

ПРАКТИЧЕСКАЯ РАБОТА № 16

ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ

1. Цель и задачи работы

Целью работы является приобретение умений и навыков поиска оптимального значения нелинейной функции на заданном интервале с помощью генетических алгоритмов.

Задачами работы являются: приобретение навыков кодирования значений параметров функции в двоичной системе; выбора исходной популяции хромосом, оценки функции приспособленности, селекции хромосом, применения генетических операторов (скрещивания и мутации) и определения наилучшей хромосомы.

2. Теоретические сведения

2.1. Реализация идеи биологической эволюции в рамках генетических алгоритмов

Генетические алгоритмы (ГА) относятся к одному из направлений *эволюционных вычислений* – бионическому направлению, использующему существующие в природе закономерности, упрощенные таким образом, чтобы их можно было реализовать в компьютерных моделях.

Основным механизмом эволюции является естественный отбор. Все биологические виды развиваются с различной степенью приспособленности к окружающей среде; при этом более приспособленные особи получают больше возможностей для выживания. При генерации новых поколений биологических видов работает механизм *генетического наследования*, согласно которому потомки наследуют от родителей некоторые свойства. Очевидно, что количество потомков более приспособленных родителей будет увеличиваться, поэтому через несколько десятков или сотен новых поколений средняя приспособленность такой группы возрастает.

Научное направление, изучающее законы и механизмы наследственности, называется *генетикой*. Генетическая информация хранится в виде набора молекул ДНК. Каждая молекула ДНК – это цепочка из молекул нуклеотидов четырех типов: А, Т, С, G. Собственно

генетическая информация хранится в виде порядка следования нуклеотидов в молекуле ДНК (в виде кода). Ген – это единица наследственной информации, которая представляет собой отрезок цепи ДНК, ответственный за определенное свойство особи, например за цвет глаз, тип волос, цвет кожи и т. д. В живых организмах клетки содержат важные группы специальной материи, содержащей наследственную информацию – *хромосомы*. Гены образуют хромосомы. В каждой клетке организма есть набор хромосом, несущих информацию обо всей особи.

2.2. Генетические алгоритмы

Генетические алгоритмы – это адаптивные методы поиска, которые часто используются для решения задач функциональной и структурной *оптимизации*. ГА могут использоваться для проектирования структуры механизмов, поиска оптимальной формы детали, раскроя ткани и др.

Основные принципы ГА были сформулированы американским математиком Дж. Холландом в 1975 г. ГА моделируют биологические процессы и по аналогии с эволюционным механизмом работают с популяцией, каждая из хромосом которой представляет собой возможное решение данной задачи. Каждая хромосома оценивается мерой ее «приспособленности», которую также называют функцией *оптимальности*. Наиболее приспособленные особи получают возможность «воспроизвести» потомство с помощью «перекрестного скрещивания» с другими особями популяции. В результате появляются новые особи, сочетающие в себе характеристики, наследуемые от родителей. Наименее приспособленные особи постепенно исчезают из популяции в процессе эволюции. Новое поколение обладает лучшими характеристиками по сравнению с предыдущим. Скрещивание наиболее приспособленных особей приводит к тому, что эволюция отыскивает перспективные решения в широком пространстве поиска. В конечном итоге популяция сходится к оптимальному решению задачи.

В настоящее время термином «генетические алгоритмы» называют широкий класс алгоритмов поиска оптимального решения с различными представлениями хромосом, операторами скрещивания, мутации и т.д.

2.3. Основные понятия генетических алгоритмов

ГА используют словарь, заимствованный из естественной генетики:

– *хромосомы (цепочки, или кодовые последовательности)* – это упорядоченные последовательности *генов*. Хромосома – битовая строка 0101...101, или вектор из нулей и единиц, которая определяет точку пространства поиска и представляет собой потенциальное решение задачи;

– *гены* – элементы, из которых состоит хромосома;

– *популяция* – это конечное множество особей;

– *особи*, входящие в популяцию, в ГА представляются хромосомами с закодированным в них множествами параметров задачи, т.е. решений, которые иначе называются точками в пространстве поиска;

– *генотип*, или структура, – это набор хромосом определенной особи. Следовательно, особями популяции могут быть генотипы либо единичные хромосомы (генотип может состоять даже из одной хромосомы);

