

Документ подписан простой электронной подписью

Информация о владельце:

ФИО: Локтионова Оксана Геннадьевна

Должность: проректор по учебной работе

Дата подписания: 17.11.2025 11:00:56

Уникальный программный ключ:

0b817ca911e6668abb13a5d426d39e5f1c11eabbf73e943df4a4851fda56d089

МИНОБРАЗОВАНИЯ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

«Юго-Западный государственный университет»  
(ЮЗГУ)

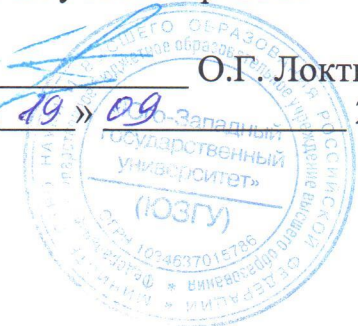
Кафедра программной инженерии

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе

О.Г. Локтионова

« 19 » 09 2025 г.



**Решение оптимизационных задач в сфере международного бизнеса  
на основе генетических алгоритмов:**

методические указания к лабораторным занятиям для студентов  
направления подготовки 09.03.03 Прикладная информатика  
направленность (профиль) «Информационные системы и аналитика  
данных в международном бизнесе»

Курск 2025

УДК 004

Составитель: Е.А. Титенко

Рецензент

Кандидат технических наук *А.В. Киселев*

Решение оптимизационных задач в сфере международного бизнеса на основе генетических алгоритмов: методические указания к лабораторным занятиям для студентов направления подготовки 09.03.03 Прикладная информатика / Минобрнауки России, Юго-Зап. гос. ун-т; сост.: Е.А. Титенко. - Курск, 2025. - 21 с. - Библиогр. С. 21.

Приводится описание работы формального аппарата - генетические алгоритмы для решения оптимизационных задач. Показано применение базовых операций отбора, скрещивания, мутации, правила формирования популяции, примеры и задания. Рассматривается целевая (fitness) функция и задается алгоритм жизни популяции для достижения экстремального значения целевой функции.

Методические рекомендации предназначены для студентов, обучающихся по направлению подготовки 09.03.03 Прикладная информатика, направленность (профиль) «Информационные системы и аналитика данных в международном бизнесе» очной и заочной форм обучения.

Текст печатается в авторской редакции.

Подписано в печать *19.09.25*. Формат 60x84 1/16.  
Усл.печ. л. 1,16 п.л. Уч.-изд. л. 1,05. Тираж 100 экз. Заказ. *1159*  
Бесплатно.

Юго-Западный государственный университет.  
305040, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94.

### **Цель лабораторной работы:**

Изучение и программирование работы алгоритма управления популяцией для достижения целевой функции на основе базовых операторов. Изученный материал применим для изучения тем:

- Применение генетических алгоритмов для решения оптимизационных задач (получение максимальной прибыли, минимизация затрат на производство продукции, поиск компромиссного состояния системы «генерация-потребление» и др.) адаптивными методами;
- Применение генетических алгоритмов в процессе вывода в интеллектуальных системах.

## **1 Теоретическая часть**

### **1.1 Генетические алгоритмы и традиционные методы оптимизации**

Классическая теория принятия решений занимается поиском (вычислением) оптимального решения. Тем не менее, традиционные методы оптимизации для задач большого объема не позволяют получить такое решение или решение вообще в силу трудности формализации всех ограничений или многокритериального характера целевой функции. Методы редукции критериев приводят к локальному решению (если целевая функция многомодальная) или к ошибочному решению.

Генетический алгоритм представляет собой метод, отражающий естественную эволюцию методов решения проблем, и в первую очередь задач оптимизации. Генетические алгоритмы - это процедуры поиска, основанные на механизмах естественного отбора и наследования.

Исторически наибольшее распространение получили продукционные экспертные системы (ЭС). В них знания представляются правилами ЕСЛИ – ТО, что позволяет непосредственно выявлять целевые условия и выдавать реакции на них. Вместе с тем порядок рассмотрения правил и их применения существенным образом влияет на промежуточные результаты и конечное решение. Проблема поиска решения в продукционной экспертной системе сводится к проблеме поиска в пространстве состояний, интерпретируемом как граф вывода. Для большинства реальных предметных областей характерно большое пространство состояний (десятки тысяч состояний), обусловленное большим объемом базы знаний.

Родоначальник направления эволюционные вычисления на основе генетических алгоритмов (ГА) в интеллектуальных системах считается Джон Холланд, первые статьи вышли в 1961 г. Окончательно направление сформировалось к 1975 г. Также в этом направлении работали ученые Фогель, Уолш. Они исследовали и автоматизировали эволюционные принципы обработки генной информации.

Генетические алгоритмы используют постепенные (эволюционные) принципы модификации данных от исходных до конечных результатов. С точки зрения теории автоматического управления ГА являются устойчивыми к виду целевой функции. Поиск в ГА осуществляется путем прямого манипулирования

значениями хромосом (особей), составляющих популяцию. Каждая хромосома кодирует в виде последовательности (часто битовой) набор параметров задачи, являющихся однородными по своему составу.

В общем случае ГА приводят к некоторому лучшему решению, оно не обязательно оптимально. Достоинство ГА – возможность получить решение в случае сложного вида целевой функции и наличия множеств ограничений, не позволяющих в совокупности применять аналитические методы расчета оптимального решения. Тем не менее, конечный результат **существенно** зависит от состава и размера исходной популяции.

**Формально ГА объединяют принцип выживания наиболее приспособленных особей из популяции и принцип структурированного обмена информацией, в котором есть наследование и элемент случайности.**

