

**Л.В. Найханова**, доктор техн. наук, профессор  
**В.В. Дармакеев**, аспирант  
Восточно-Сибирский государственный университет технологий и управления

УДК 004.8

## **ПОСТРОЕНИЕ СИМБИОЗА ГЕНЕТИЧЕСКИХ ОПЕРАТОРОВ СКРЕЩИВАНИЯ**

*Статья посвящается анализу различных операторов скрещивания и эффективности их применения. Рассматривается возможность повышения сходимости генетического алгоритма за счёт применения различных операторов скрещивания. Анализируется эффективность построения симбиоза операторов скрещивания. В результате проведенного исследования были определены критерии для построения наиболее эффективного оператора скрещивания.*

**Ключевые слова:** генетические алгоритмы, операторы скрещивания, эффективность, симбиоз, разнообразие популяции.

**L.V. Naykhanova**, Doctor D. Sc. Engineering, Prof..  
**V.V. Darmakheev**, PG

## **CONSTRUCTION OF GENETIC SYMBIOSIS CROSSOVER OPERATOR**

*This article is devoted to the analysis of different crossover operators and their efficiency application. The possibility of increasing convergence of genetic algorithm by using various crossover operators. Analyzes the construction of symbiosis crossover operators. The study criteria were determined to build the most effective crossover operator.*

**Key words:** genetic algorithms, crossover operators, efficiency, symbiosis, population diversity.

### **Введение**

Одной из главных проблем, с которой сталкивается генетический алгоритм, является проблема сходимости. Эта проблема зачастую возникает в связи с уменьшением разнообразия популяции [2]. В качестве основной причины, вследствие которой это происходит, можно выделить следующее. Часто в процессе эволюции, внутри популяции выделяется определенная структура хромосомы, фитнес функция особей которой относительно быстро растет. Поэтому особи, обладающие такой структурой, начинают выигрывать отбор. Вследствие этого популяция постепенно забивается различными вариациями этой структуры. В том случае, когда в качестве такой доминирующей структуры выбирается структура, имеющая максимальное значение Fitness-функции особей меньше необходимого, генетический алгоритм не в состоянии найти оптимальное решение. Поэтому часто уменьшение разнообразия популяции приводит к необходимости перезапуска генетического алгоритма.

Анализ влияния генетических операторов на разнообразие популяции может помочь в решении этой проблемы. Влияние генетических операторов селекции на сходимость алгоритма рассмотрено в статье [4,6]. Рассмотрим вопрос влияния генетических операторов скрещивания (кроссинговера) на сходимость алгоритма.

### **Основные положения**

Генетический алгоритм разработан для решения прикладной задачи, заключающейся в генерации моделей преобразователей продукционных правил.

Разработанный генетический алгоритм (генератор) основан на следующих положениях [6]:

- автомат (особь) представляется в виде хромосомы;
- хромосома состоит из динамического набора молекул ДНК и имеет графовое представление, при этом одна молекула ДНК представляет собой описание одного состояния автомата;

–молекула ДНК состоит из статического количества генов (минимальная неделимая составная часть молекулы ДНК);

–первая популяция  $P(0)$  генерируется случайным образом, при этом значение каждого гена выбирается из соответствующей области допустимых значений.

Структура хромосомы имеет вид графа (рисунок 1) и содержит динамический набор двухкомпонентных молекул ДНК, каждая из которых содержит шесть генов:

$\langle CurState, NewStateL, \alpha, \beta, 0, Action \rangle$ ,

$\langle CurState, NewStateR, \alpha, \beta, 1, Action \rangle$ ,

где  $CurState$  – текущее состояние;

$NewStateL$  – новое состояние, в которое переходит автомат в случае, если преобразование  $\alpha \rightarrow \beta$  дает ложное значение, то есть при нулевом пятом гене левой молекулы ДНК;

$NewStateR$  – новое состояние, в которое переходит автомат в случае, если преобразование  $\alpha \rightarrow \beta$  дает истинное значение, то есть при единичном пятом гене правой молекулы ДНК;

$Action$  – действие, которое выполняется в текущем состоянии;

$\alpha$  – входной символ;

$\beta$  – выходной символ.