– *фенотип* – это набор значений, соответствующих данному генотипу; иначе его называют либо декодированной структурой, либо множеством параметров задачи;

– *аллель* – значение конкретного гена, также определяемое как значение *свойства*;

– *локус*, или позиция, – место размещения данного гена в хромосоме (цепочке). Множество позиций генов называются локами;

– *кроссовер* – операция скрещивания хромосом, при котором хромосомы обмениваются своими частями;

– *мутация* – случайное изменение одной или нескольких позиций в хромосоме;

– *функция приспособленности*, или функция пригодности (*fitness function*), – функция оценки, мера приспособленности особи в популяции, которая позволяет выбирать наиболее приспособленные особи;

– механизм *селекции* заключается в выборе хромосом с наивысшей оценкой (т.е. наиболее приспособленных), которые репродуцируют чаще, чем особи с более низкой оценкой;

– *репродукция* – создание новых хромосом в результате *рекомбинации* генов родительских хромосом;

– *рекомбинация* – это процесс, в результате которого возникают новые комбинации генов. Для этого используется две операции: *скрещивание*, позволяющее создать две совершенно новые хромосомы потомков путем комбинирования генетического материала пары родителей, а также *мутация*, которая может вызвать изменения в отдельных хромосомах.

2.4. Стандартный генетический алгоритм

Стандартный ГА состоит из следующих шагов: 1) инициализация, или выбор исходной популяции хромосом; 2) оценка приспособленности хромосом в популяции; 3) проверка условия остановки алгоритма; 4) селекция хромосом; 5) применение генетических операторов; 6) формирование новой популяции; 7) выбор «наилучшей» хромосомы.

На рисунке 5.1 представлена блок-схема ГА, включающего следующие этапы:

Шаг 1. Инициализация, т.е. формирование исходной популяции хромосом, заключается в случайном выборе заданного количества хромосом (особей), представляемых двоичными последовательностями фиксированной длины.

Шаг 2. Оценивание приспособленности хромосом в популяции состоит в расчете функции приспособленности для каждой хромосомы этой популяции. Чем больше значение функции приспособленности, тем выше «качество» хромосомы.

Шаг 3. Проверка условия остановки алгоритма. Остановка работы ГА определяется следующими условиями:

1) в оптимизационных задачах, если известно максимальное (или минимальное) значение функции приспособленности, то остановка алгоритма может произойти после достижения ожидаемого оптимального значения;

2) остановка алгоритма также может произойти в случае, когда его выполнение не приводит к улучшению уже достигнутого значения;

3) алгоритм может быть остановлен по истечении определенного времени выполнения либо после выполнения заданного количества итераций.

