

Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет  
информационных технологий, механики и оптики  
Факультет информационных технологий и программирования  
Кафедра «Компьютерные Технологии»

М. П. Бойченко

**Отчет по лабораторной работе**  
**«Построение управляющих автоматов с помощью генетических алгоритмов»**

Вариант №3

Санкт-Петербург  
2011 г

# Оглавление

Введение .....	3
1. Постановка задачи .....	3
1.1 Задача о роботе, обходящем препятствия .....	3
2. Реализация .....	3
2.1. Функция приспособленности .....	3
2.2. Оператор мутации .....	4
2.3. Оператор большой мутации .....	4
2.4. Метод генерации очередного поколения .....	4
3. Результаты работы .....	4
Заключение .....	10
Источники .....	11

# Введение

В данной лабораторной работе требуется найти зависимость эффективности работы генетического алгоритма построения автомата, решающего задачу о работе, обходящего препятствия, от числа особей в поколении. Под эффективностью понимается среднее количество вычислений функции приспособленности (КВФП), решающее данную задачу.

При выполнении работы использовался программный комплекс для изучения методов глобальной оптимизации *G/Opt* [1], разработанный студентами кафедры «Компьютерные Технологии» НИУ ИТМО.

## 1. Постановка задачи

Задача данной лабораторной работы — исследовать влияние числа особей в поколении на эффективность работы генетического алгоритма, строящего автомат Мили из восьми состояний для решения задачи о работе, обходящем препятствия. Представленный данным автоматом робот должен доходить до цели не более чем за 200 шагов.

### 1.1 Задача о работе, обходящем препятствия

Дано поле  $32 \times 32$  клетки, представляющее собой фиксированный лабиринт с препятствиями. Робот видит только клетку впереди себя.

За один ход робот может:

- пойти вперед (если впереди препятствие, то ничего не произойдет);
- повернуть налево;
- повернуть направо.

Задача робота — добраться до цели за наименьшее число ходов, не превышающее двухсот.

## 2. Реализация

Виртуальная лаборатория уже содержит плагин задачи о работе, обходящем препятствия и плагин простого генетического алгоритма. Для решения поставленной задачи потребовалось изменить данный генетический алгоритм.

### 2.1. Функция приспособленности

Функция приспособленности (ФП) имеет следующий вид:

$$fitness(A) = \begin{cases} 200 + \min_{\text{path}} (|x_2 - x_1| + |y_2 - y_1|), & \text{робот не доходит до цели} \\ k, & \text{робот доходит до цели} \end{cases},$$

где  $A$  — автомат, принадлежащий пространству поиска,  $\text{path}$  — путь, который проходит робот за 200 ходов,  $(x_1, y_1)$  — координаты цели,  $(x_2, y_2)$  — координаты робота,  $k$  — число ходов, за которое робот доходит до цели.

## 2.2. Оператор мутации

Оператор мутации реализован следующим образом. Для каждого перехода из каждого состояния действие на этом переходе и номер следующего состояния с вероятностью 0,05 изменяются на случайные. С той же вероятностью может измениться начальное состояние автомата.

## 2.3. Оператор большой мутации

Оператор большой мутации реализован следующим образом. Все особи в поколении заменяются на случайные.

## 2.4. Метод генерации очередного поколения

Начальное поколение состоит из фиксированного числа случайно сгенерированных автоматов. Все автоматы в поколении имеют одинаковое наперед заданное число состояний. В данной работе число состояний равно восьми.

Для генерации очередного поколения используется классический генетический алгоритм.

Опишем используемый алгоритм. Пусть в поколении  $n$  особей. Сначала сохраняется элитная часть особей:  $m = n \cdot elitePart$ . В данной работе  $elitePart = 0,1$ . Затем, посредством рангового отбора формируется промежуточное поколение из  $n - m$  особей (элита тоже участвует в отборе). Далее особи из промежуточного поколения случайно разбиваются на  $\frac{n-m}{2}$  пар (генерируется случайная перестановка и образуются пары: (1, 2), (3, 4) и т. д.). К парам применяется оператор кроссовера и родители заменяются детьми. После этого к каждой особи из промежуточного поколения применяется оператор мутации. На последнем этапе лучшие  $n$  особей из сохраненной элиты и промежуточного поколения формируют новое поколение особей.

Если значение ФП лучшей особи не изменяется после достаточно большого КВФП (в данной работе оно равно 25000), то к поколению применяется оператор большой мутации.

## 3. Результаты работы

Для следующих значений числа особей в поколении (10, 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350) было произведено 1000 запусков. При каждом запуске, алгоритм останавливался, как только лучшая особь в поколении доходила до цели. При этом запоминалось КВФП. Для каждого значения числа особей в поколении считалось среднее значение и среднее квадратичное отклонение запомненных КВФП (см. таблицу). Строился график зависимости среднего значения КВФП от числа особей в поколении (рис. 1). Также строилась гистограмма (рис. 2—9). По оси абсцисс откладывается  $КВФП \cdot 10^{-3}$ , необходимое для решения задачи. Ось абсцисс разбита на 201 интервал. У первых двухсот интервалов длина равна 1000. Длина последнего интервала равна либо  $10^5$ , либо  $2 \cdot 10^5$ . По оси ординат откладывается число попаданий в интервал.