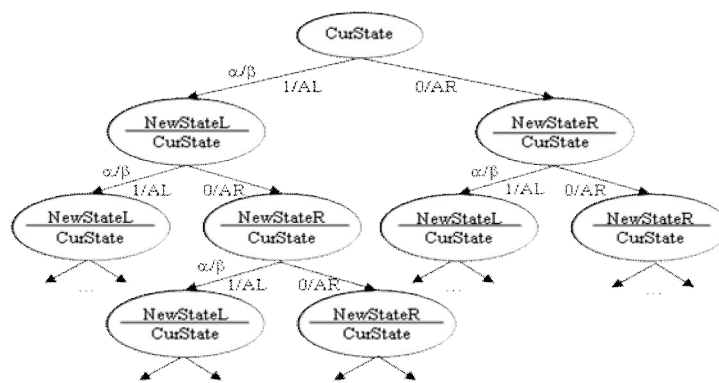


Рисунок 1 – Обобщенная структура хромосомы

Для решения поставленной задачи были разработаны и программно реализованы генетические операторы селекции [4,6], скрещивания и мутации. Рассмотрим основные задачи применения операторов скрещивания.

### Разнообразие популяции и операторы скрещивания

Главной целью применения операторов скрещивания является увеличение разнообразия популяции. Этой цели они достигают путем получения новых особей, каждая из которых обладает характеристиками нескольких уже имеющихся. Обычно в скрещивании участвуют две особи [1,2,3,5], характеристики которых совмещаются определенным образом. В связи с тем, что оператор скрещивания призван совмещать характеристики, он должен оперировать составными компонентами хромосомы.

Для анализа влияния различных операторов скрещивания на работу генетического алгоритма были выработаны следующие критерии:

–скорость изменения среднего значения фитнес функции лучшей особи и популяции в целом;

–параметр изменения разнообразия популяции.

Так как время, затраченное на поиск приемлемого решения, является основной характеристикой сравнения успешных решений, то скорость изменения среднего значения фитнес функции лучшей особи и популяции в целом является критерием, с помощью которого можно достаточно легко и точно оценить скорость сходимости алгоритма. При этом второй кри-

терий «Параметр изменения разнообразия популяции» необходимо учитывать как критерий оценки возможности получения оптимального решения.

Действительно, чем более разнообразной является популяция, тем большим потенциалом для роста фитнес функции она обладает. Однако оценивание разнообразия популяции является задачей достаточно нетривиальной, и зачастую ее решение требует построения достаточно сложных, узконаправленных (составленных под конкретную предметную область) функций, оперирующих на генном уровне (анализ структуры хромосомы). Наиболее простым, и в то же время универсальным, видится оценивание разнообразия популяции на основе значений Fitness-функций входящих в неё особей. Поэтому было принято следующее допущение, что чем большим разнообразием значений Fitness-функции обладают особи популяции, тем большим разнообразием обладает популяция. Для такой оценки подходит средне-квадратичное отклонение значений фитнес функции особей популяции [7]. Данный подход позволил значительно сократить потребность в вычислительных ресурсах, требующихся для анализа структуры хромосомы. Кроме этого удалось достичь универсальности оценки разнообразия относительно предметной области и структуры хромосомы. Как показали вычислительные эксперименты, такой подход имеет право на существование.

Исходя из выше изложенного, для решения поставленной задачи были адаптированы и программно реализованы следующие операторы скрещивания:

- 1) вероятностный смешивающий кроссинговер (GenMixedCrossover);
- 2) одноточечный кроссинговер (OnePointCrossover);
- 3) арифметический кроссинговер (ArithmeticalCrossover).

В результате проведения серии вычислительных экспериментов была проанализирована эффективность применения этих операторов.