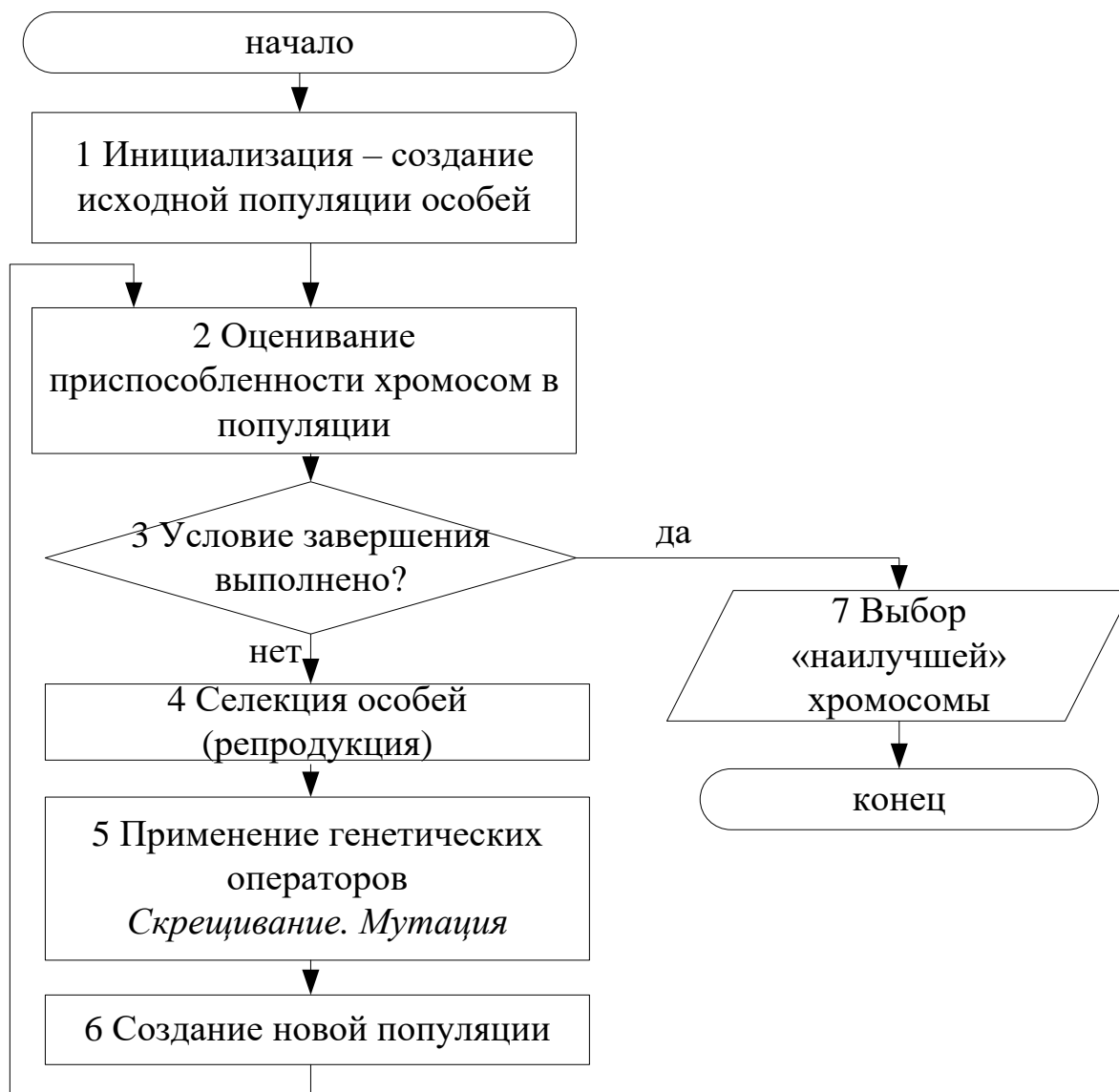


Рис. 5.1. Блок-схема генетического алгоритма

Если условие остановки выполнено, то осуществляется переход к этапу *выбора «наилучшей» хромосомы*, вывода результата алгоритма и завершение работы алгоритма. В противном случае – переход к следующему шагу.

Шаг 4. Селекция хромосом, которая заключается в выборе тех хромосом, которые будут участвовать в создании потомков для следующей популяции, т.е. для очередного поколения. Селекция хромосом нужна для создания условий преимущества более приспособленным хромосомам в процессе репродукции новой популяции. Такой выбор соответствует принципу естественного отбора, согласно которому наибольшие шансы на участие в создании новых особей имеют хромосомы с наибольшими значениями функции приспособленности.

Наиболее популярным методом селекции считается *метод рулетки*, который свое название получил по аналогии с азартной игрой: каждой хромосоме сопоставляется сектор колеса рулетки, величина которого устанавливается пропорциональной значению функции приспособленности данной хромосомы. Чем больше значение функции приспособленности, тем больше сектор на колесе рулетки. Очевидно, что все колесо рулетки соответствует сумме значений функции приспособленности всех хромосом рассматриваемой популяции. Итак, каждой хромосоме ch_i , $i = 1, 2, \dots, N$, соответствует сектор колеса $v(ch_i^*)$, выраженный в процентах:

$$v(ch_i^*) = p_S(ch_i^*) \cdot 100\%, \quad (5.1)$$

где $p_S(ch_i^*)$ — вероятность селекции i -й хромосомы, которая рассчитывается с использованием функции приспособленности каждой хромосомы $F(ch_i^*)$:

$$p_S(ch_i^*) = \frac{F(ch_i^*)}{\sum_{i=1}^N F(ch_i^*)}. \quad (5.2)$$

Селекция хромосомы, таким образом, осуществляется на основе моделирования поворота колеса рулетки, где «выигравшая» (т.е. выбранная) хромосома определяется по выпавшему сектору колеса.

