**Міністерство освіти і науки України**

**Національний університет «Запорізька Політехніка»**

Кафедра програмних засобів

**ЗВІТ**

з лабораторної роботи №2

з дисципліни «Методи Оптимізації та Дослідження Операцій» на тему:

«Одновимірний пошук оптимуму, Методи оптимізації з виключенням інтервалів»

**Виконав**

Студент О. А. Онищенко

**Прийняли**

Викладач Л. Ю. Дейнега

2024

Одновимірний пошук оптимуму, Методи оптимізації з виключенням інтервалів

Мета роботи

Вивчити одновимірні методи оптимізації з виключенням інтервалів; навчитися застосовувати методи оптимізації для аналізу й обробки інформації.

Постановка задачі

Побудувати графік заданої функції на заданому інтервалі за допомогою пакету matplotlib. Розробити программну реалізацію процедури зменшення інтервалу пошуку з використанням обох вивчених методів одновимірного пошуку.

Функція:

Інтервал:

Результати виконання

Під час розробки цієї програми було використано два методи одновимірного пошуку оптимуму – метод золотого перетину та метод поділу інтервалу навпіл.

Метод золотого перетину потроху з кожним кроком підходить все ближче до оптимуму функції за рахунок відкидання інтервалів, де значення функції є більшим. В нашому випадку саме це і треба, бо функція унімодальна і має один екстремум, який є її мінімумом на відрізку [-1, 3]. Цей метод на кожному кроці створює інтервал , який розташовується між двома границями першопочаткового інтервалу , а позиції точок та визначаються за рахунок використання значення золотого перетину . Тоді метод обраховує значення функції в точках та , і порівнює їх. В залежності від того, яке зі значень є меншим, метод відкидає або інтервал і встановлює значення на місце , або інтервал та встановлює значення на місце .

Метод поділу інтервалу навпіл працює дещо схоже на алгоритм бінарного пошуку. На кожному кроці метод розраховує середню точку у інтервалі . Після цього перевіряє чи знаходиться оптимум у лівій частині інтервалу, себто зліва від середньої точки , чи у правій частині інтервалу, або справа від точки . В залежності від цього порівняння метод відкидає або ліву, або праву частину інтервалу.

Обидва методи завершують свою роботу коли похибка стає достатньо малою для того, аби припустити що знайдене значення і є нашим результатом – оптимумом зазначеної функції .

Для побудови всіх графіків було використано бібліотеку matplotlib. Серед графіків - графік первісної функції на відрізку [-1, 3] з умови задачі, графік візуалізації методу золотого перетину та графік візуалізації методу поділу інтервалу навпіл.

При отриманні результатів двома вищезгаданими методами ми також використали метод scipy.optimize, який називається optimize.minimize\_scalar. Цей метод використовує алгоритм обмеженої оптимізації для мінімізації одновимірних функцій в заданих межах [-1, 3], як передбачено в умові задачі.

Додатковий метод від Scipy було використано для гарантування точності результатів, отриманих з наших двох ручних функцій, і для знаходження правильної відповіді.

Програма виводить на екран всі значення, отримані за допомогою методів, використаних для отримання оптимуму функції, і порівнює їх. Якщо результати збігаються, виводиться повідомлення про успіх. В іншому випадку виводиться повідомлення про помилку.

Код програми

from rich.console import Console

from rich.traceback import install

import numpy as np

from scipy import optimize

import matplotlib.pyplot as plt

install()

console = Console()

def f(x):

    return (x - 2) \*\* 2

x = np.linspace(-1, 3, 400)

y = f(x)

plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.plot(x, y, label="(x-2)^2")

plt.title("Plot of (x-2)^2")

plt.xlabel("x")

plt.ylabel("y")

plt.legend()

plt.grid(True)

def goldenSearch(f: callable = f, a: float = -1, b: float = 3, tol: float = 1e-5):

    ratio = (5\*\*0.5 - 1) / 2

    c = b - ratio \* (b - a)

