
2	Угол начала подачи второй (основной) фазы впрыска [град. после ВМТ]	–	4,8	3,1	4,3	4,1
3	Масса первой фазы впрыска от общей цикловой подачи [%]	–	10,5	7,8	11,6	11,6
4	Доля снижения общей цикловой подачи [%]	0	3,4	3,8	3,6	3,7
5	Максимальное давление в цилиндре, бар	149,2	145,4	148,8	149,2	147,7
6	Нормализованные значения содержания NO <sub>x</sub> [%]	100	77,8	91,1	80,4	83,7
7	Нормализованные значения удельного эффективного расхода топлива [%]	100	100,4	97,5	98,2	97,6

Хромосома разработанного модифицированного генетического алгоритма представляет совокупность значений четырёх параметров топливоподачи. В связи с тем, что для кодирования наибольшего значения параметра необходимо 5 бит, то длина хромосомы составляет  $4 \cdot 5 = 20$  бит. Размер популяции в каждом поколении составляет 50 особей, а число родителей – 25, что составляет половину от всех особей в поколении. Разработанный модифицированный алгоритм находит Парето-оптимальный фронт в 27-м поколении, сгенерировав за всю работу всего  $27 \cdot 50 = 1350$  особей.

Значения содержания NO<sub>x</sub> и удельного эффективного расхода топлива нормализованы в (%). На рис. 4 указана начальная точка, соответствующая тому же режиму работы ГД, но с однофазным впрыском.

Целевые функции могут быть оптимизированы при определённых значениях параметров впрыска топлива. Поскольку всегда имеется компромиссное решение между целями оптимизации, окончательный выбор оптимальных значений пара-

метров впрыска должен определяться условиями эксплуатации двигателя. Так, если целью является получить минимальное содержания  $\text{NO}_x$ , то следует выбрать режим работы ГД, который определяется точкой М со снижением содержания  $\text{NO}_x$  на 24 %.

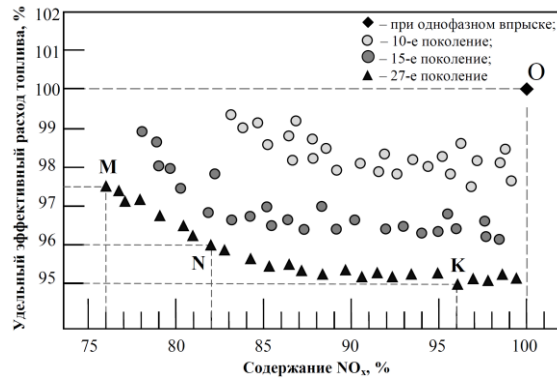


Рис. 4. Результаты оптимизации по двум целевым функциям в виде Парето-фронта с ограничением по максимальному давлению в цилиндре (для представленных поколений)

Однако в этом случае экономия удельного эффективного расхода топлива будет минимальной (2,5 %). Если целью является минимизация удельного эффективного расхода топлива, то режим работы ГД будет определяться точкой К, с незначительным снижением содержания  $\text{NO}_x$  (на 4 %). Компромиссным решением будет режим работы ГД, который определяется точкой N, где содержание  $\text{NO}_x$  уменьшается на 18 % с уменьшением удельного эффективного расхода топлива на 4 %.

**Заключение.** В работе рассмотрено решение задачи многокритериальной оптимизации для поддержки принятия решений с помощью разработанной модификации эволюционного алгоритма SPEA2. Данный алгоритм находит альтернативные решения задачи с выделением множества Парето-оптимальных решений. Выбор конкретной альтернативы в качестве конечного решения предоставляется ЛППР на полученном множестве Парето. Поскольку ЛППР заранее знает, какие из критериев его интересуют больше, то на полученном фронте Парето рассматриваются отдельные решения, оптимальные по наиболее значимым критериям. Это позволит значительно сократить и упростить автоматизированное решение задачи многокритериального отбора. Важным преимуществом генетических алгоритмов является то, что они с самого начала работают с большой популяцией кандидатов на решения и, следовательно, Парето-множество генерируется уже в первом поколении. Таким образом, несмотря на сложность решаемой задачи, можно получить достаточно полное множество Парето-оптимальных решений уже после первой итерации процедуры ГА при относительно небольших затратах времени на вычисления.

Многокритериальная оптимизация с помощью эволюционного алгоритма была использована для определения значений параметров топливоподачи главного судового двигателя на режимах полной нагрузки для того, чтобы получить минимальные значения: содержания  $\text{NO}_x$  в выпускных газах и удельного эффективного расхода топлива.

