

Санкт-Петербургский государственный университет  
Факультет прикладной математики и процессов управления

# Исследование принципов работы муравьиного алгоритма

Лабораторная работа №6

## Аннотация

В данной работе представлено описание принципов работы муравьиного алгоритма, подкреплённое программной и графической реализацией.

**Ключевые слова:** Муравьиный алгоритм, Python, Tkinter

*Автор работы: Шайдунов В.Д.*

*Группа: 21.Б15-пу*

*Научный руководитель: Дик А.Г.*

*Санкт-Петербург  
2023 г.*

## Содержание

<b>1</b>	<b>Вступление</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Цель работы</b>	<b>2</b>
<b>3</b>	<b>Задача</b>	<b>2</b>
<b>4</b>	<b>Описание програмы</b>	<b>3</b>
4.1	Теоретические сведения . . . . .	3
4.2	Общий ход программы . . . . .	4
4.3	Описание програмной структуры генетического алгоритма	5
<b>5</b>	<b>Визуализация работы программы</b>	<b>7</b>
<b>6</b>	<b>Оценка эффективности алгоритма</b>	<b>9</b>

## 1 Вступление

Муравьиный алгоритм – это метод оптимизации, основанный на поведении муравьев в поисках кратчайшего пути от муравейника до источника пищи. Этот алгоритм используется для решения различных задач, таких как коммивояжер и задача о рюкзаке. В данной лабораторной работе мы будем изучать принципы работы муравьиного алгоритма и его применение в задаче коммивояжера. Мы также рассмотрим различные параметры алгоритма и их влияние на его результаты работы.

## 2 Цель работы

Целью данной лабораторной работы является изучение основных принципов работы муравьиного алгоритма, а также его применение для задачи поиска минимального Гамильтонова пути.

## 3 Задача

Оценить эффективность муравьиного алгоритма и реализовать его визуализацию.

## 4 Описание программы

В данном разделе приводиться описание кода на уровне идеи. Для более подробного понимания, рекомендуется самостоятельно ознакомиться с кодом по ссылке ([github](#)). Каждое действие в программе сопровождается комментариями, если возникают вопросы по терминологии или по общему устройству программы обращайтесь к этому разделу.

Программная реализация написана на языке python 3.10, с использованием популярных и общепотребимых пакетов.

### 4.1 Теоретические сведения

Необходимые термины:

***Популяция муравьев*** - это количество муравьев, которые будут использоваться в алгоритме для поиска оптимального пути..

***Коэффициент испарения феромона*** - это скорость испарения феромона с течением времени. Чем меньше коэффициент испарения феромона, тем дольше феромон будет оставаться на пути.

***Коэффициент значимости феромона*** - это значение, которое определяет, насколько важен феромон для выбора следующего шага муравья. Чем выше коэффициент значимости феромона, тем больше внимания муравьи будут уделять следам феромона.

***Коэффициент значимости расстояния*** - это значение, которое определяет, насколько важны расстояния между городами для выбора следующего шага муравья. Чем выше коэффициент значимости, тем больше внимания муравьи будут уделять наименьшему по длине доступному пути.

***Интенсивность начального феромона*** - это количество феромона, которое будет изначально размещено на каждом пути. В моей программе оно не изменяемое пользователем и равно 1.

## 4.2 Общий ход программы

1. Первым вызывается класс *class Ant* в который передаётся, по усмотрению пользователя: **веса путей полного графа, размер популяции колонии, коэффициенты важности феромона и расстояния, а также количество поколений**. В начале происходит нормализация весов путей и определяется таблица феромонов, заполняемая единицами в качестве начального значения.
2. Далее вызывается метод *findbestway*, который повторяется "**количество поколений**" раз. Где в каждом поколении для муравьев создаётся пустая таблица, в которую в будущем будут добавлены их выбранные маршруты. **Используя таблицу нормализованного расстояния и таблицу начальных феромонов, а также коэффициенты важности феромона и расстояния**, мы создаём массив, который означает вероятность муравья выбрать тот или иной путь. (т.е. длина этого массива = кол-ву вершин в графе) - **массив вероятности по путям**.
3. Таким образом для каждого муравья в поколении создаётся более менее уникальный маршрут, используя при генерации **массив вероятности по путям**.
4. Когда пути для муравьёв были определены, подсчитывается их длина и запоминается наиболее короткий маршрут.
5. В конце поколения происходит мутация таблицы феромонов и шаги [2-5] повторяются.