    d = a + ratio \* (b - a)

    x = np.linspace(a, b, 1000)

    plt.figure(figsize=(10, 6))

    plt.plot(x, f(x), label="f(x)")

    plt.title("Golden Search Method Visualization")

    plt.xlabel("x")

    plt.ylabel("f(x)")

    plt.legend()

    plt.plot([a, b], [f(a), f(b)], "r--", label="Initial Interval")

    while abs(c - d) > tol:

        if f(c) < f(d):

            b = d

        else:

            a = c

        c = b - ratio \* (b - a)

        d = a + ratio \* (b - a)

        plt.plot([a, b], [f(a), f(b)], "g--", label="Current Interval")

        plt.pause(0.1)

    plt.plot([a, b], [f(a), f(b)], "b--", label="Final Interval")

    plt.show()

    return (a + b) / 2

def bisectionSearch(f: callable = f, a: float = -1, b: float = 3, tol: float = 1e-5):

    x = np.linspace(a, b, 1000)

    plt.figure(figsize=(10, 6))

    plt.plot(x, f(x), label="f(x)")

    plt.title("Bisection Search Method Visualization")

    plt.xlabel("x")

    plt.ylabel("f(x)")

    plt.legend()

    plt.plot([a, b], [f(a), f(b)], "r--", label="Initial Interval")

    while (b - a) >= tol:

        c = (a + b) / 2

        if f(c) == 0.0:

            break

        if f(a) \* f(c) < 0:

            b = c

        else:

            a = c

        plt.plot([a, b], [f(a), f(b)], "g--", label="Current Interval")

        plt.pause(0.1)

    plt.plot([a, b], [f(a), f(b)], "b--", label="Final Interval")

    plt.show()

    return c

with console.status("Optimizing...", spinner="point"):

    resGolden: float = f"{goldenSearch():.2f}"

    resBisection: float = f"{bisectionSearch():.2f}"

    scalarBounded: float = f"{optimize.minimize\_scalar(f, bounds=(-1, 3)).x:.2f}"

console.print(f"Golden Section Method: {resGolden}")

console.print(f"Bisection Method: {resBisection}")

console.print(f"Bounded Scalar (from scipy): {scalarBounded}")

console.print()

console.print(

    "[green bold]Correct answer found![/green bold]"

    if resGolden == resBisection == scalarBounded

    else "[red bold]Doesn't match![/red bold]"

)

plt.show()

