

3. Dubois D., Prade H. Fuzzy Real Algebra: Some Results / Dubois D., Prade H. /Fuzzy Sets and Systems. 1979. V 2. P. 327-348. Dubois D., Prade H. Fuzzy Sets and Systems. – N.Y.: Academic Press, 1980.
4. Ярушикина Н. Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.

Лисовцова Анастасия Евгеньевна

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

E-mail: russiafluffy@bk.ru.

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

Тел.: 8(8634)371-651.

Кафедра систем автоматизированного проектирования; инженер.

Lisovcova Anastasiy Evgenievna

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

E-mail: russiafluffy@bk.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: 8(8634)371-651.

Department of Computer Aided Design; engineer.

УДК 681.3

Е.Е. Курносова, А.А. Полупанов

МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА РЕШЕНИЙ В ЭВОЛЮЦИОННО-ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМАХ*

В работе рассматривается набор новых эвристик отбора, вероятности их выбора в операторах мутации и принципах формирования начального поколения, глубина локального поиска, размер микро- и макро- мутаций, а также характер расположения в хромосоме мутируемых генов.

Эволюционно-генетический алгоритм; генетические операторы; локальное улучшение; принудительная микромутация; глубина локального поиска; эвристики отбора.

E.E. Kurnosova, A.A. Polupanov

METHODS OF SOLUTIONS QUANTITY INCREASING IN EVOLUTIONARY-GENETIC ALGORITHMS

In this work the new selection heuristics set, probability of their choose in mutation and principles of start generation, depth of local search, micro- and macro- mutation size, and also location of mutated genes in chromosome are considered.

Evolutionary-genetic algorithm; genetic operators; local improvement; compulsory mutation; local search depth; selection heuristics.

Введение. В последние годы непрерывно разрабатываются новые методы поиска оптимальных решений для задач конструкторского уровня проектирования САПР [1]. В этой связи, широкое распространение получили методы эволюционно-генетического моделирования, заимствующие основные принципы своей рабо-

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (грант № 07-01-00174), г/б № 2.1.2.1652.

ты из биологии и генетики [2-4]. В качестве основных факторов, оказывающих существенное влияние на эффективность получаемых решений, следует назвать используемый набор эвристик, вероятности их выбора в операторах мутации и формирования начального поколения, глубину локального поиска, размер микро- и макро- мутаций, а также характер расположения в хромосоме мутируемых генов [5]. Поэтому в работе предлагается набор новых эвристик, позволяющий улучшить показатели качества получаемых решений, трудоёмкости и времени решения поставленных задач.

Формирование популяции альтернативных решений. Большинство реальных задач можно сформулировать, как поиск оптимального решения, в качестве которого выступает сложная функция, зависящая от определённых входных параметров. Одно из главных преимуществ эволюционно-генетических алгоритмов заключается в их способности манипулировать одновременно некоторым множеством этих параметров. Таким образом, альтернативные решения в эволюционно-генетических алгоритмах формируются на основе предварительного анализа множества входных параметров оптимизационной задачи проектирования [6]. Немаловажными факторами, оказывающими существенное влияние на качество решения, являются методы кодирования, а также способы формирования популяции альтернативных решений.

На начальном этапе работы эволюционно-генетического алгоритма осуществляется формирование стартовой популяции решений N_p . Классическими методами создания стартовой популяции можно считать методы, основанные на следующих принципах [4]: *одеяла*; *дробовика*; *фокусировки*; различные *комбинации* вышеуказанных методов.

Принцип «одеяла» заключается в генерации полного набора решений, включающего все возможные варианты в некоторой области решаемой задачи. Принцип «дробовика» подразумевает случайный выбор альтернатив из всей заданной области. В принципе «фокусировки» осуществляется случайный выбор допустимых альтернатив из заданной области решений задачи. Также существуют, так называемые, комбинированные методы, представляющие собой различные комбинации из вышеперечисленных эвристик создания стартовой популяции решений.

В предложенном эволюционно-генетическом алгоритме будем использовать стратегию «дробовика», а затем применять к полученной популяции решений процедуру локального улучшения на основе правил эвристики.