*Вероятностный смешивающий кроссинговер* реализует скрещивание особей по следующему принципу. В скрещивании участвуют две хромосомы (особи) в результате скрещивания которых в популяцию добавляются две новые хромосомы. Значения соответствующего гена  $i$ -ой ДНК потомка может принять любое из двух значений генов  $i$ -ой ДНК родителей с вероятностью пропорциональной значению их Fitness-функций. Данное правило распространяется на все гены, кроме генов, которые отвечают за переходы из одного состояния в другое. Эти гены потомков идентичны родительским генам. Поэтому при таком скрещивании популяция получает новые особи, обладающие такой же структурой графа хромосомы, как и их родители. Как показали вычислительные эксперименты (рис. 2), применение такого оператора кроссинговера позволяет быстро достигнуть максимально возможного значения Fitness-функции для какой-либо выделившейся в популяции структуры хромосомы. Однако, вследствие того, что при таком скрещивании невозможно получить новую графовую структуру хромосомы, применение этого оператора чаще всего приводит генетический алгоритм к нахождению лишь локального оптимума. В связи с этим применение вероятностного смешивающего кроссинговера видится наиболее целесообразным, в случае если известна информация об оптимальной структуре хромосомы. Тогда эту информацию можно использовать для формирования хромосомной структуры начальной популяции.

*Одноточечный кроссинговер* (OnePointCrossover) выполняется по классической схеме. В хромосоме каждого из родителей определяется точка разрыва, которая разделяет хромосому на две части, каждый из потомков получается путем соединения «левой» части хромосомы одного из родителей с «правой» частью другого. Из результатов вычислительных экспериментов (рис.3) видно, что применение такого оператора скрещивания позволяет значительно увеличивать разнообразие популяции. Однако при таком кроссинговере происходит скачкообразное изменение значения фитнес функции.

Это можно объяснить значительным изменением структуры хромосомы потомков характерным для данного оператора кроссинговера. Вследствие этого потомки могут получить как «хорошую» часть хромосомы, так и «плохую». Поэтому в случае применения этого оператора кроссинговера значение фитнес функции потомков обычно значительно отличается от значений фитнес функций родителей.

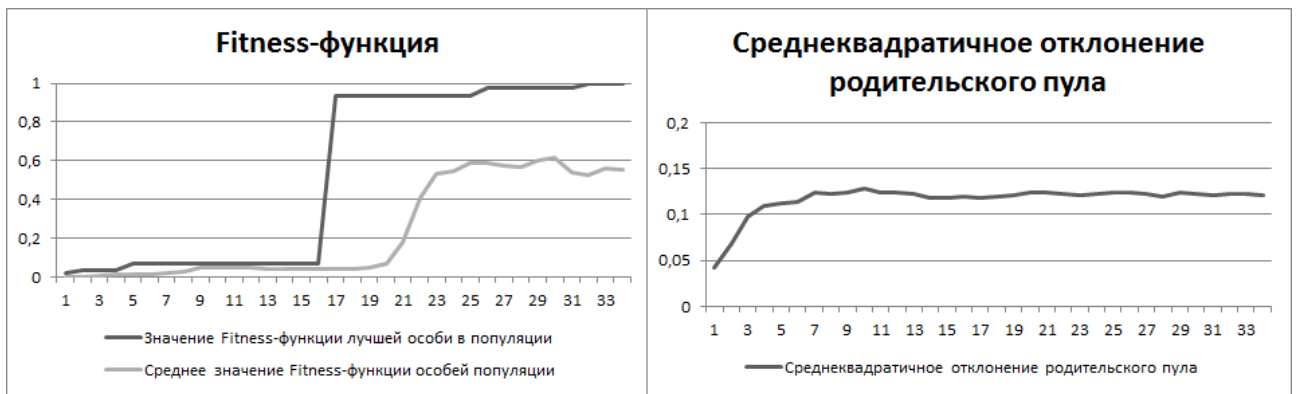


Рисунок 2 – Результаты вычислительных экспериментов с вероятностным кроссинговером

В результате вычислительных экспериментов с данным видом кроссинговера был сделан вывод о целесообразности его применения. Однако в том случае если в популяции находятся хорошо приспособленные особи, нахождение оптимального решения в случае применения такого скрещивания требует большего времени по сравнению с другими рассмотренными операторами. Это связано с тем, что при таком кроссинговере, в потомках изменяется сразу половина хромосомы. Поэтому незначительное изменение хромосомы (которое необходимо при нахождении хорошо приспособленных особей) возможно при скрещивании только очень похожих особей.

