ГУАП

КАФЕДРА № 43

ОТЧЕТ
ЗАЩИЩЕН С ОЦЕНКОЙ

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ

профессор		Ю.А. Скобцов
должность, уч. степень, звание	подпись, дата	инициалы, фамилия

ОТЧЕТ О ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №1

Простой генетический алгоритм

по дисциплине: Эволюционные методы проектирования программно-информационных систем

РАБОТУ ВЫПОЛНИЛ

СТУДЕНТ ГР.	4134к		Столяров Н.С.
		подпись, дата	инициалы, фамилия

Санкт-Петербург
2024

Цель Работы

1. Разработать простой генетический алгоритм для нахождения оптимума заданной по варианту функции одной переменной (таб. 1.1). Вид экстремума: Максимум
2. Исследовать зависимость времени поиска, числа поколений (генераций), точности нахождения решения от основных параметров генетического алгоритма: - число особей в популяции - вероятность кроссинговера, мутации.
3. Вывести на экран график данной функции с указанием найденного экстремума для каждого поколения.
4. Сравнить найденное решение с действительным.

Вариант 2

2	Cos(exp(x))/sin(ln(x))	$x \in [2,4]$

Краткие теоретические сведения

Генети́ческий алгори́тм (англ. genetic algorithm) — эвристический алгоритм поиска, используемый для решения задач оптимизации и моделирования путём случайного подбора, комбинирования и вариации искомых параметров с использованием механизмов, аналогичных естественному отбору в природе. Является разновидностью эволюционных вычислений, с помощью которых решаются оптимизационные задачи с использованием методов естественной эволюции, таких как наследование, мутации, отбор и кроссинговер. Отличительной особенностью генетического алгоритма является акцент на использование оператора «скрещивания», который производит операцию рекомбинации решений-кандидатов, роль которой аналогична роли скрещивания в живой природе.

Программа и результаты выполнения

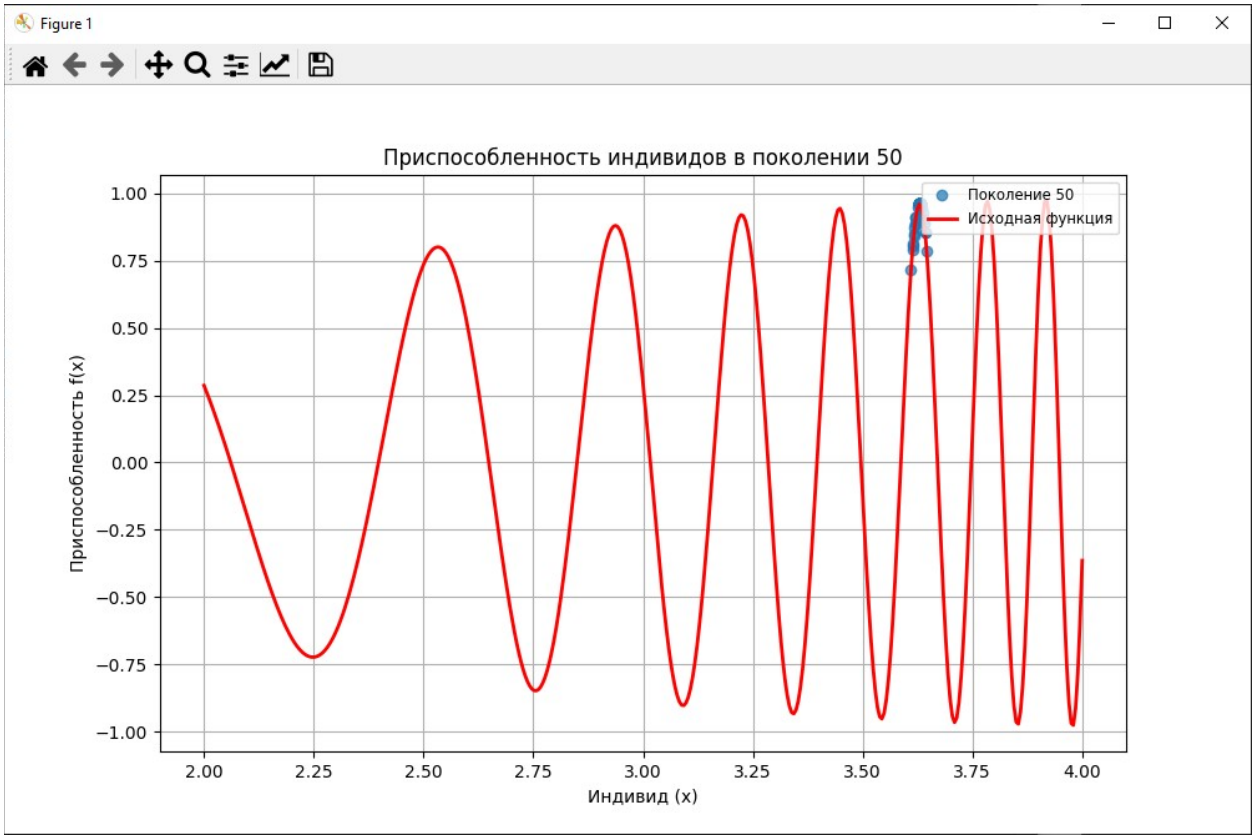
Листинг программы

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Определяем функцию
def f(x):
    return np.cos(np.exp(x)) * np.sin(np.log(x))

# Параметры генетического алгоритма
population_size = 100
generations = 50
mutation_rate = 0.2
mutation_chance = 0.9
x_bounds = [2, 4]

