Государственное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«Московский Государственный Технический Университет
имени Н.Э. Баумана»

Отчет
По лабораторной работе №6
По курсу «Анализ Алгоритмов»
На тему «Анализ муравьиного алгоритма»

Щербатюк Дарья, ИУ7-54

Москва, 2017

Оглавление

Постановка задачи

Проанализировать влияние на время выполнения муравьинного алгоритма различных вариаций его параметров

Описание алгоритма

Задача формулируется как задача поиска минимального по стоимости замкнутого маршрута по всем вершинам без повторений на полном взвешенном графе с n вершинами. Содержательно вершины графа являются городами, которые должен посетить коммивояжер, а веса ребер отражают расстояния (длины) или стоимости проезда. Эта задача является NP -трудной, и точный переборный алгоритм ее решения имеет факториальную сложность. Моделирование поведения муравьев связано с распределением феромона на тропе — ребре графа в задаче коммивояжера. При этом вероятность включения ребра в маршрут отдельного муравья пропорциональна количеству феромона на этом ребре, а количество откладываемого феромона пропорционально длине маршрута. Чем короче маршрут, тем больше феромона будет отложено на его ребрах, следовательно, большее количество муравьев будет включать его в синтез собственных маршрутов. Моделирование такого подхода, использующего только положительную обратную связь, приводит к преждевременной сходимости — большинство муравьев двигается по локально оптимальному маршруту. Избежать этого можно, моделируя отрицательную обратную связь в виде испарения феро- мона. При этом если феромон испаряется быстро, то это приводит к потере памяти колонии и забыванию хороших решений, с дугой стороны, большое время испарения может привести к получению устойчивого локально оптимального решения.

Листинг

ACO.PY:

```
1  import numpy as np
2  import random as rnd
3
4  MAX_DIS = 10  # maximum distance
5  MIN_DIS = 1  # minimum distance
6
7
8  def fill_dis_matr(n):
9      m = np.zeros((n, n))
10     for i in range(n):
11         for j in range(i+1, n):
12             t = rnd.randint(MIN_DIS, MAX_DIS)
13             m[i][j], m[j][i] = t, t
14     return m
15
16
17 m = 5  # amount of ants and cities
18 e = 2  # amount of elite ants
19
20 a = 2    # coefficient of strengthen the sense of smell
21 b = 1  # coefficient of strengthen of desire
22 Q = MIN_DIS * m  # coefficient of the alleged best way
23 t_max = 200   # the amount of "generations"
24 p = 0.5  # coefficient of evaporation
25
26
27 def aco(m, e, d, t_max, alpha, beta, p, q):
28     nue = 1 / d  # matrix of desire
29     teta = np.random.sample((m, m))  # init ferromon paths, here may
           be np.zeros((m,m))
30     T_min = None  # min path
31     L_min = None  # min len of path
32
33     t = 0  # the first "generation"
34
35     while t < t_max:
36         teta_k = np.zeros((m, m))
37
38         for k in range(m):  # for each ant, who are in its own town
39             Tk = [k]
40             Lk = 0
41             i = k   # current town
42
43             while len(Tk) != m:
44                 J = [r for r in range(m)]   # generate possible to
                       visit towns
45                 for c in Tk:  # remove visited towns
```

```
                    J.remove(c)

                P = [0 for a in J]  # probability that ant select a-
                    town

                for j in J:
                    if d[i][j] != 0:  # if the path exist
                        buf = sum((teta[i][l] ** alpha) * (nue[i][l]
                            ** beta) for l in J)
                        P[J.index(j)] = (teta[i][j] ** alpha) * (nue
                            [i][j] ** beta) / buf
                    else:
                        P[J.index(j)] = 0

                Pmax = max(P)
                if Pmax == 0:  # if all paths are zero, it's signal
                    that ant is isolated
                    break

                index = P.index(Pmax)  # index of selected town
                Tk.append(J[index])  # add town to way
                Lk += d[i][J[index]]  # add distance
                i = J.pop(index)  # go to selected town

            if L_min is None or (Lk + d[Tk[0]][Tk[-1]]) < L_min:  #
                check that it's not minimum,
                L_min = Lk + d[Tk[0]][Tk[-1]]                    #
                    do not forget about the way back
                T_min = Tk

            for g in range(len(Tk) - 1):  # update ferromons path
                a = Tk[g]
                b = Tk[g + 1]
                teta_k[a][b] += q / Lk

        teta_e = (e * Q / L_min) if L_min else 0  # elite ants
        teta = (1 - p) * teta + teta_k + teta_e  # update
            ferromons after generation
        t += 1

    return T_min, L_min


if __name__ == "__main__":
    D = fill_dis_matr(m)  # matrix of distance

    print(aco(m, e, D, t_max, a, b, p, Q))
```

