

УДК 517.977.57:621.9202

Д.А. Монова, магістр,
 А.А. Перпери, спеціаліст,
 П.С. Швець, спеціаліст,
 Одесс. нац. політехн. ун-т

КОМПЛЕКСНЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

Д.А. Монова, А.А. Перпери, П.С. Швець. **Комплексний генетичний алгоритм.** Запропоновано метод рішення багаточільових завдань оптимізації багатоекстремальних функцій з узагальненими аргументами за допомогою комплексного генетичного алгоритму. Метод випробувано та рекомендовано для використання при проектуванні об'єктів, які мають узагальнені параметри, наприклад, єдину швидкість обертання двох інструментів, розташованих на одному валу.

Д.А. Монова, А.А. Перпери, П.С. Швець. **Комплексный генетический алгоритм.** Предложен метод решения многоцелевых задач оптимизации многоэкстремальных функций с обобщенными аргументами с помощью комплексного генетического алгоритма. Метод испытан и рекомендуется для использования при проектировании объектов, имеющих обобщенные параметры, например, единую скорость вращения двух инструментов, расположенных на одном валу.

Д.А. Монова, А.А. Перпери, П.С. Швець. **The complex genetic algorithm.** The multi-purpose tasks decision method for multiextreme functions' optimization with the generalized arguments by the complex genetic algorithm means is offered. The method has been tested and is recommended to use when designing the objects having generalized parameters, for example, uniform speed of one shaft located two tools rotation.

Эволюционные методы оптимизации систем непрерывно развиваются. В частности, появляются новые разновидности классического генетического алгоритма (ГА) [1], позволяющие решать задачи поиска многомерного оптимума быстрее и эффективнее. Немалую роль в этом развитии играют и сами объекты оптимизации, специфика которых требует от ГА новых возможностей.

Рассмотрим некоторую систему, состоящую из двух подсистем, описываемых многоэкстремальными уравнениями

$$z_1 = z_1(x_1, y_1); \quad (1)$$

$$z_2 = z_2(x_2, y_2), \quad (2)$$

где x_1, y_1, x_2, y_2 — параметры системы;

z_1, z_2 — целевые функции ее функционирования.

Сформулируем проблему решения задачи многоцелевой оптимизации такой системы как

$$P^* = P(z_1^*, z_2^*) = \max P[x_1, y_1, x_2, y_2], \quad (3)$$

где P — комплексная целевая функция,

$$x_{1\min} \leq x_1 \leq x_{1\max}, \quad x_{2\min} \leq x_2 \leq x_{2\max};$$

$$y_{1\min} \leq y_1 \leq y_{1\max}, \quad y_{2\min} \leq y_2 \leq y_{2\max}.$$

В данном случае функция P является, по существу, сверткой компонент многоцелевого показателя качества $P\{z_1, z_2\}$ и преобразует совокупность таких компонент в скалярный целевой показатель [2].

Если в задаче (3) x_1 и x_2 , а также y_1 и y_2 попарно независимы или, наоборот, равны между собой, то ее решение при известной функции P оптимально и может быть легко выполнено с помощью ГА.

Проблема возникает, если например, x_1 и x_2 независимы, а $y_1 = y_2 = y$. Тогда задача (3) сводится к выражению

$$P^* = \max P[x_1, x_2, y], \quad (4)$$

а классический ГА становится неприменимым к ней из-за отсутствия символьных моделей такой системы и операторов для их преобразования в ГА.

Особенностью объектов, описываемых выражением (4), является одновременное наличие следующих свойств:

- целевых функций больше одной;
- функции многоэкстремальны;
- часть аргументов у функций обобщены.

Как известно, ГА, благодаря своим свойствам, является идеальным инструментом для оптимизации многоэкстремальных функций, в которых дифференцируемость, непрерывность, удовлетворение условию Гельдера (в т.ч., липшицируемость функции) не являются необходимым свойством, кроме того, целевая функция может вообще быть не определенной за пределами допустимой области, а в ее пределах иметь несколько глобальных экстремумов [1, 3]. В рамках этого алгоритма объект на генетическом уровне представляется хромосомой, представляющей собой линейную последовательность битовых символов [2, 4]. Наличие в фенотипе объекта нескольких целевых функций приводит на уровне генотипа к появлению “параллельных” хромосом. Однако для целевых функций с обобщенными аргументами такие хромосомы не годятся.

