

|  |
| --- |
| МИНОБРНАУКИ РОССИИ |
| Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  высшего образования  **"МИРЭА** - **Российский технологический университет"**  **РТУ МИРЭА** |

**Институт** Информационных Технологий

**Кафедра** Вычислительной Техники

**ПРАКТИЧЕСКАЯ РАБОТА №4**

**«Муравьиный алгоритм»**

**по дисциплине**

**«Системный анализ данных СППР»**

Студент группы: ИКБО-04-22 Егоров Л.А. *(Ф. И.О.студента)*

Преподаватель \_\_Железняк Л.М.\_\_ *(Ф.И.О. преподавателя)*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

Москва 2024

# СОДЕРЖАНИЕ

[ВВЕДЕНИЕ 3](#_Toc183614493)

[1 АЛГОРИТМ РОЯ ЧАСТИЦ 4](#_Toc183614494)

[1.1 Описание алгоритма 4](#_Toc183614495)

[1.2 Постановка задачи 5](#_Toc183614496)

[1.3 Ручной расчёт алгоритма 6](#_Toc183614497)

[1.4 Программная реализация 9](#_Toc183614498)

[ЗАКЛЮЧЕНИЕ 11](#_Toc183614499)

[СПИСОК ИНФОРМАЦИОННЫХ ИСТОЧНИКОВ 12](#_Toc183614500)

[ПРИЛОЖЕНИЯ 13](#_Toc183614501)

[Приложение А 14](#_Toc183614502)

# ВВЕДЕНИЕ

В основу алгоритма оптимизации роем частиц положена социально-психологическая поведенческая модель толпы. Развитие алгоритма инспирировали такие задачи, как моделирование поведения птиц в стае и рыб в косяке. Целью было обнаружить базовые принципы, благодаря которым, например, птицы в стае ведут себя удивительно синхронно, меняя как по команде направления своего движения, так что стая движется как единое целое. К современному времени концепция алгоритма роя частиц развилась в высокоэффективный алгоритм оптимизации, часто составляющий конкуренцию лучшим модификациям генетического алгоритма.

В настоящее время роевой алгоритм применяются при решении задач численной и комбинаторной оптимизации, обучении искусственных нейронных сетей, построении нечетких контроллеров и т.д. в различных областях науки техники:

* управление энергетическими системами;
* решение NP-трудных комбинаторных проблем;
* задачи календарного планирования;
* оптимизация в мобильной связи;
* оптимизация процессов пакетной обработки;
* оптимизация многокритериальных задач;
* обработка изображений; распознавание образов;
* кластеризация данных;
* биоинформатика;
* проектирование сложных технических систем и т.д.

# 1 Алгоритм муравьиной колонии

Алгоритм муравьиной колонии— это метаэвристический алгоритм, имитирующий поведение муравьев в поисках пищи. Его основное преимущество состоит в том, что происходит запоминание лучших путей, пройденных муравьями, путём отложения на дугах феромона. Его количество обратно зависит от длины пути – чем больше путь, пройденный муравьём, тем меньше феромона он наносит, и наоборот. При этом, в алгоритме остаётся элемент случайности, чтобы муравьи не застряли на субоптимальном решении, а продолжали искать оптимальное решение. Для этого также используется испарение феромона.

## 1.1 Описание алгоритма

Сначала происходит инициализация начальных параметров и самой муравьиной колонии – для алгоритма муравьи создаются в количестве, равном количеству вершин в графе, и каждый из них начинает свой путь со своей вершины.

Важно отметить, что на каждую дугу графа «наносят» феромон – число, сгенерированное псевдослучайным образом в интервале от 0 до 1. Оно является одинаковым для всех дуг перед начальной итерацией.

Далее происходит построение пути для каждого муравья в колонии. Выбор муравьём новой вершины определяется с помощью вероятности, определяемой по Формуле 1.1.1.

(1.1.1)

где i — номер текущей вершины муравья;

j — номер вершины, куда муравей может перейти;

— количество феромона на дуге;

— априорная эффективность перехода по дуге из i в j;

— множество доступных вершин для перемещения;

— свободные параметры алгоритма (вес фермента и коэффициент эвристики).