Результати роботи програми

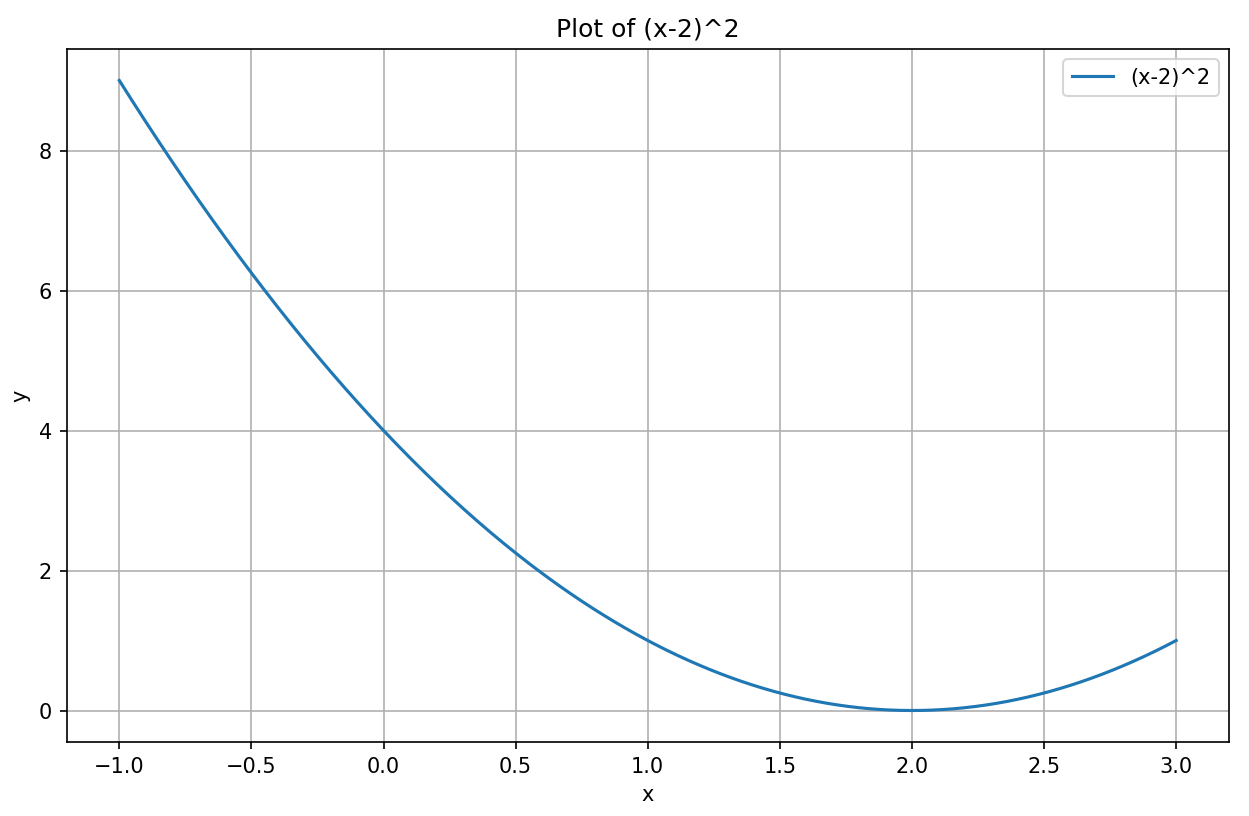


Рисунок 1.1 – Графік функції

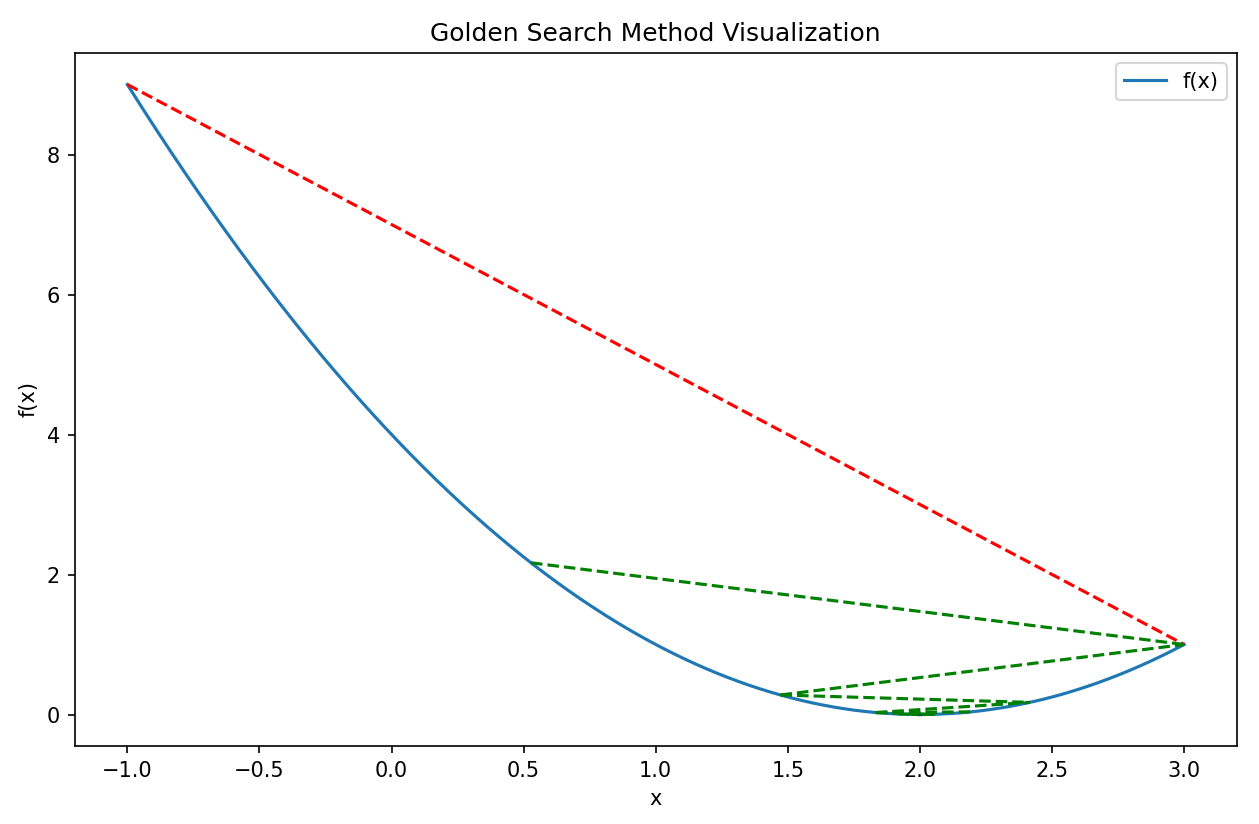


Рисунок 1.2 – Візуалізації роботи методу золотого перетину

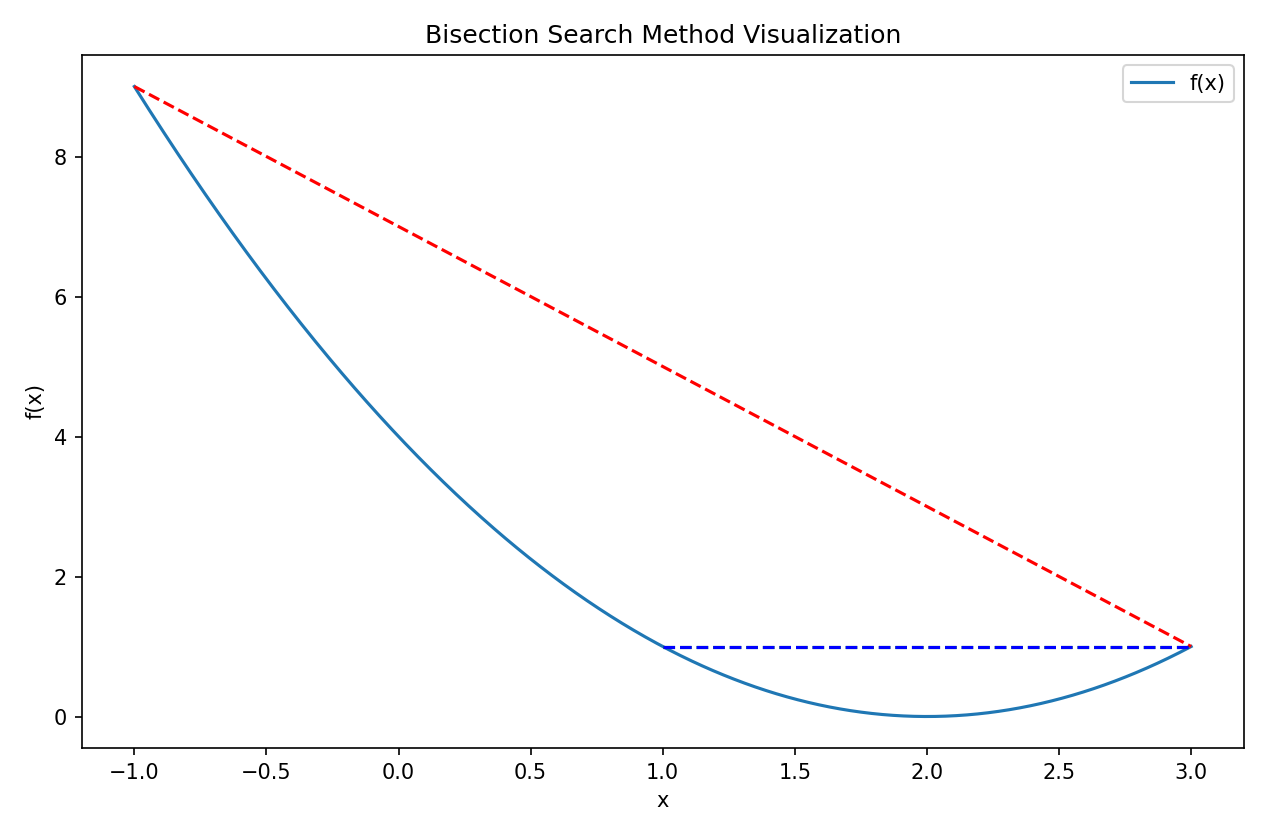


Рисунок 1.3 – Візуалізація роботи методу поділу інтервалу навпіл

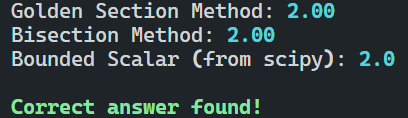


Рисунок 1.4 – Результати розрахунку оптимуму по завершенню роботи програми

Висновки

Таким чином, ми вивчили одновимірні методи оптимізації з виключенням інтервалів, а також навчилися застосовувати методи оптимізації для аналізу й обробки інформації.

Контрольні питання

У чому полягають питання аналізу "у статиці" і "в динаміці", що виникають при аналізі оптимізаційних завдань?

Аналіз оптимізаційних задач як у статиці, так і в динаміці пов'язаний з кількома аспектами:

Складність: Складність проблеми зростає зі збільшенням кількості цілей, обмежень та змінних. Ця складність може спричинити труднощі в пошуку оптимальних рішень.

