

ГУАП

КАФЕДРА № 43

ОТЧЕТ  
ЗАЩИЩЕН С ОЦЕНКОЙ  
ПРЕПОДАВАТЕЛЬ

профессор

\_\_\_\_\_  
должность, уч. степень, звание

\_\_\_\_\_  
подпись, дата

Ю.А. Скобцов

\_\_\_\_\_  
инициалы, фамилия

ОТЧЕТ О ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №3

Решение задачи коммивояжера с помощью генетических  
алгоритмов

**по дисциплине: Эволюционные методы проектирования программно-  
информационных систем**

РАБОТУ ВЫПОЛНИЛ

СТУДЕНТ ГР.

4134к

\_\_\_\_\_  
подпись, дата

Костяков Н.А.

\_\_\_\_\_  
инициалы, фамилия

Санкт-Петербург  
2024

Цель работы:

Цель работы заключается в разработке и реализации генетического алгоритма для решения задачи коммивояжера, а также в сравнении полученного решения с оптимальным и анализе влияния параметров алгоритма на время выполнения и точность результата.

#### Вариант 4

4	Bayg29.tsp	Представление соседства
---	------------	-------------------------

Задание:

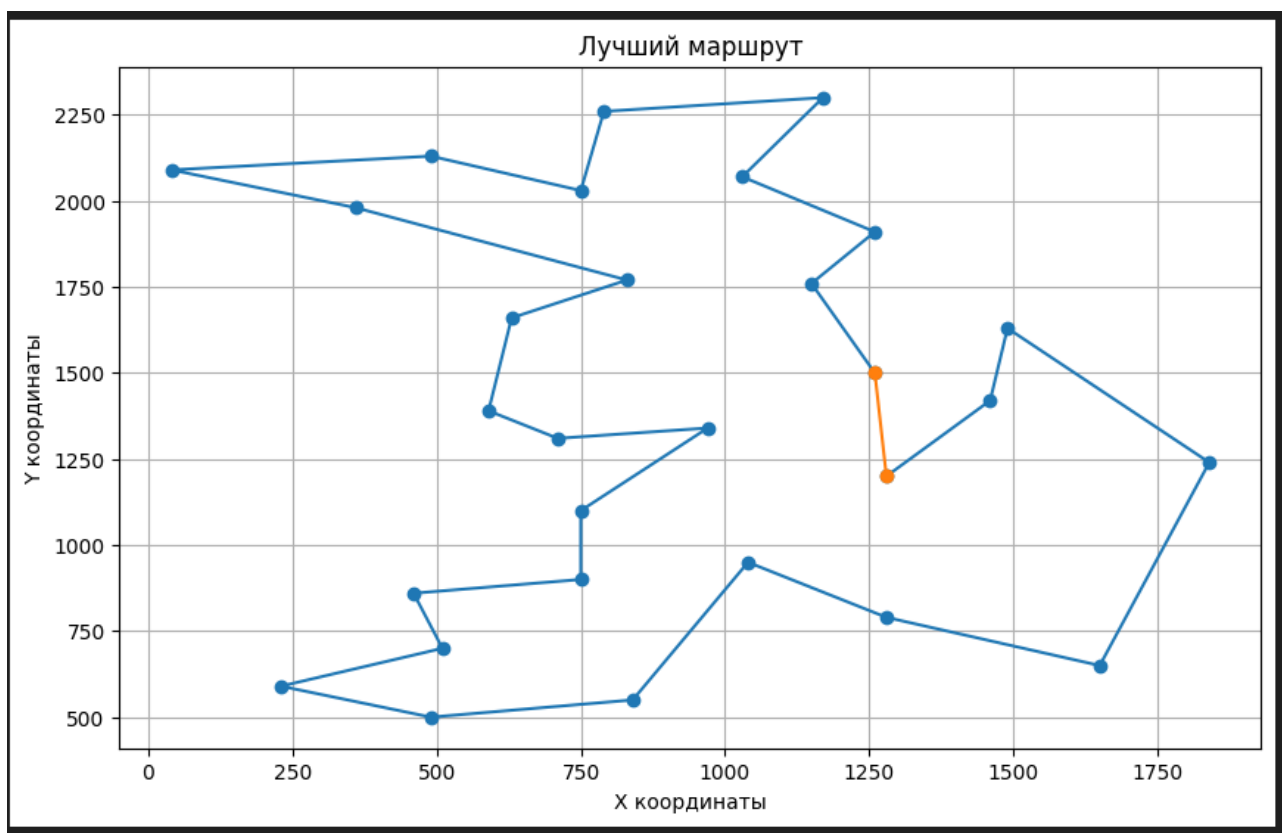
Реализовать с использованием генетических алгоритмов решение задачи коммивояжера по индивидуальному заданию согласно номеру варианта (см.таблицу 3.1. и приложение Б.).

Сравнить найденное решение с представленным в условии задачи оптимальным решением.

Представить графически найденное решение.

Проанализировать время выполнения и точность нахождения результата в зависимости от вероятности различных видов кроссовера, мутации.