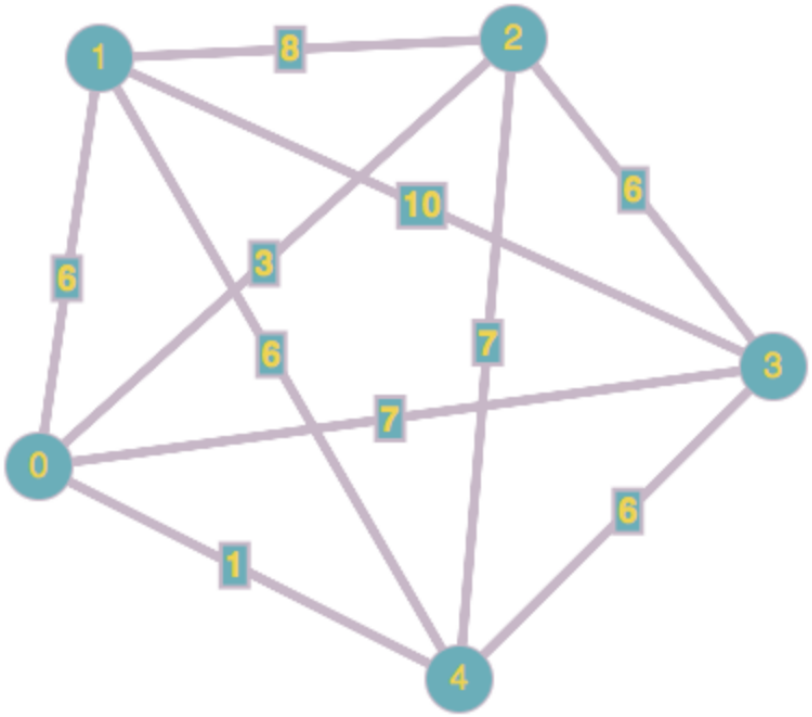
TEST.PY:

```
import asyncio
```

```
2  from aco import aco, fill_dis_matr, MAX_DIS, MIN_DIS
3  from concurrent.futures import ThreadPoolExecutor
4  import numpy as np
5  from itertools import product
6  import time
7
8  executor = ThreadPoolExecutor(max_workers=10)  # thread pool
9  loop = asyncio.get_event_loop()  # event loop
10
11
12 m = 5  # amount of ants and cities
13 Q = (MIN_DIS * m, MAX_DIS * m)  # coefficient of the alleged best
       way
14
15 p = (0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7)  # coefficient of
       evaporation
16 a = (1, 2, 3)  # coefficient of strengthen the sense of smell
17 b = (1, 2, 3)  # coefficient of strengthen of desire
18 e = (0, 1, 2, 3)  # amount of elite ants
19
20 good_answers = ([0, 4, 1, 3, 2], 26), ([3, 4, 0, 1, 2], 26), \
21                 ([2, 0, 4, 1, 3], 26), ([2, 3, 4, 1, 0], 26), \
22                 ([1, 4, 0, 2, 3], 26), ([0, 4, 3, 2, 1], 26)
23
24
25 TIMES = 3
26
27 best_time = None
28 best_set = None
29 best_q = None
30
31
32 def test_on_set(foo, params):
33     global best_time, best_set, best_q
34     s, d, t, q = params[0], params[1], params[2], params[3]
35     st = time.time()
36     res = aco(m, s[0], d, t, s[1], s[2], s[3], q)
37     en = time.time() - st
38     if res in good_answers:
39         if best_time is None or en < best_time:
40             best_time = en
41             best_set = s
42             best_q = q
43
44
45 async def level_T(d, gen):
46     await asyncio.gather(*[level_times(d, t, TIMES) for t in gen])
47
48
49 async def level_times(d, t, times):