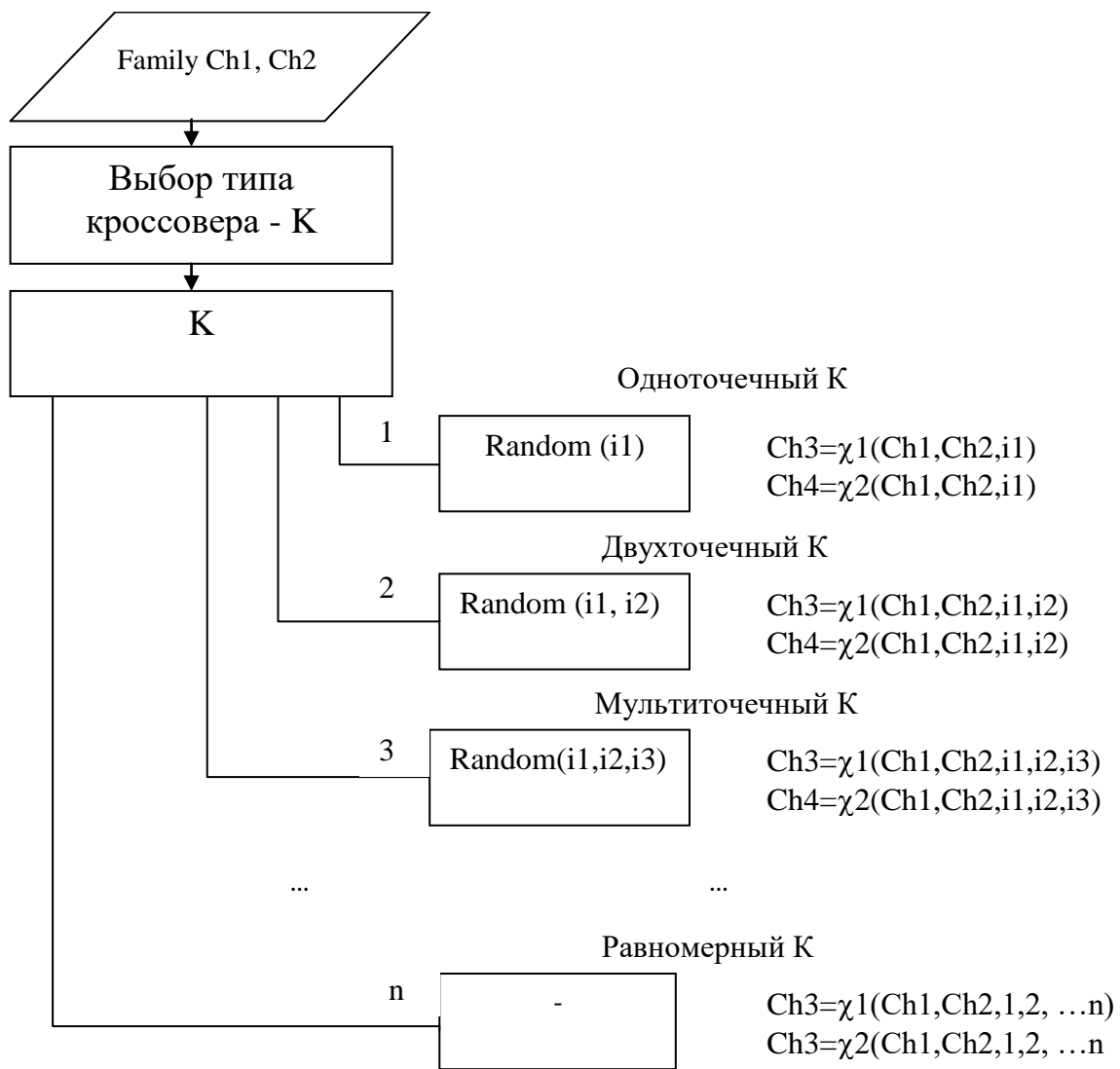
ГА наиболее подходят для задач с целью нахождения лучшего (не обязательно оптимального) решения. ГА используют одновременно несколько точек в пространстве поиска. Это позволяет преодолеть опасность попадания поиска в локальный экстремум и досрочно завершить поиск. Рассматриваемые наборы хромосом (пары родителей) создают текущее многообразие возможных путей в виде потомков, среди которых есть целевые объекты. Некоторые из этих потомков (как приспособленные особи) на следующих шагах эволюции приведут в целевые объекты. Разветвленная сеть потомков из исходной популяции представляет собой граф вывода. Вывод – это пробный эволюционный шаг, целесообразность которого дается после его реализации.

С математической точки зрения ГА совмещают вероятностные правила порождения новых точек анализа и детерминированные правила перехода от одной популяции к другой. Совмещение детерминированности и вероятности дает эмерджентный эффект. Эмерджентность – новое свойство системы не сводящее в свойствам отдельных частей системы. Например, химическая реакция синтеза веществ приводит к появлению новых свойств у нового вещества, которым не обладали исходные реагенты.

Оператор скрещивания сводится к одновременному созданию новых хромосом такой же длины/структуры и частичному обмену генной информацией от родителей.

Операции скрещивания (рисунок 1) используют как входные данные:

- пару хромосом-родителей Ch1, Ch2, выбранных на этапе отбора;
- количество точек скрещивания K (как метаданные);
- случайные позиции скрещивания –  $i_1, i_2, i_3 \dots i_{(n-2)}$ .

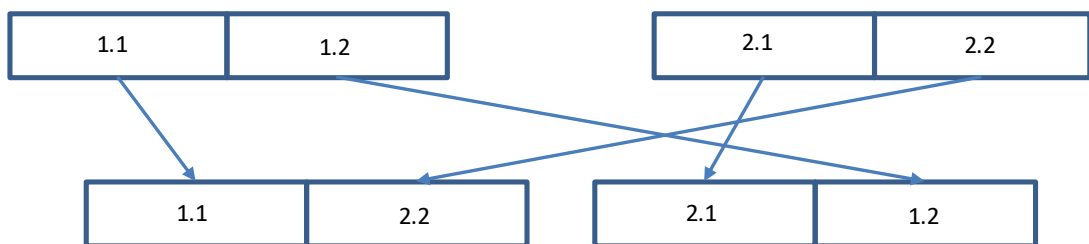


Ри

суюнок 1 – Схема операции кроссигновера

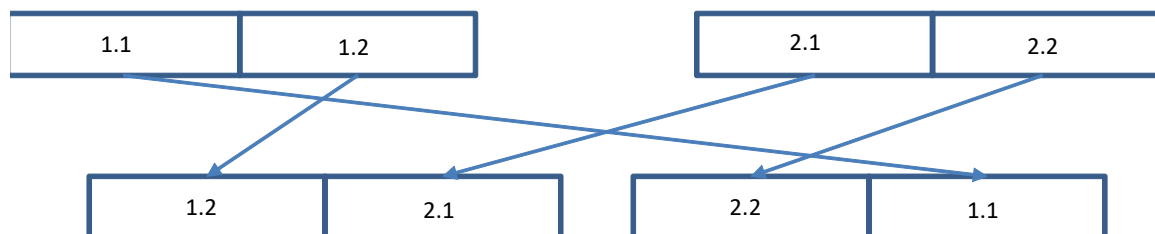
Далее рассматриваются варианты кроссигновера  $K=1$ ,  $K=2$ ,  $K=3$ ,  $K=4$ .