### 4.3 Описание программной структуры генетического алгоритма

В Листиге 1 приведён исполняемый код для класса Ant.

```
1 class Ant:
2     def __init__(self, size_pop, numberGeneration, graphPaths, alpha, beta, rho):
3         """ Класс реализующий муравьиный алгоритм """
4         self.graphPaths = graphPaths # веса путей заданных в графе
5         self.vertexes = len(self.graphPaths) + 1 # количество вершин
6         self.size_pop = size_pop # популяция муравьёв
7         self.numberGeneration = numberGeneration # количество итераций
8         self.alpha = alpha # коэффициент важности феромонов при выборе пути
9         self.beta = beta # коэффициент значимости расстояния
10        self.rho = rho # скорость испарения феромонов
11
12        # Нормализованное расстояние
13        self.prob_matrix_distance = [list(map(lambda x: 1/x, sublist)) for sublist in
14        ↪ self.graphPaths]
15        # Матрица феромонов, обновляющаяся каждую итерацию
16        self.Tau = [list(map(lambda x: 1, sublist)) for sublist in self.graphPaths]
17
18        self.generation_best_path, self.generation_best_score = [], [] # лучшие в своём поколении
19        self.best_path, self.best_score = None, None
20
21    def find_best_way(self) -> None:
22        for _ in range(self.numberGeneration):
23            # Путь каждого муравья в определённом поколении
24            TablePath = np.zeros((self.size_pop, self.vertexes)).astype(int)
25            # вероятность перехода без нормализации
26            a_alfa = [[x ** self.alpha for x in sublist] for sublist in self.Tau]
27            b_beta = [[x ** self.beta for x in sublist] for sublist in self.prob_matrix_distance]
28            prob_matrix = [[float(x) * float(y) for x, y in zip(row_a, row_b)] for row_a, row_b in
29            ↪ zip(a_alfa, b_beta)]
30            for ant in range(self.size_pop): # для каждого муравья
31                TablePath[ant, 0] = 0
32                for v in range(self.vertexes - 1): # каждая вершина, которую проходят муравьи
33                    # точка, которая была пройдена и не может быть пройдена повторно
34                    allow_list = list(set(range(self.vertexes)) - set(TablePath[ant, :v + 1]))
35                    prob = []
36                    for i in allow_list:
37                        from_ = min(TablePath[ant, v], i)
38                        to_ = max(TablePath[ant, v], i) - from_ - 1
39                        prob.append(prob_matrix[from_][to_])
40                    prob = [p / sum(prob) for p in prob] # нормализация вероятности
41                    next_point = np.random.choice(allow_list, size=1, p=prob)[0]
42                    TablePath[ant, v + 1] = next_point
43
44            # расчёт расстояния
45            scores = np.array([self.distance(list(path)) for path in TablePath])
46            # фиксация лучшего решения
47            index_best = scores.argmin()
48            self.generation_best_path.append(TablePath[index_best, :])
49            self.generation_best_score.append(scores[index_best])
50
51            # мутация феромона, который будет добавлен к ребрам нового поколения
52            self.Tau = [list(map(lambda x: (1 - self.rho) * x, sublist)) for sublist in self.Tau]
53            for ant in range(self.size_pop): # для каждого муравья
54                for v in range(self.vertexes - 1): # для каждой вершины
55                    # муравьи перебираются из вершины from_ в вершину to_
56                    from_ = min(TablePath[ant, v], TablePath[ant, v+1])
57                    to_ = max(TablePath[ant, v], TablePath[ant, v+1]) - from_ - 1
58                    self.Tau[from_][to_] += 1 / scores[ant] # нанесение феромона
59                    # муравьи ползут от последней вершины обратно к первой
60                    from_ = min(TablePath[ant, self.vertexes - 1], TablePath[ant, 0])
61                    to_ = max(TablePath[ant, self.vertexes - 1], TablePath[ant, 0]) - from_ - 1
62                    self.Tau[from_][to_] += 1 / scores[ant]
```