Для повышения эффективности оптимизации обобщенных систем предлагается комплексный генетический алгоритм (КГА) на уровне генотипа звездообразными хромосомами.

КГА, так же, как и классический ГА, начинается с ввода исходных данных об объекте, отличие в том, что целевых функций больше, чем одна, и все они должны быть известны, например, в результате эксперимента, к началу работы КГА.

В *подготовительный* период отличие от КГА в двух компонентах:

- вначале рассчитываются целевые функции для всей популяции, а затем их значения объединяются в значение функции приспособленности P ;
- символьными моделями объекта являются особые, комплексные звездообразные хромосомы.

По количеству особей-родителей нулевого поколения звездообразных хромосом (рис. 1, *в*) формируется N .

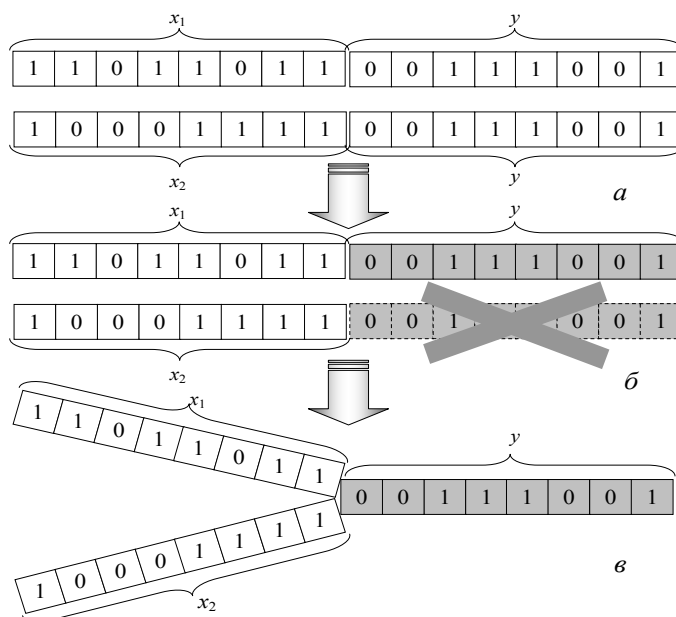


Рис. 1. Схема формирования звездообразной хромосомы с обобщенным геном: а — две хромосомы; б — исключение повторяющегося в обеих хромосомах гена — параметра y ; в — звездообразная конкатенация индивидуальных и обобщенного генов

В основной части КГА популяция проживает T эпох до завершения процесса оптимизации. На протяжении нулевой эпохи (номер эпохи $t=0$; $t \in T$) вначале осуществляется скрещивание, состоящее из четырех операторов: выбора пар, собственно скрещивания (кроссовера), мутации аллелей и инверсии. Пара родителей A_1 и A_2 (рис. 2, *а*) подбирается для скрещивания из N осо-

бей в соответствии с настройками пользователя, например, случайно. Механизм скрещивания хромосом родителей A_1 и A_2 приведен на рис. 2, б. Вначале обычным для ГА способом выполняется оператор скрещивания для их обобщенной части — гена, получается обобщенная часть хромосомы потомка A_n .