Одноточечный кроссигновер ( $K=1$ ). Одна точка (позиция) разрыва задается случайно в пределах  $[1,2, \dots n]$  –  $i1$ . Собственно скрещивание приводит к формированию двух новых хромосом  $Ch3$ ,  $Ch4$  из родительских (исходных) (рисунок 2). Перемешивание в данном случае сохраняет общую структуру хромосомы – сначала идет префикс, а затем суффикс. Хромосома понимается как строка, имеющая голову, тело, окончание, или как список.



## Рисунок 2 – Одноточечный кроссигновер

Иногда одноточечное скрещивание выполняют как модифицированный левый/правый сдвиг на  $i/(n-i)$  разрядов (генов) с вводом недостающих значений из другой хромосомы (рисунок 3).



Рис

унок 3 – Модифицированный одноточечный кроссигновер

Такая схема трактует хромосому как множество, порядок следования генов в котором неважен. Используется только в специфических предметных областях (редко).

Двухточечный кроссигновер  $K=2$ .

Задаются случайным образом в пределах  $[1,2, \dots, n]$  две точки разрыва хромосом  $Ch1, Ch2 - i1, i2$ . Далее осуществляется обмен крайними и центральной полями генов с формированием двух потомков  $Ch1, Ch2$ . Двухточечный кроссигновер (рисунок 4) перемешивает гены родителей более плотно, чем одноточечный кроссигновер, повышая тем самым наследственные свойства.

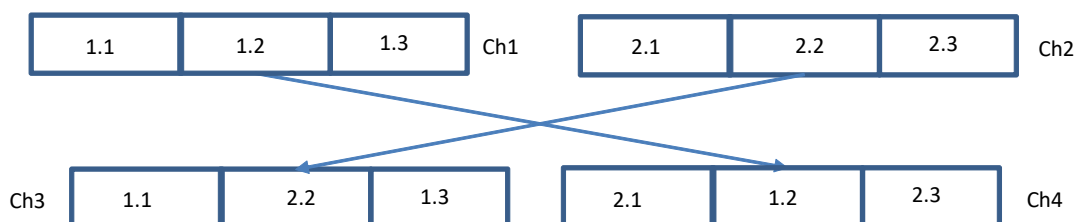


Рисунок 4 – Двухточечный кроссигновер

Трехточечный кроссигновер  $K=3$  (рисунок 5).

Задаются случайным образом в пределах  $[1,2, \dots, n]$  три точки разрыва хромосом  $Ch1, Ch2 - i1, i2, i3$ . Далее скрещивание осуществляется чередованием полей от родительских хромосом  $Ch1, Ch2$ . Самый простой и естественный вычислительный механизм обмена полями с сохранением генов родителей – это чередование полей. Оно позволяет еще более плотно перемешать гены родителей, повышая тем самым наследственные свойства.

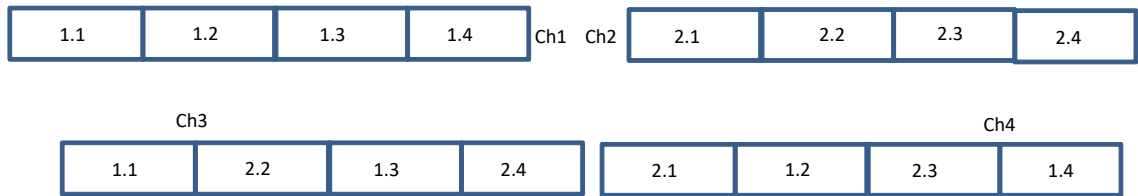


Рисунок 5 – Трехточечный кроссигновер

Возможны другие варианты перемешивания полей от родительских хромосом, но они уже трактуют хромосому как множество, в котором последовательность полей неважна, что не всегда целесообразно.

С увеличением значения кроссигновера  $K$  скрещивание превращается в тасование элементов вплоть до тасования ген родителей при  $K=n$ . Этот вариант скрещивания получил название равномерный кроссигновер. Равномерный кроссигновер основан на всех поэлементных обменах генами. В простейшем случае, если хромосома – это битовая строка, то выполняется обмен соседними битами между особями-родителями с шагом 1.

Оператор мутации – это преобразование хромосомы, в которой в случайных одной или нескольких позициях изменяется значение хромосомы. Мутация выполняется достаточно редко. На практике на 1000 – 2000 изменения ген (бит) выполняется 1 мутация.

Виды мутации:

- одногенная мутация;
- двухгенный обмен
- инверсия.

Одногенная мутация выполняется в два этапа:

- 1) случайным образом задается позиция в хромосоме –  $i$ ;
- 2) случайным образом задается новое значение гена  $Gen$  из алфавита ген;
- 3) выполняется запись нового значения гена  $Ch(i)=Gen$ .

Двухгенная мутация (мутация по Холланду) выполняется в два этапа:

1) случайным образом задаются две позиции в хромосоме –  $i, j$ ; выполняются проверочные шаги преобразования позиций с тем, чтобы позиции отстояли друг от друга на расстояние  $\Delta$ ;

2) выполняется обмен генами в обозначенных позициях:  $Gen=Ch(i)$ ,  $Ch(i)=Ch(j)$ ,  $Ch(j)=Gen$ .

Инверсия

Хромосома понимается как строка элементов (ген). Инверсия – это изменение прямого порядка следования элементов на обратный.

Существуют одноточечная и двухточечная инверсии.

Шаги одноточечной инверсии:

- случайным образом задается позиция в хромосоме –  $i$ ;

- хромосома в позиции  $i$  разбивается на префикс  $Ch(1)-Ch(i)$  и суффикс  $Ch(i+1) - Ch(n)$ ;
- осуществляется инверсия суффикса и формирование новой хромосомы  $Ch(1,2,3, \dots i, n, n-1, n-2, \dots i+1)$ .

Шаги двухточечной инверсии:

- случайным образом задаются позиции в хромосоме –  $i, j$ ;
- определяется такая  $y_1 = \min(i, j)$ ,  $y_2 = \max(i, j)$ ;
- хромосома в позициях  $y_1, y_2$  разбивается на три части: префикс  $Ch(1)-Ch(y_1)$ , тело  $Ch(y_1+1)-Ch(y_2)$  и суффикс  $Ch(y_2) - Ch(n)$ ;
- осуществляется инверсия тела и суффикса или префикса и суффикса и формирование новой хромосомы.

### 1.3 Классический генетический алгоритм

Этот ГА основан на работах Д. Холланда и формализован Голдербергом. Эволюция в стандартном ГА (рисунок 6) представляется как способность «лучших» хромосом оказывать большее влияние на состав новой популяции. Для этого выполняются процессы селекции «лучших» хромосом, скрещивания и отбора среди хромосом старой популяции и новых потомков.

