

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 (μ, λ) 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 (μ, λ) и $(\mu + \lambda)$ -эволюционных стратегий при равных μ и λ . При выполнении работы необходимо протестировать различные комбинации значений μ и λ .

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 32×32 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.

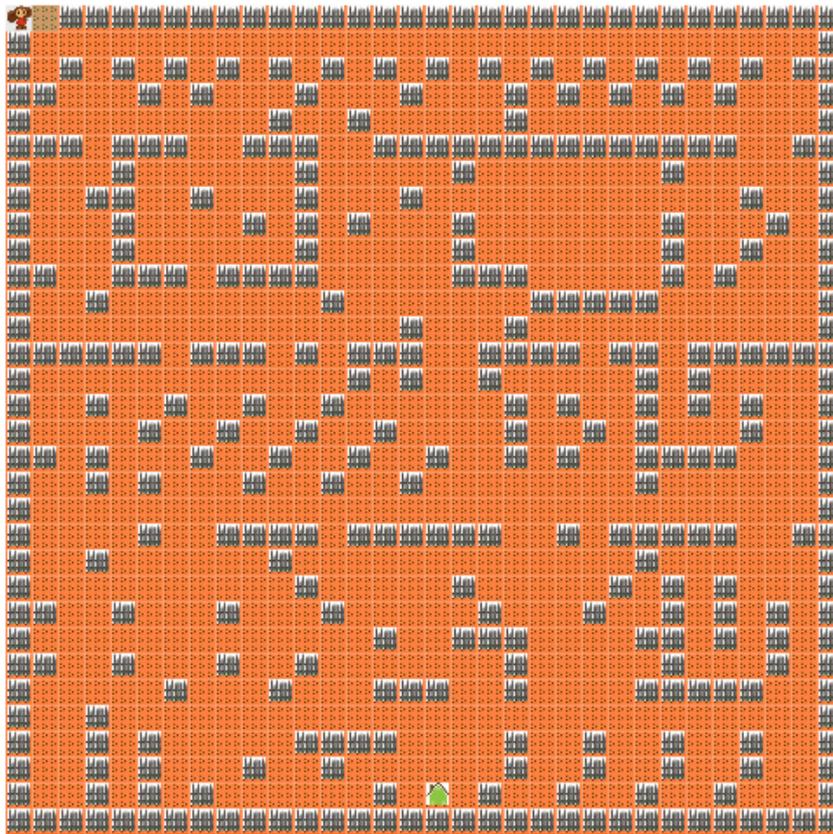


Рис. 1. Лабиринт, для которого строятся автоматы Мура

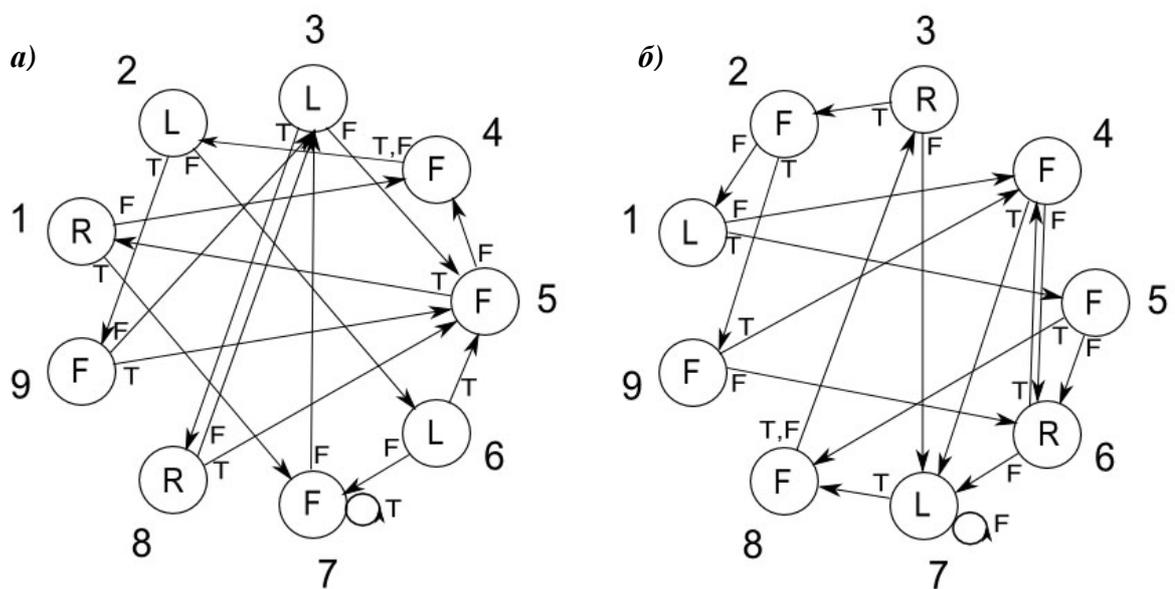


Рис. 2. Примеры автоматов Мура для лабиринта на рис. 1

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 μ случайных особей, образующих первое поколение. Далее получим λ 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 μ 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 μ лучших особей промежуточной популяции