Listing 1: class SimulatedAnn

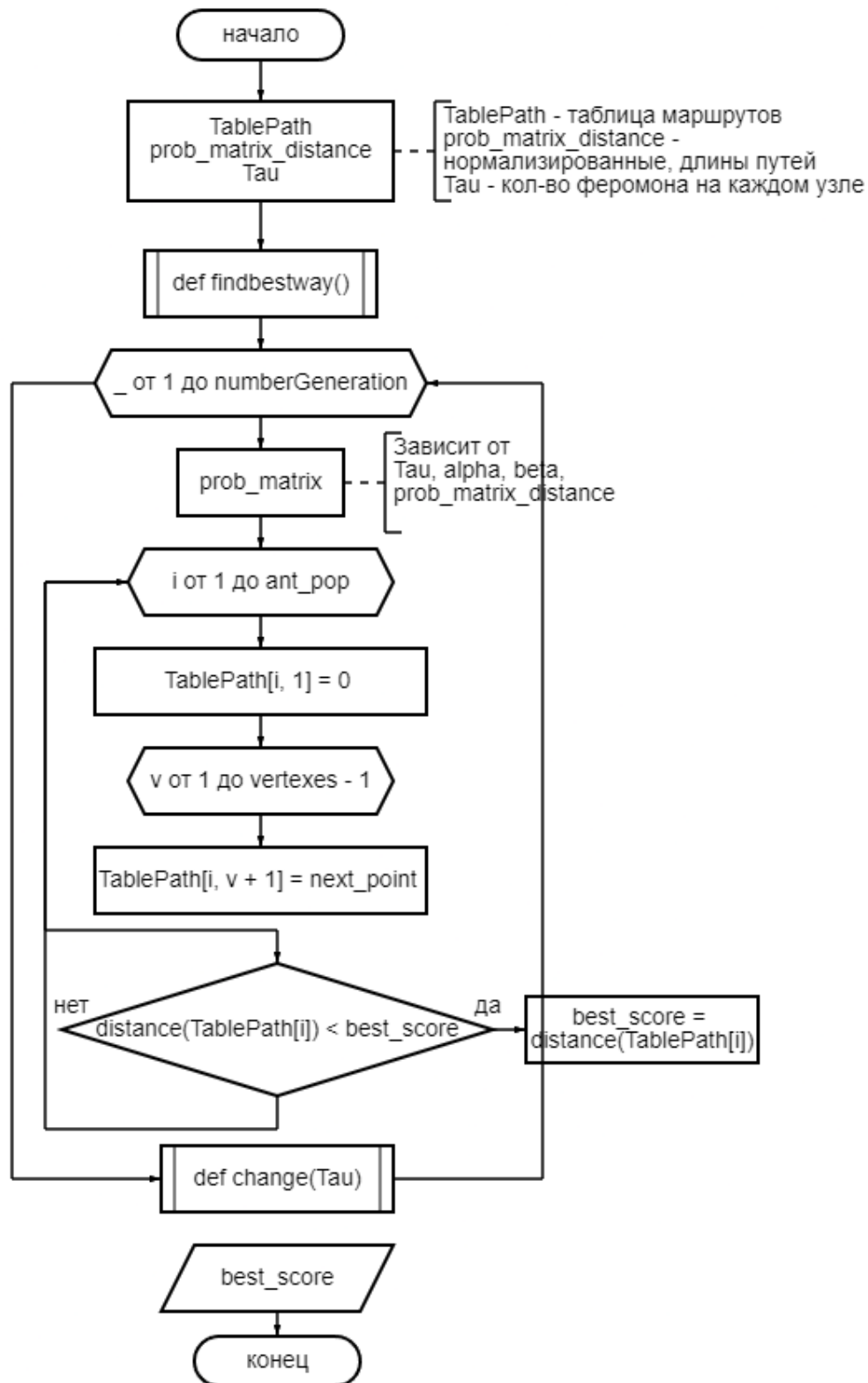


Рис. 1: Блоксхема программы.

