

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

В. А. Дроздов

**Отчет по лабораторной работе**  
**«Построение управляющих автоматов с помощью генетических**  
**алгоритмов»**  
Вариант №6

Санкт-Петербург  
2011 г.

## Содержание

Введение .....	3
1. Постановка задачи .....	3
1.1. Задача о роботе, обходящем препятствия .....	3
2. Реализация .....	3
2.1. Автомат Мура .....	3
2.2. Эволюционная стратегия .....	5
2.2.1. Различия между стратегиями .....	5
3. Результаты работы .....	6
Заключение .....	8
Литература .....	9

## Введение

В лабораторной работе требуется исследовать эффективность работы  $(\mu, \lambda)$  и  $(\mu + \lambda)$ -эволюционных стратегий на примере задачи о роботе, обходящем препятствия, построив при этом автомат Мура, решающий ее.

### 1. Постановка задачи

Задача данной лабораторной работы — сравнить эффективность работы  $(\mu, \lambda)$  и  $(\mu + \lambda)$ -эволюционных стратегий при равных  $\mu$  и  $\lambda$ . При выполнении работы необходимо протестировать различные комбинации значений  $\mu$  и  $\lambda$ .

Используя один из указанных методов, необходимо получить требуемый автомат Мура. Критерий оценки такого автомата заключается в том, что управляемый им робот должен доходить до цели за ограниченное, заранее заданное число шагов.

#### 1.1. Задача о роботе, 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;
- ничего не делать.

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

## 2. Реализация

Для проведения исследований требовалось, помимо непосредственной реализации стратегий, программно реализовать автомат Мура и процесс ведения робота по лабиринту. Исследования эффективности проводились для фиксированного поля (рис. 1).

### 2.1. Автомат Мура

При запуске эволюционной стратегии строится автомат Мура [1], приводящий робота к цели не более, чем за 200 шагов. Отличительной особенностью автомата Мура является зависимость выходного сигнала только от текущего состояния.

Для оценки эффективности стратегий строились автоматы Мура первого или второго родов. У автоматов первого рода выходное воздействие формируется на основе текущих значений внутренних переменных. Напротив, в автоматах второго рода сначала обновляется состояние, а затем вычисляется выходное воздействие. Как показали эксперименты, выбор рода автомата не влияет на общий характер работы стратегии, а лишь пропорционально меняет среднюю производительность (построение автоматов второго рода завершается значительно быстрее).

Для представления автомата используется метод полных таблиц. Каждому состоянию автомата соответствует строка в таблице, в которой хранятся выходной сигнал и функция переходов (для всех возможных входных воздействий хранится соответствующий номер состояния). В качестве входного сигнала выступает информация о клетке перед роботом, выходным сигналом является одно из четырех возможных действий робота.