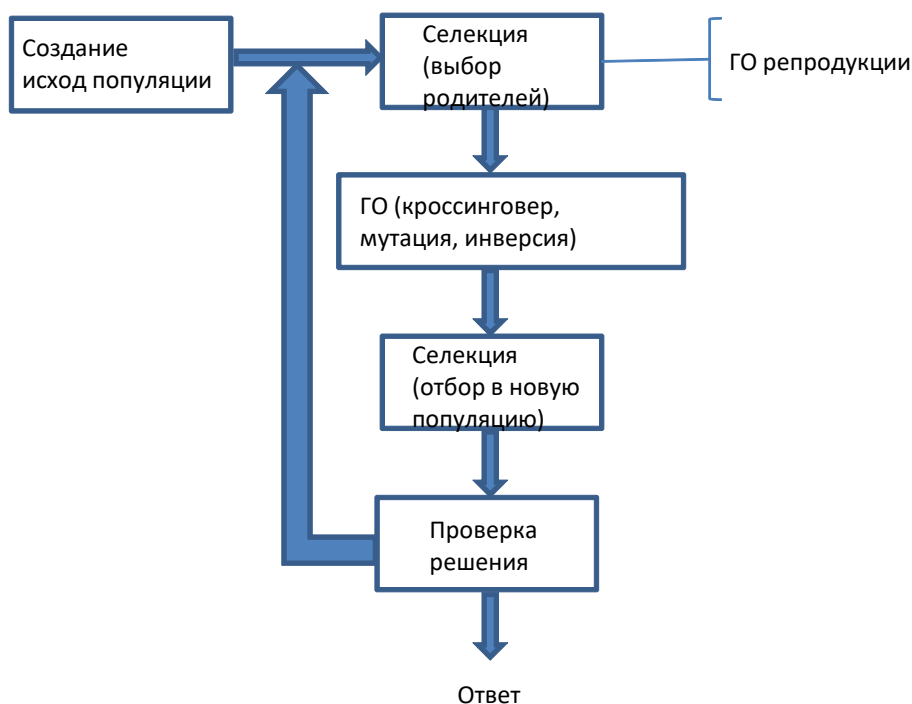


Рисунок 6 – Цикл управления стандартного ГА

Классический генетический алгоритм (также называемый элементарным или простым генетическим алгоритмом) состоит из следующих шагов:

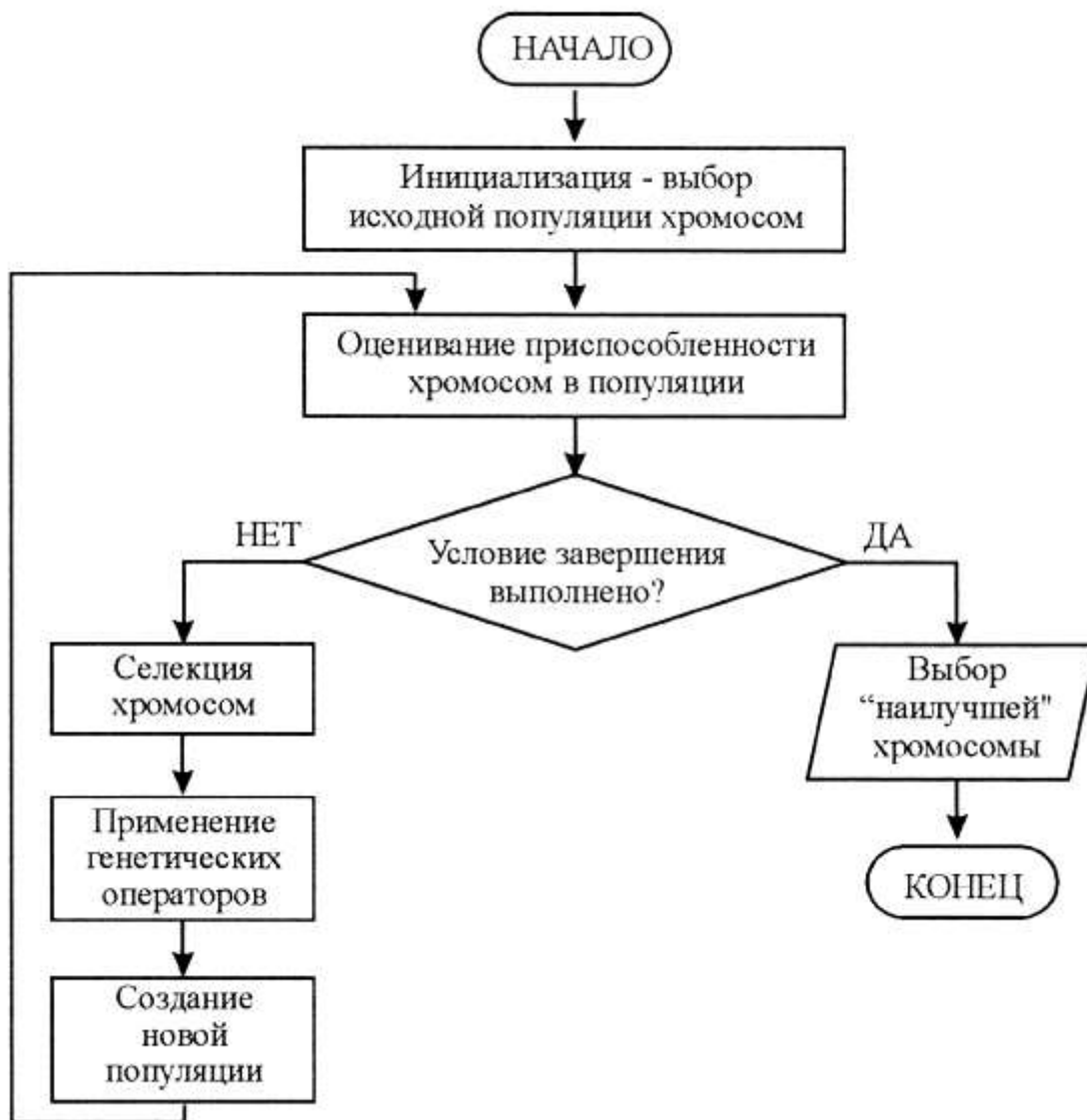
- 1) инициализация или выбор исходной популяции хромосом;
- 2) оценка приспособленности хромосом в популяции;
- 3) проверка условия останова алгоритма;

- 4) селекция хромосом;
- 5) применение генетических операторов;
- 6) формирование новой популяции;
- 7) выбор «наилучшей» хромосомы.