После построения пути для каждого муравья высчитывается длина его пути.

Далее на каждой дуге происходит испарение феромона (1.1.2).

(1.1.2)

где — коэффициент испарения, .

Для каждой дуги происходит изменение феромона в зависимости от того, насколько оптимальный путь получился у муравьёв (1.1.3).

(1.1.3)

где — изменение количества феромона в зависимости от длины пройденного пути;

Q — положительная константа.

На каждой итерации определяется лучший путь, высчитанный среди всех муравьёв в колонии.

Точкой останова алгоритма является выполнение заданного числа итераций.

## 1.2 Постановка задачи

Цель работы: реализовать задачу коммивояжера муравьиным алгоритмом для нахождения приближённого оптимального маршрута.

Поставлены следующие задачи:

* изучить муравьиный алгоритм;
* выбрать предметную область для задачи коммивояжера;
* произвести ручной расчёт двух итераций алгоритма для двух муравьёв;
* разработать программную реализацию муравьиного алгоритма для задачи коммивояжера.

Условие задачи коммивояжёра: дан полный граф, т.е. из каждой вершины можно пройти в любую другую вершину. В этом графе нужно найти полный путь минимальной длины, т.е. обойти каждую вершину в графе по одному разу.

Выбранная предметная область для задачи коммивояжёра: в торговом центре расположено n магазинов. Человеку нужно пройтись по всем этим магазинам, при этом ему нужно затратить как можно меньше усилий на это, т.е. общий пройденный путь должен быть минимально возможным. Поэтому нужно определить минимальный путь, позволяющий обойти все магазины.

## 1.3 Ручной расчёт алгоритма

Для ручного расчёта число магазинов в задаче взято равным 6, число муравьёв — 2. Значения свободных параметров: .

Для каждого магазина случайным образом сгенерированы координаты в двумерном пространстве (диапазон координат от -100 до 100). Эти данные представлены в Таблице 1.3.1.

Таблица 1.3.1 – Характеристики магазинов

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Номер магазина | Координата по x | Координата по y |
| 1 | 92 | -97 |
| 2 | -67 | 28 |
| 3 | -14 | -90 |
| 4 | -67 | 72 |
| 5 | 19 | 75 |
| 6 | 77 | -97 |

Для расчёта расстояний между вершинами в графе использовалось Евклидово расстояние для точек в двумерном пространстве (1.3.1).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.3.1) |

Ниже приведены расчёты длины каждого ребра в графе, т.е. рассчитаны длины путей между каждой парой вершин.

Рассчитанные длины рёбер сведены в Таблицу 1.3.2 с указанием вершин, составляющих ребро.

Таблица 1.3.2 – Длины рёбер в графе

|  |  |
| --- | --- |
| Ребро | Длина ребра |
| 0 - 1 | 202.25 |
| 0 - 2 | 106.23 |
| 0 - 3 | 232.04 |
| 0 - 4 | 186.85 |
| 0 - 5 | 15.0 |
| 1 - 2 | 129.36 |
| 1 - 3 | 44.0 |
| 1 - 4 | 98.01 |
| 1 - 5 | 190.69 |
| 2 - 3 | 170.45 |
| 2 - 4 | 168.27 |
| 2 - 5 | 91.27 |
| 3 - 4 | 86.05 |
| 3 - 5 | 222.03 |
| 4 - 5 | 181.52 |

Также проинициализированы значения феромона на каждой дуге одним случайным значением: 0.876.

Для расчёта априорной эффективности из Формулы 1.1.1 использована Формула 1.3.2, чтобы иметь возможность проводить расчёты с точностью до пяти знаков после запятой.

(1.3.2)

### 1.3.1 Первая итерация

Для упрощения расчётов муравьи начинают свой путь с первой вершины.

