

Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет  
информационных технологий, механики и оптики

Д. С. Шевченко

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

Вариант №14

Санкт-Петербург  
2011

## Содержание

1. Постановка задачи.....	3
1.1. Задача об «Умном муравье-3».....	3
2. Автомат Мура.....	4
3. Эволюционная стратегия.....	5
3.1. Функция приспособленности.....	5
3.2. Мутации.....	5
4. Результаты.....	6
4.1. Мутация выходного воздействия.....	7
4.2. Мутация номера следующего состояния.....	8
4.3. Мутация предиката.....	9
4.4. Мутация номера стартового состояния.....	10
5. Проверка результатов.....	11
6. Заключение.....	13
7. Источники.....	14

## 1. Постановка задачи

Задача лабораторной работы — исследовать эффективность применения различных вероятностей мутации для генов различного типа при генерации автоматов, решающих задачу об «Умном муравье-3». Эффективность применения мутации определяется значением функции приспособленности, усредненным по нескольким опытам с одинаковыми условиями.

Для решения задачи используется (1+1)-эволюционная стратегия. Способ хранения особи — автомат Мура, представленный сокращенными таблицами.

### 1.1. Задача об «Умном муравье-3»

В задаче используется квадратное поле размером 32 на 32 клетки, представляющее из себя поверхность тора. В каждой из клеток поля с вероятностью 20% перед запуском муравья располагается еда. Задача муравья — передвигаясь по соседним клеткам, собрать за 200 ходов как можно большую долю еды. За один ход муравей может совершить одно из следующих действий:

- перейти на одну клетку вперёд и, если там находится еда, забрать ее;
- повернуться на 90 градусов по часовой стрелке;
- повернуться на 90 градусов против часовой стрелки.

Перед каждым ходом муравей видит перед собой восемь клеток, из которых три могут влиять на его действие (рис. 1). При меньшем количестве значимых клеток эффективность алгоритма недостаточна из-за меньшего числа «степеней свободы», при большем — из-за их избытка и, как следствие, увеличения времени поиска при аналогичных результатах.



Рис. 1 — Видимые поля и предикат. Фрагмент визуализатора

## 2. Автомат Мура

Автомат Мура — детерминированный конечный автомат, выходные воздействия в котором зависят только от номера состояния. В задаче применяется автомат Мура первого рода (рис. 2): при переходе из одного состояния в другое выходное воздействие определяется старым состоянием. Переходы задаются сокращенными таблицами: среди восьми видимых клеток выделяются три, входящие в предикат, и для каждого возможного значения предиката из любого состояния определяется ровно один переход.

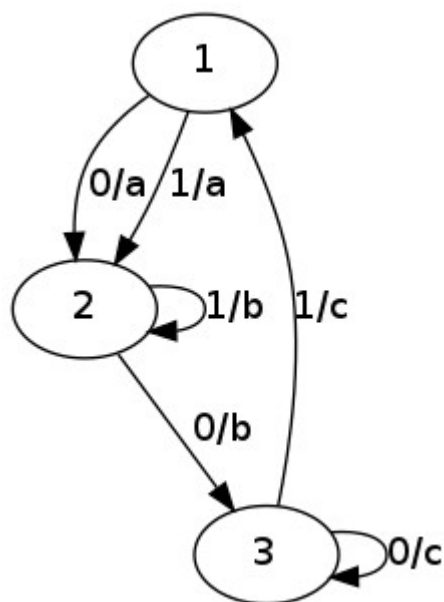


Рис. 2 — Пример автомата Мура с входными воздействиями  $\{0, 1\}$  и выходными воздействиями  $\{a, b, c\}$

### **3. Эволюционная стратегия**

Алгоритм использует (1+1)-эволюционную стратегию. Первая особь-автомат генерируется случайно. В каждом последующем поколении существующая особь дублируется, и к дубли последовательно применяются четыре мутации. После этого автоматы тестируются на 50 одинаковых для всех поколений случайных полях с вероятностью еды 20% в каждой клетке. Лучшая по функции приспособленности особь переходит в следующее поколение.

#### **3.1. Функция приспособленности**

Функция приспособленности, или fitness-функция, — мера успешности особи при прохождении испытаний. В данной задаче функция бралась равной усредненной по 50 полям доле еды, собираемой автоматом за 200 ходов.

#### **3.2. Мутации**

В работе исследуется зависимость эффективности алгоритма от вероятностей четырех видов мутации.