## 5 Визуализация работы программы

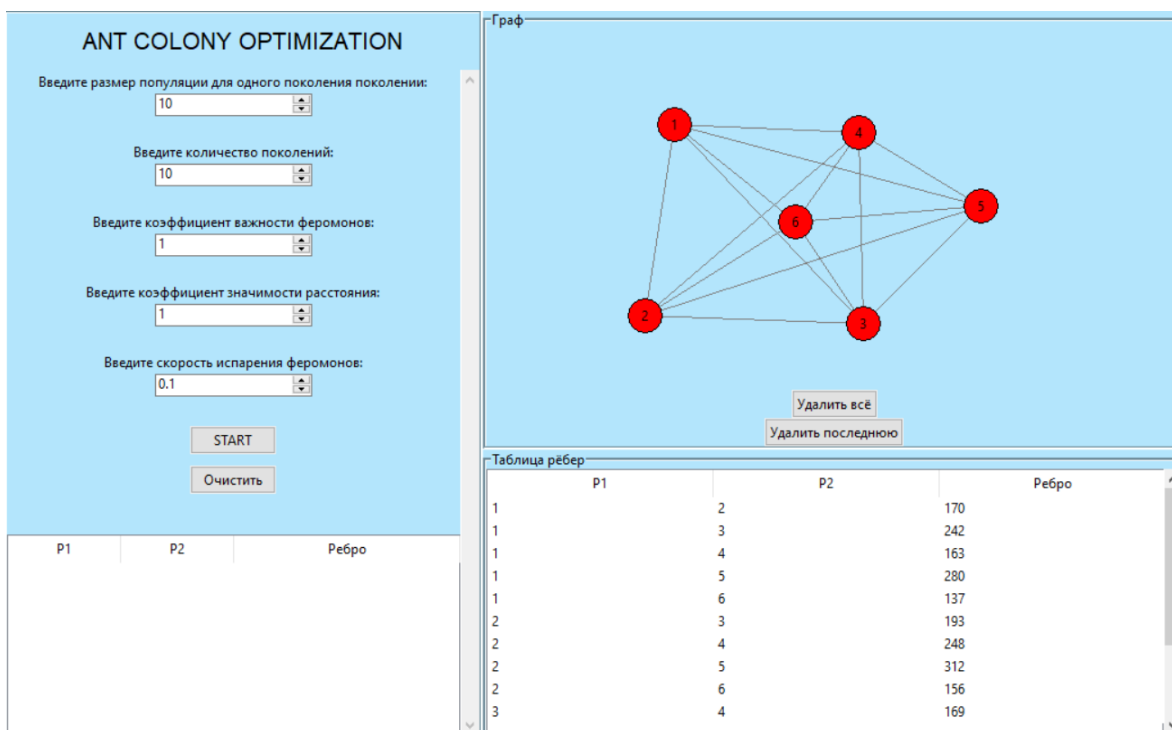


Рис. 2: Окно ввода.