Таблица показывает, что на промежутке [10; 150] эффективность алгоритма в среднем не изменяется. При дальнейшем увеличении числа особей в поколении эффективность алгоритма ухудшается.

Таблица — Результаты запусков алгоритма при различном числе особей в поколении

$n$	$\langle f \rangle$	$\sqrt{\sigma}$
10	30863	31626
50	32112	34368
100	29129	26735
150	32831	29798
200	35388	29229
250	38644	28367
300	43405	32297
350	52148	39736

Здесь:  $n$  — число особей в поколении,  $\langle f \rangle$  — среднее значение КВФП,  $\sqrt{\sigma}$  — среднее квадратичное отклонение КВФП.

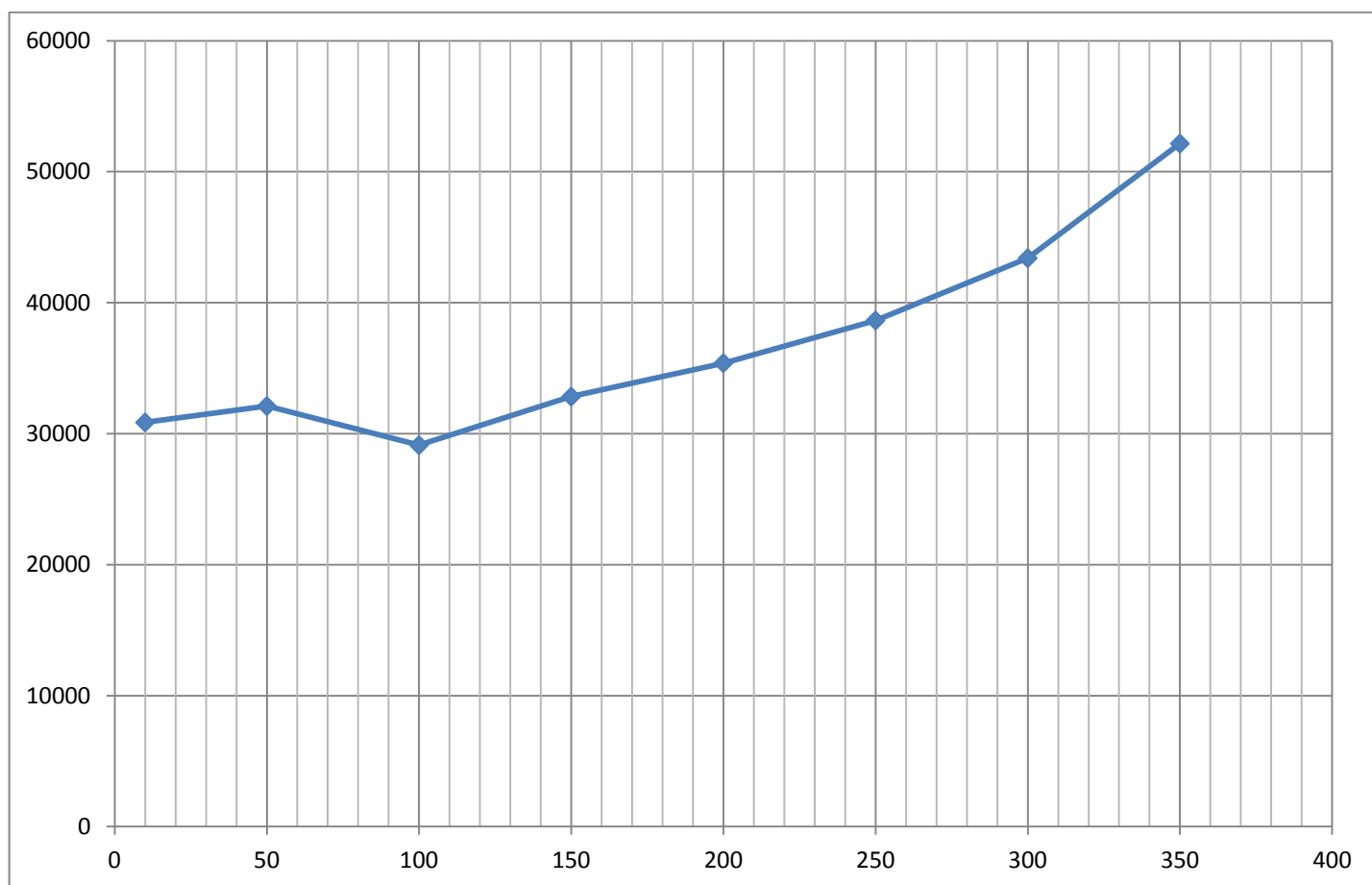


Рис. 1 — График зависимости среднего значения КВФП от числа особей в поколении

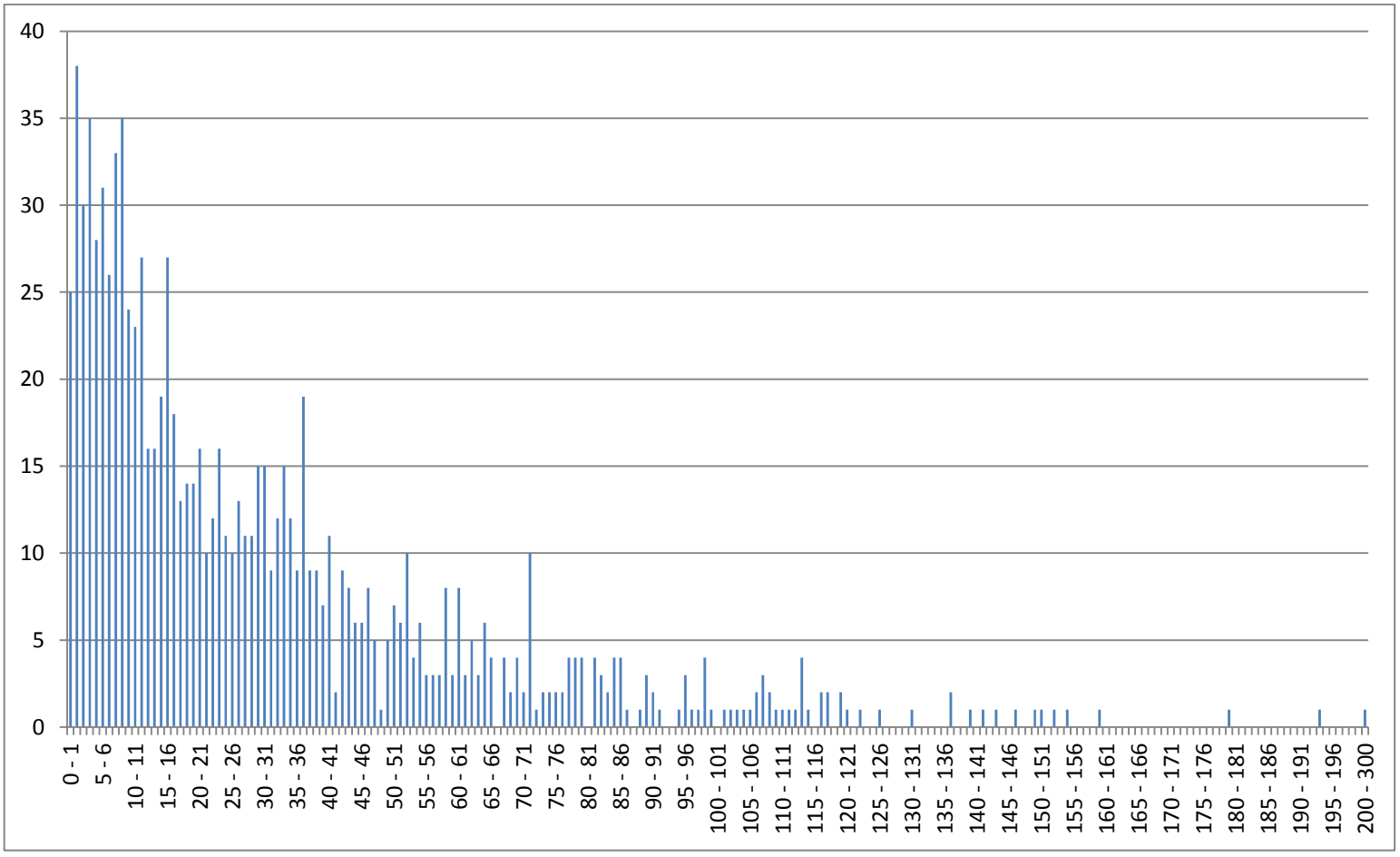


Рис. 2 — 10 особей в поколении

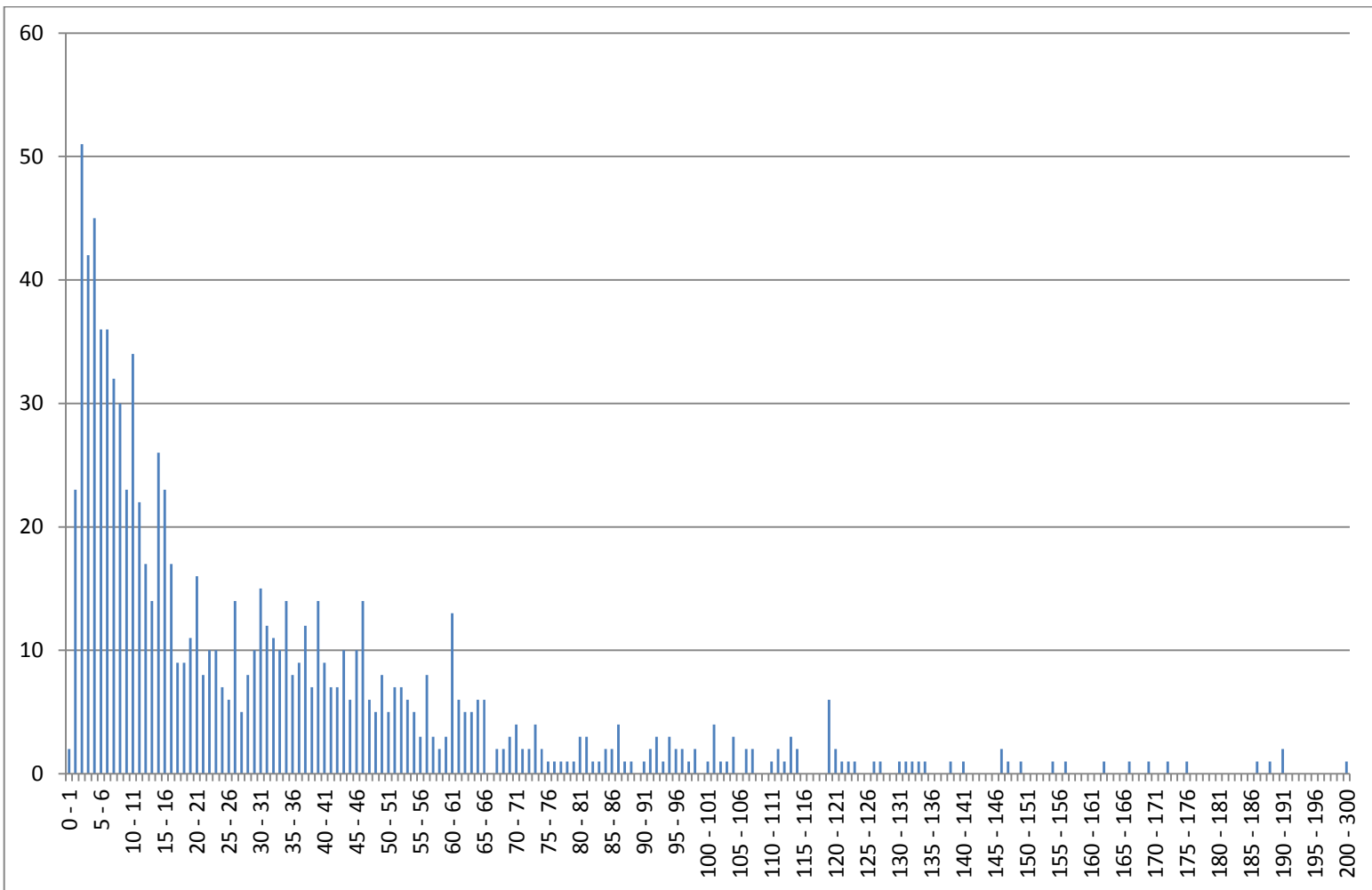


Рис. 3 — 50 особей в поколении