Разумеется, чем больше такой сектор, тем больше вероятность «победы» соответствующей хромосомы. Поэтому вероятность выбора данной хромосомы оказывается пропорциональной значению ее функции приспособленности.

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

Шаг 5. Применение генетических операторов к хромосомам, отобранным с помощью селекции. Формируется новая популяция потомков от созданной на предыдущем шаге родительской популяции.

Применяются два основных генетических оператора: оператор скрещивания (*crossover*) и оператор мутации (*mutation*).

Оператор скрещивания моделирует процесс скрещивания особей путем обмена частями хромосом между двумя или более особями в популяции следующим образом. На первом этапе скрещивания выбираются пары хромосом из родительской популяции (родительского пула). Это временная популяция, состоящая из хромосом, отобранных в результате селекции и предназначенных для

дальнейших преобразований операторами скрещивания и мутации с целью формирования новой популяции потомков. Хромосомы из родительской популяции случайным способом объединяются в пары. Для каждой пары отобранных родителей разыгрывается позиция гена (локус) в хромосоме, определяющая точку скрещивания. Если хромосома каждого из родителей состоит из L генов, то очевидно, что точка скрещивания l_k представляет собой натуральное число, меньшее L . Поэтому фиксация точки скрещивания сводится к случайному выбору числа из интервала $[1, L - 1]$. В результате скрещивания пары родительских хромосом получается следующая пара потомков:

1) потомок, хромосома которого на позициях от 1 до l_k состоит из генов первого родителя, а на позициях от $l_k + 1$ до L – из генов второго родителя;

2) потомок, хромосома которого на позициях от 1 до l_k состоит из генов второго родителя, а на позициях от $l_k + 1$ до L – из генов первого родителя.

Оператор мутации – оператор, моделирующий стохастическое изменение части хромосом. Оператор с вероятностью p_m изменяет значение гена в хромосоме на противоположное (т.е. с 0 на 1 или обратно). Например, если в хромосоме $[100110101010]$ мутации подвергается ген на позиции 7, то его значение, равное 1, изменяется на 0, что приводит к образованию хромосомы $[100110001010]$. Оператор мутации играет второстепенную роль по сравнению с оператором скрещивания, т.к. мутация осуществляется достаточно редко (из аналогии с миром живых организмов) и составляет примерно 1%. Оператор мутации необходим, чтобы, с одной стороны, ввести в популяцию некоторое разнообразие и расширить область поиска, а с другой – чтобы предупредить потери, которые могли бы произойти вследствие исключения какого-нибудь значимого гена в результате скрещивания и не привести к таким изменениям потомков, которые будут далеки от приемлемых решений.

В ГА мутация хромосом может выполняться на популяции родителей перед скрещиванием либо на популяции потомков, образованных в результате скрещивания.

Шаг 6. Формирование новой популяции. Хромосомы, полученные в результате применения генетических операторов к хромосомам временной родительской популяции, включаются в состав *новой популяции*, которая становится так называемой текущей популяцией

для данной итерации ГА. Далее осуществляется переход к шагу 2, на котором определяются оценки приспособленности хромосом в носой популяции.

Шаг 7. *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.

3. Методика выполнения работы

Пример. Необходимо найти максимум функции

$$f(x) = 2x^2 + 1$$

на отрезке $0 < x < 31$ с помощью генетических алгоритмов.

Очевидно, что эта задача легко решается с использованием необходимого условия экстремума, однако на этом примере удобно проиллюстрировать принципы работы ГА.

Допустим, что x принимает целые значения из заданного диапазона. Задача оптимизации этой функции заключается в перемещении по пространству, состоящему из 32 точек со значениями $0, 1, \dots, 31$, для обнаружения той точки, в которой функция принимает максимальное (или минимальное) значение. В этом случае в качестве *параметра задачи* выступает переменная x . Множество $\{0, 1, \dots, 31\}$ составляет *пространство поиска* и одновременно – множество *потенциальных решений задачи*. Каждое из 32 чисел, принадлежащих этому множеству, называется либо точкой пространства поиска решений, либо решением, либо значением параметра, либо фенотипом. Решение, оптимизирующее функцию, называется *наилучшим*, или оптимальным, решением.