Далее приведены расчёты вероятностей перехода первого муравья c 1-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.791, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 6. Далее приведены расчёты вероятностей перехода первого муравья c 6-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.085, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 2. Далее приведены расчёты вероятностей перехода первого муравья c 2-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.006, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 3. Далее приведены расчёты вероятностей перехода первого муравья c 3-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.704, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 5. Далее приведены расчёты вероятностей перехода первого муравья c 5-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.125, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 4. Затем муравей возвращается на начальную вершину, и его путь завершается. Таким образом, путь первого муравья выглядит следующим образом: 0 -> 5 -> 1 -> 2 -> 4 -> 3 -> 0. Длина пути равна: 15.0 + 190.69 + 129.36 + 168.27 + 86.05 + 232.04 = 821.41.

Далее приведены расчёты вероятностей перехода второго муравья c 1-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.106, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 6. Далее приведены расчёты вероятностей перехода второго муравья c 6-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.402, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 3. Далее приведены расчёты вероятностей перехода второго муравья c 3-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.948, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 5. Далее приведены расчёты вероятностей перехода второго муравья c 5-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.751, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 4. Далее приведены расчёты вероятностей перехода второго муравья c 4-й вершины:

Сгенерировано случайное число r = 0.390, которое определяет, на какую из вершин будет совершён переход. Для этого рассчитанные вероятности складываются в накопительную сумму.

Происходит переход на вершину 2. Затем муравей возвращается на начальную вершину, и его путь завершается. Таким образом, путь второго муравья выглядит следующим образом: 0 -> 5 -> 2 -> 4 -> 3 -> 1 -> 0. Длина пути равна: 15.0 + 91.27 + 168.27 + 86.05 + 44.0 + 202.25 = 606.84.

Затем выполняется испарение феромона по Формуле 1.1.2. Поскольку все значения феромона проинициализированы значением 0.876, то после испарения они все стали равны 0.438.

Изменение концентрации феромона происходит по Формуле 1.1.3, где значение Q принято за 100. Далее отображены только значения феромонов, которые после данной итерации изменились на ненулевую величину.

Лучший путь найден вторым муравьём, и его длина равна 606.84. После этого происходит переход к следующей итерации.

## 1.4 Программная реализация

Для реализации расчётов алгоритма муравьиной колонии написан программный код на языке Python.

В программной реализации зафиксированы следующие параметры:

* количество вершин в графе: 10;
* количество муравьёв: 10;
* количество итераций: 40;
* ;
* ;
* ;
* .

Код реализации алгоритма муравьиной колонии представлен в Листинге А.1.

На Рисунке 1.4.1 представлен результат выполнения программы для нахождение минимального пути в графе – графики зависимости лучшего пути и среднего пути от номера итерации.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, диаграмма, линия

Автоматически созданное описание

Рисунок 1.4.1 – График зависимости длины пути от номера итерации

На Рисунке 1.4.2 представлен лучший путь, построенный муравьями в результате выполнения алгоритма.

Изображение выглядит как линия, диаграмма, График, скат

Автоматически созданное описание

Рисунок 1.4.2 – Построенный путь

# Заключение

В ходе выполнения данной работы выполнены поставленные задачи – изучен алгоритм роя частиц, произведён его ручной расчёт для решения задачи поиска глобального минимума функции, а также разработаны программы на языке Python для нахождения глобального минимума функции Растригина от двух переменных.

В заключение можно отметить, что роевой алгоритм является мощным инструментом для решения задач оптимизации, в которых стандартные методы недостаточно эффективны из-за наличия множества локальных минимумов. При этом, алгоритм является простым в реализации и имеет мало свободных параметров, из-за чего алгоритм не нуждается.

# Список информационных источников

1. Сорокин, А.Б. Введение в роевой интеллект: теория, расчеты и приложения [Электронный ресурс]: Учебно-методическое пособие / А.Б. Сорокин. — М.: Московский технологический университет (МИРЭА), 2019.
2. Карпенко, А.П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой: учебное пособие / А. П. Карпенко. – Москва: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2021. – 446 c.
3. Пряжников, А. А. Имитация отжига: простое объяснение метода и его применение [Электронный ресурс]. URL: <https://pryazhnikov-com.turbopages.org/pryazhnikov.com/s/notes/simulated-annealing/> (Дата обращения: 12.11.2024).
4. Сорокин, А. Б. Безусловная оптимизация : учебно-методическое пособие / А. Б. Сорокин, О. В. Платонова, Л. М. Железняк ; — Москва : МИРЭА - Российский технологический университет, 2020.