Оптимизация выполнялась с ограничением по максимальному давлению в цилиндре  $p_{max} = 150$  бар и без ограничения. В результате оптимизации параметров двухфазного впрыска топлива в случае с ограничением получено снижение содержания  $\text{NO}_x$  в выпускных газах более чем на 15 % при снижении удельного эффективного расхода топлива до 2,5 %. Поскольку всегда имеется компромиссное реше-

ние между целями оптимизации, окончательный выбор оптимальных значений параметров впрыска должен определяться условиями эксплуатации двигателя. При оптимизации без ограничения если целью является получить минимальное содержания  $\text{NO}_x$ , то следует выбрать режим, который определяется точкой М со снижением содержания  $\text{NO}_x$  на 24 % (рис. 4). В этом случае экономия удельного эффективного расхода топлива будет минимальной (2,5 %). Если целью является минимизация удельного эффективного расхода топлива, то режим будет определяться точкой К, с незначительным снижением содержания  $\text{NO}_x$  на 4 %. Компромиссным решением будет режим, который определяется точкой N, где содержание  $\text{NO}_x$  уменьшается на 18 % с уменьшением удельного эффективного расхода топлива на 4 %.

Таким образом, оператор получает поддержку в принятии решения по выбору режима работы главного судового двигателя на полученном фронте Парето: с минимальным значением удельного эффективного расхода топлива, с минимальным значением содержания оксидов азота в выпускных газах или компромиссный вариант в зависимости от условий эксплуатации.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Васильев В.И., Ильясов Б.Г.* Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: Уч. пособие. – М.: Радиотехника, 2009. – 392 с.
2. *Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П.* Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления. – М.: Наука, 2006. – 333 с.
3. *Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И.* Теория эволюционных вычислений. – М.: Издательская фирма «Физико-математическая литература», 2012. – 260 с.
4. *Полковникова Н.А.* Многокритериальная оптимизация на основе эволюционных алгоритмов в системе поддержки принятия решений // Математическое и компьютерное моделирование: материалы Первой международной научно-практической конференции (5–7 сентября 2014 г.). – Новороссийск: ГМУ им. адмирала Ф.Ф. Ушакова, 2014. – С. 32-34.
5. *Polkovnikova N.A., Kureichik V.M.* Hybrid expert system development using computer-aided software engineering tools // Knowledge-Based Software Engineering 11th Joint Conference, JCKBSE 2014, Volgograd, Russia, September 17-20, 2014, Springer. – Vol. 466. – P. 433-445.
6. *Smits G., Kotanchek M.* Pareto-Front exploitation in symbolic regression. Genetic programming theory and practice II, chapter 17, 2005, Springer. – P. 283-299.
7. *Hohm T., Zitzler E.* A Multiobjective evolutionary algorithm for numerical parameter space characterization of reaction diffusion systems // International Conference on Pattern Recognition in Bioinformatics (PRIB 2009), Heidelberg, Germany, 2009. Springer. – P. 162-174.
8. *Zitzler E., Laumanns M., Thiele L.* SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary algorithm for multiobjective optimization // Evolutionary Methods for Design, Optimization, and Control, 2002. – P. 95-100.
9. *Brockhoff D., Zitzler E.* Objective reduction in evolutionary multiobjective optimization: theory and applications // Evolutionary Computation. – 2009. – No. 17 (2). – P. 135-166.
10. *Siegfried T., Bleuler S., Laumanns M., Zitzler E., Kinzelbach W.* Multi-Objective Groundwater Management Using Evolutionary Algorithms // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2009. – No. 13(2). – P. 229-242.
11. *Xiao-Bing Hu, M. Wang, E. Di Paolo.* Calculating complete and exact Pareto front for multiobjective optimization: a new deterministic approach for discrete problems // IEEE Transactions on cybernetics. – 2013. – Vol. 43, No. 3. – P. 1088-1101.
12. *El-Ghazali Talbi.* Metaheuristics from design to implementation – 2009, Wiley. – 593 p.
13. *Mukhopadhyay A., Maulik U., Bandyopadhyay S.* Multiobjective genetic algorithm-based fuzzy clustering of categorical attributes // IEEE transactions on evolutionary computation. – 2009. – Vol. 13, No. 5. – P. 991-1005.
14. *Kenneth A. De Jong.* Evolutionary computation. A unified approach. The MIT Press, 2006. – 256 p.
15. *Антонов А.В.* Системный анализ: Учеб. для вузов. – 2-е изд., стер. – М.: Высш. шк., 2006. – 454 с.
16. *Николаев Н.И., Гинда О.П., Зиненко Н.Н.* Повышение эффективности топливоиспользования главных двигателей // Морской флот. – 2011. – № 1. – С. 45-48.