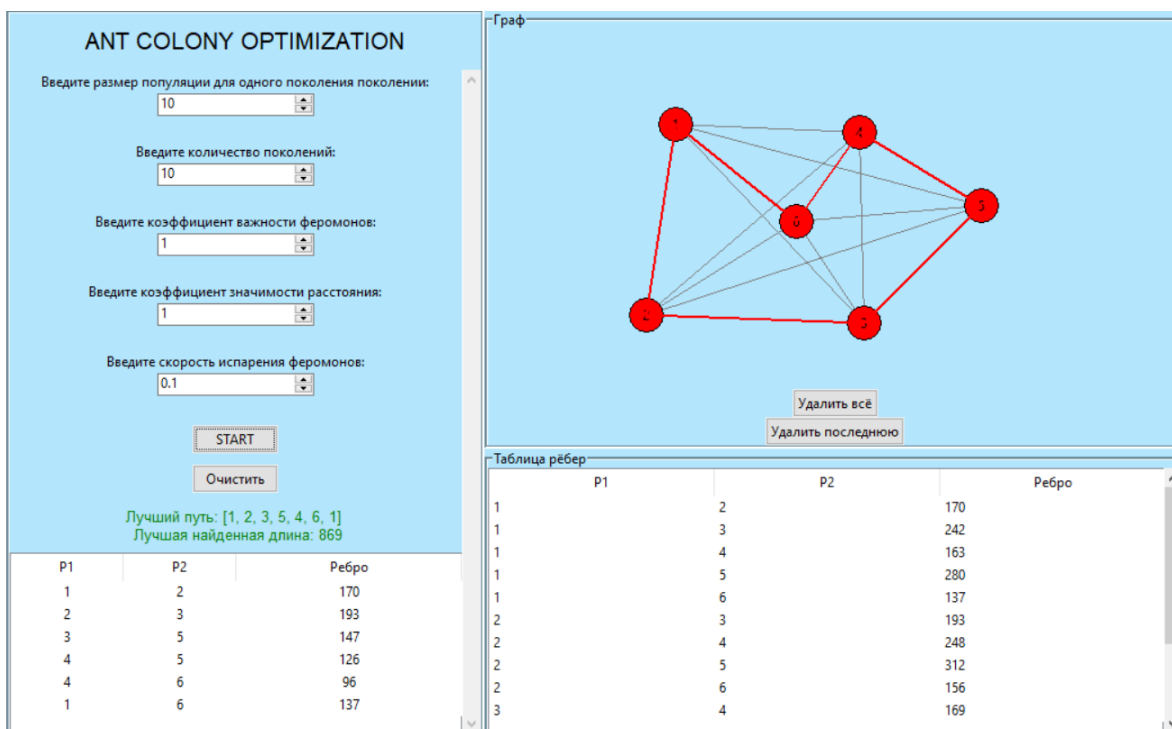


Рис. 3: Окно вывода.



Устройство приложения:

В левой части окна можно вводить параметры влияющие на систему, такие как: **размер колонии (популяции), количество поколений, коэффициенты важности феромонов и значимости расстояния, а также скорость испарения феромонов.**

Вверху справа графическое интерактивное окно, в котором можно добавлять точки одним щелчком мыши. Пути графа рисуются автоматически и добавляются в таблицу рёбер ниже. Весом ребра по умолчанию является его длина в пикселях, которую можно легко изменить двойным нажатием мыши по нужной ячейке. Также в последней версии приложения была добавлена функция перемещения точек графа.

Нажимая на кнопку старт, производятся расчёты, результат которых выводится под кнопкой зелёным цветом, а таблица заполняется маршрутом в указанном алгоритмом порядке.

## 6 Оценка эффективности алгоритма

Оценка эффективности муравьиного алгоритма в решении задачи коммивояжера показала, что он способен почти всегда найти лучшее решение при правильном выборе начальных параметров. Так на личном опыте для графа состоящего из 20 вершин, муравьиный алгоритм справился так же хорошо как и метод отжига, однако при одинаковом количестве поколений муравьиный алгоритм обладает большим количеством различных итераций из-за чего время его выполнения будет дольше, хоть и принято считать что его погрешность для графов большей размерности является меньшей.

Муравьиный алгоритм является эффективным алгоритмом для задачи коммивояжера, особенно когда другие методы оптимизации не могут обеспечить достаточную точность результата. Однако он как и свои предшественники входит в группу эвристических алгоритмов из-за чего он по прежнему не может гарантировать, что найденное решение является наилучшим.

## Заключение

В данной работе был рассмотрен муравьиный алгоритм на поиск минимального по длине Гамильтона цикла. Были выявлены его преимущества в сравнение с методом отжига. Была представлена его программная визуализация и теоретическое растолкование.