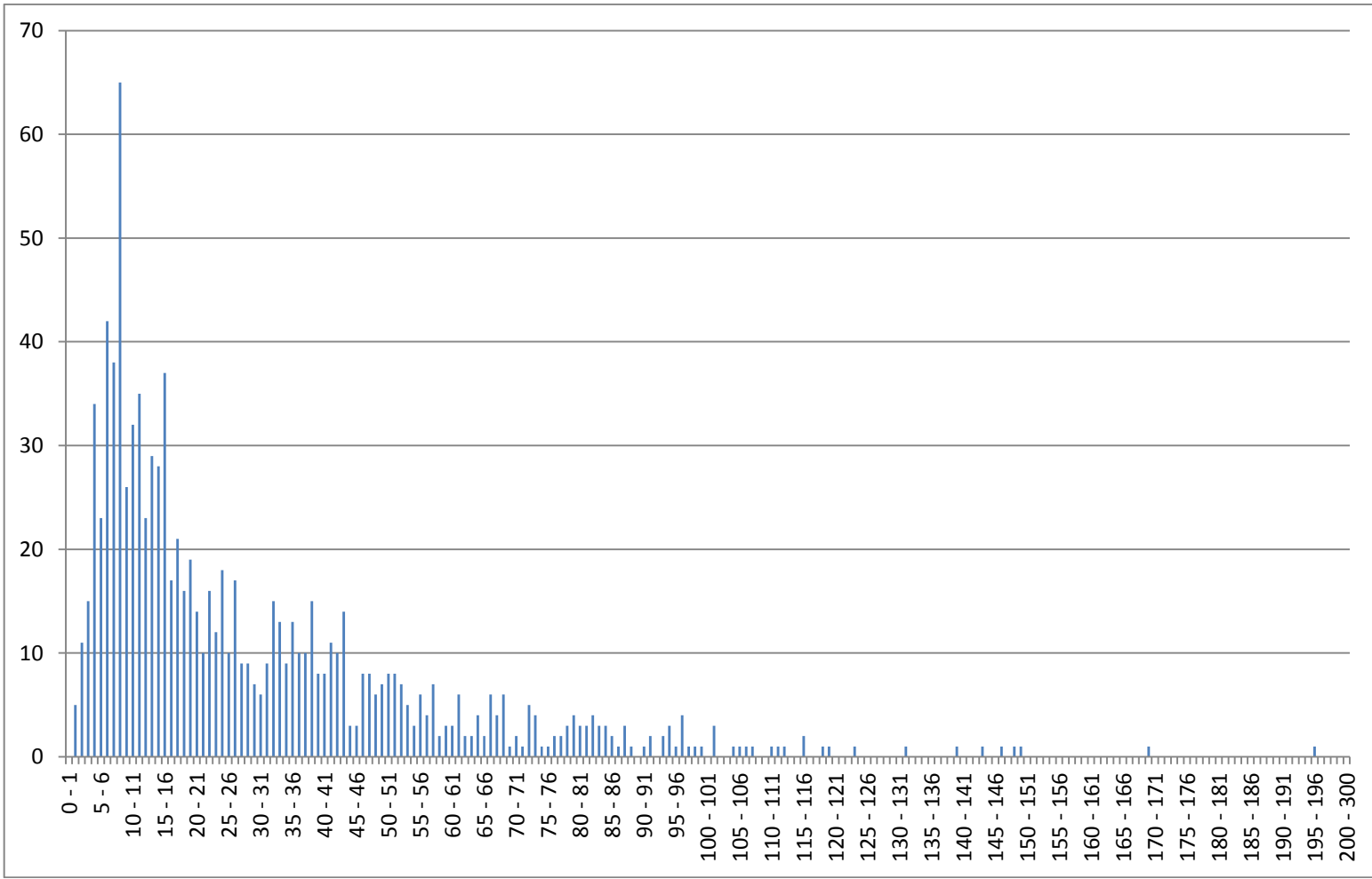


Рис. 4 — 100 особей в поколении

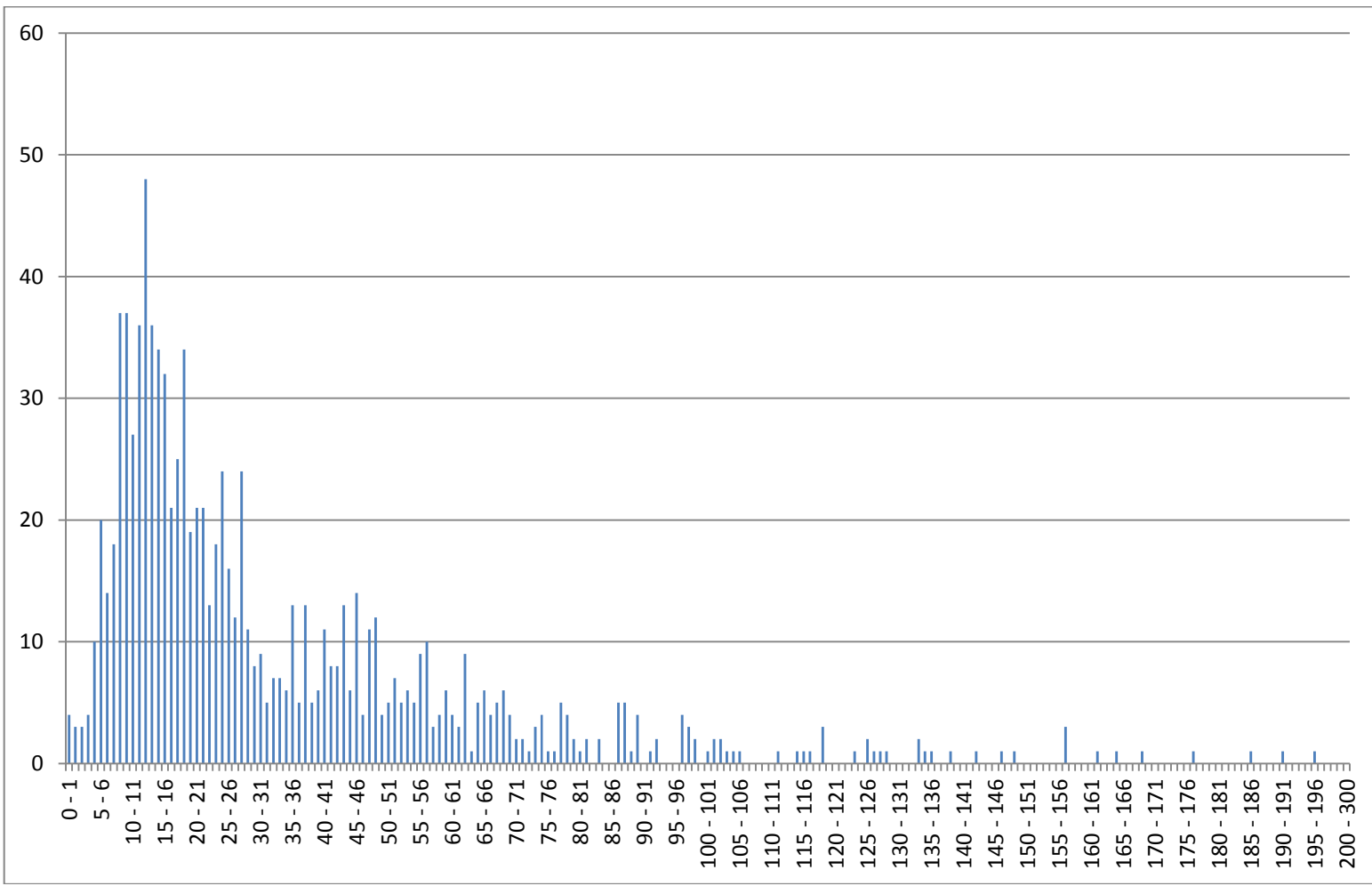


Рис. 5 — 150 особей в поколении

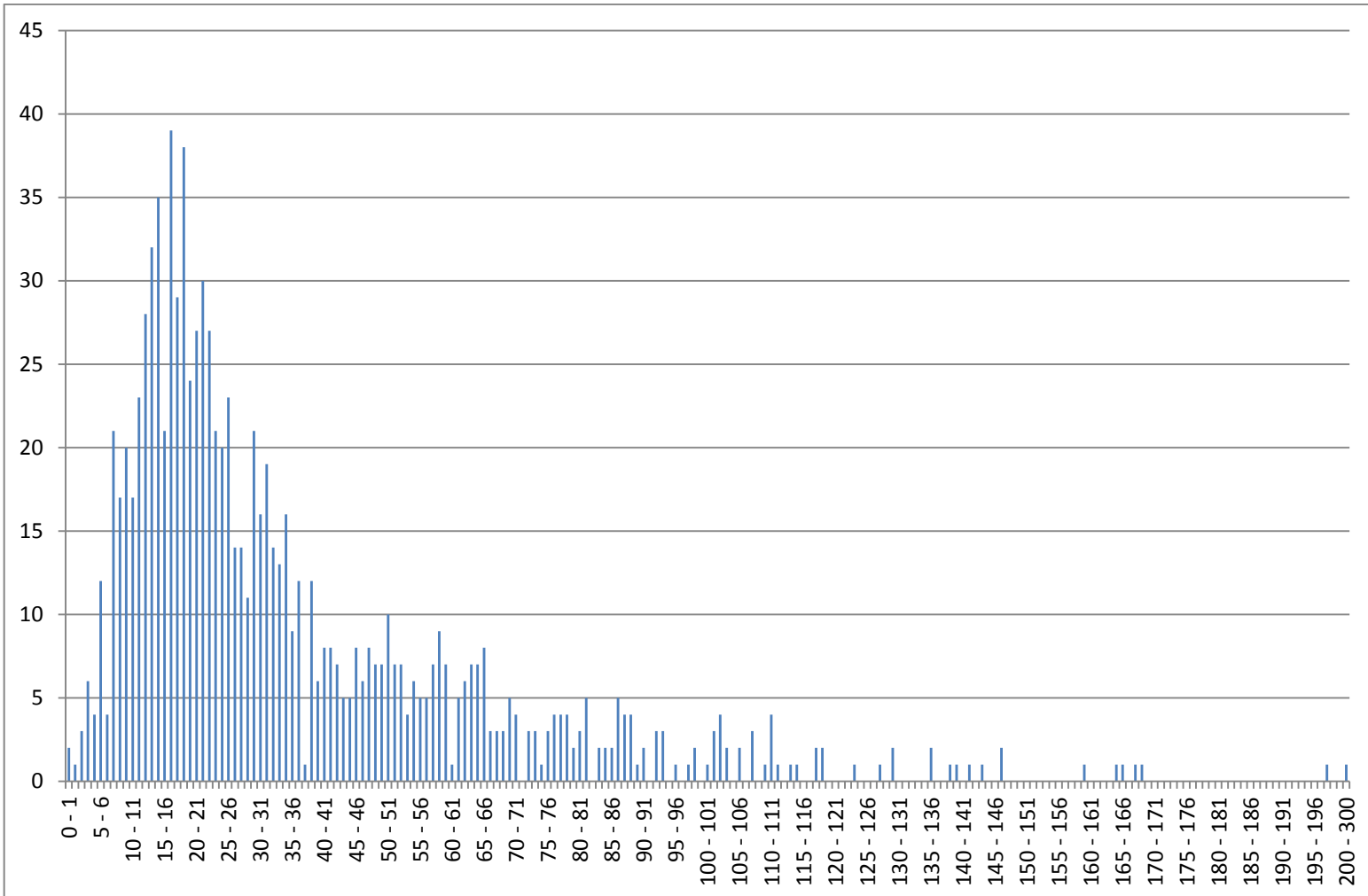


Рис. 6 — 200 особей в поколении

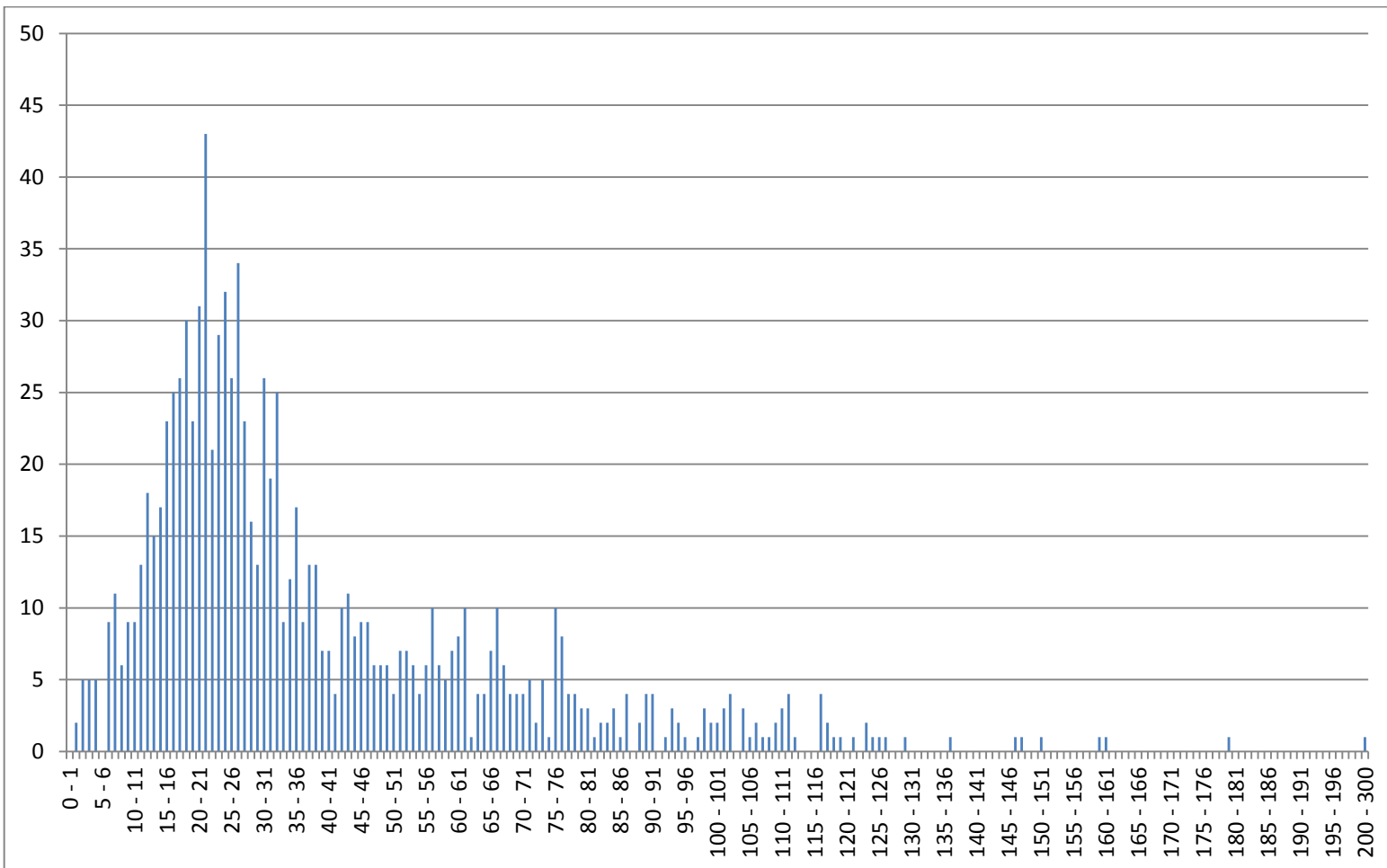


Рис. 7 — 250 особей в поколении