Генетические операторы и эвристики отбора альтернативных решений. Предложенный эволюционно-генетический алгоритм сочетает в себе генетические операторы и операторы, так называемого, локального улучшения. На каждом витке эволюции формируется N_p хромосом нового поколения с помощью эвристик выбора родительских хромосом, кроссинговера, мутации и селекции. Вероятность выбора хромосомы в качестве родителя тем выше, чем лучше значение соответствующей ей целевой функции F . Для определения числа попыток выполнения генетических операторов используется *параметр* N , т.е., если при первом выполнении кроссинговера или инверсии получаются потомки с худшими, чем у хромосомы-родителя значениями целевой функции (ЦФ), то, в наихудшем случае ГО, выполнится N раз. Локальное улучшение осуществляется в отношении перспективных хромосом-потомков, имеющих после кроссинговера и рекомбинации наилучшие значения целевой функции F . Суть данного метода заключается в выполнении не менее K попыток улучшения F с помощью микромутаций. Микромутация заключается в замене значений некоторых генов в родительской хромосоме на случайные значения из диапазона номеров эвристик, т.е. $M1$ или $M2$. Если попытка ока-

зывается неуспешной, то вновь гарантируется выполнение не менее S попыток. После чего из наиболее перспективных мутированных хромосом и хромосом потомков осуществляется выбор Np хромосом нового поколения. Другими словами, локальное улучшение $M1$ заканчивается после S случившихся подряд неудачных попыток. Параметр S будем называть глубиной микромутаций или глубиной локального поиска, а число одновременно мутируемых генов R – размером микромутации.

Суть процедуры $M2$ заключается в существенном обновлении состава популяции с помощью принудительных микромутаций, что является более радикальным способом выхода из локальных оптимумов. Процедура $M2$ отличается тем, что её результаты принимаются в любом случае, в отличие от $M1$, где любая мутация, не приводящая к улучшению F для мутируемой хромосомы, отвергается и не попадает в новое поколение. Так, выбранная для локального улучшения дочерняя хромосома в одном из промежуточных поколений подвергается сначала принудительной микромутации, после чего следует обычный цикл локального улучшения.

Таким образом, использование процедуры микромутации подразумевает решение следующих основных задач:

- ◆ позиционирование – расположение мутируемых генов в хромосоме;
- ◆ размер микромутаций R – число мутируемых генов на одном шаге локального поиска;
- ◆ глубина микромутаций S – максимально допустимое число идущих подряд безуспешных попыток улучшить результат локального поиска.

Для выбора позиций мутируемых генов и частоты мутаций используются те или иные правила.

В большинстве задач возможны три основных способа позиционирования:

- ◆ случайное распределение – позиция каждого мутируемого гена выбирается случайно с равной вероятностью $p = 1/g$, где g – число генов в хромосоме;
- ◆ сосредоточено-регулярное распределение – множество мутируемых генов составляют гены, расположенные в соседних локусах, случайным образом выбирается лишь позиция первого гена последовательности среди g первых генов;
- ◆ распределено-регулярное позиционирование.

В предложенном алгоритме, число мутируемых генов R зададим как случайную величину, кратную двум, т.е. $2 \leq R \leq L - 2$, где L – длина хромосомы.

Для сокращения времени работы эволюционно-генетического алгоритма глубина микромутаций S задаётся динамически, т.е. $1 \leq S \leq 5$.

Немаловажную роль в эволюционно-генетическом алгоритме играет этап отбора родительских хромосом. При этом возможны различные варианты. Наиболее часто используется метод отбора, называемый рулеткой. При использовании такого метода вероятность выбора хромосомы определяется пропорционально её приспособленности (значением ЦФ). Использование этого метода приводит к тому, что вероятность передачи признаков более приспособленными особями потомкам возрастает. При турнирном отборе случайно выбирается несколько особей из популяции (обычно 2) и победителем выбирается особь с наибольшей приспособленностью. Кроме того, в некоторых реализациях применяется так называемая стратегия элитизма, которая заключается в том, что особи с наибольшей приспособленностью гарантированно переходят в новую популяцию. Использование элитизма обычно позволяет ускорить сходимость эволюционно-генетического алгоритма, но повышается вероятность попадания алгоритма в локальный оптимум.

Предложим ряд модифицированных эвристик отбора альтернативных решений: Э1, Э2, Э3 для преодоления преждевременной сходимости эволюционно-генетических алгоритмов. Причём одним из требований является экономия времени на получение альтернативных решений.

В предложенном алгоритме первая эвристика Э1 осуществляет среди генерируемых случайным образом хромосом отбор тех, у которых целевая функция F лучше некоторого порогового значения $K1$, т. е. $F > K1$. При этом $K1$ – это среднее значение ЦФ популяции на текущем шаге эволюции. Отбор продолжается до тех пор, пока, по крайней мере, 55% - 70% решений в популяции не будут удовлетворять заданному условию. Отобранные в Э1 хромосомы проходят через цепочку генетических операторов, а затем подвергаются процедуре М1 локального улучшения с некоторой глубиной локального поиска $1 \leq S \leq 5$. Далее осуществляется отбор решений следующей эвристикой – Э2, которая отбирает решения согласно условию $K1 < F < K2$, где $K2 = F_{max} - K1 + const$.