17. Николаев Н.И., Гинда О.П., Зиненко Н.Н. Повышение эксплуатационной топливной экономичности главного двигателя на частичных нагрузках // Двигателестроение. – 2010. – № 4. – С. 22-24.
18. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы / Под ред. В.М. Курейчика. – 2-е изд. – М.: Физматлит, 2010. – 368 с.
19. Goodman E.D. Introduction to genetic algorithms // GECCO 2014 – Companion Publication of the 2014 Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2014. – P. 205-225.
20. Rajkumar M., Mahadevan K., Kannan S., Baskar S. NSGA-II technique for multi-objective generation dispatch of thermal generators with nonsmooth fuel cost functions // Journal of Electrical Engineering and Technology. – 2014. – Vol. 9. – P. 423-432.
21. Neumann F., Witt C. Bioinspired computation in combinatorial optimization. Springer, 2010. – 216 p.
22. Ashlock D. Evolutionary computation for modeling and optimization. Springer, 2006. – 571 p.

#### REFERENCES

1. Vasil'ev V.I., Ilyasov B.G. Intellektual'nye sistemy upravleniya. Teoriya i praktika: Ucheb. posobie [Intelligent control systems. Theory and practice: textbook]. Moscow: Radiotekhnika, 2009, 392 p.
2. Makarov I.M., Lokhin V.M., Man'ko S.V., Romanov M.P. Iskusstvennyy intellekt i intellektual'nye sistemy upravleniya [Artificial intelligence and intelligent control systems]. Moscow: Nauka, 2006, 333 p.
3. Kureychik V.V., Kureychik V.M., Rodzin S.I. Teoriya evolyutsionnykh vychisleniy [The theory of evolutionary computation]. Moscow: Izdatel'skaya firma «Fiziko-matematicheskaya literatura», 2012, 260 p.
4. Polkovnikova N.A. Mnogokriterial'naya optimizatsiya na osnove evolyutsionnykh algoritmov v sisteme podderzhki prinyatiya resheniy [Multiobjective optimization-based evolutionary algorithms in the system of decision support], *Matematicheskoe i kompyuternoe modelirovanie: materialy Pervoy mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii (5–7 sentyabrya 2014 g.)* [Mathematical and computer modeling: proceedings of the First international scientific-practical conference (5-7 September 2014)]. Novorossiysk: GMU im. admirala F.F. Ushakova, 2014, pp. 32-34.
5. Polkovnikova N.A., Kureichik V.M. Hybrid expert system development using computer-aided software engineering tools, *Knowledge-Based Software Engineering 11th Joint Conference, JCKBSE 2014, Volgograd, Russia, September 17-20, 2014*. Springer, 2014, Vol. 466, pp. 433-445.
6. Smits G., Kotanchek M. Pareto-Front exploitation in symbolic regression, *Genetic programming theory and practice II, chapter 17, 2005*. Springer, 2005, pp. 283-299.
7. Hohm T., Zitzler E. A Multiobjective evolutionary algorithm for numerical parameter space characterization of reaction diffusion systems, *International Conference on Pattern Recognition in Bioinformatics (PRIB 2009)*, Heidelberg, Germany, 2009. Springer. pp. 162-174.
8. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary algorithm for multiobjective optimization, *Evolutionary Methods for Design, Optimization, and Control, 2002*, pp. 95-100.
9. Brockhoff D., Zitzler E. Objective reduction in evolutionary multiobjective optimization: theory and applications, *Evolutionary Computation*, 2009, No. 17(2), pp. 135-166.
10. Siegfried T., Bleuler S., Laumanns M., Zitzler E., Kinzelbach W. Multi-Objective Groundwater Management Using Evolutionary Algorithms, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, No. 13(2), pp. 229-242.
11. Xiao-Bing Hu, M. Wang, E. Di Paolo. Calculating complete and exact Pareto front for multiobjective optimization: a new deterministic approach for discrete problems, *IEEE Transactions on cybernetics*, 2013, Vol. 43, No. 3, pp. 1088-1101.
12. El-Ghazali Talbi. Metaheuristics from design to implementation – 2009, Wiley, 593 p.
13. Mukhopadhyay A., Maulik U., Bandyopadhyay S. Multiobjective genetic algorithm-based fuzzy clustering of categorical attributes, *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2009, Vol. 13, No. 5, pp. 991-1005.
14. Kenneth A. De Jong. Evolutionary computation. A unified approach. The MIT Press, 2006, 256 p.
15. Antonov A.V. Sistemnyy analiz: Ucheb. dlya vuzov [System analysis: the Textbook for high schools]. 2<sup>nd</sup> ed. Moscow: Vyssh. shk., 2006, 454 p.