end

return лучшую особь из p

2.2.1. Различия между стратегиями

Основное отличие (μ, λ) -стратегии от $(\mu + \lambda)$ заключается в отборе особей для очередного поколения. При реализации (μ, λ) -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 (μ, λ) -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 μ были осуществлены исследования эффективности (μ, λ) и $(\mu + \lambda)$ -стратегий для различных значений λ . На рис. 3 изображен график зависимости числа вызовов функции приспособленности от размера родительской популяции λ для $\mu = 25$ (приведены средние значения результатов для 50 измерений).

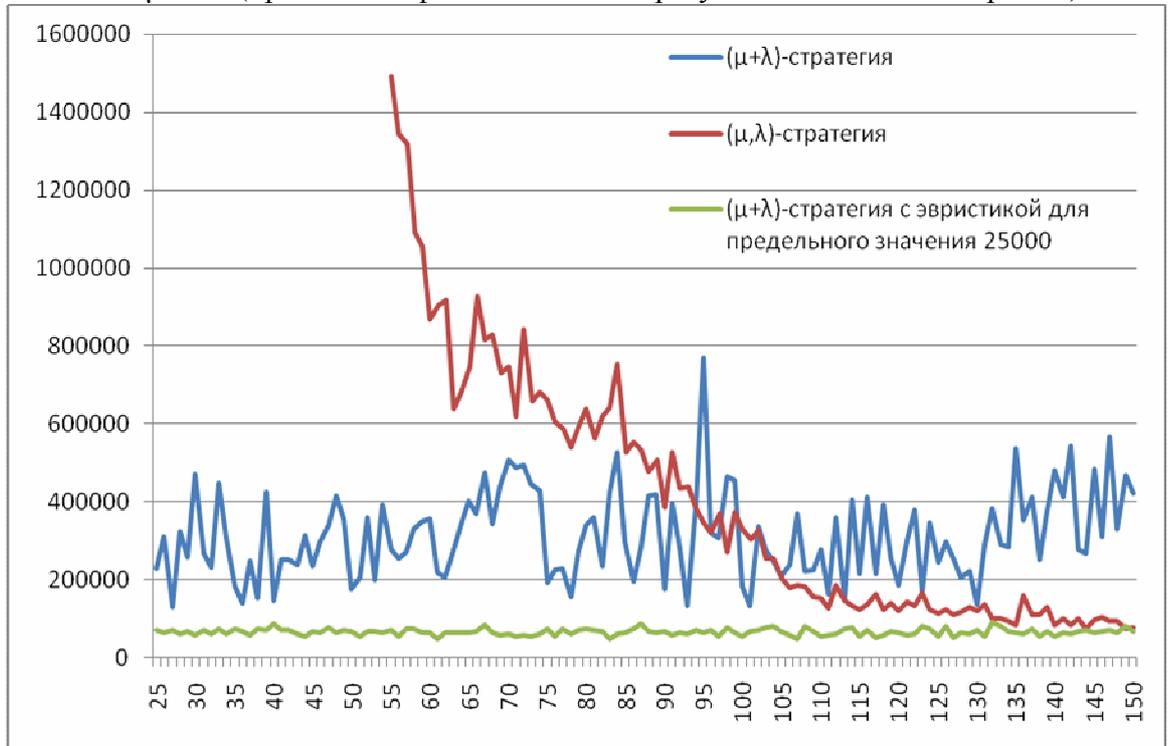


Рис. 3. Сравнение эффективности (μ, λ) и $(\mu + \lambda)$ -стратегий для $\mu = 25$