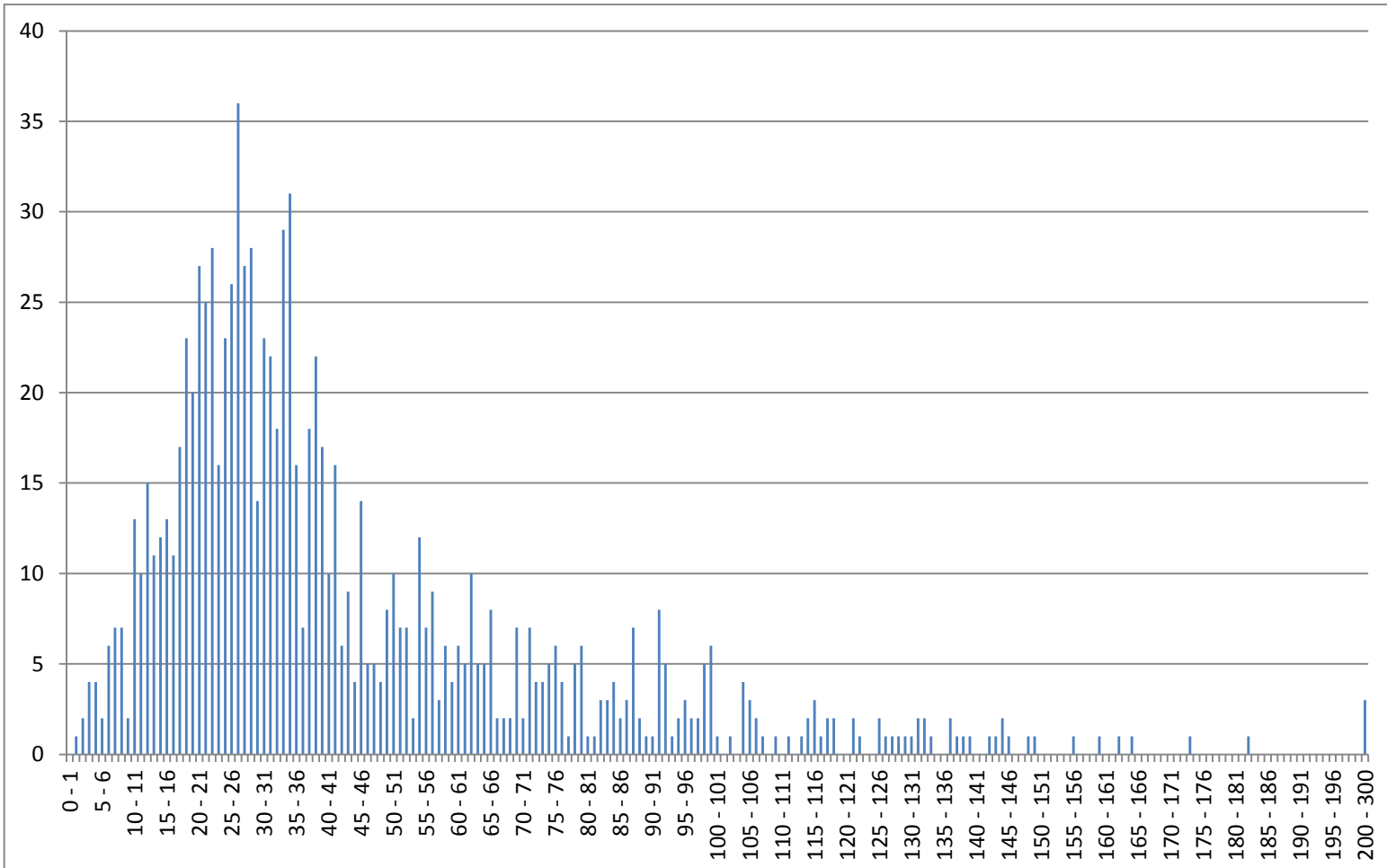


Рис. 8 — 300 особей в поколении

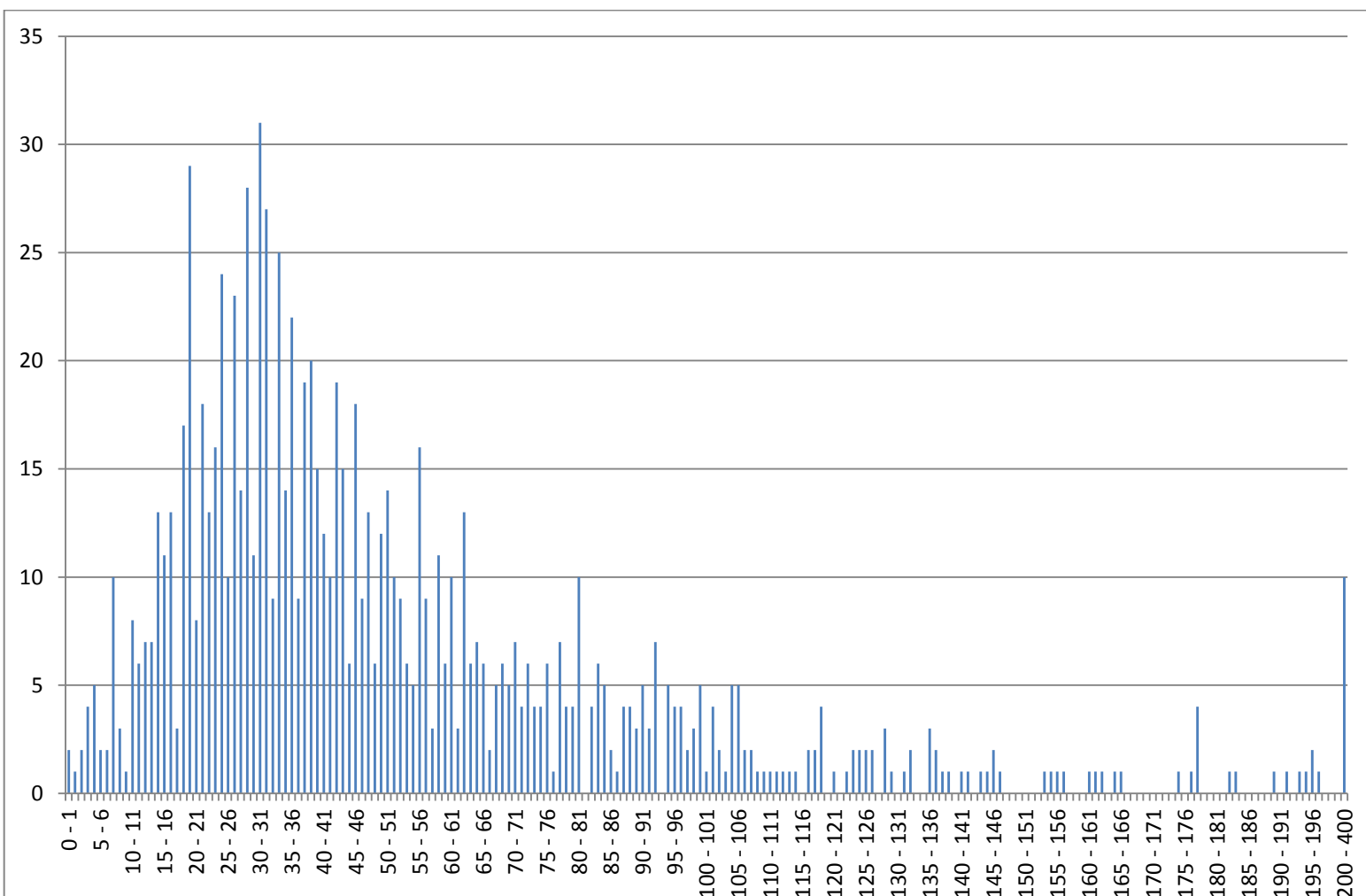


Рис. 9 — 350 особей в поколении

## **Заключение**

В результате выполнения лабораторной работы получено, что при построении конечного детерминированного автомата Мили из восьми состояний для решения задачи о роботе, обходящем препятствия, с помощью генетического алгоритма, наилучшие результаты достигаются при числе особей в поколении от 10 до 150. В качестве оптимального значения числа особей в поколении можно порекомендовать значение 100.

## Источники

1. Исходный код и документация к комплексу для изучения методов глобальной оптимизации GLOpt.

[http://is.ifmo.ru/courses/\\_giopt-src.rar](http://is.ifmo.ru/courses/_giopt-src.rar)

2. Яминов Б. Генетические алгоритмы.

<http://rain.ifmo.ru/cat/view.php/theory/unordered/genetic-2005>