# приложения

Приложение А — Реализация муравьиного алгоритма на языке Python.

### Приложение А

Реализация муравьиного алгоритма на языке Python.

Листинг А.1 – Реализация муравьиного алгоритма

import pandas as pd

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

import random

import time

from math import sqrt

class GraphElement:

    def \_\_init\_\_(self, distance: float | None = None, pheromone: float = 0):

        self.distance = distance

        self.pheromone = pheromone

class Path:

    graph: list[list[GraphElement]] | None = None

    x: np.ndarray | None = None

    y: np.ndarray | None = None

    def \_\_init\_\_(self,

                 path: list[int] | None = None,

                 graph: list[list[GraphElement]] | None = None,

                 x: np.ndarray | None = None,

                 y: np.ndarray | None = None):

        if path is None:

            self.path = [0]

        else:

            self.path = path

        if Path.graph is None:

            Path.graph = graph

        if Path.x is None:

            Path.x = x

        if Path.y is None:

            Path.y = y

        if Path.graph is None:

            raise Exception('Граф не построен')

    def create\_new\_path(self, alpha: float, beta: float, start\_position: int = 0):

        self.path = [start\_position]

        while not all([x in self.path for x in range(len(Path.graph))]):

            current\_place = self.path[-1]

            possible\_places = [

                i for i in range(len(Path.graph))

                if i not in self.path

            ]

            pheromones = []

            for next\_place in possible\_places:

                pheromones.append((Path.graph[current\_place][next\_place].pheromone \*\* alpha

                                    \* (1 / Path.graph[current\_place][next\_place].distance) \*\* beta))

            total\_pheromone = sum(pheromones)

            pheromones = [elem / total\_pheromone for elem in pheromones]

            probability = np.random.random()

Продолжение Листинга А.1

            total = 0

            for next\_place, ph in zip(possible\_places, pheromones):

                total += ph

                if probability <= total:

                    self.path.append(next\_place)

                    break

        self.path.append(self.path[0])

    @property

    def length(self) -> float:

        length = 0

        for i in range(1, len(self.path)):

            length += Path.graph[self.path[i]][self.path[i - 1]].distance

        return length

    def \_\_str\_\_(self) -> str:

        return ', '.join(map(str, self.path))

    def print\_verbose(self, start\_at\_zero: bool = False):

        result\_str = ''

        if start\_at\_zero:

            if self.path.index(0) != 0:

                index = self.path.index(0)

                first\_part = self.path[index:]

                second\_part = self.path[1:index]

                path = first\_part + second\_part + [0]

            else:

                path = self.path

        else:

            path = self.path

        for i, point in enumerate(path):

            result\_str += str(point)

            if i != len(path) - 1:

                result\_str += ' -> '

        return result\_str

    def print\_length(self):

        cum\_length = []

        for i in range(1, len(self.path)):

            edge\_len = Path.graph[self.path[i]][self.path[i - 1]].distance

            if not cum\_length:

                cum\_length.append(edge\_len)

            else:

                cum\_length.append(edge\_len)

        return " + ".join(map(lambda x: str(round(x, 2)), cum\_length))

    def draw\_path(self):

        for i in range(len(Path.graph)):

            plt.text(Path.x[i], Path.y[i], f'{i}')

        for v0, v1 in zip(self.path, self.path[1:]):

            x = (Path.x[v0], Path.x[v1])

            y = (Path.y[v0], Path.y[v1])

            plt.plot(x, y)

        plt.show()

class Ant:

    def \_\_init\_\_(self):

        self.path = Path()