1. Мутация выходного воздействия: действие при переходе из каждого состояния с некоторой вероятностью заменяется на случайное.
2. Мутация номера следующего состояния: переход из каждого состояния по каждой возможной маске предиката с некоторой вероятностью сменяется случайным состоянием.
3. Мутация предиката: с некоторой вероятностью множество значимых полей обновляется случайным образом.
4. Мутация номера стартового состояния: стартовое состояние с некоторой вероятностью заменяется на случайное.

## 4. Результаты

В первую очередь было найдено такое значение  $p=12\%$ , что применение всех мутаций с вероятностями, равными  $p$ , дает наилучший результат (рис. 3). Наиболее эффективными оказались вероятности  $L=\{3\%, 5\%, 8\%, 10\%, 12\%, 15\%\}$ . Было обнаружено, что после 2500 итерации эволюционный процесс практически останавливается.

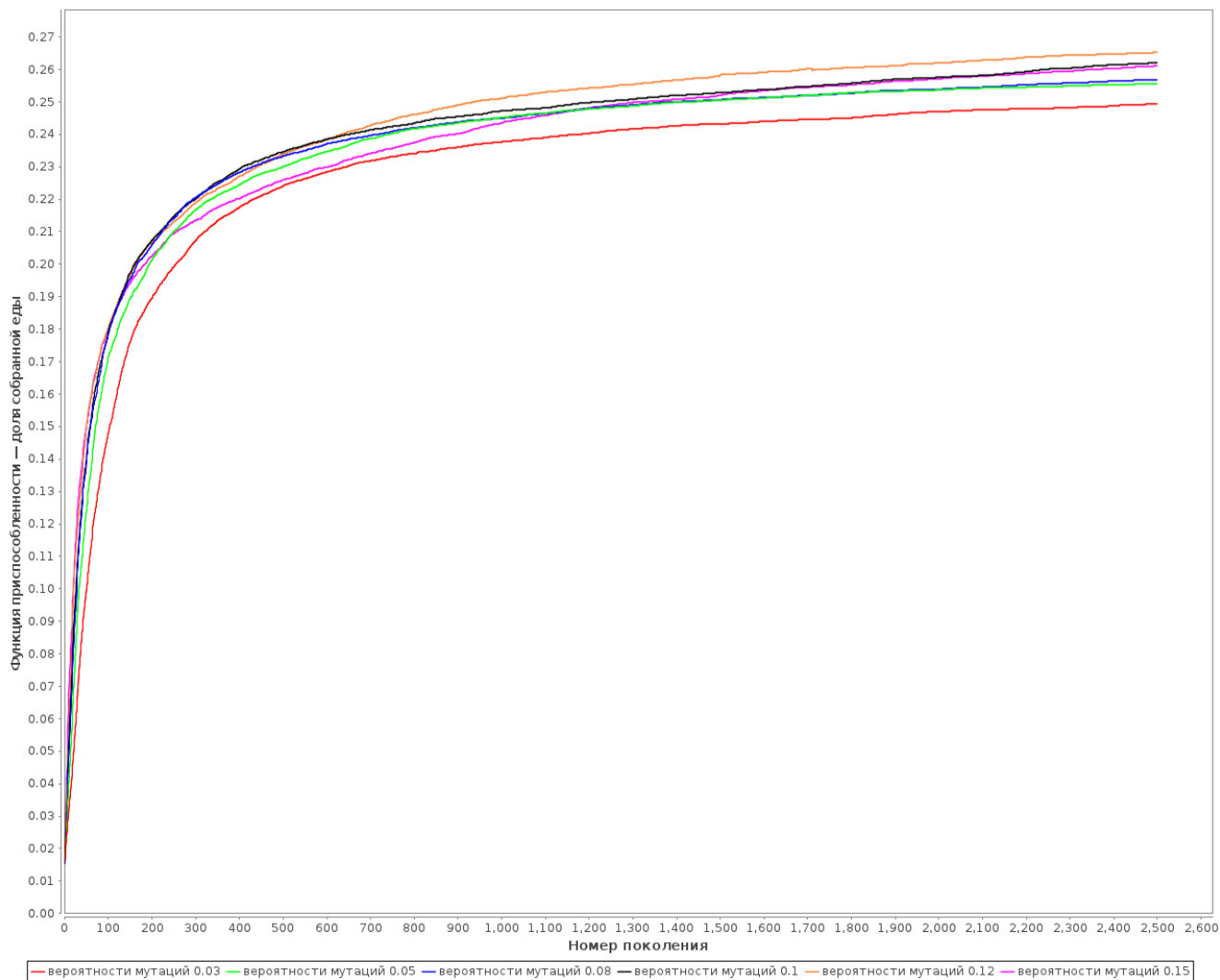


Рис. 3 — Зависимость функции приспособленности, усредненной по 200 запускам, от общей вероятности мутации