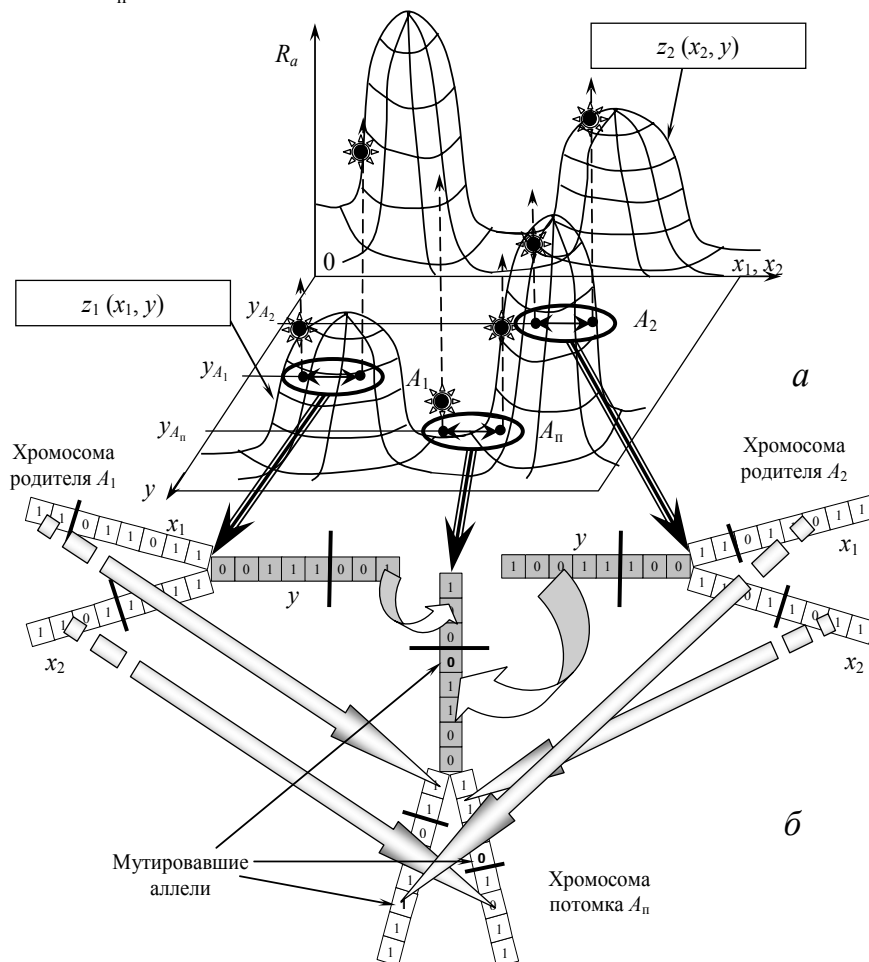


Рис. 2. Схема процесса скрещивания в методе КГА на уровне фенотипа (а) и генотипа (б)

Таким же образом скрещивают отдельно индивидуальные части звездообразных хромосом родителей A_1 и A_2 . Конкатенацией полученных фрагментов получают новую полную звездообразную хромосому потомка A_n . К отдельным ее частям применяют операторы мутации и, если необходимо, инверсии, после чего полученная хромосома потомка A_n готова (рис. 2, б).

Далее N звездообразных хромосом родителей и $N/2$ хромосом потомков подвергаются отбору по величине функции P .

По окончании отбора из $1,5N$ особей оставляют N лучших по значению P , остальные $0,5N$ уничтожаются (стираются). На этом текущая эпоха процесса оптимизации завершается.

Критерием останова работы КГА является отсутствие увеличения всех значений функции P для всех особей текущей и предпоследней популяций после очередной эпохи. Такой останов считается штатным для алгоритма, т.к. в этом случае он сходится, сходится на оптимуме и сходится за приемлемое время. В противном случае необходимо менять настройки пользователя: количество особей в популяции; метод заселения области решений на нулевом этапе; функцию приспособленности; способ нормирования аргументов; структуру и длину хромосомы; метод подбора пар; количество и место расположения точек скрещивания; количество и место расположения мутирующих флеллей; необходимость и методику инверсии; критерий останова.

Схема комплексного генетического алгоритма оптимизации обобщенных систем приведена на рис. 3.