Блок-схема основного генетического алгоритма изображена на рисунке 7. Рассмотрим конкретные этапы этого алгоритма более подробно с использованием дополнительных подробностей, представленных на рисунке 8.

*Инициализация*, т.е. формирование исходной популяции, заключается в случайном выборе заданного количества хромосом (особей), представляемых двоичными последовательностями фиксированной длины.

*Оценивание приспособленности* хромосом в популяции состоит в расчете функции приспособленности для каждой хромосомы этой популяции. Чем больше значение этой функции, тем выше «качество» хромосомы. Форма функции приспособленности зависит от характера решаемой задачи. Предполагается, что функция приспособленности всегда принимает неотрицательные значения и, кроме того, что для решения оптимизационной задачи требуется максимизировать эту функцию. Если исходная форма функции приспособленности не удовлетворяет этим условиям, то выполняется соответствующее преобразование (например, задачу минимизации функции можно легко свести к задаче максимизации).



Рисунке 7 - Блок-схема генетического алгоритма.

*Проверка условия остановки алгоритма.* Определение условия остановки генетического алгоритма зависит от его конкретного применения. В оптимизационных задачах, если известно максимальное (или минимальное) значение функции приспособленности, то остановка алгоритма может произойти после достижения ожидаемого оптимального значения, возможно - с заданной точностью. Остановка алгоритма также может произойти в случае, когда его выполнение не приводит к улучшению уже достигнутого значения. Алгоритм может быть остановлен по истечении определенного времени выполнения, либо после выполнения заданного количества итераций. Если условие остановки выполнено, то производится переход к завершающему этапу выбора «наилучшей» хромосомы. В противном случае на следующем шаге выполняется селекция (рисунок 8).

*Селекция хромосом* заключается в выборе (по рассчитанным на втором этапе значениям функции приспособленности) тех хромосом, которые будут

участвовать в создании потомков для следующей популяции, т.е. для очередного поколения. Такой выбор производится согласно принципу естественного отбора, по которому наибольшие шансы на участие в создании новых особей имеют хромосомы с наибольшими значениями функции приспособленности. Существуют различные методы селекции. Наиболее популярным считается так называемый *метод рулетки (roulette wheel selection)*, который свое название получил по аналогии с известной азартной игрой. Каждой хромосоме может быть сопоставлен сектор колеса рулетки, величина которого устанавливается пропорциональной значению функции приспособленности данной хромосомы. Поэтому чем больше значение функции приспособленности, тем больше сектор на колесе рулетки. Все колесо рулетки соответствует сумме значений функции приспособленности всех хромосом рассматриваемой популяции. Каждой хромосоме, обозначаемой  $ch_i$  для  $i = 1, 2, \dots, N$  (где  $N$  обозначает численность популяции) соответствует сектор колеса  $v(ch_i)$ , выраженный в процентах согласно формуле

$$v(ch_i) = p_s(ch_i)100\%,$$

где

$$p_s(ch_i) = \frac{F(ch_i)}{\sum_{i=1}^N F(ch_i)}$$

причем  $F(ch_i)$  - значение функции приспособленности хромосомы  $ch_i$ , а  $p_s(ch_i)$  - *вероятность селекции* хромосомы  $ch_i$ . Селекция хромосомы может быть представлена как результат поворота колеса рулетки, поскольку «выигравшая» (т.е. выбранная) хромосома относится к выпавшему сектору этого колеса. Очевидно, что чем больше сектор, тем больше вероятность «победы» соответствующей хромосомы. Поэтому вероятность выбора данной хромосомы оказывается пропорциональной значению ее функции приспособленности. Если всю окружность колеса рулетки представить в виде цифрового интервала  $[0, 100]$ , то выбор хромосомы можно отождествить с выбором числа из интервала  $[a, b]$ , где  $a$  и  $b$  обозначают соответственно начало и окончание фрагмента окружности, соответствующего этому сектору колеса; очевидно, что  $0 \leq a < b \leq 100$ . В этом случае выбор с помощью колеса рулетки сводится к выбору числа из интервала  $[0, 100]$ , которое соответствует конкретной точке на окружности колеса (рисунок 9).



В результате процесса селекции создается *родительская популяция*, также называемая *родительским пулом* (*mating pool*) с численностью  $N$ , равной численности текущей популяции.

*Применение генетических операторов* к хромосомам, отобранным с помощью селекции, приводит к формированию новой популяции потомков от созданной на предыдущем шаге родительской популяции.

*Формирование новой популяции.* Хромосомы, полученные в результате применения генетических операторов к хромосомам временной родительской популяции, включаются в состав новой популяции. Она становится так называемой текущей популяцией для данной итерации генетического алгоритма. На каждой очередной итерации рассчитываются значения функции приспособленности для всех хромосом этой популяции, после чего проверяется условие остановки алгоритма и либо фиксируется результат в виде хромосомы с наибольшим значением функции приспособленности, либо осуществляется переход к следующему шагу генетического алгоритма, т.е. к селекции. В классическом генетическом алгоритме вся предшествующая популяция хромосом замещается новой популяцией потомков, имеющей ту же численность.

*Выбор «наилучшей» хромосомы.* Если условие остановки алгоритма выполнено, то следует вывести результат работы, т.е. представить искомое решение задачи. Лучшим решением считается хромосома с наибольшим значением функции приспособленности.

В завершение следует признать, что генетические алгоритмы унаследовали свойства естественного эволюционного процесса, состоящие в генетических изменениях популяций организмов с течением времени.

Главный фактор эволюции - это естественный отбор (т.е. природная селекция), который приводит к тому, что среди генетически различающихся особей одной и той же популяции выживают и оставляют потомство только наиболее приспособленные к окружающей среде. В генетических алгоритмах также выделяется этап селекции, на котором из текущей популяции выбираются и включаются в родительскую популяцию особи, имеющие наибольшие значения функции приспособленности. На следующем этапе, который иногда называется *эволюцией*, применяются генетические операторы скрещивания и мутации, выполняющие рекомбинацию генов в хромосомах.

Основной (классический) генетический алгоритм известен в качестве инструмента, в котором выделяются три вида операций: *репродукции*, *скрещивания* и *мутации*. Термины *селекция* и *репродукция* в данном контексте используются в качестве синонимов. При этом репродукция в данном случае связывается скорее с созданием копий хромосом родительского пула, тогда как более распространенное содержание этого понятия обозначает процесс формирования новых особей, происходящих от конкретных родителей. Если мы принимаем такое толкование, то операторы скрещивания и мутации могут считаться операторами репродукции, а селекция - отбором особей (хромосом) для репродукции.