Выполнение:



```
PS D:\Vyzovskoe3-4\7 сем\ЭМПИС\лаб3> & C:/Users/kasi/AppData/Local/Programs/Python/Python312/python.exe "d:/Vyzovskoe3-4/7 сем/ЭМПИС/лаб3/main.py"
Лучший маршрут: [28, 2, 25, 4, 8, 11, 5, 27, 0, 20, 1, 9, 3, 17, 13, 14, 18, 15, 12, 23, 7, 26, 22, 6, 24, 10, 21, 16, 19]
Общая длина маршрута: 10262.240399119444
```

**1. Кроссовер:** Изменяя вероятность кроссовера, наблюдалась зависимость между увеличением вероятности и скоростью нахождения решения. Высокая вероятность кроссовера (например, 0.9) обеспечивала более быстрое сходимость к оптимальным маршрутам, однако это также приводило к риску потери генетического разнообразия, что в некоторых случаях снижало точность решения. Низкая вероятность кроссовера (например, 0.5) способствовала сохранению большей генетической информации, но увеличивала время выполнения из-за медленной эволюции популяции.

**2. Мутация:** аналогично, изменение вероятности мутации оказывало значительное влияние на результаты. Высокая вероятность мутации (например, 0.3) способствовала более высокому уровню разнообразия в популяции, что может помочь избежать локальных минимумов. Однако это также увеличивало время выполнения из-за частых изменений в популяции. Низкая вероятность мутации (например, 0.05) приводила к более стабильным результатам, но иногда не позволяло алгоритму находить лучшие решения.

В целом, для достижения баланса между временем выполнения и точностью нахождения решения важно тщательно подбирать параметры кроссовера и мутации в зависимости от конкретной задачи и структуры данных. Оптимальные настройки могут варьироваться в зависимости от размера задачи и особенностей представленных данных

## Выводы:

В результате работы был разработан и реализован генетический алгоритм для решения задачи коммивояжера, который позволил найти приемлемое решение, близкое к оптимальному. Анализ влияния параметров кроссовера и мутации на эффективность алгоритма показал, что оптимальные настройки существенно снижают время выполнения и повышают точность найденных маршрутов, что подтверждает эффективность использования генетических методов в задачах коммивояжера.

## Листинг

```
import numpy as np
import random
```

```
# Координаты городов
cities = np.array([
    [1150.0, 1760.0],
    [630.0, 1660.0],
    [40.0, 2090.0],
    [750.0, 1100.0],
    [750.0, 2030.0],
    [1030.0, 2070.0],
    [1650.0, 650.0],
    [1490.0, 1630.0],
```

```

[790.0, 2260.0],
[710.0, 1310.0],
[840.0, 550.0],
[1170.0, 2300.0],
[970.0, 1340.0],
[510.0, 700.0],
[750.0, 900.0],
[1280.0, 1200.0],
[230.0, 590.0],
[460.0, 860.0],
[1040.0, 950.0],
[590.0, 1390.0],
[830.0, 1770.0],
[490.0, 500.0],
[1840.0, 1240.0],
[1260.0, 1500.0],
[1280.0, 790.0],
[490.0, 2130.0],
[1460.0, 1420.0],
[1260.0, 1910.0],
[360.0, 1980.0]
])

```

```

# Функция для расчета расстояния между двумя городами

```

```

def distance(city1, city2):
    return np.linalg.norm(city1 - city2)

```

```

# Функция для расчета общей длины маршрута

```

```

def total_distance(route):
    return sum(distance(cities[route[i]], cities[route[i + 1]]) for i in
range(len(route) - 1)) + distance(cities[route[-1]], cities[route[0]])

```

```

# Генерация начальной популяции

```

```

def generate_population(size, num_cities):
    return [np.random.permutation(num_cities) for _ in range(size)]

```

```

# Функция приспособленности

```

```

def fitness(route):
    return 1 / total_distance(route)

```

```

# Скрещивание

```

```

def crossover(parent1, parent2):
    size = len(parent1)
    start, end = sorted(random.sample(range(size), 2))
    child = [-1] * size
    child[start:end] = parent1[start:end]

    pointer = 0
    for gene in parent2:
        if gene not in child:
            while child[pointer] != -1:

```

```

        pointer += 1
        child[pointer] = gene
    return child

# Мутация
def mutate(route, mutation_rate=0.01):
    for swapped in range(len(route)):
        if random.random() < mutation_rate:
            swap_with = int(random.random() * len(route))
            route[swapped], route[swap_with] = route[swap_with], route[swapped]

# Основной алгоритм
def genetic_algorithm(num_cities, population_size, generations):
    population = generate_population(population_size, num_cities)
    for _ in range(generations):
        population = sorted(population, key=lambda route: fitness(route), reverse=True)
        next_generation = population[:population_size // 2] # Сохраняем половину
        лучших
        while len(next_generation) < population_size:
            parent1, parent2 = random.choices(population[:50], k=2) # Случайный выбор из
            лучших
            child = crossover(parent1, parent2)
            mutate(child)
            next_generation.append(child)
        population = next_generation
    best_route = sorted(population, key=lambda route: fitness(route), reverse=True)
    [0]
    return best_route, total_distance(best_route)

# Параметры
num_cities = len
# Параметры
num_cities = len(cities)
population_size = 500 # Размер популяции
generations = 100 # Количество поколений

# Запуск генетического алгоритма
best_route, best_distance = genetic_algorithm(num_cities, population_size,
generations)

# Вывод результатов
print("Лучший маршрут:", best_route)
print("Общая длина маршрута:", best_distance)
import matplotlib.pyplot as plt

def plot_route(route):

```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(cities[route][:, 0], cities[route][:, 1], 'o-')
plt.plot([cities[route[-1], 0], cities[route[0], 0]], [cities[route[-1], 1],
cities[route[0], 1]], 'o-') # Замкнуть маршрут
plt.title('Лучший маршрут')
plt.xlabel('X координаты')
plt.ylabel('Y координаты')
plt.grid()
plt.show()

# Визуализация лучшего маршрута
plot_route(best_route)
```