Для определения зависимости эффективности алгоритма от вероятностей отдельных видов мутации проводилась серия опытов. В каждом из экспериментов значение вероятности тестируемой мутации являлось равным одному из значений  $L$ , а оставшихся видов мутации —  $p$ .

#### 4.1. Мутация выходного воздействия

Здесь восьмипроцентная мутация оказывается наиболее эффективной (рис. 4).

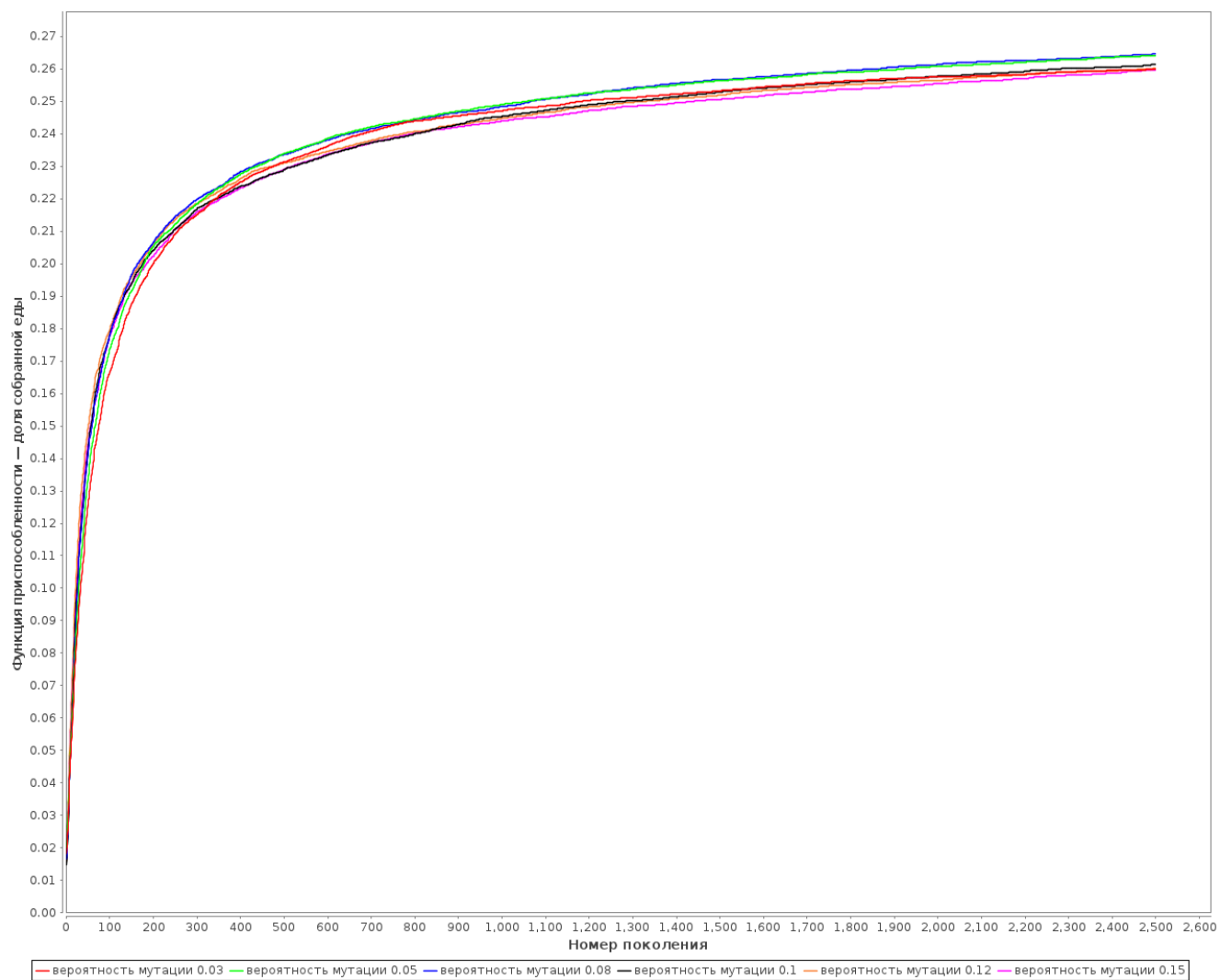


Рис. 4 — Зависимость функции приспособленности, усредненной по 200 запускам, от вероятности мутации выходного воздействия