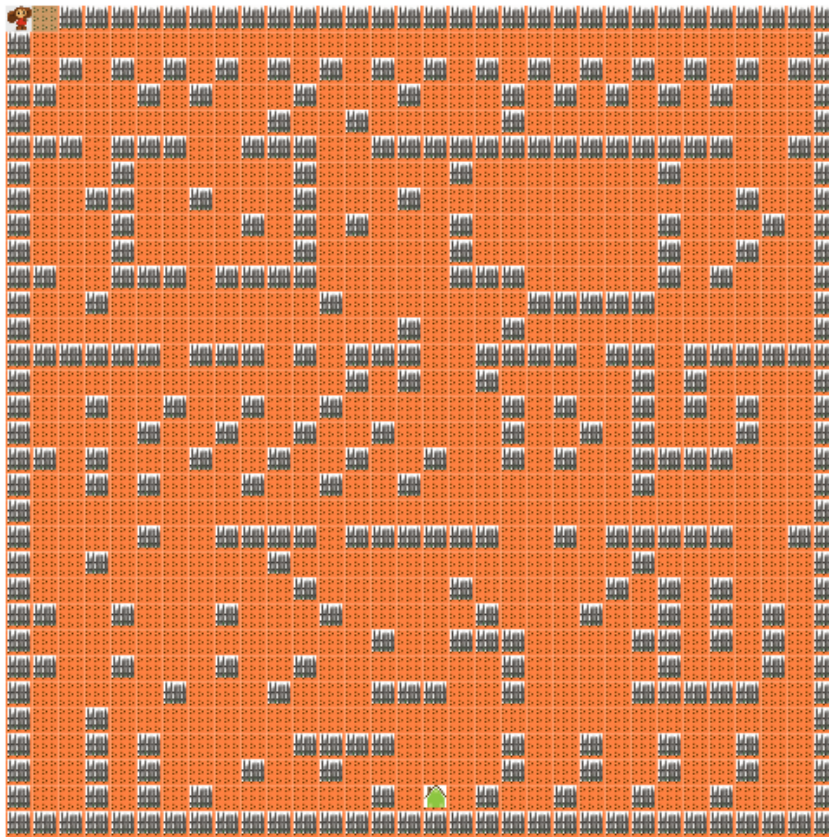


Рис. 1. Лабиринт, для которого строятся автоматы Мура

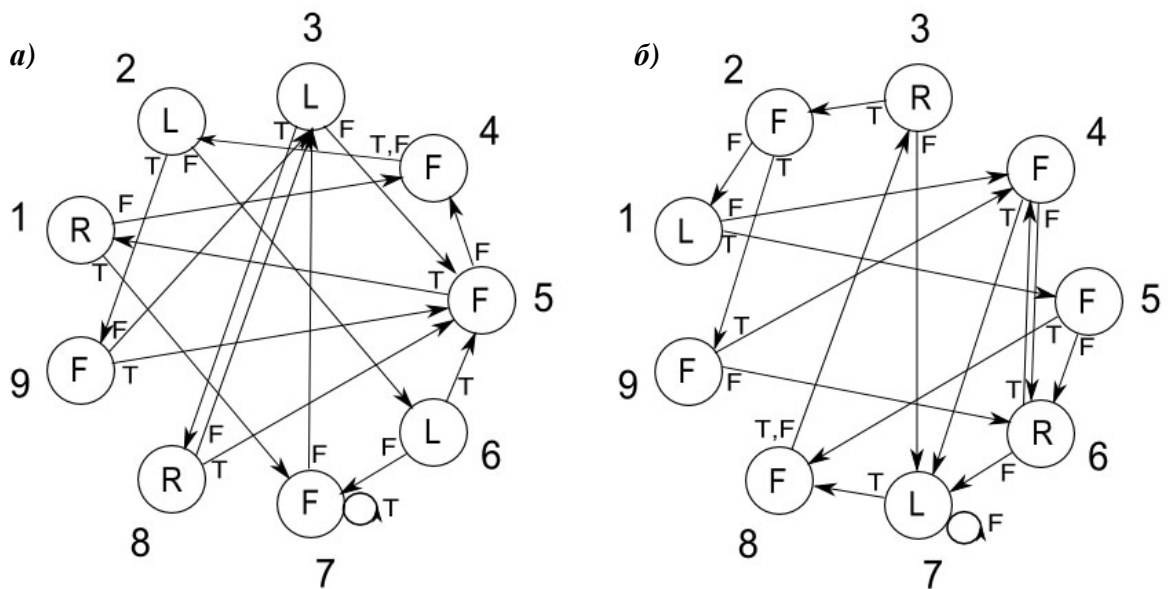


Рис. 2. Примеры автоматов Мура для лабиринта на рис. 1

а) первого рода (требуется 120 шагов)

б) второго рода (требуется 118 шагов)

Действия робота (записаны в состояниях):

F — двигаться вперед

R — повернуть направо

L — повернуть налево

N — ничего не делать

Переходы:

T — клетка впереди свободна

F — впереди препятствие

## 2.2. Эволюционная стратегия

В лабораторной работе требуется реализовать эволюционную стратегию для построения искомого автомата. В качестве особей будем рассматривать автоматы Мура из девяти состояний. Основным критерием эффективности будет суммарное число вызовов функции приспособленности, необходимое для решения задачи.