16. Nikolaev N.I., Ginda O.P., Zinenko N.N. Povyshenie effektivnosti toplivoispol'zovaniya glavnykh dvigateley [The increase in fuel efficiency of the main engines], *Morskoy flot* [Marine Fleet], 2011, No. 1, pp. 45-48.
17. Nikolaev N.I., Ginda O.P., Zinenko N.N. Povyshenie ekspluatatsionnoy toplivnoy ekonomichnosti glavnogo dvigatelya na chastichnykh nagruzkakh [Improving operational fuel efficiency of the main engine at partial loads], *Dvigatelistroenie* [Dvigatelistroyeniye], 2010, No. 4, pp. 22-24.
18. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Geneticheskie algoritmy [Genetic algorithms]. 2<sup>nd</sup> ed. Moscow: Fizmatlit, 2010, 368 p.
19. Goodman E.D. Introduction to genetic algorithms, *GECCO 2014 – Companion Publication of the 2014 Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2014*, pp. 205-225.
20. Rajkumar M., Mahadevan K., Kannan S., Baskar S. NSGA-II technique for multi-objective generation dispatch of thermal generators with nonsmooth fuel cost functions, *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 2014, Vol. 9, pp. 423-432.
21. Neumann F., Witt C. Bioinspired computation in combinatorial optimization. Springer, 2010, 216 p.
22. Ashlock D. Evolutionary computation for modeling and optimization. Springer, 2006, 571 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Я.Е. Ромм.

**Полковникова Наталья Анатольевна** – Южный федеральный университет; e-mail: [prolkovnikova@tti.sfedu.ru](mailto:prolkovnikova@tti.sfedu.ru); 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: +79525617317; кафедра дискретной математики и методов оптимизации; аспирант.

**Курейчик Виктор Михайлович** – e-mail: [kur@tgn.sfedu.ru](mailto:kur@tgn.sfedu.ru); тел.: +78634311487; кафедра дискретной математики и методов оптимизации; зав. кафедрой; д.т.н.; профессор.

**Polkovnikova Natalia Anatolievna** – Southern Federal University; e-mail: [prolkovnikova@tti.sfedu.ru](mailto:prolkovnikova@tti.sfedu.ru); 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +79525617317; the department of discrete mathematics and optimization methods; postgraduate student.

**Kureichik Victor Mikhailovich** – e-mail: [kur@tgn.sfedu.ru](mailto:kur@tgn.sfedu.ru); phone: ++78634311487; the department of discrete mathematics and optimization methods; head of department; dr. of eng. sc.; professor.

УДК 62-503.51: 62-531.4: 62-531.6

**Б.В. Гуренко**

### **РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ СБЛИЖЕНИЯ И СТЫКОВКИ АВТОНОМНОГО НЕОБИТАЕМОГО ПОДВОДНОГО АППАРАТА С ПОДВОДНОЙ СТАНЦИЕЙ БАЗИРОВАНИЯ\***

*Рассматриваются алгоритмы стыковки АНПА с подводной станцией базирования. Приведено краткое описание технических решений в области подводной стыковки на подвижных и стационарных станциях базирования. Раскрыта актуальность выполнения данной операции в автоматическом режиме. Разработан обобщенный алгоритм выполнения операции стыковки, состоящий из двух основных этапов: приведение АНПА в зону стыковочной станции без требования к ориентации и скорости; позиционирования АНПА на станцию базирования с учетом требования к ориентации и скорости движения АНПА. Для каждого из этих этапов предложен свой алгоритм управления, основанный на позиционно-траекторном подходе к управлению подвижными объектами, но с учетом специфики объекта управления. Рассмотрен АНПА, у которого есть маршевый двигатель с управляемым вектором тяги и направлением в горизонтальной и вертикальной плоскости, а также два подруливающих устройства (в горизонтальной и вертикальной плоскостях) в носовой части аппарата. Разработаны регуляторы АНПА*

\* Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 13-08-00249-а и НИР № 114041540005 по государственному заданию ВУЗам и научным организациям в сфере научной деятельности.