В качестве функции пригодности (приспособленности) выступает сама исходная функция. Чем больше ее значение, тем лучше пригодность хромосомы.

3.1. Инициализация, или выбор исходной популяции хромосом

3.1.1. Кодирование фенотипов в хромосомы.

Очевидно, что для кодирования в двоичную систему значений аргументов функции x , изменяющихся в диапазоне $0 < x < 31$,

потребуется 5 двоичных разрядов. Соответствие фенотипов и генотипов (хромосом) показано в таблице 5.1.

Таблица 5.1

Кодирование значений параметра в двоичной системе

Фенотип ch^*	0	1	2	3	4	5	6	7
Генотип ch	00000	00001	00010	00011	00100	00101	00110	00111
Фенотип ch^*	8	9	10	11	12	13	14	15
Генотип ch	01000	01001	01010	01011	01100	01101	01110	01111
Фенотип ch^*	16	17	18	19	20	21	22	23
Генотип ch	10000	10001	10010	10011	10100	10101	10110	10111
Фенотип ch^*	24	25	26	27	28	29	30	31
Генотип ch	11000	11001	11010	11011	11100	11101	11110	11111

Представленные кодовые последовательности называются *хромосомами*, которые выступают в роли *генотипов*. Каждая из хромосом состоит из 5 генов (длиной 5 битов). Значение гена в конкретной позиции называется аллелью, принимающей в данном случае значения 0 или 1.

3.1.2. Генерация начальной выборочной популяции особей, или генотипов.

Итак, *популяция* состоит из *особей*, выбираемых среди исходных 32 хромосом. Встает вопрос: какого размера должна быть начальная популяция и каким методом ее определять. В классическом генетическом алгоритме принято определять выборочную популяцию случайным образом.

Устанавливается размер исходной популяции с численностью, равной шести хромосомам $N = 6$; а затем случайным образом генерируется популяция. Предположим, что случайный выбор определил множество хромосом $\{ch_1, ch_2, \dots, ch_6\}$, представляющих собой закодированную форму фенотипов: $\{ch_1^*, ch_2^*, \dots, ch_6^*\}$ (табл. 5.2).

Таблица 5.2

Хромосомы исходной популяции и их фенотипы

Хромосома	Фенотип	Хромосома	Фенотип
$ch_1 = [10011]$	$ch_1^* = 19$	$ch_4 = [10101]$	$ch_4^* = 21$
$ch_2 = [00011]$	$ch_2^* = 3$	$ch_5 = [01000]$	$ch_5^* = 8$
$ch_3 = [00111]$	$ch_3^* = 7$	$ch_6 = [11101]$	$ch_6^* = 29$

3.2. Оценка приспособленности хромосом в популяции

Функция приспособленности отдельных хромосом в популяции определяется значением исходной функции $f(x) = 2x^2 + 1$ для значений x , соответствующих этим хромосомам, т.е. для фенотипов, соответствующих определенным *генотипам* (табл.5.3).

Таблица 5.3

Значения функции приспособленности для каждой хромосомы

Хромосома	Фенотип	Функция приспособленности
$ch_1 = [10011]$	$ch_1^* = 19$	$F(ch_1^*) = 723$
$ch_2 = [00011]$	$ch_2^* = 3$	$F(ch_2^*) = 19$
$ch_3 = [00111]$	$ch_3^* = 7$	$F(ch_3^*) = 99$
$ch_4 = [10101]$	$ch_4^* = 21$	$F(ch_4^*) = 883$
$ch_5 = [01000]$	$ch_5^* = 8$	$F(ch_5^*) = 129$
$ch_6 = [11101]$	$ch_6^* = 29$	$F(ch_6^*) = 1683$

3.3. Проверка условия остановки алгоритма

Наибольшим значением функции приспособленности характеризуется хромосома ch_6 ($F(ch_6^*) = 1683$), поэтому в этой популяции она считается наилучшим кандидатом на решение задачи.