В качестве функции приспособленности возьмем число шагов, необходимых для достижения цели. Поскольку функция должна возрастать с приближением к результату, возьмем эти значения с отрицательным знаком. Для нахождения этих значений запустим процесс обхода лабиринта роботом. Чтобы избежать бесконечных циклов, будем прерывать процесс через 1000 шагов, считая в таком случае, что цель недостижима. В этом случае фитнес-функция будет тем больше, чем дальше роботу удалось уйти от старта.

Перед началом работы сгенерируем  $\mu$  случайных особей, образующих первое поколение. Далее получим  $\lambda$  детей путем скрещивания между собой родителей и применения к полученным особям операторов мутации. При скрещивании особей используется вероятностный кроссовер, при котором каждое состояние новой особи дублирует состояние одной из родительских, причем с большей вероятностью той, у которой функция приспособленности больше. При мутации элементы в таблице с некоторой вероятностью, которая тем больше, чем больше похожи между собой родительские особи, заменяются случайными значениями.

После генерации очередного поколения выбираются  $\mu$  особей с наилучшими значениями функции приспособленности, которые при последующем запуске становятся новыми родителями.

Таким образом, данный алгоритм можно записать с помощью следующего псевдокода:

Эволюционная стратегия

Инициализация родительской популяции  $p$

**while** (лучшая особь из  $p$  не удовлетворяет условию)

**begin**

    Применение генетических операторов к  $p$

    Применение операторов мутации к полученным особям

    Оценивание приспособленности особей промежуточной популяции

$p$  = набор из  $\mu$  лучших особей промежуточной популяции

**end**

**return** лучшую особь из  $p$

### 2.2.1. Различия между стратегиями

Основное отличие  $(\mu, \lambda)$ -стратегии от  $(\mu + \lambda)$  заключается в отборе особей для очередного поколения. При реализации  $(\mu, \lambda)$ -стратегии эти особи выбираются только из числа новых особей, полученных скрещиванием на последней итерации, в  $(\mu + \lambda)$ -стратегии в отборе также принимают участие и родительские особи.

Таким образом, в  $(\mu, \lambda)$ -стратегиях отсутствует возможность многократного попадания особи в очередное поколение. Задача данной лабораторной — выяснить, дает ли выигрыш сохранение в популяции хороших особей или, напротив, создает трудности с имитацией естественного эволюционного отбора.

### 3. Результаты работы

При фиксированных значениях  $\mu$  были осуществлены исследования эффективности  $(\mu, \lambda)$  и  $(\mu + \lambda)$ -стратегий для различных значений  $\lambda$ . На рис. 3 изображен график зависимости числа вызовов функции приспособленности от размера родительской популяции  $\lambda$  для  $\mu = 25$  (приведены средние значения результатов для 50 измерений).