Ясно, что при λ , близких к μ , (μ, λ) -стратегия не даст хорошей производительности. Однако, с увеличением λ время работы (μ, λ) -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 (μ, λ) . Заметим, однако, что из-за описанной выше непредсказуемости в некоторых экспериментах $(\mu + \lambda)$ -стратегия работает очень быстро. Так, средний по λ минимум по всем экспериментам для $(\mu + \lambda)$ составляет 6464 вычислений функции приспособленности вместо 36825 для (μ, λ) .

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 μ выберем M таким образом, чтобы среднее по λ 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).

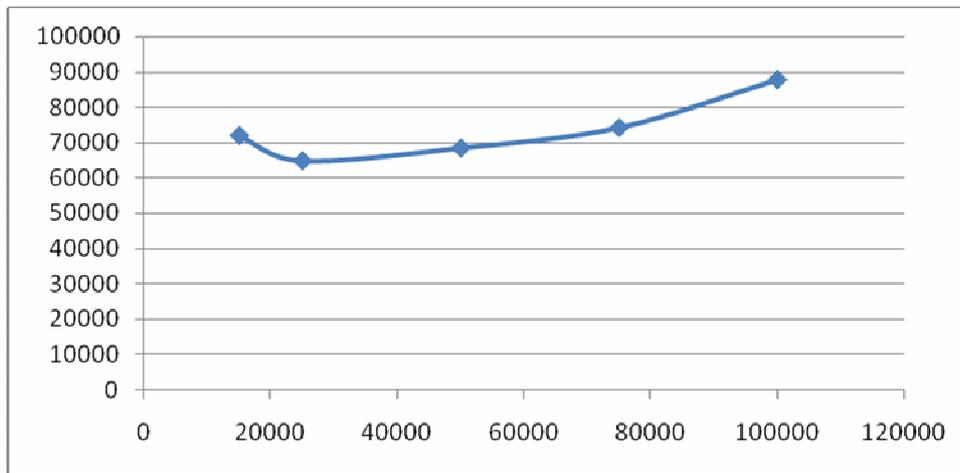


Рис. 4. Зависимость среднего числа запусков функции приспособленности при работе $(\mu+\lambda)$ -стратегии с эвристикой от ограничения M

Во всех экспериментах в $(\mu+\lambda)$ -стратегиях наблюдалось большее, чем в (μ,λ) , 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.