```

```
50      await asyncio.gather(*[level_Q(d, t, Q) for i in range(times)])
51
52
53  async def level_Q(d, t, Q):
54      global best_time, best_set, best_q
55      await asyncio.gather(*[level_set(d, t, q, e, a, b, p) for q in Q
            ])
56      try:
57          print("For {} generations with {} approx best time is {:.5f}
                witn set of parameters "
58                "e = {}; a = {}; b = {}; p = {}".format(
59                 t, best_q, best_time, best_set[0], best_set[1],
                       best_set[2], best_set[3]))
60
61          best_time = None
62          best_set = None
63          best_q = None
64      except TypeError:
65          print("Oooops")
66
67
68  async def level_set(d, t, q, e, a, b, p):
69      await asyncio.gather(*[runner(s, d, t, q) for s in product(e, a,
            b, p)])
70
71
72  async def runner(s, d, t, q):
73      param = (s, d, t, q)
74      await loop.run_in_executor(executor, test_on_set, 1, param)
75
76
77  async def test(d):
78      global best_time, best_set, best_q
79      t_max = (100, 200, 300, 400, 500)  # the amount of "generations"
80
81      await level_T(d, t_max)
82
83
84  if __name__ == "__main__":
85      d_fix = np.array([[0,   6,   3,   7,   1],
86                        [6,   0,   8,  10,   6],
87                        [3,   8,   0,   6,   7],
88                        [7,  10,   6,   0,   5],
89                        [1,   6,   7,   5,   0]])
90
91      print("Test matrix of distance: {}\n\n\n".format(d_fix))
92      loop.run_until_complete(test(d_fix))
93      #test(d_fix)
```