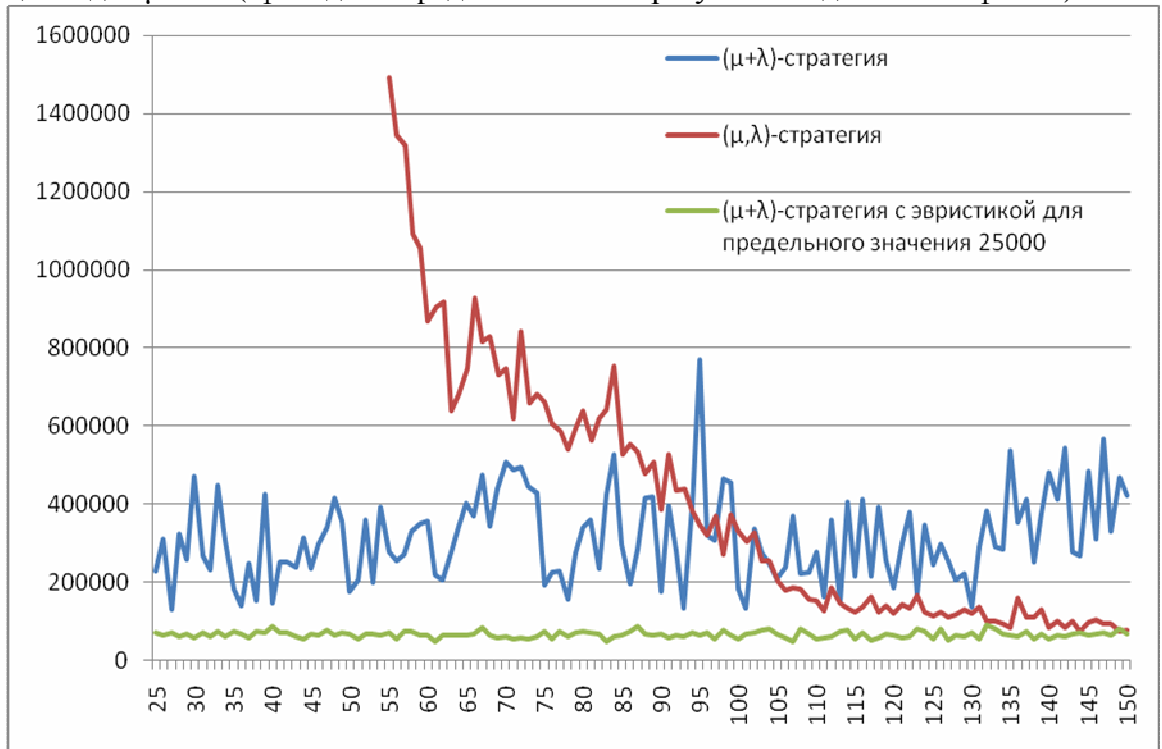
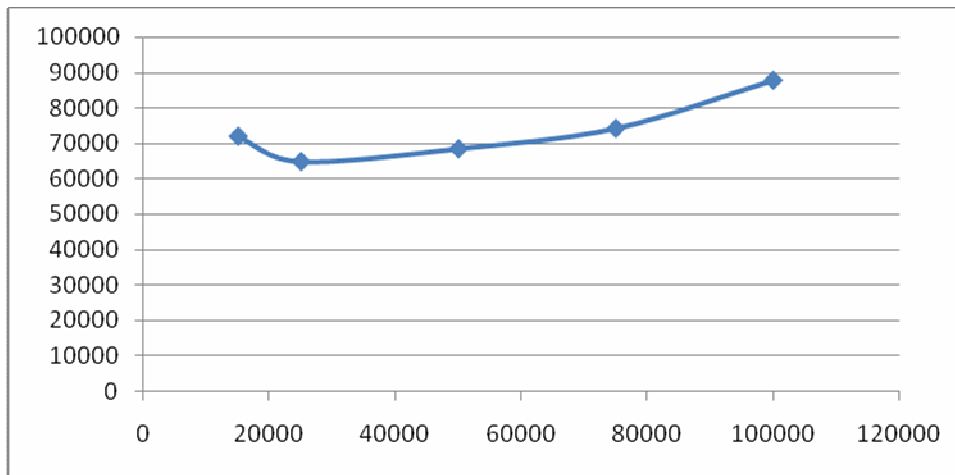


Рис. 3. Сравнение эффективности  $(\mu, \lambda)$  и  $(\mu + \lambda)$ -стратегий для  $\mu = 25$