Продолжение Листинга А.1

class AntColony:

    def \_\_init\_\_(self, ant\_count: int = 10):

        self.ants = [Path() for \_ in range(ant\_count)]

        self.vapor\_rate = 0.95

        self.alpha = 6

        self.beta = 7

    def solution\_step(self):

        for i, ant in enumerate(self.ants):

            ant.create\_new\_path(self.alpha, self.beta, i)

            # print(ant.print\_verbose())

        for i in range(len(Path.graph)):

            for j in range(len(Path.graph)):

                if i != j:

                    Path.graph[i][j].pheromone \*= (1 - self.vapor\_rate)

        delta\_pheromones = [[0 for \_ in range(len(Path.graph))] for \_ in range(len(Path.graph))]

        for ant in self.ants:

            delta\_pheromone = 100 / ant.length

            for i, j in zip(ant.path, ant.path[1:]):

                delta\_pheromones[i][j] += delta\_pheromone

        for i in range(len(Path.graph)):

            for j in range(len(Path.graph)):

                Path.graph[i][j].pheromone += delta\_pheromones[i][j]

        best\_path = self.ants[0]

        best\_length = best\_path.length

        for ant in self.ants[1:]:

            if ant.length < best\_length:

                best\_path = ant

                best\_length = best\_path.length

        return Path(best\_path.path)

class Solution:

    def \_\_init\_\_(self, file\_path):

        self.file\_path = file\_path

        self.best\_path: Path | None = None

    def create\_graph(self):

        df = pd.read\_csv(self.file\_path)

        x = df['x'].to\_numpy()

        y = df['y'].to\_numpy()

        self.graph = graph = [[GraphElement() for \_ in range(len(df))] for \_ in range(len(df))]

        pheromone = 0.78498

        d = []

        for i in range(len(df)):

            for j in range(i, len(df)):

                graph[i][j].distance = graph[j][i].distance = sqrt((x[i] - x[j])\*\*2 + (y[i] - y[j])\*\*2)

                if i < j:

                    sign\_1 = '-' if x[j] >= 0 else '+'

                    sign\_2 = '-' if y[j] >= 0 else '+'

                    print(f'\sqrt (({x[i]} {sign\_1} {abs(x[j])})^2 + ({y[i]} {sign\_2} {abs(y[j])})^2) = {round(graph[i][j].distance, 2)}')

                    d.append(round(graph[i][j].distance, 2))

Окончание Листинга А.1

                if i != j:

                    graph[i][j].pheromone = graph[j][i].pheromone = pheromone

        print('\n'.join(map(str, d)))

        Path(graph=graph, x=x, y=y)

    def solve(self):

        ant\_colony = AntColony(ant\_count=len(Path.graph))

        steps = 40

        history = []

        mean\_history = []

        for step in range(steps):

            print(f'Итерация {step + 1} / {steps}')

            if (step + 1) % (steps // 5) == 0 or step == 0:

                for ant in ant\_colony.ants:

                    print(ant.print\_verbose(start\_at\_zero=True))

                    print(ant.length)

            current\_path = ant\_colony.solution\_step()

            mean = 0

            for ant in ant\_colony.ants:

                mean += ant.length

            mean /= len(ant\_colony.ants)

            mean\_history.append(mean)

            if self.best\_path is None or current\_path.length < self.best\_path.length:

                self.best\_path = current\_path

            history.append(self.best\_path.length)

            print(f'Лучший путь: {self.best\_path.print\_verbose(start\_at\_zero=True)}')

            print(f'Длина лучшего пути: {self.best\_path.length}')

            print('\n\n\n')

        fig, ax = plt.subplots()

        ax.set\_title(f'Длина лучшего пути: {self.best\_path.length:.2f}')

        plt.plot(history, label='Длина лучшего пути')

        plt.plot(mean\_history, label='Средняя длина пути среди муравьёв')

        plt.legend(loc='upper right')

        plt.show()

        self.best\_path.draw\_path()

def main():

    solution = Solution('../prac2/backup\_10.csv')

    solution.create\_graph()

    solution.solve()

if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':

    main()