Очевидным является то, что в данной задаче максимум исходной функции достигается на интервале $0 < x < 31$ в точке $x = 31$ ($f(x) = 1923$), поэтому можно сделать вывод о том, что лучшее значение F еще не найдено. Это означает, что условие остановки алгоритма не выполняется и осуществляется переход к следующему шагу алгоритма.

3.4. Селекция хромосом

Селекция хромосом осуществляется *методом рулетки*. Для отбора наиболее приспособленных хромосом для каждой из 6 хромосом текущей популяции задается вероятность выбора $p_S(ch_i^*)$ по формуле (5.2) пропорционально относительной приспособленности. Затем числовой промежуток $[0, 100]$ разбивается на интервалы длиной $v(ch_i^*)$ (5.1) и формируются секторы колеса рулетки, выраженные в процентах (табл. 5.4).

Секторы колеса рулетки

Фенотип ch_i^*	Значения функции приспособленности $F(ch_i^*)$	Вероятность выбора $p_S(ch_i^*)$, % – сектор колеса рулетки	$\Sigma p_S(ch_i^*)$, %
$ch_1^* = 19$	$F(ch_1^*) = 723$	20,45	20,45
$ch_2^* = 3$	$F(ch_2^*) = 19$	0,54	20,99
$ch_3^* = 7$	$F(ch_3^*) = 99$	2,80	23,79
$ch_4^* = 21$	$F(ch_4^*) = 883$	24,97	48,76
$ch_5^* = 8$	$F(ch_5^*) = 129$	3,64	52,41
$ch_6^* = 29$	$F(ch_6^*) = 1683$	47,59	100
	$\Sigma F(ch_i^*) = 3536$	100	

На рисунке 5.2. представлено колесо рулетки, построенное на основе таблицы 5.4. Чем больше сектор колеса рулетки, тем больше вероятность победы соответствующей хромосомы, поэтому в среднем функция приспособленности от поколения к поколению будет возрастать.

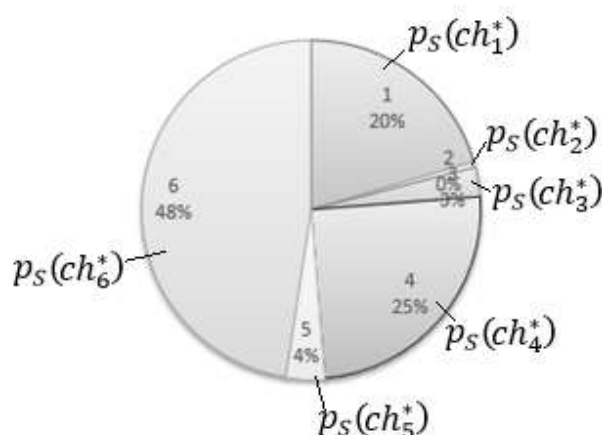


Рис. 5.2. Колесо рулетки для селекции

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. Процесс отбора основан на вращении колеса рулетки в количестве раз, равном размеру популяции. Так, для рассматриваемого примера колесо рулетки вращается 6 раз, при этом случайным образом выбирается число из интервала $[0, 100]$, фиксируется попадание этого числа в один из промежутков, соответствующих хромосоме начальной популяции.

Пусть разыграны следующие 8 чисел:

97, 26, 54, 13, 31, 88.

Тогда на основе данных таблицы 5.4 определяются секторы колеса рулетки, в которые попали эти числа, а затем устанавливается, какие хромосомы начальной популяции соответствуют этим числам (табл.5.5).

Таблица 5.5

Результаты розыгрыша и соответствующие хромосомы

Результаты розыгрыша		Хромосомы
97	→	$ch_6 = [11101]$
26	→	$ch_4 = [10101]$
54	→	$ch_6 = [11101]$
13	→	$ch_1 = [10011]$
31	→	$ch_4 = [10101]$
88	→	$ch_6 = [11101]$

Анализ результатов розыгрыша показали, что хромосома ch_6 была выбрана трижды, а хромосома ch_4 – дважды, что связано с тем, что именно эти хромосомы имеют наибольшие значения функции приспособленности.

Таким образом образуется так называемый *родительский пул* – набор хромосом, на основе которых формируются родительские пары хромосом. Родительский пул – временная популяция, необходимая для формирования потомков.