## 2 Примеры решения задач на основе генетических алгоритмов

Рассмотрим сильно упрощенный и довольно искусственный пример, состоящий в нахождении хромосомы с максимальным количеством единиц. Допустим, что хромосомы состоят из 12 генов, а популяция насчитывает 8 хромосом. Понятно, что наилучшей будет хромосома, состоящая из 12 единиц. Посмотрим, как протекает процесс решения этой весьма тривиальной задачи с помощью генетического алгоритма.

*Инициализация или выбор исходной популяции хромосом.* Необходимо случайным образом сгенерировать 8 двоичных последовательностей длиной 12 битов. Это можно достигнуть, например, подбрасыванием монеты (96 раз, при выпадении «орла» присписывается значение - 1, а в случае «решки» - 0). Таким образом можно сформировать исходную популяцию

$$\begin{array}{ll} \text{ch}_1 = [111001100101] & \text{ch}_5 = [010001100100] \\ \text{ch}_2 = [001100111010] & \text{ch}_6 = [010011000101] \\ \text{ch}_3 = [011101110011] & \text{ch}_7 = [101011011011] \\ \text{ch}_4 = [001000101000] & \text{ch}_8 = [000010111100] \end{array}$$

*Оценка приспособленности хромосом в популяции.* В рассматриваемом упрощенном примере решается задача нахождения такой хромосомы, которая содержит наибольшее количество единиц. Поэтому функция приспособленности определяет количество единиц в хромосоме. Обозначим функцию приспособленности символом  $F$ . Тогда ее значения для каждой хромосомы из исходной популяции будут такие:

$$\begin{array}{ll} F(\text{ch}_1) = 7 & F(\text{ch}_5) = 4 \\ F(\text{ch}_2) = 6 & F(\text{ch}_6) = 5 \\ F(\text{ch}_3) = 8 & F(\text{ch}_7) = 8 \\ F(\text{ch}_4) = 3 & F(\text{ch}_8) = 5 \end{array}$$

Хромосомы  $\text{ch}_3$  и  $\text{ch}_7$  характеризуются наибольшими значениями функции принадлежности. В этой популяции они считаются наилучшими кандидатами на решение задачи. Если в соответствии с блок-схемой генетического алгоритма (рис. 7) условие остановки алгоритма не выполняется, то на следующем шаге производится селекция хромосом из текущей популяции.

*Селекция хромосом.* Селекция производится методом рулетки. На основании формул приведенных ранее для каждой из 8 хромосом текущей популяции (в нашем случае - исходной популяции, для которой  $N = 8$ ) получаем сектора колеса рулетки, выраженные в процентах:

$$\begin{array}{ll} v(\text{ch}_1) = 15,22 & v(\text{ch}_5) = 8,70 \\ v(\text{ch}_2) = 13,04 & v(\text{ch}_6) = 10,87 \\ v(\text{ch}_3) = 17,39 & v(\text{ch}_7) = 17,39 \\ v(\text{ch}_4) = 6,52 & v(\text{ch}_8) = 10,87 \end{array}$$

Графически колесо рулетки для селекции хромосом представлено на рис. 9.

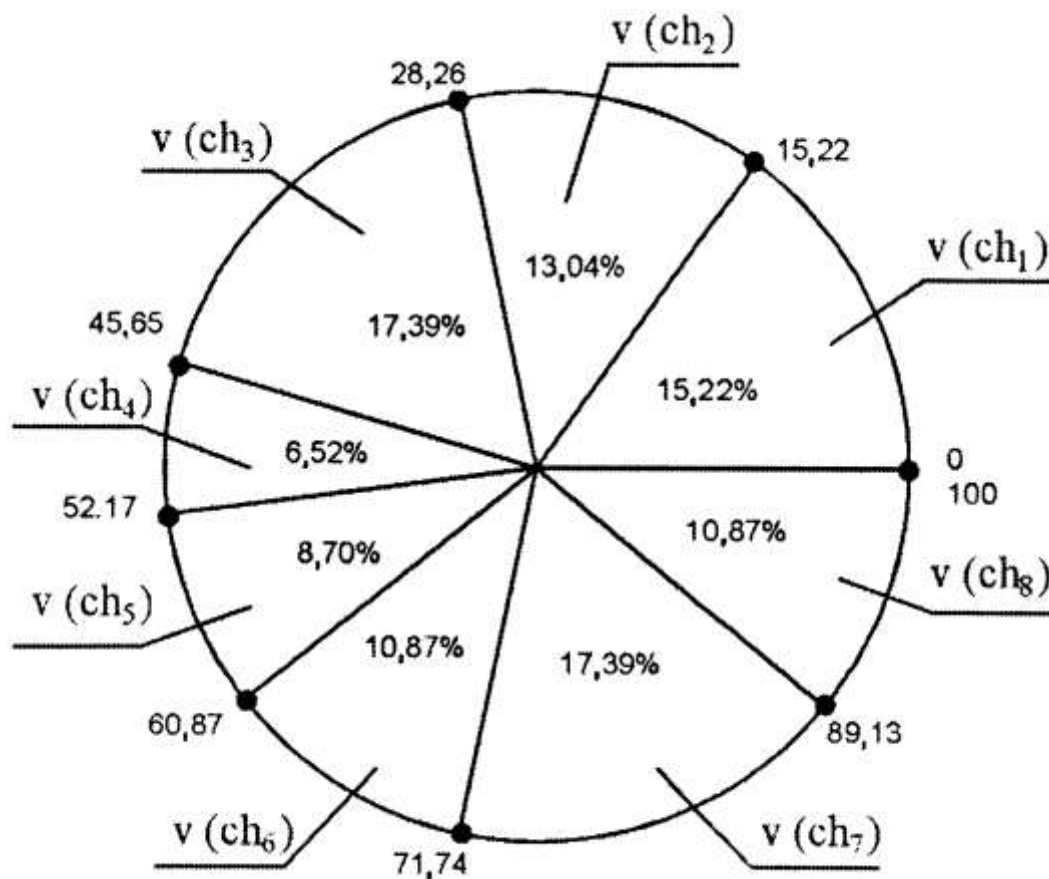


Рисунок 9- Колесо рулетки для селекции.