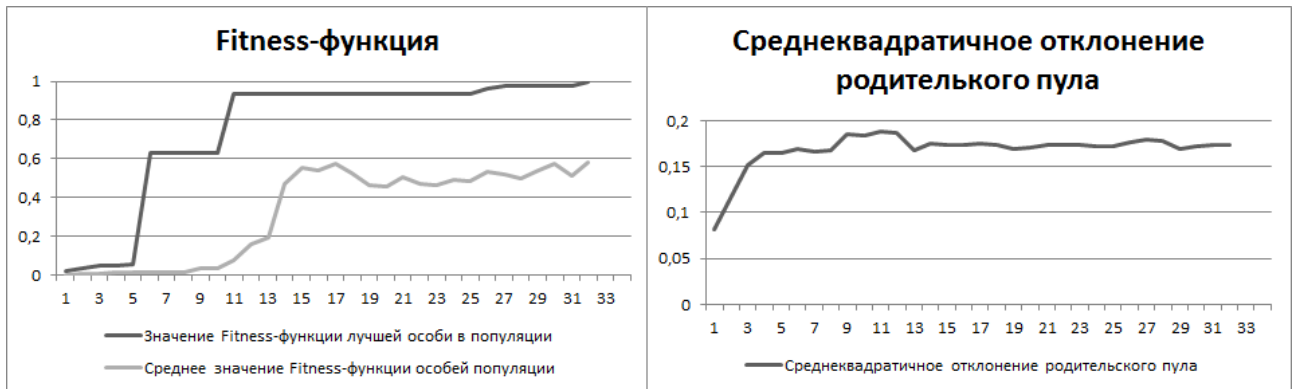


Рисунок 3 – Результаты вычислительных экспериментов с однотоочечным кроссинговером

Арифметический кроссинговер (ArithmeticalCrossover). Обмен генами осуществляется посредством вычисления значений генов ДНК потомков на основе значений генов ДНК родителей по формуле:

$$h_{1k} = w * c_{1k} + (1 - w) * c_{2k},$$

$$h_{2k} = w * c_{2k} + (1 - w) * c_{1k},$$

где  $k$  – номер гена в ДНК;

$c_1, c_2$  – первая и вторая родительские хромосомы;

$h_1, h_2$  – первый и второй потомки;

$w$  – коэффициент, значения которого лежат в интервале  $[0, 1]$ , по умолчанию принимается равным 0.5.

Вычислительные эксперименты (рис. 4) с данным оператором кроссинговера показали его относительную универсальность. Применение такого скрещивания может быть полезным, как для увеличения разнообразия популяции, так и для увеличения сходимости алгоритма. Такой вывод был сделан после анализа результатов применения этого оператора. Арифметический кроссинговер при скрещивании различных по структуре хромосом позволяет значительно изменять структуру хромосомы, увеличивая при этом разнообразие популяции, а при скрещивании хромосом обладающих схожими структурами достигать локального оптимума какой либо структуры, сокращая при этом время работы алгоритма. Тем не

менее, данный оператор склонен «усреднять» значения генов родителей, поэтому достаточно часто хромосомы полученные посредством этого кроссинговера нежизнеспособны, об этом говорит относительно низкое среднее значение фитнес функции популяции.