## 4.2. Мутация номера следующего состояния

Применение мутации номера следующего состояния оказывает наибольшее влияние на функцию приспособленности, так как количество генов велико. Лучший результат дает 8% мутация (рис. 5).

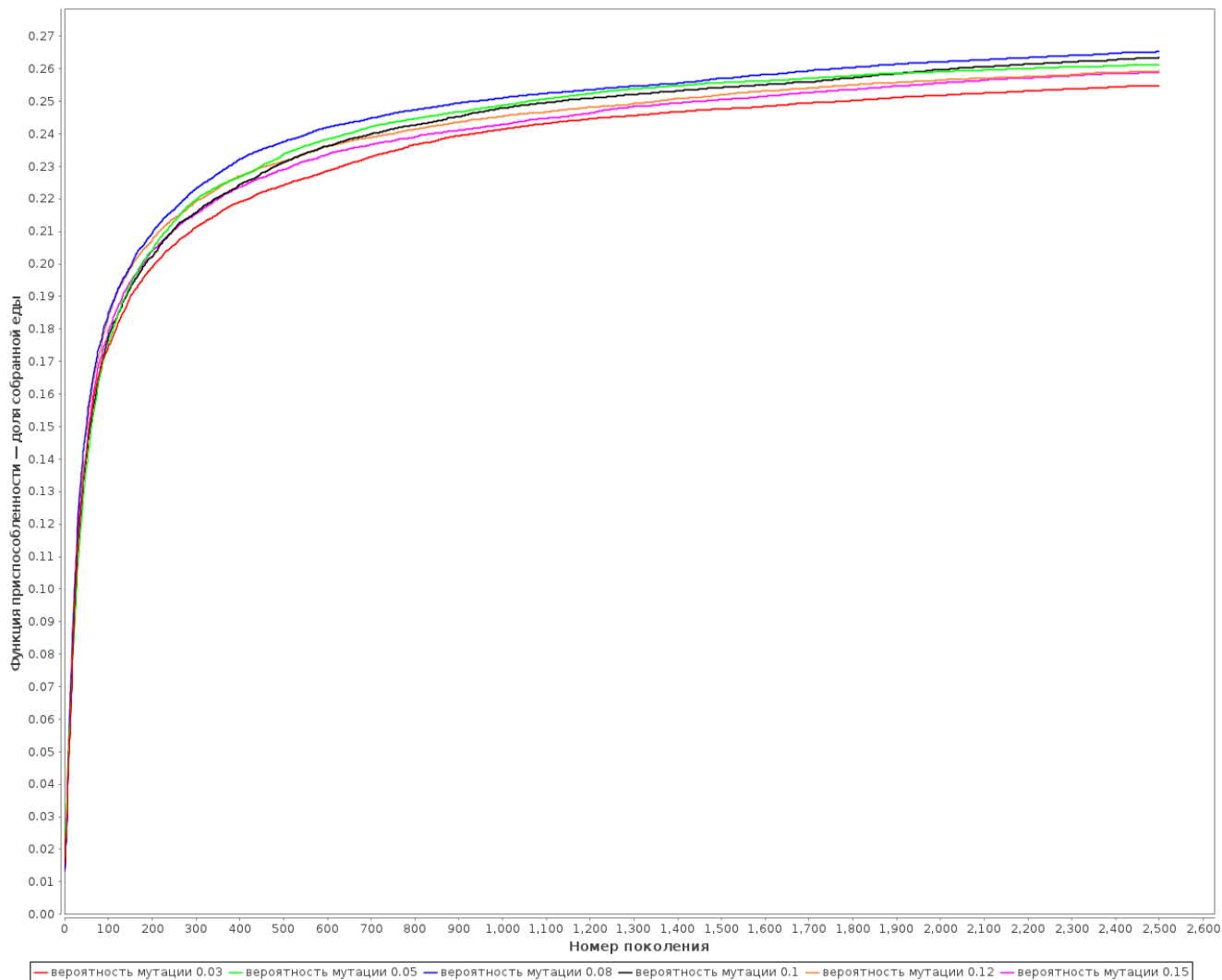


Рис. 5 — Зависимость функции приспособленности, усредненной по 200 запускам, от вероятности мутации номера следующего состояния



### 4.3. Мутация предиката

Лучший прогресс отмечается при вероятности 15% (рис. 6). Наблюдается монотонная зависимость функции приспособленности от вероятности мутации. Связано это с тем, что изменяемый ген всего один, и чем интенсивнее мутация, тем больше шансов достичь оптимального состояния.