Невизначеність: Реальні програми часто пов'язані з невизначеностями, які можуть впливати на процес оптимізації. Ці невизначеності можуть виникати з різних чинників, таких як похибки вимірювань, апроксимації моделей і непередбачувані фактори навколишнього середовища.

Обчислювальне навантаження: Обчислювальне навантаження може бути значним, особливо для масштабних задач або таких, що вимагають високого ступеня точності.

Формулювання проблеми: Правильне формулювання проблеми і розробка відповідної системи прийняття рішень може бути складним завданням. Це включає належне визначення цільової функції, обмежень та змінних рішення.

У чому полягають необхідні умови того, що дана точка є точкою локального мінімуму (максимуму)?

Точка є локальним мінімумом (максимумом), якщо вона задовольняє наступним умовам:

Перша похідна функції в цій точці дорівнює нулю (тобто точка є критичною).

Друга похідна функції в цій точці додатна (від'ємна) для локального мінімуму (максимуму).

Якщо функція визначена на проміжку, то точка повинна знаходитись в межах цього проміжку.

Сформулюйте достатні умови оптимальності.

Умови Каруша-Куна-Таккера (KKT) забезпечують достатні умови для того, щоб розв'язок був оптимальним в задачі нелінійного програмування. Ці умови є наступними:

Первинна здійсненність: Розв'язок повинен задовольняти всім обмеженням задачі.

Подвійна здійсненність: Множники Лагранжа, пов'язані з обмеженнями нерівностей, повинні бути невід'ємними.

Комплементарна слабкість: Добуток кожної нерівності на відповідний множник Лагранжа повинен дорівнювати нулю.

Стаціонарність: Градієнт функції Лагранжа, як по відношенню до змінних рішення, так і по відношенню до множників Лагранжа, повинен дорівнювати нулю.

Ці умови узагальнюють метод множників Лагранжа, дозволяючи враховувати як рівність, так і нерівність обмежень. Якщо ці умови виконуються, розв'язок вважається оптимальним.