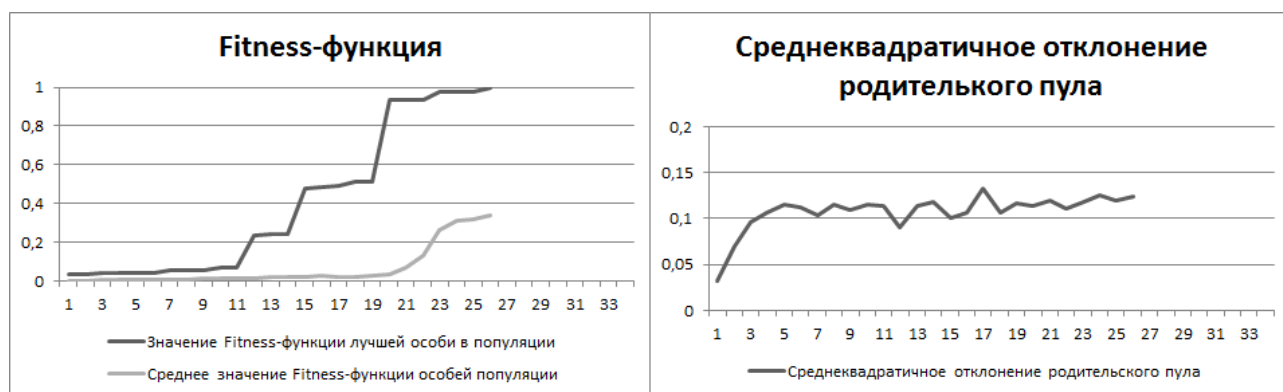


Рисунок 4 – Результаты вычислительных экспериментов с арифметическим кроссинговером

В результате проведения вычислительных экспериментов с различными типами операторов скрещивания были выделены их плюсы и минусы. Применение каждого из операторов скрещивания показало возможность получение положительных результатов. Так как каждый оператор в зависимости от ситуации может оказаться более эффективным по сравнению с другими, с целью повышения сходимости и времени выполнения генетического алгоритма возникла идея попытаться объединить положительные качества всех операторов скрещивания. Одним из возможных подходов к решению поставленной задачи видится подход, при котором в процессе эволюции может применяться не один конкретный оператор скрещивания, а различные операторы скрещивания поочередно. Идея состоит в том, что при таком скрещивании удастся нивелировать недостатки каждого из операторов, при этом плюсы некуда не исчезнут. Такое взаимовыгодное сотрудничество в природе называется симбиозом, поэтому совместное применение различных операторов селекции для повышения их эффективности было решено назвать симбиозом операторов скрещивания. Совместное применение различных кроссинговеров заключается в следующем. Для каждой пары родителей случайным образом выбирается один из имеющихся операторов скрещивания. На каждом шаге эволюции может быть применен любой из рассмотренных операторов скрещивания. Вероятность выбора для всех операторов скрещивания на всем процессе эволюции остается одинаковой.

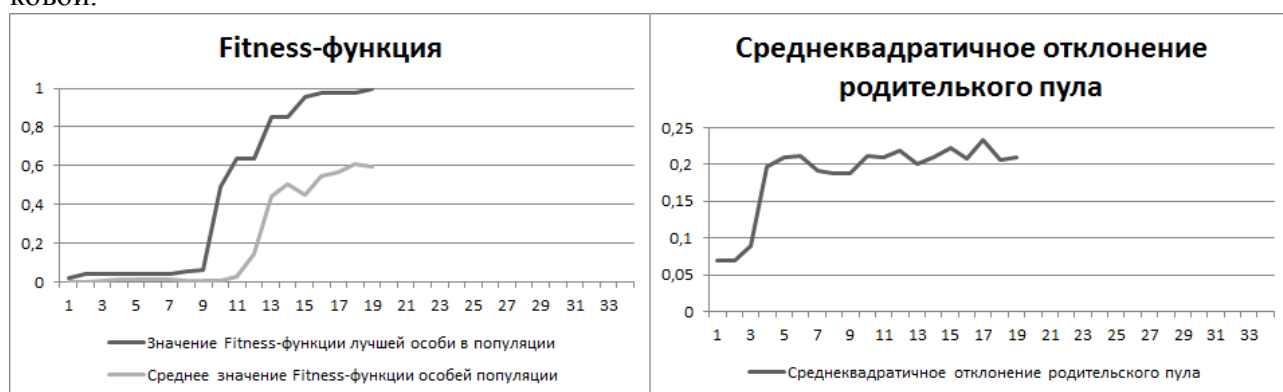


Рисунок 5 – Результаты вычислительных экспериментов с симбиозом операторов кроссинговера