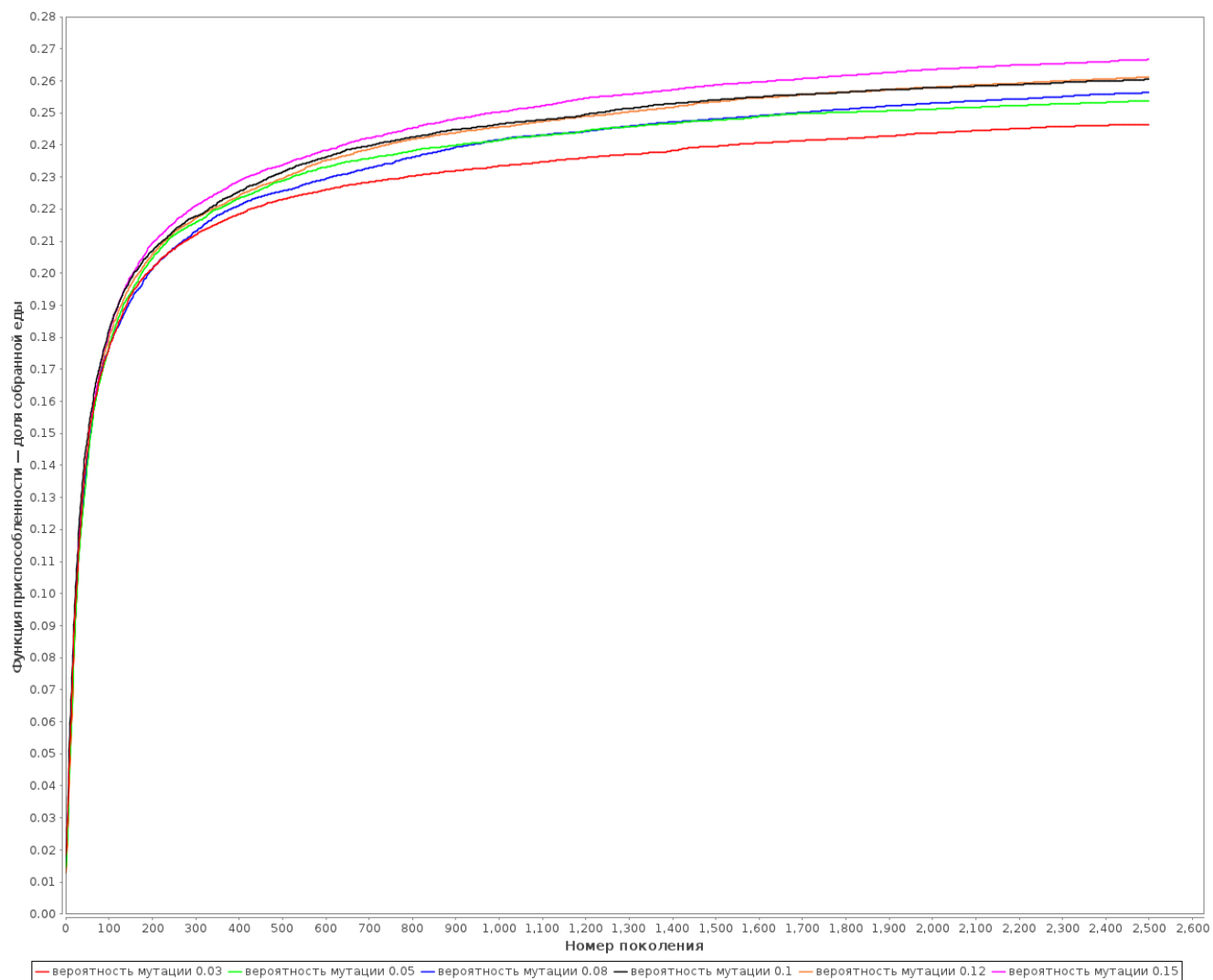


Рис. 6 — Зависимость функции приспособленности, усредненной по 200 запускам, от вероятности мутации предиката

#### 4.4. Мутация номера стартового состояния

Здесь лучшую эффективность демонстрирует 3% мутация (рис. 7).