Временные эксперименты



	0	1	2	3	4
0	0	6	3	7	1
1	6	0	8	10	6
2	3	8	0	6	7
3	7	10	6	0	5
4	1	6	7	5	0

Рис. 1: Графовое и матричное представление

Задача приближена к реальной и имеет несколько решений:

1. 0, 4, 1, 3, 2
2. 3, 4, 0, 1, 2
3. 2, 0, 4, 1, 3
4. 2, 3, 4, 1, 0
5. 1, 4, 0, 2, 3
6. 0, 4, 3, 2, 1

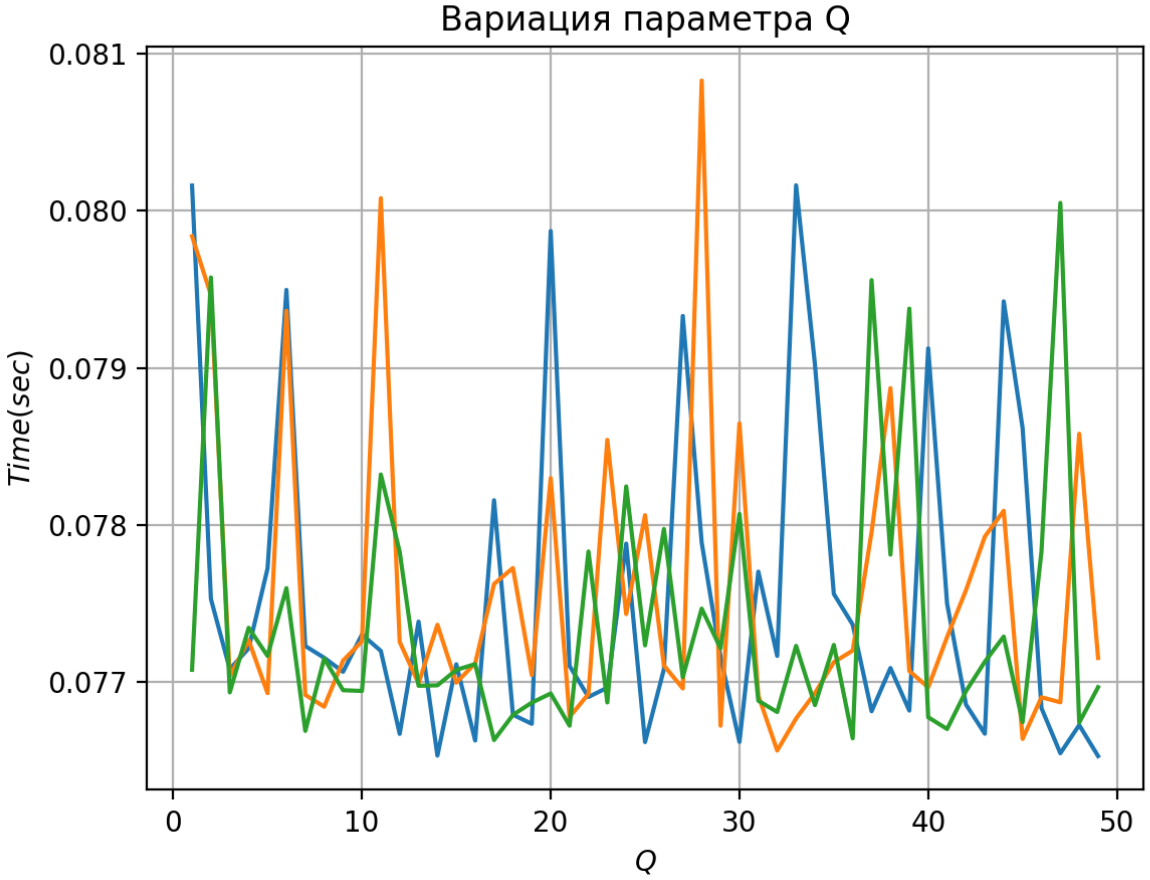
Длина кратчайший гамильтонов путь – 26. Очевидно, что количество поколений прямопропорционально времени вполнения алгоритма. Поэтому рассматривать получившиеся результаты будем в контексте каждого числа поколений.

Число поколений	Время	Q	e	α	β	p
100	0.05924	5	3	1	1	0.3
100	0.06120	5	0	2	2	0.6
100	0.05999	50	1	1	3	0.6
100	0.06030	25	2	2	2	0.6
100	0.06169	5	1	3	3	0.2
200	0.13157	5	3	3	3	0.4
200	0.13318	5	1	1	3	0.6
200	0.14144	50	2	3	3	0.3
200	0.13866	5	2	3	3	0.5
200	0.13210	5	1	3	3	0.1
300	0.22170	5	0	1	2	0.6
300	0.22347	25	1	2	1	0.4
300	0.21567	25	2	3	2	0.1
300	0.21659	50	1	1	3	0.6
300	0.21404	50	2	3	3	0.1
400	0.29997	50	3	3	1	0.5
400	0.29534	50	1	1	1	0.1
400	0.29586	25	0	2	1	0.1
400	0.28744	25	1	2	3	0.5
400	0.29609	25	2	3	2	0.2
500	0.38180	50	2	3	3	0.5
500	0.38951	50	1	2	2	0.4
500	0.39321	25	3	3	2	0.1
500	0.37518	25	0	1	1	0.5
500	0.37586	50	2	2	2	0.5