3.5. Применение генетических операторов

3.5.1. Операция скрещивания (кроссовер)

Множество всех возможных родительских пар формируется путем прямого произведения хромосом из родительского пула. В рассматриваемом примере образуется 36 пар хромосом:

$$\{ch_6, ch_4, ch_6, ch_1, ch_4, ch_6\} \times \{ch_6, ch_4, ch_6, ch_1, ch_4, ch_6\} = \\ = \{(ch_6, ch_6); (ch_4, ch_6); (ch_6, ch_6); (ch_1, ch_6); \dots; (ch_6, ch_6)\}$$

Предположим, что из полученных 36 пар хромосом случайным образом установлены три пары родителей:

$$ch_1 \text{ и } ch_4, \quad ch_4 \text{ и } ch_6, \quad ch_6 \text{ и } ch_6.$$

К каждой родительской паре хромосом применяется оператор скрещивания (*кроссовер*), в результате которого порождаются новые

хромосомы, у которых первая половина аллелей заимствуется у первого родителя, а вторая – у второго.

В случае одноточечного скрещивания для каждой родительской пары случайным образом задается точка скрещивания (локус) l_k . Пусть, например, для первой пары $l_k = 3$, для второй $l_k = 2$, для третьей – $l_k = 2$. Далее в каждой родительской паре производится обмен частями хромосом и образуется 2 новых потомка. В результате выполнения оператора скрещивания формируется 3 пары потомков (табл. 5.6).

Таблица 5.6

Скрещивание хромосом

№	Родительские пары	локус	скрещивание	Пары потомков
1	$ch_1 = [1\ 0\ 0\ 1\ 1]$ $ch_4 = [1\ 0\ 1\ 0\ 1]$	$l_k = 3$	→	$Ch_1 = [1\ 0\ 0\ 0\ 1]$ $Ch_2 = [1\ 0\ 1\ 1\ 1]$
2	$ch_4 = [1\ 0\ 1\ 0\ 1]$ $ch_6 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$	$l_k = 2$	→	$Ch_3 = [1\ 0\ 1\ 0\ 1]$ $Ch_4 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$
3	$ch_6 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$ $ch_6 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$	$l_k = 2$	→	$Ch_5 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$ $Ch_6 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$

Таким образом, применение оператора скрещивания к родительскому пулу порождает новую популяцию.

3.5.2. Операция мутации

Оператор мутации случайным образом с заданной вероятностью p_m , где $0 \leq p_m \leq 0,1$, изменяет значение гена в хромосоме на противоположный. В таблице 5.7 показано, как применяется оператор мутации в локусе $l_k = 5$ хромосомы Ch_2 : тогда $Ch_2 := [1\ 0\ 1\ 1\ 1]$ преобразуется в $Ch_2 = [1\ 0\ 1\ 1\ 0]$.

Таблица 5.7

Мутация хромосом

№	Хромосома	локус	мутация	Новая хромосома
1	$Ch_2 = [1\ 0\ 1\ 1\ 1]$	$l_k = 5$	→	$Ch_2 = [1\ 0\ 1\ 1\ 0]$

Таким образом, операция мутации, видоизменяя хромосомы, вносит разнообразие в популяцию.

3.6. Формирование новой популяции

Операторы скрещивания и мутации формируют новую популяцию. Оценки функции приспособленности хромосом новой популяции и ее фенотипы представлены в таблице 5.8. Для отличия от хромосом исходной популяции обозначения вновь сформированных хромосом начинаются с заглавной *C*.

Таблица 5.8

Хромосомы новой популяции и их фенотипы

Хромосома	Фенотип	Функция приспособленности
$Ch_1 = [1\ 0\ 0\ 0\ 1]$	$Ch_1^* = 17$	$F(Ch_1^*) = 579$
$Ch_2 = [1\ 0\ 1\ 1\ 0]$	$Ch_2^* = 22$	$F(Ch_1^*) = 969$
$Ch_3 = [1\ 0\ 1\ 0\ 1]$	$Ch_3^* = 21$	$F(Ch_1^*) = 883$
$Ch_4 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$	$Ch_4^* = 29$	$F(Ch_1^*) = 1683$
$Ch_5 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$	$Ch_5^* = 29$	$F(Ch_1^*) = 1683$
$Ch_6 = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$	$Ch_6^* = 29$	$F(Ch_1^*) = 1683$

Анализ результатов расчета новых функций приспособленности показывает, что новая популяция (потомки) характеризуется большей средней приспособленностью по сравнению с исходной (родительской) популяцией (см. табл. 5.3).