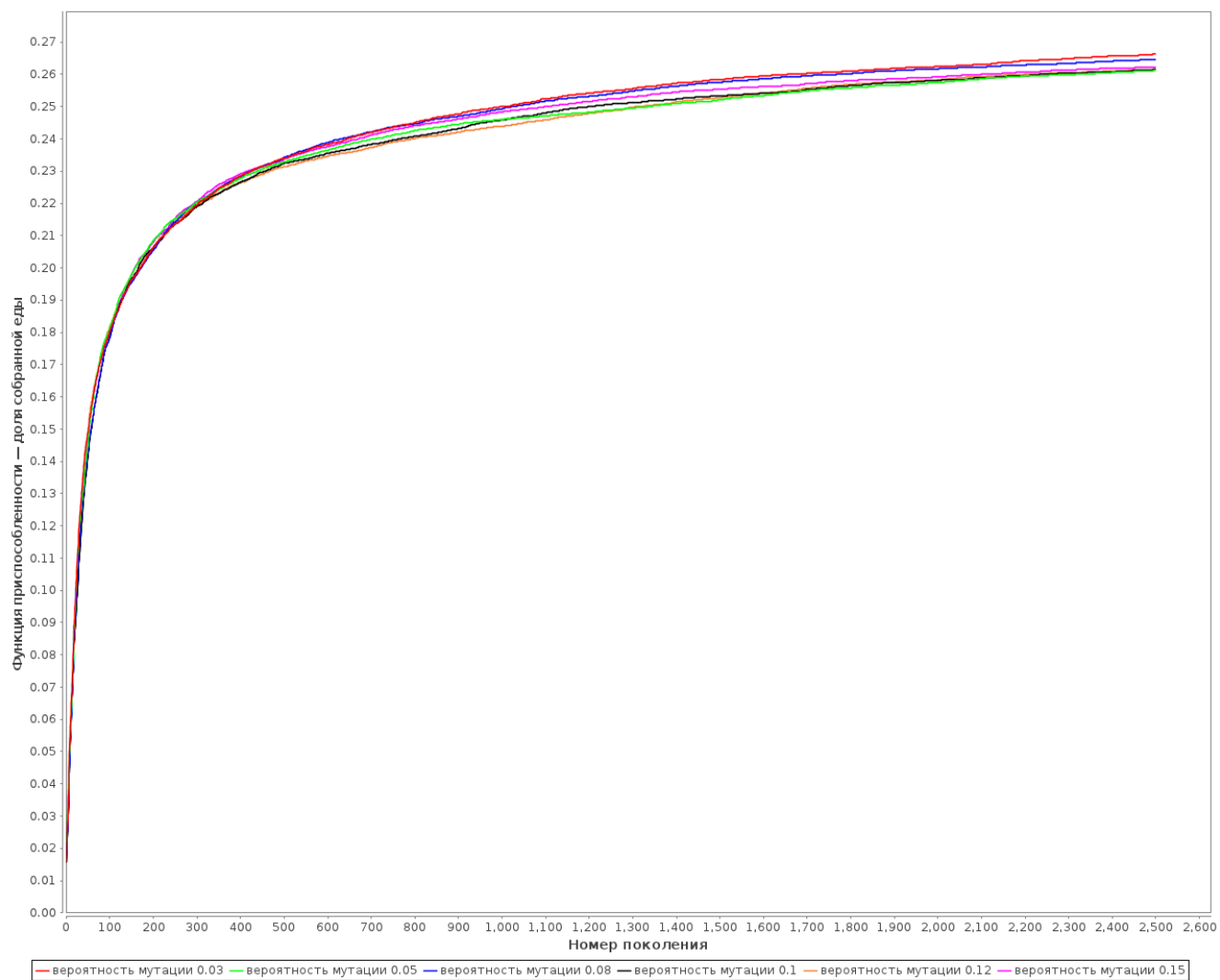


Рис. 7 — Зависимость функции приспособленности, усредненной по 200 запускам, от вероятности мутации номера стартового состояния

# 5. Проверка результатов

После получения результатов алгоритм был запущен с лучшими вероятностями мутаций. Был получен автомат (рис. 8), в среднем за 200 ходов успевающий собрать около 32,7% еды.