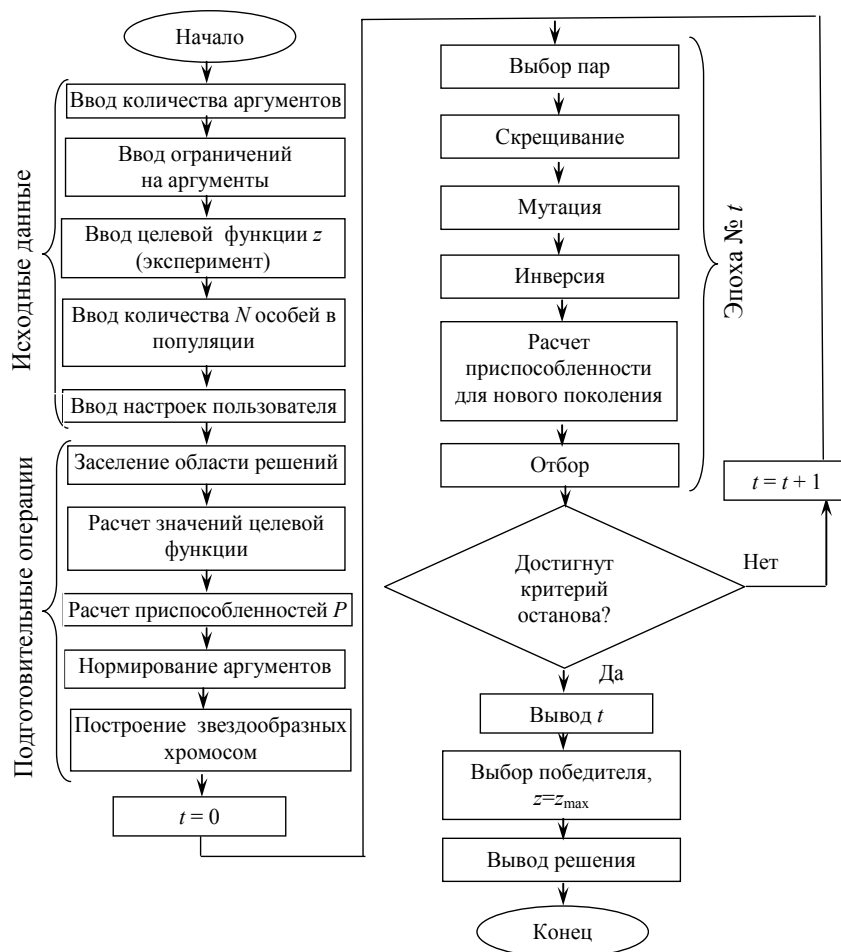


Рис. 3. Схема комплексного генетического алгоритма

В качестве объекта практического применения КГА использовался технологический процесс механической обработки детали, в котором одновременно задействованы два вращающихся на одном валу режущих инструмента, обрабатывающие разные поверхности. В качестве аргументов выражений (1) и (2) в этом случае выступает количество режущих зубьев у инструментов — x_1 и x_2 , соответственно, и обобщенная скорость их вращения y ; в качестве целевых функций z_1 и z_2 — уровень шероховатости поверхностей после обработки.

При сравнительных испытаниях, оптимальные значения $x_1^* = 6$, $x_2^* = 10$; $y = 630$ об/мин были найдены методом подбора за 2,3 ч, а с помощью КГА за 63 с машинного времени.

С помощью предложенного комплексного генетического алгоритма возможно решение многоцелевых задач оптимизации многоэкстремальных функций с обобщенными аргументами. Практические испытания на примере комплексной механической обработки деталей показали его работоспособность и техническую эффективность.

Литература

1. Гладков, Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. — М.: Физматлит, 2006. — 320 с.
2. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. — М.: Горячая линия-Телеком, 2008. — 452 с.

3. Гладков, Л.А. Биоинспирированные методы в оптимизации / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. — М: Физматлит, 2009. — 384 с.
4. Ротштейн, А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротштейн. — Винница: Универсум-Винница, 1999. — 320 с.

Рецензент д-р техн. наук, проф. Одес. нац. политехн. ун-та Тонконогий В.М.

Поступила в редакцию 31 января 2011 г.