# Инициализация популяции
population = np.random.uniform(x_bounds[0], x_bounds[1], population_size)
```

```
# История для визуализации
fitness_history = []
population_history = []

# Основной цикл генетического алгоритма
for generation in range(generations):
    fitness = f(population)
    fitness_history.append(fitness)
    population_history.append(population)

    # Селекция: выбираем лучших индивидов
    selected_indices = np.argsort(fitness)[-population_size // 2:]
    selected_population = population[selected_indices]

    # Кроссовер
    offspring = []
    for i in range(len(selected_population) // 2):
        parent1 = selected_population[2 * i]
        parent2 = selected_population[2 * i + 1]
        crossover_point = np.random.rand()
        child = crossover_point * parent1 + (1 - crossover_point) * parent2
        offspring.append(child)

    offspring = np.array(offspring)

    # Мутация
    if np.random.uniform(0, 1) <= mutation_chance:
        mutation = np.random.uniform(-0.1, 0.1, offspring.shape) * mutation_rate
        offspring += mutation
        offspring = np.clip(offspring, x_bounds[0], x_bounds[1])  # Ограничение в пределах
диапазона

    # Новая популяция
    population = np.concatenate((selected_population, offspring))

# Функция для визуализации конкретного поколения
def plot_generation(generation):
    print(f"Поколение {generation + 1}:")
    print("Приспособленность:", fitness_history[generation])
    print("Популяция:", population_history[generation])
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.plot(population_history[generation], fitness_history[generation], 'o', label=f'Поколение
{generation + 1}', alpha=0.7)
    # Построение графика исходной функции
    x_values = np.linspace(x_bounds[0], x_bounds[1], 400)
    plt.plot(x_values, f(x_values), label='Исходная функция', color='red', linewidth=2)

    plt.title(f'Приспособленность индивидов в поколении {generation + 1}')
    plt.xlabel('Индивид (x)')
    plt.ylabel('Приспособленность f(x)')
    plt.legend(loc='upper right', fontsize='small')
    plt.grid()
```

```
    plt.show()

# Взаимодействие с пользователем
while True:
    user_input = input("Введите номер поколения (1-50) или 'all' для отображения всех поколений ('q' для выхода): ")

    if user_input.lower() == 'q':
        break
    if user_input.lower() == 'all':
        # Визуализация всех поколений на одном графике
        plt.figure(figsize=(12, 8))
        for i in range(generations):
            plt.plot(population_history[i], fitness_history[i], 'o', label=f'Поколение {i + 1}', alpha=0.5)

        # Построение графика исходной функции
        x_values = np.linspace(x_bounds[0], x_bounds[1], 400)
        plt.plot(x_values, f(x_values), label='Исходная функция', color='red', linewidth=2)

        plt.title(f'Приспособленность индивидов на протяжении {generations} поколений')
        plt.xlabel('Индивид (x)')
        plt.ylabel('Приспособленность f(x)')
        plt.legend(loc='upper right', fontsize='small')
        plt.grid()
        plt.show()
    else:
        try:
            generation_number = int(user_input) - 1  # Преобразуем в индекс (0-49)
            if 0 <= generation_number < generations:
                plot_generation(generation_number)
            else:
                print(f"Пожалуйста, введите номер поколения от 1 до {generations}.")
        except ValueError:
            print("Некорректный ввод. Пожалуйста, введите номер поколения или 'all'.")
```

Скриншоты графика



Письменный ответ на теоретический вопрос

Опишите реализацию ОР в виде колеса рулетки и приведите пример его работы.

Реализация оператора репродукции в виде колеса рулетки

1. Оценка особей: Каждой особи в популяции присваивается значение приспособленности (fitness), которое отражает, насколько хорошо она решает задачу.

2. Нормализация приспособленности: Присвоенные значения приспособленности нормализуются, чтобы получить вероятности выбора каждой особи. Это делается путем деления значения приспособленности каждой особи на сумму всех значений приспособленности.

3. Создание колеса рулетки: На основе нормализованных значений создается "колесо рулетки", где каждая особь занимает сегмент, пропорциональный своей вероятности выбора.

4. Выбор особей: Для выбора особей для репродукции генерируется случайное число в диапазоне от 0 до 1. Это число используется для определения, в каком сегменте колеса оно попадает, что соответствует выбору конкретной особи.

5. Создание потомства: Выбранные особи могут быть скрещены (например, с помощью одноточечного или двухточечного кроссовера) для создания новых особей.

Пример работы оператора репродукции

Предположим, у нас есть популяция из 4 особей с следующими значениями приспособленности:

- Особь A: 10
- Особь B: 20
- Особь C: 30
- Особь D: 40

1. Сумма приспособленности: 10 + 20 + 30 + 40 = 100.

2. Нормализованные значения:
   - A: 10/100 = 0.1
   - B: 20/100 = 0.2
   - C: 30/100 = 0.3
   - D: 40/100 = 0.4

3. Создание колеса рулетки:
   - A занимает 10% колеса,
   - B — 20%,
   - C — 30%,
   - D — 40%.

4. Выбор особей: Генерируем случайное число, например, 0.35. Это число попадает в диапазон C (0.1 + 0.2 + 0.3 = 0.6), значит, выбираем особь C.

5. Повторный выбор: Генерируем еще одно случайное число, например, 0.05. Это число попадает в диапазон A, значит, выбираем особь A.

6. Создание потомства: Теперь особи C и A могут быть скрещены для создания новой особи.

Таким образом, оператор репродукции в виде колеса рулетки позволяет эффективно выбирать особей для создания нового поколения, основываясь на их приспособленности.