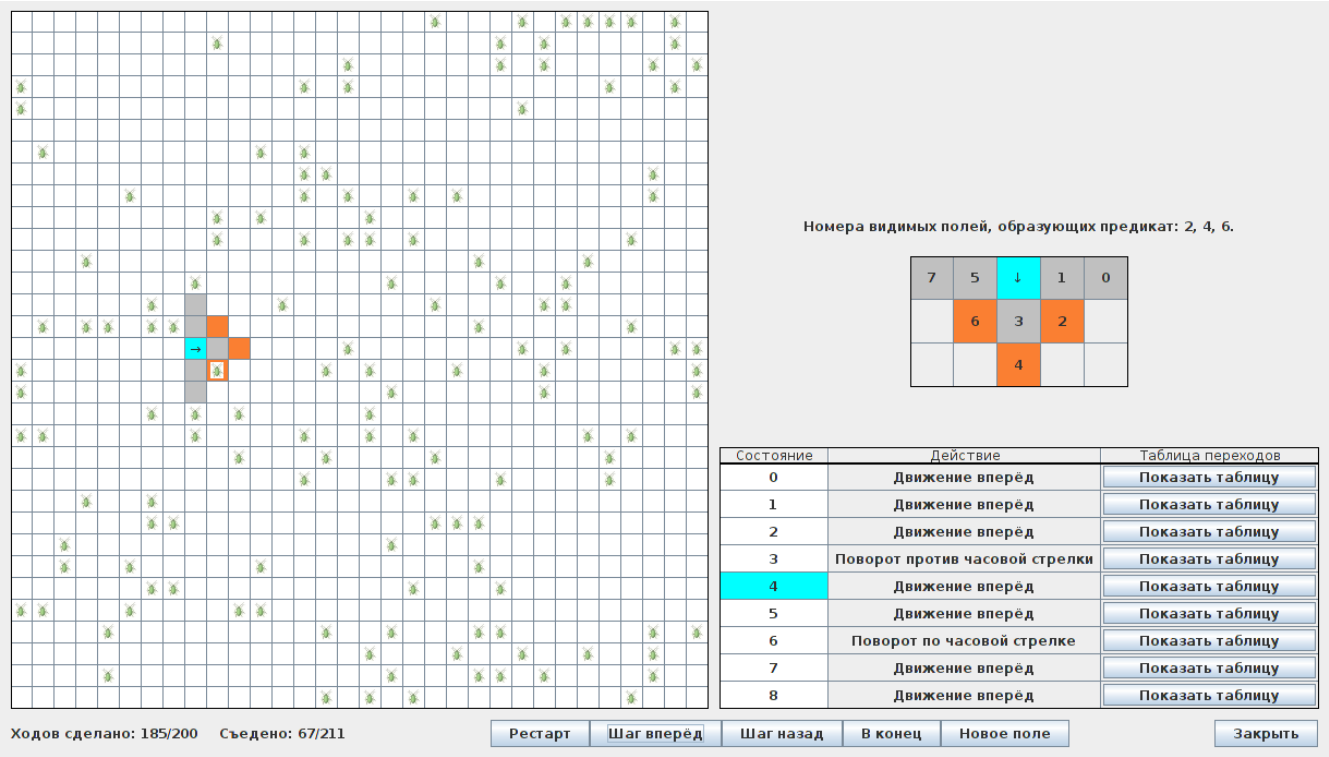


Рис. 8 — Визуализатор поля и лучшего из сгенерированных автоматов

Применение четырех мутаций с оптимальными вероятностями оказывается немного эффективнее использования одинаковой вероятности  $p$  (рис. 9).