Вычислительные эксперименты (рис. 5) показали эффективность применения такого симбиоза операторов скрещивания. Сходимость генетического алгоритма достигла 100%, время поиска оптимального решения сократилось вдвое (по сравнению с применением операторов скрещивания по одному). Удалось достигнуть увеличения разнообразия популяции. Это произошло из-за того что в процессе эволюции могут использоваться различные опера-

торы кроссинговера. Действительно увеличение способов скрещивания увеличивает пространство возможных потомков, так как каждый оператор скрещивания позволяет увеличивать разнообразие популяции.

Также были проведены вычислительные эксперименты с изменением вероятности применения операторов скрещивания в ходе эволюции. Результаты, этих вычислительных экспериментов, показали возможность достижения еще большего улучшения сходимости генетического алгоритма. Так же при таком подходе возможна оптимизация полученных решений (уменьшение состояний в преобразователях, упрощение их структуры). Однако нахождение обоснованных параметров оптимизации, для такого изменения вероятности применения операторов скрещивания, требует выработки новых критериев оценки эффективности генетического алгоритма и эти критерии не могут опираться только на значения фитнес функции. Поэтому выработка и оценивание этих критериев не может быть универсальной относительно предметной области решаемой задачи.

### **Заключение**

В связи с тем, что уже на данном этапе были достигнуты приемлемые результаты, было решено оставить симбиоз в имеющемся виде. Однако в дальнейшем планируется проведение экспериментов по изменению вероятности применению различных операторов кроссинговера в процессе эволюции.

### **Библиография**

1. Fogel L., Owens A., Walsh M. Artificial Intelligence through Simulated Evolution. NY: Wiley. 1966.
2. Goldbeg D., Sastry K., A Practical Schema Theorem for Genetic Algorithm Design and Tuning, 2001.
3. Naidoo A., Pillay N. The Induction of Finite Transducers Using Genetic Programming / Proceedings of Euro GP. Springer. 2007. <http://saturn.cs.unp.ac.za/~nelishiap/papers/eurogp07.pdf>.
4. Дармакхеев В. В., Хандажапов Б.М. Анализ эффективности применения генетических операторов селекции / Международная научная заочная конференция «Современная техника и технология» Сборник докладов. – Липецк: Гравис. 2011
5. Емельянов В. В., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Теория и практика эволюционного моделирования. – М: Физматлит, 2003. – С. 432.
6. Найханова Л.В. Технология создания методов автоматического построения онтологий с применением генетического и автоматного программирования. – Улан-Удэ: Изд-во БНЦ СО РАН, 2008. – 244с.
7. Рабочая книга социолога. М.: Наука, 1977. С. 257-297.

### **Bibliography**

1. Fogel L., Owens A., Walsh M. Artificial Intelligence through Simulated Evolution. NY: Wiley. 1966.
2. Goldbeg D., Sastry K., A Practical Schema Theorem for Genetic Algorithm Design and Tuning, 2001.
3. Naidoo A., Pillay N. The Induction of Finite Transducers Using Genetic Programming / Proceedings of Euro GP. Springer. 2007. <http://saturn.cs.unp.ac.za/~nelishiap/papers/eurogp07.pdf>.
4. Darmakkheev V., Khandagapov B. Efficiency of usage of genetic operator selection / International Scientific and Practical Conference "Modern Technique and Technology" Proceedings. - Lipetsk Gravis. 2011
5. Emelyanov V., Kureichik V. Theory and practice of evolutionary modeling. - M: FIZMATLIT, 2003. - 432 p.
6. Naykhanova L. Technology of methods creation for the automatic construction of ontology by using genetic and automata programming: monograph. - Ulan-Ude: BSC SB RAS Publishing House, 2008. - 244 p
7. Workbook sociologist. Moscow: Nauka, 1977. 257-297 p.