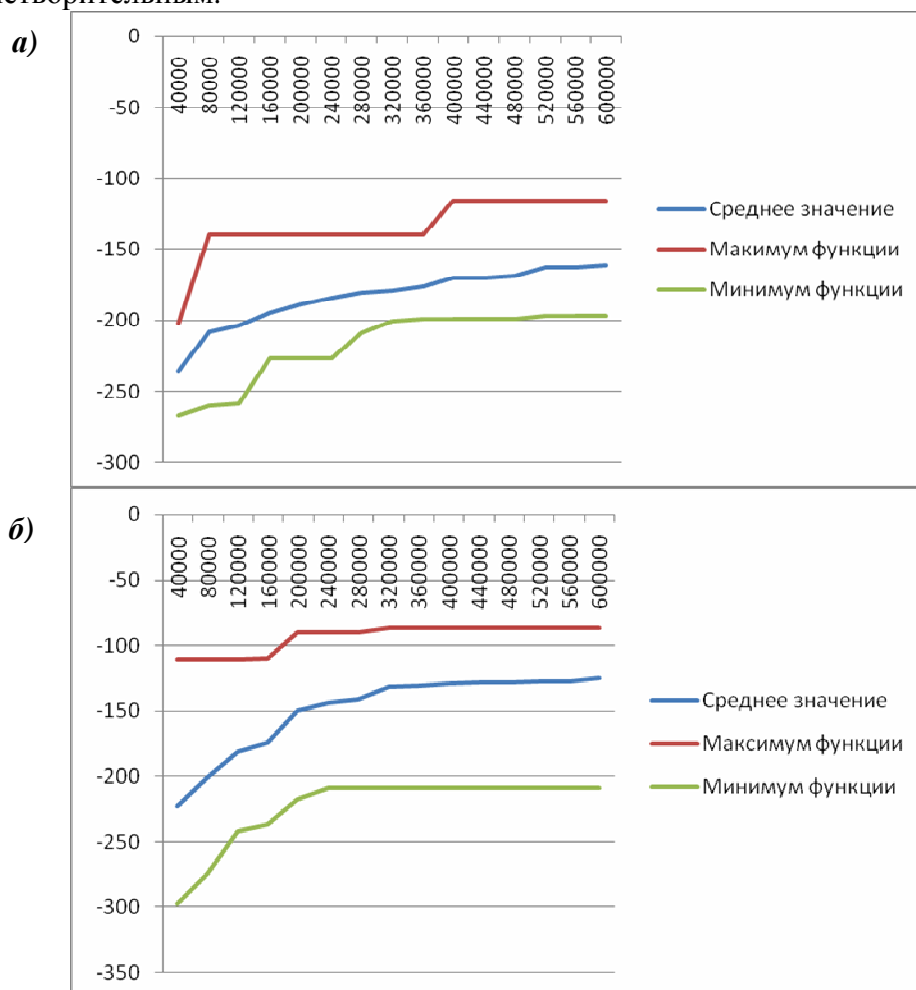
Ясно, что при  $\lambda$ , близких к  $\mu$ ,  $(\mu, \lambda)$ -стратегия не даст хорошей производительности. Однако, с увеличением  $\lambda$  время работы  $(\mu, \lambda)$ -стратегии значительно и монотонно уменьшается. Напротив, для  $(\mu + \lambda)$ -стратегии наблюдается непредсказуемость и скачкообразность результата. В некоторых экспериментах наблюдаются ситуации, описанные в [2], когда достигается некоторое «непреодолимое» значение, которое в дальнейшем очень сложно улучшить. Такие ситуации тормозят среднюю производительность и делают  $(\mu + \lambda)$ -стратегию неконкурентоспособной с  $(\mu, \lambda)$ . Заметим, однако, что из-за описанной выше непредсказуемости в некоторых экспериментах  $(\mu + \lambda)$ -стратегия работает очень быстро. Так, средний по  $\lambda$  минимум по всем экспериментам для  $(\mu + \lambda)$  составляет 6464 вычисления функции приспособленности вместо 36825 для  $(\mu, \lambda)$ .

Таким образом, несмотря на средние показатели, в ряде случаев  $(\mu + \lambda)$ -стратегия дает хорошую производительность, и лишь в нескольких экспериментах из каждой серии наблюдаются описанные выше зависания, которые оказывают существенное влияние на итоговую статистику. Для преодоления подобных ситуаций возможно введение ограничения  $M$  на число вызовов функции приспособленности. Тогда в случае превышения этого значения будем запускать стратегию заново. Для заданного  $\mu$  выберем  $M$  таким образом, чтобы среднее по  $\lambda$  значение числа вызовов фитнес-функции было минимальным. Так, при  $\mu = 25$  высокая производительность достигается при выборе  $M$  из диапазона 25000—50000 (рис. 4). Заметим, что при  $M = 25000$  эвристическая  $(\mu + \lambda)$ -стратегия дает лучшую производительность, чем обе рассмотренные ранее стратегии (рис. 3).