Дальнейшие итерации генетического алгоритма формируют новые хромосомы популяции, значения функции приспособленности которых будут выше, чем у предыдущей популяции.

3.7. Выбор «наилучшей» хромосомы

Наибольшим значением функции принадлежности характеризуются хромосомы Ch_4 , Ch_5 и Ch_6 . Если на следующих итерациях генетического алгоритма будут разыграны для скрещивания пары хромосом, например, Ch_4 и Ch_2 , Ch_5 и Ch_2 , Ch_6 и Ch_2 с точками скрещивания $l_k = 2$ или $l_k = 3$, то среди прочих может быть образована хромосома $Ch = [11111]$ с фенотипом $Ch^* = 31$, при котором функция приспособленности достигнет своего максимума, равного $F(Ch^*) = 1923$.

Порядок выполнения работы

1. Согласно варианту задания найти экстремум функции на заданном интервале с помощью генетического алгоритма. Принять размер начальной популяции, равным 6.

Закодировать значения параметров функции в двоичной системе. Выбрать исходную популяцию хромосом. Оценить функцию приспособленности. Провести селекцию хромосом. Применить генетические операторы скрещивания и мутации. Определить экстремум функции.

2. Проанализировать найденное решение путем построения графика целевой функции.

3. Оценить среднее количество шагов генетического алгоритма, необходимое для нахождения оптимального решения, выполняя запуск с разными начальными условиями.

Требования к содержанию и оформлению отчета

Отчет по практической работе должен содержать:

1. Название и цель работы, исходные данные варианта задания.
2. Этапы генетического алгоритма.
3. Найденное решение функции и сравнение с оптимальным решением для заданной функции (по графику).
4. Выводы.

Варианты заданий

№	Функция	Вид экстремума	Интервал
1	$f(x) = 5 - 2x + 15x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
2	$f(x) = 6 + 3x - 12x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
3	$f(x) = 15 - 4x + 5x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
4	$f(x) = 2 + 5x - 10x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
5	$f(x) = 12 - 6x + 11x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
6	$f(x) = 10 + 7x - 14x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
7	$f(x) = 12 - 8x + 2x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
8	$f(x) = 15 + 9x - 10x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
9	$f(x) = 2 - 3x + 15x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$

10	$f(x) = 10 + 4x - 5x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
11	$f(x) = 12 - 5x + 2x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
12	$f(x) = 5 + 6x - 3x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
13	$f(x) = 2 - 7x + 4x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
14	$f(x) = 15 + 8x - 5x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
15	$f(x) = 5 - 9x + 8x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
16	$f(x) = 10 + 3x - 2x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
17	$f(x) = 12 - 6x + x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
18	$f(x) = 5 + x - 2x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$
19	$f(x) = 2 - 12x + 5x^2$	<i>max</i>	$0 < x < 15$
20	$f(x) = 15 + 10x - 5x^2$	<i>min</i>	$0 < x < 15$

Контрольные вопросы

1. Опишите работу генетического алгоритма.
2. Как происходит кодирование фенотипов в хромосомы?
3. Что такое функция приспособленности?
4. Что определяет сходимость генетического алгоритма?
5. В чем заключается метод рулетки? Опишите процесс селекции.
6. Каким образом происходит формирование начальной популяции?
7. Какие задачи решают с помощью генетических алгоритмов?

Список рекомендуемых источников

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: – М.: Горячая линия - Телеком, 2004. – 452 с.
2. Модели и методы искусственного интеллекта. Применение в экономике / Матвеев М.Г., Свиридов А.С., Алейникова Н.А. – М.: Финансы и статистика, 2008. – 448 с.
3. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем: Учеб.пособие. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320с.
4. Осипов Г.С. Лекции по искусственному интеллекту. – М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2016. – 272 с.
5. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: Учеб.пособие / под ред. Ю.Ю.Тарасевича. – Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. – 87 с.