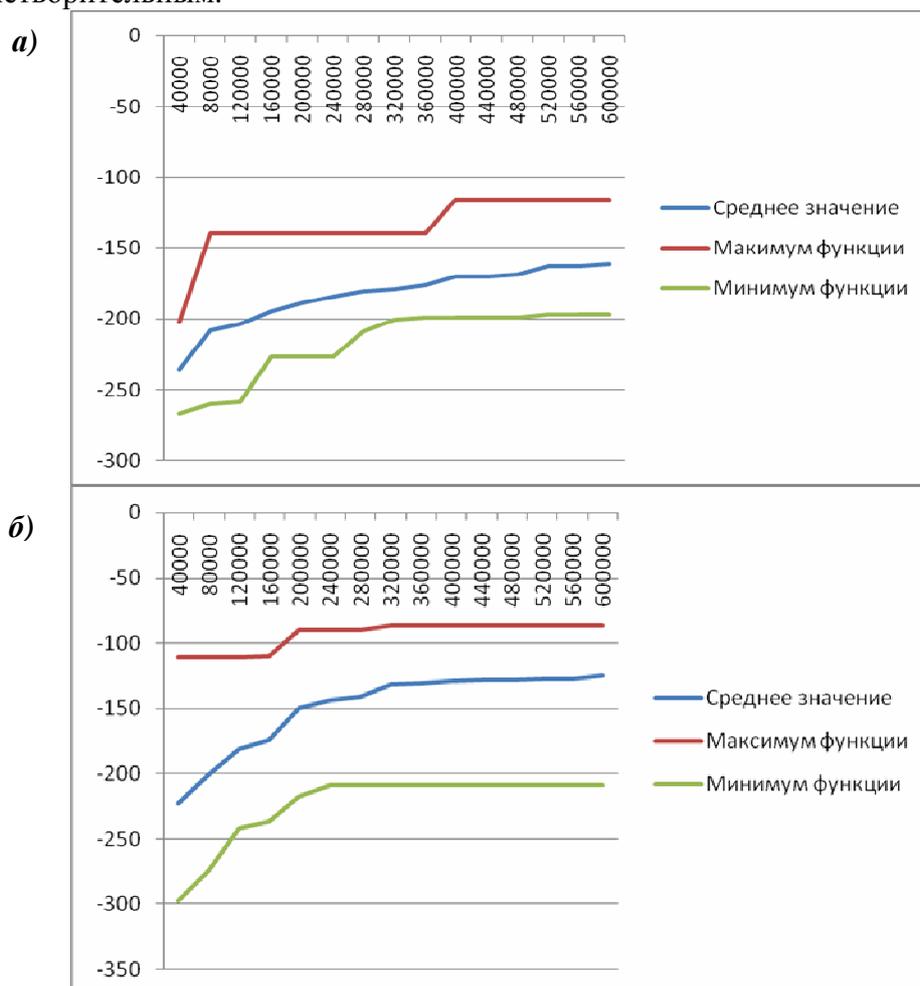


Рис. 5. Рост фитнес-функции при $\mu = 60$, $\lambda = 200$ (приведена зависимость от количества подсчетов функции)
 а) для (μ,λ) -стратегии б) для $(\mu+\lambda)$ -стратегии

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).

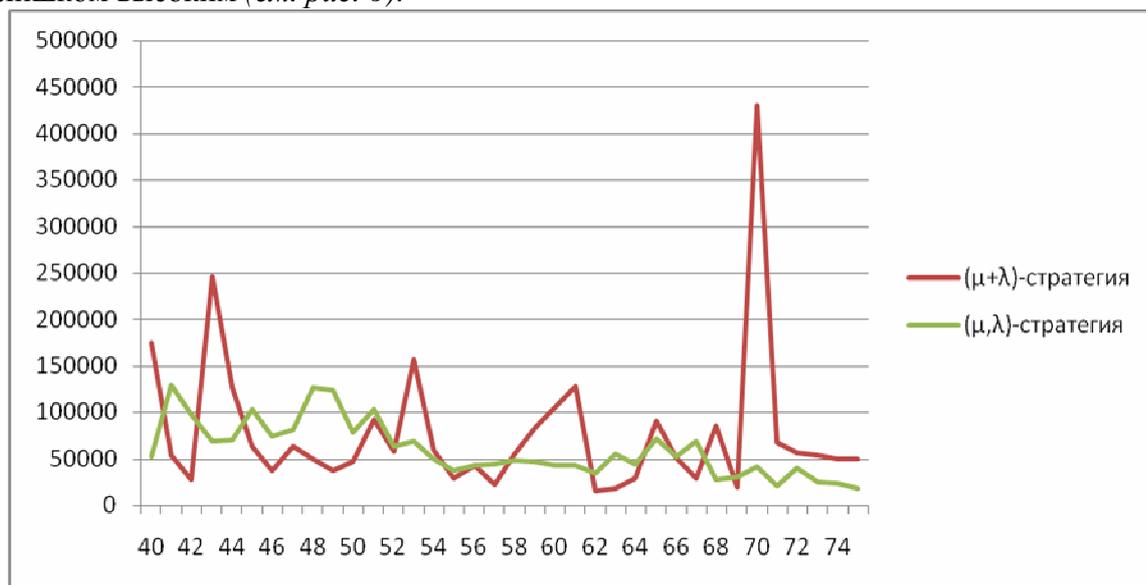


Рис. 6. Максимумы числа подсчетов функции приспособленности в сериях из 30 экспериментов для фиксированного $\mu=15$ и различных λ

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 (μ,λ) -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