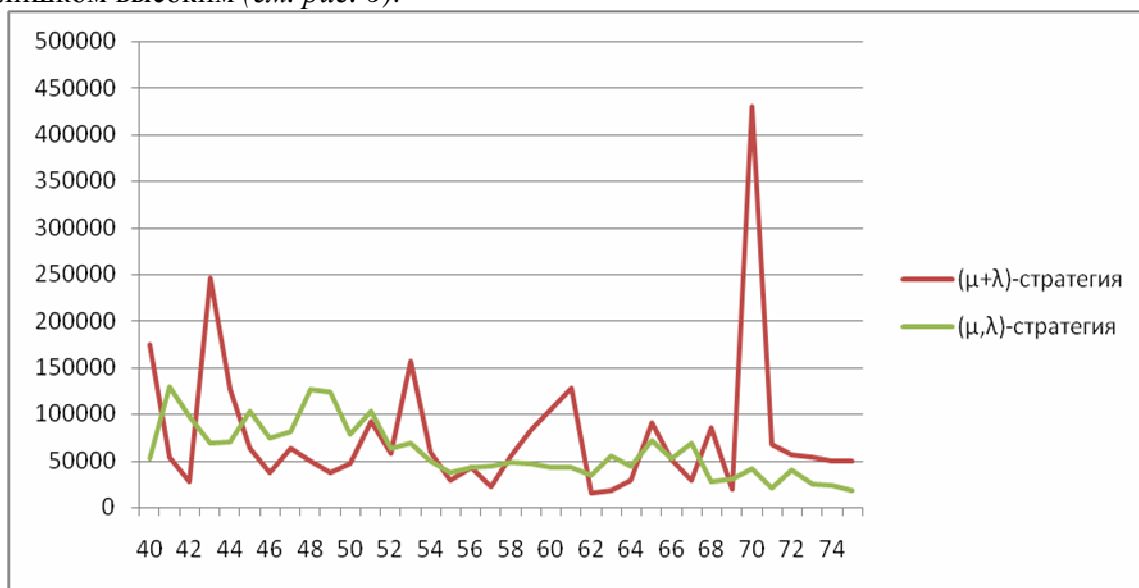
**Рис. 4.** Зависимость среднего числа запусков функции приспособленности при работе  $(\mu+\lambda)$ -стратегии с эвристикой от ограничения  $M$

Во всех экспериментах в  $(\mu+\lambda)$ -стратегиях наблюдалось большее, чем в  $(\mu,\lambda)$ , отклонение максимума и минимума фитнес-функции от ее среднего значения (рис. 5 а, б). В  $(\mu+\lambda)$ -стратегии возможен как резкий рост функции, так и постоянство. В итоге, в большинстве экспериментов очень хорошие результаты могут быть достигнуты быстро, при этом в части экспериментов результат будет оставаться неудовлетворительным.



**Рис. 5.** Рост фитнес-функции при  $\mu = 60$ ,  $\lambda = 200$  (приведена зависимость от количества подсчетов функции)  
 а) для  $(\mu,\lambda)$ -стратегии б) для  $(\mu+\lambda)$ -стратегии

В итоге, несмотря на более высокие средние показатели фитнес-функции для  $(\mu+\lambda)$ -стратегий, в ряде случаев число ее подсчетов для нахождения результата может быть слишком высоким (см. рис. 6).



*Рис. 6. Максимумы числа подсчетов функции приспособленности в сериях из 30 экспериментов для фиксированного  $\mu=15$  и различных  $\lambda$*

## Заключение

В лабораторной работе сравнивались эффективности двух видов эволюционных стратегий. После проведения серии экспериментов выяснилось, что в  $(\mu+\lambda)$ -стратегиях наблюдается высокий рост функции приспособленности. При этом, однако, при использовании этого метода могут достигаться «непреодолимые» значения фитнес-функции, что отрицательно сказывается на средней производительности. В некоторых случаях для предотвращения таких ситуаций возможно установление максимального числа итераций, по достижении которого процесс будет прерван и запущен заново. Альтернативный подход к решению данной проблемы — использование  $(\mu,\lambda)$ -стратегий, которые дают более стабильные результаты.



## **Литература**

1. Полицарпова Н.И., Шалыто А.А. Автоматное программирование
2. Back T., Hoffmeister F., Schwefel H. P. A Survey of Evolutionary Strategies