В процессе эволюционно-генетического поиска также используется эвристика Э3, аналогичная по своему назначению эвристикам Э1 и Э2. В Э3 отбор проходят дочерние хромосомы, получаемые в результате кроссинговера, инверсии, а также прошедшие через процедуру локального улучшения М2.

Таким образом, в предложенном алгоритме применялись эвристики Э1, Э2 и Э3. В Э1 фигурировал постоянный порог $K1 = const$. В Э2 величина порога $K2$, где $K1 < K2$, зависела от максимального значения ЦФ на данном этапе поиска, т.е. $K2$ – адаптивный порог. В Э3 основное внимание уделялось процедуре локального улучшения М2, суть которой заключалась в улучшении потомков полученной популяции путём принудительных микромутаций.

Заключение. Эволюционно-генетические алгоритмы сочетают в себе два вида поиска: быстрый эволюционный и более медленный, но эффективный генетический. В генетической части предложенного комбинированного алгоритма применяются генетические операторы, причём за кратность выполнения ГО отвечает определённый параметр N . Немаловажное значение также оказывает и способ отбора решений, поэтому предложено использовать три различные эвристики отбора: Э1, Э2 и Э3, каждая из которых выполняется в соответствии с определёнными условиями. Так в Э1 отбор ведётся на основе критерия $K1$ и процедуры локального улучшения решений в популяции – М1. В Э2 в качестве критерия используется $K2$, а Э3 осуществляет отбор на основе процедуры принудительной микромутации М2. Таким образом, использование дополнительных параметров в процессе работы генетических операторов, а также эвристик отбора способствует повышению эффективности решения задач конструкторского проектирования САПР.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Норенков И.П. Основы автоматизированного проектирования. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2006. – 360 с.
2. Гладков Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. Под ред. В.М. Курейчика. – М.: Физматлит, 2006. – 320 с.
3. Емельянов В.В. Теория и практика эволюционного моделирования / В.В. Емельянов, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2003.
4. Курейчик В.М. Генетические алгоритмы и их применение: Монография. – Таганрог: Изд-во ТРТУ. – 2002.
5. Норенков И.П. Генетические алгоритмы комбинирования эвристик в задачах дискретной оптимизации. – <http://www.techno.edu.ru:16001/db/msg/27702.html>.
6. Курносова Е.Е. Об одном подходе к построению интегрированных алгоритмов // Известия ЮФУ. Интеллектуальные САПР. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2008. – 104 с.

Курносова Елена Евгеньевна

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

E-mail: jienka@mail.ru.

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

Тел.: 8(8634)371-651.

Кафедра систем автоматизированного проектирования; аспирант.

Полупанов Алексей Александрович

Государственная Морская Академия им. адмирала Ф.Ф. Ушакова.

E-mail: polualex@mail.ru.

353918, г. Новороссийск, пр. Ленина, 93.

Тел.: 8-909-400-36-69.

Кафедра АВТ; доцент.

Kurnosova Elena Evgenevna

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

E-mail: jienka@mail.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: 8(8634)371-651.

The Department of Computer Aided Design; post-graduate student.

Polupanov Aleksey Aleksandrovich

Admiral Ushakov State Maritime Academy.

E-mail: polualex@mail.ru.

93, Lenina Street, Novorossiysk, 353918, Russia.

Phone: 8-909-400-36-69.

Department of AVT; associate professor.

УДК 681.3.001.63

О.В. Смирнова, Л.Р. Апаева

**КОДИРОВАНИЕ И ДЕКОДИРОВАНИЕ ХРОМОСОМ ПРИ РЕШЕНИИ
ЗАДАЧИ ПЕРЕРАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВЫВОДОВ НА ОСНОВЕ
ГЕНЕТИЧЕСКИХ ПРОЦЕДУР***

В статье рассматриваются способы кодирования и декодирования хромосом при решении задачи перераспределения выводов на основе генетического моделирования. Разработана структура хромосомы, которая дает возможность применения стандартных генетических операторов, а также возможность быстрого и эффективного декодирования, то есть построения по хромосоме решения.

Канальная трассировка; перераспределение выводов; кодирование и декодирование.

O.V. Smirnova, L.R. Apaeva

**CODING AND DECODING HROMOSOM AT DECISION OF THE TASK
OF THE REDISTRIBUTION OUTPUT ON BASE OF THE GENETIC
PROCEDURES**

Ways of the coding and decoding hromosom are considered In article at decision of the task of the redistribution output on base of genetic modeling. The Designed structure of the chro-

* Работа выполнена при поддержке г/б № 2.1.2.1652.