Розыгрыш с помощью колеса рулетки сводится к случайному выбору числа из интервала  $[0, 100]$ , указывающего на соответствующий сектор на колесе, т.е. на конкретную хромосому. Допустим, что разыграны следующие 8 чисел:

79 44 9 74 44 86 48 23

Это означает выбор хромосом

ch7 ch3 ch1 ch7 ch3 ch7 ch4 ch2

Как видно, хромосома ch7 была выбрана трижды, а хромосома ch3 -дважды. Заметим, что именно эти хромосомы имеют наибольшее значение функции приспособленности. Однако выбрана и хромосома ch4 с наименьшим значением функции приспособленности. Все выбранные таким образом хромосомы включаются в так называемый родительский пул.

*Применение генетических операторов.* Допустим, что ни одна из отобранных в процессе селекции хромосом не подвергается мутации, и все они составляют популяцию хромосом, предназначенных для скрещивания. Это означает, что вероятность скрещивания  $p_c = 1$ , а вероятность мутации  $p_m = 0$ . Допустим, что из этих хромосом случайным образом сформированы пары родителей

ch<sub>2</sub> и ch<sub>7</sub> ch<sub>1</sub> и ch<sub>7</sub> ch<sub>3</sub> и ch<sub>4</sub> ch<sub>3</sub> и ch<sub>7</sub>

Для первой пары случайным образом выбрана точка скрещивания  $I_k = 4$ , для второй  $I_k = 3$ , для третьей  $I_k = 11$ , для четвертой  $I_k = 5$ . При этом процесс скрещивания протекает так, как показано на рисунке 10. В результате выполнения оператора скрещивания получаются 4 пары потомков.

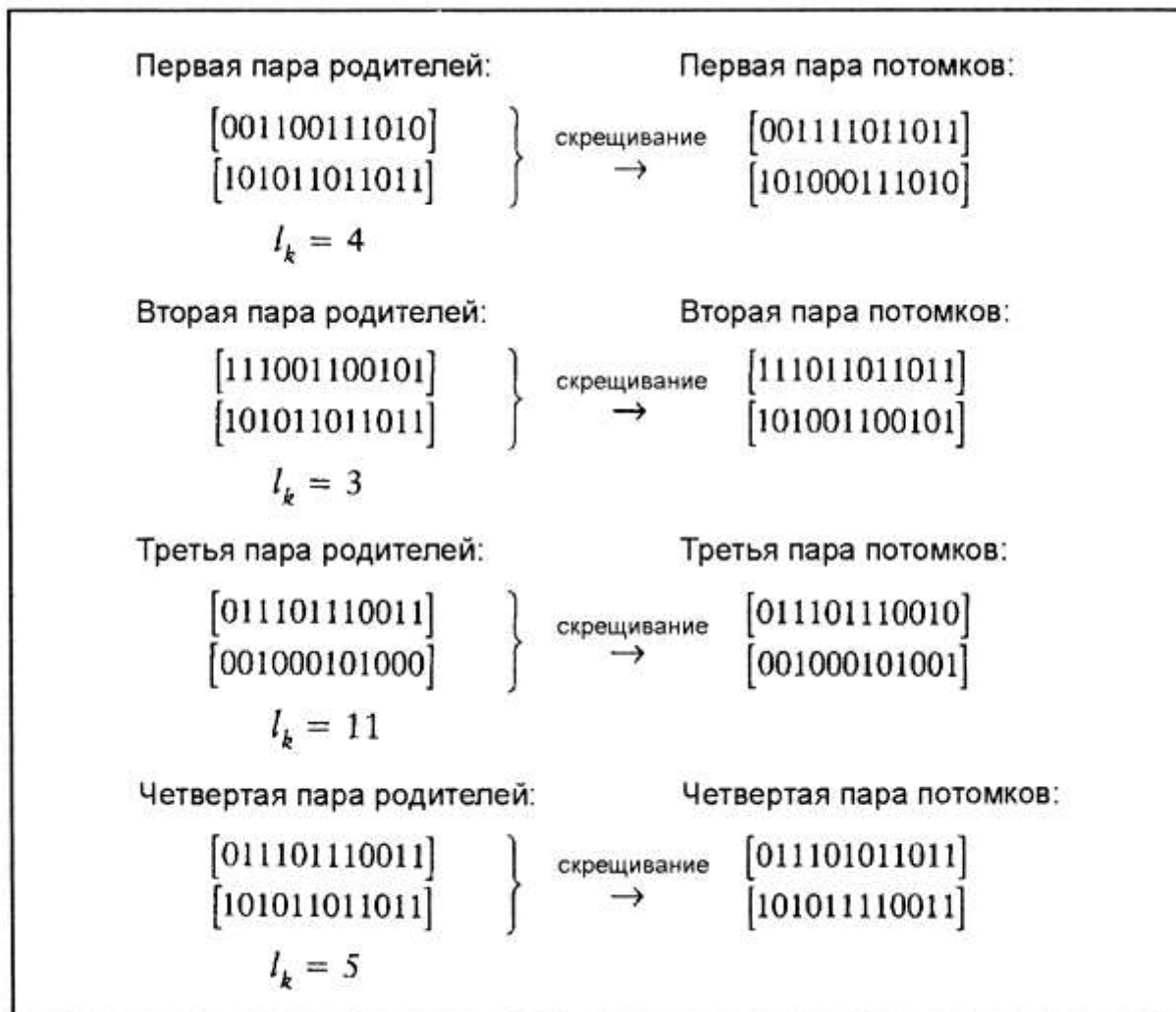


Рис. 10 - Процесс скрещивания хромосом

Если бы при случайном подборе пар хромосом для скрещивания были объединены, например, ch<sub>3</sub> с ch<sub>3</sub> и ch<sub>4</sub> с ch<sub>7</sub> вместо ch<sub>3</sub> с ch<sub>4</sub> и ch<sub>3</sub> с ch<sub>7</sub>, а другие пары остались без изменения, то скрещивание ch<sub>3</sub> с ch<sub>3</sub> дало бы две такие же хромосомы независимо от разыгранной точки скрещивания. Это означало бы получение двух потомков, идентичных своим родителям. Заметим, что такая ситуация наиболее вероятна для хромосом с наибольшим значением функции приспособленности, т.е. именно такие хромосомы получают наибольшие шансы на переход в новую популяцию.

Формирование новой популяции. После выполнения операции скрещивания мы получаем (согласно рис. 4) следующую популяцию потомков:

Ch <sub>1</sub> = [001111011011]	Ch <sub>5</sub> = [011101110010]
Ch <sub>2</sub> = [101000111010]	Ch <sub>6</sub> = [001000101001]

$$\text{Ch}_3 = [111011011011]$$

$$\text{Ch}_7 = [011101011011]$$

$$\text{Ch}_4 = [101001100101]$$

$$\text{Ch}_8 = [101011110011]$$

Для отличия от хромосом предыдущей популяции обозначения вновь сформированных хромосом начинаются с заглавной буквы С.