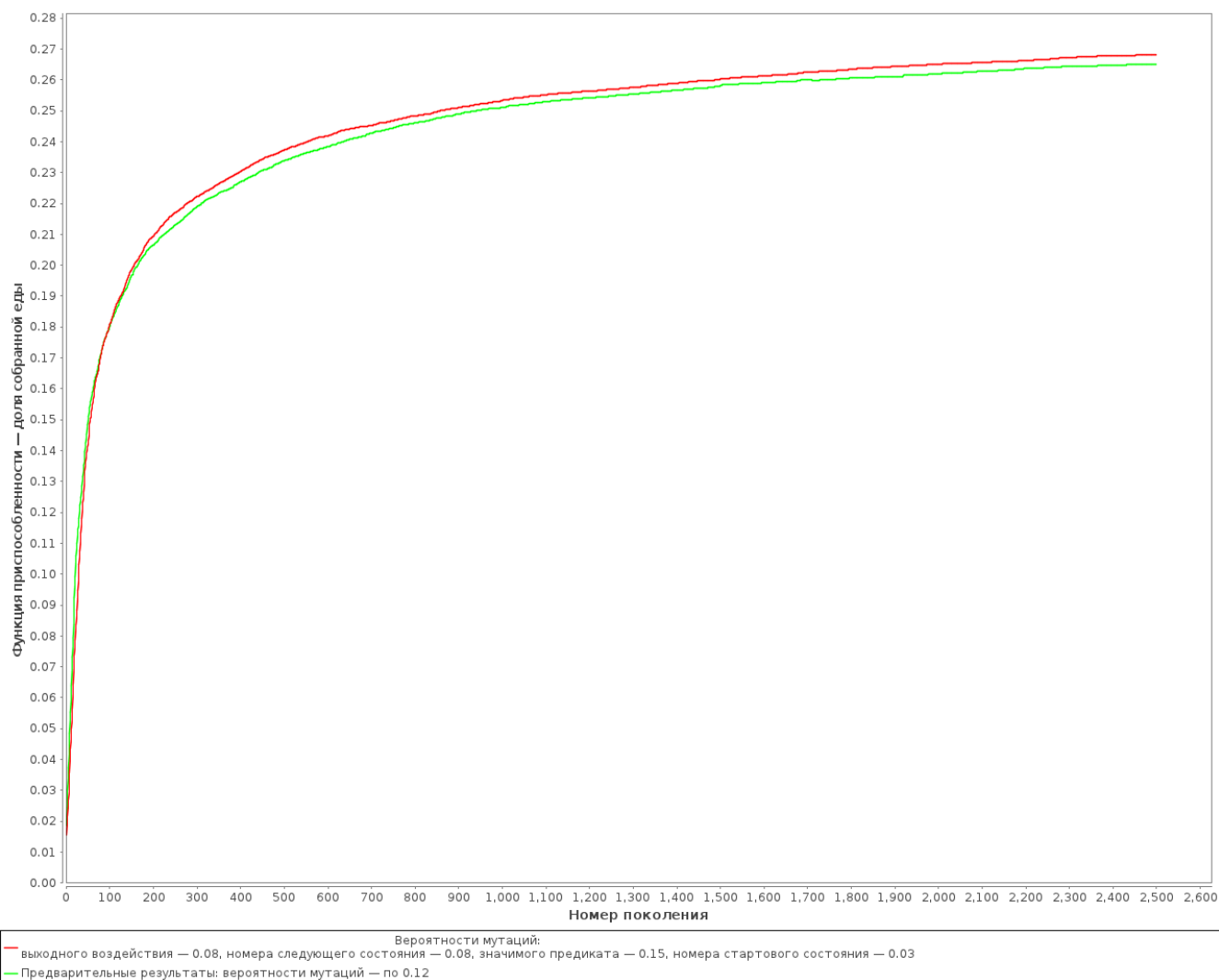


Рис. 9 — Сравнение эффективности мутаций с лучшими найденными вероятностями и с общей оптимальной вероятностью

## 6. Заключение

Применение разных видов мутации с разными вероятностями положительно влияет на эффективность алгоритма. В качестве лучших значений вероятностей можно порекомендовать:

- для мутации выходного воздействия — 8%;
- для мутации номера следующего состояния — 8%;
- для мутации предиката — 15%;
- для мутации номера стартового состояния — 3%.

Исходный код эволюционной стратегии, а также визуализатора графиков, поля и автомата можно найти в репозитории: <https://github.com/shevchen/CleverAnt3>.

## 7. Источники

1. Царев Ф. Н. Методы представления конечных автоматов в генетических алгоритмах.  
<http://rain.ifmo.ru/~buzdalov/lab-2011/presentations/automata-representation.pdf>
2. Sean Luke. The Mersenne Twister in Java.  
<http://www.cs.gmu.edu/~sean/research/>
3. David Gilbert, Thomas Morgner. JfreeChart — a free Java chart library.  
<http://www.jfree.org/jfreechart/>