Выводы

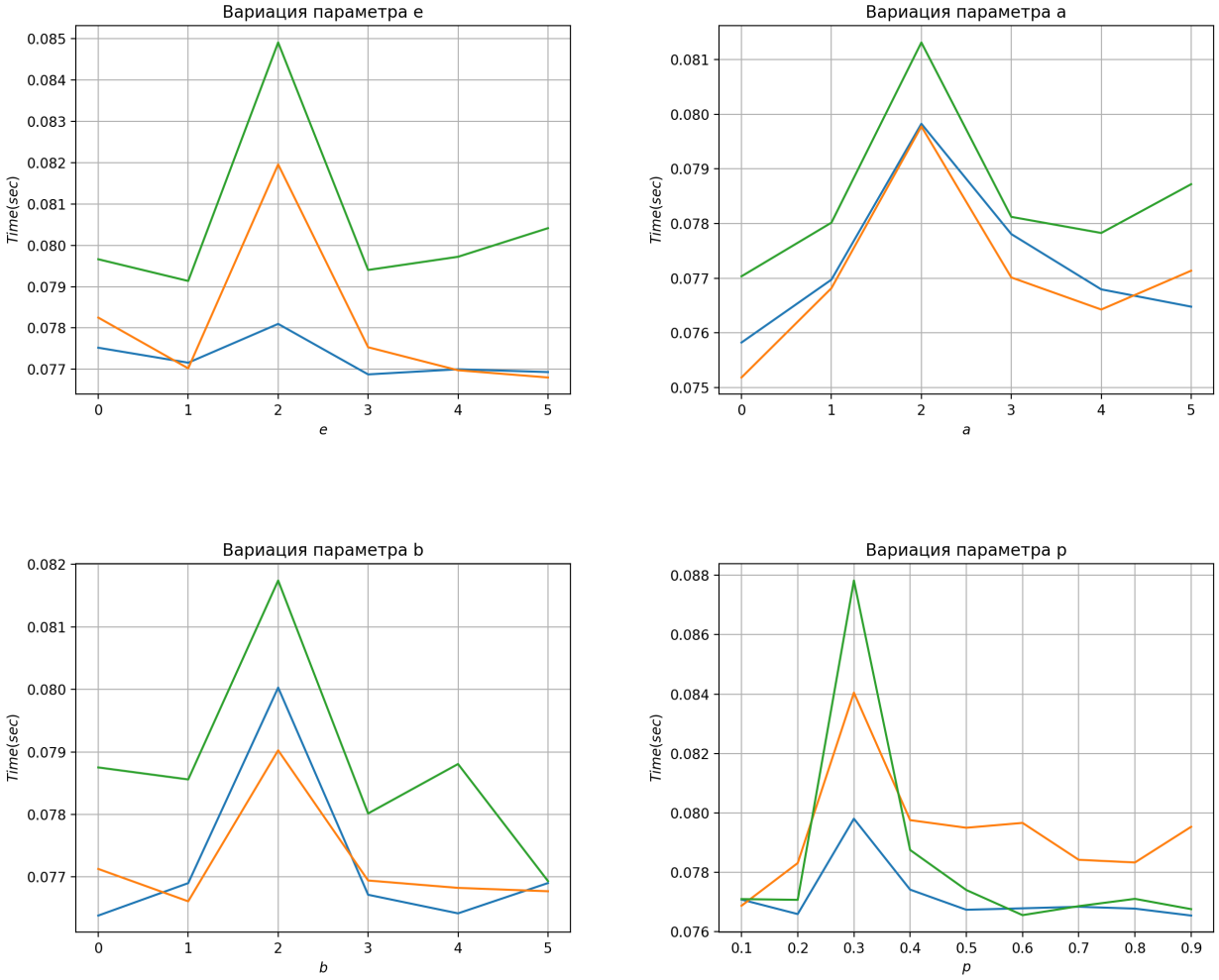
В результате проведенных испытаний алгоритма было установлено, что:

1. Судя по проведенным выше данным, самое точное приближение не всегда является самым выгодным. Проверим это утверждение на тестовом случае с фиксацией всех параметров, кроме Q. Проведем несколько тестовых запусков с
$Q \in [1, 50]; t = 200; m = 5; e = 1; p = 0.3; \alpha = 1; \beta = 1$.



Как видим, результат варьируется от случая к случаю.

2. Наличие элитных муравьев улучшает сходимость. Однако в оптимальных наборах их количество сильно связано с коэффициентами α и β, отвечающими за мощность ферромонного запаха и за желание муравья передвигаться по этому пути соответсвенно. Объяснить это можно так: так и тот, и другой аспект алгоритма усиливает ферромоновую дорожку, то их подбор должен быть сбалансирован, так как возможно "зависание"на локальных экстремумах.



3. На графиках явно видны "нежелательные"значения параметров: $e = 2; p = 0.3; \alpha = 1; \beta = 1$. Это может быть обусловлено математическими особенностями алгоритма.

Заключение

В ходе лабораторной работы был проанализирован муравьиной алгоритм с точки зрения оптимального набора параметров.