Согласно блок-схеме генетического алгоритма (рис. 1) производится возврат ко второму этапу, т.е. к оценке приспособленности хромосом из вновь сформированной популяции, которая становится текущей. Значения функций приспособленности хромосом этой популяции составляют

$$F(\text{Ch}_1) = 8$$

$$F(\text{Ch}_5) = 7$$

$$F(\text{Ch}_2) = 6$$

$$F(\text{Ch}_6) = 4$$

$$F(\text{Ch}_3) = 9$$

$$F(\text{Ch}_7) = 8$$

$$F(\text{Ch}_4) = 6$$

$$F(\text{Ch}_8) = 8$$

Заметно, что популяция потомков характеризуется гораздо более высоким средним значением функции приспособленности, чем популяция родителей. Обратим внимание, что в результате скрещивания получена хромосома  $\text{Ch}_3$  с наибольшим значением функции приспособленности, которым не обладала ни одна хромосома из родительской популяции. Однако могло произойти и обратное, поскольку после скрещивания на первой итерации хромосома, которая в родительской популяции характеризовалась наибольшим значением функции приспособленности, могла просто «потеряться». Помимо этого «средняя» приспособленность новой популяции все равно оказалась бы выше предыдущей, а хромосомы с большими значениями функции приспособленности имели бы шансы появиться в следующих поколениях.



Если таких наборов нет в парах родителей, то позиция скрещивания –  $(\text{СУММ}(A(i)))_{\text{mod}4}$ , где СУММ() – функция двоичного суммирования.

$A_1=0101\ 0001$

$A_2=1001\ 0100$

$B_1=1101\ 0100$

$B_2=1111\ 1001$

8. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания, инверсии и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в позиции скрещивания – 5 или 6 (большее число «1» или число «0» в префиксе или суффиксе хромосомы соответственно). При равенстве чисел – преимущество меньшей позиции.

$A_1=1101\ 0001$

$A_2=0111\ 0110$

$B_1=1100\ 1100$

$B_2=1100\ 1011$

9. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в позиции скрещивания – 5 или 6 (большее число «1» или число «0» в префиксе или суффиксе хромосомы соответственно). При равенстве чисел – преимущество меньшей позиции.

$A_1=1101\ 0001$

$A_2=0111\ 0110$

$B_1=1100\ 1100$

$B_2=1100\ 1011$

10. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций инверсии и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в позиции скрещивания, соответствующей наборам «01». Если таких наборов нет в парах родителей, то позиция скрещивания –  $(\text{СУММ}(A(i)))_{\text{mod}6}$ , где СУММ() – функция двоичного суммирования.

$A_1=0110\ 1101$

$A_2=1101\ 0101$

$B_1=1111\ 0101$

$B_2=1001\ 1011$

11. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания, мутации и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в позиции скрещивания – 3 или 5 (большее число «0» или число «1» в префиксе или суффиксе хромосомы соответственно). При равенстве чисел – преимущество большей позиции.

$A_1=1101\ 0001$

$A_2=0111\ 0110$

$B_1=1100\ 1100$

$B_2=1100\ 1011$

12. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций инверсии и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в позиции скрещивания – 4 или 6 (большее число «1» или число «0» в префиксе или суффиксе хромосомы соответственно). При равенстве чисел – преимущество меньшей позиции.

$A_1=1101\ 1101$

$A_2=0111\ 0100$

$$B_1=1010\ 1101$$

$$B_2=1100\ 1010$$

13. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в случайно задаваемой позиции скрещивания таким образом, чтобы у потомка число логических «1» и логических «0» чередовались до максимального значения, начиная с префикса.

$$A_1=1101\ 0001$$

$$A_2=0111\ 0110$$

$$B_1=0011\ 1101$$

$$B_2=1101\ 1001$$

14. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в случайно задаваемой позиции скрещивания таким образом, чтобы у потомка число логических «1» и логических «0» чередовались до максимального значения, начиная с суффикса.

$$A_1=0101\ 1001$$

$$A_2=1001\ 0110$$

$$B_1=1100\ 0110$$

$$B_2=0110\ 1001$$

15. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в случайно задаваемой позиции скрещивания таким образом, чтобы у потомка число логических «0» и логических «1» чередовались до максимального значения, начиная с префикса.

$$A_1=0101\ 0001$$

$$A_2=1001\ 0100$$

$$B_1=1110\ 0100$$

$$B_2=0110\ 1011$$

16. Создать в программном пакете средство решения оптимизационной задачи с применением операций скрещивания и отбора. Для 2 пар родителей сгенерировать потомков в случайно задаваемой позиции скрещивания таким образом, чтобы у потомка число логических «0» и логических «1» чередовались до максимального значения, начиная с суффикса.

$$A_1=0101\ 1001$$

$$A_2=1001\ 0100$$

$$B_1=1101\ 0110$$

$$B_2=1010\ 1011$$

### **Контрольные вопросы**

1. Что такое хромосома, популяция, генотип, фенотип, особь, аллель, локус?
2. Обоснование принципа Монте-Карло для задания начальных значений хромосом.

3. Сущность адаптивного изменения состава и структуры популяции. Критерии выживания хромосомы.
4. Способ задания и реализации целевой функции выживания популяции
5. Что такое скрещивание, мутация, инверсия кроссинг? Какая алгоритмическая реализация операторов?
6. Что такое селекция, отбор? Алгоритмическая реализация оператора.
7. Что такое мутация? Алгоритмическая реализация оператора.
8. Сущность кодированного представления хромосомы.
9. Условия останова работы генетического алгоритма.
10. Оценка приспособленности хромосом в популяции, критерии оценки.

### **Библиографический список**

1. Сидоркина, И. Г. Системы искусственного интеллекта [Текст] : учебное пособие / И. Г. Сидоркина. - Москва : КНОРУС, 2016. - 246 с.
2. Автоматизированные информационные системы и интеллектуальные технологии [Текст] : учебное пособие / Е. А. Титенко [и др.] ; Минобрнауки России, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Юго-Западный государственный университет". - Курск : ЮЗГУ, 2013. - 133 с.
3. Основы построения интеллектуальных систем [Электронный ресурс]: учебное пособие/ Г.В. Рыбина. М.: Финансы и статистика, 2010. - 432 с.
4. Биоинспирированные методы в оптимизации. М.: Наука, 2009. 384 с.
5. Потапов А.С. Технологии искусственного интеллекта [Электронный ресурс]: учебное пособие. - СПб: СПбГУ ИТМО, 2010. - 218 с.