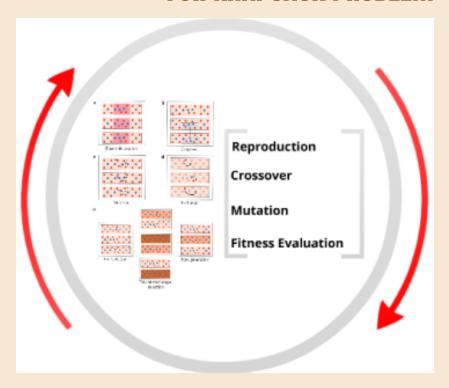


FINAL REPORT GENETIC GENETIC ALGORITHM

FOR KNAPSACK PROBLEM



CPE212 ALGORITHM DESIGN

PRESENT DR.NATASHA DEJDUMRONG

KUNANON SUPMAMUL
THANADOL THONGRIT
TANASEAD RATTANAPAN
SAKCHAI PAOIN

BY 63070501011 63070501029 63070501033 63070501059

<u>คำนำ</u>

รายงานฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชา Algorithm Design (CPE212) ของนักศึกษาชั้นปีที่ 2 ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ โดยมีจุดประสงค์เพื่อนำ Genetic Algorithm มาประยุกต์ใช้กับ Knapsack Problem เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพในการทำงานที่ดีที่สุด

ทั้งนี้ เนื้อหาได้รวบรวมมาจากหนังสือแบบเรียนและแหล่งข้อมูลจาก อินเทอร์เน็ต ขอขอบคุณ รศ.ดร. ณัฐชา เดชดำรง อย่างสูงที่กรุณาตรวจ และ ขอขอบคุณเพื่อน ๆ ภายในภาควิชาที่ให้คำแนะนำและข้อเสนอตลอดการทำงาน คณะผู้จัดทำหวังว่ารายงานฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อผู่อ่านไม่มากก็น้อย

คณะผู้จัดทำ

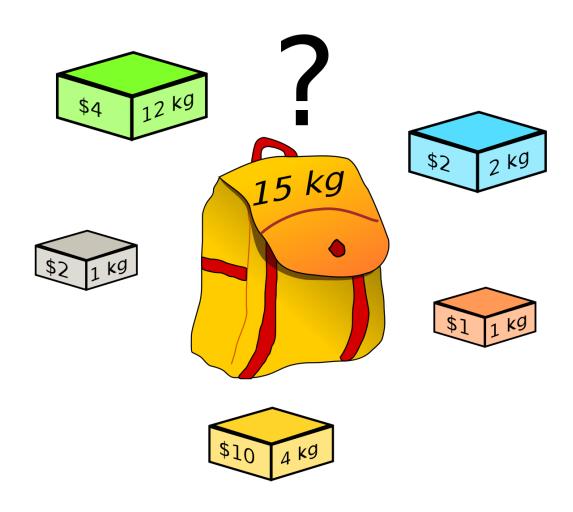
<u>สารบัญ</u>

หัวข้อ	หน้า
KNAPSACK PROBLEM คืออะไร	1
GENETIC ALGORITHM	
- GENETIC ALGORITHM คืออะไร	2
- FLOWCHART	2
- PSEUDOCODE	3
- PARAMETERS	4
- POPULATION	4
- CODING	5-8
- TEST CASE	9-11
DYNAMIC PROGRAMMING	
- DYNAMIC PROGRAMMING คืออะไร	12
- FLOWCHART	12
- PSEUDOCODE	13
- ตัวอย่างการทำงาน	14
- CODING	14-16
- TEST CASE	17-18
ข้อดีข้อเสียของ Genetic Algorithm	19
การเปรียบเทียบ (Comparison)	19
สรุปผล (Conclusion)	20
เอกสารอ้างอิง	21

Knapsack Problem คืออะไร?

Knapsack Problem คือปัญหาการเขียนโปรแกรมแบบไดนามิกที่มีชื่อ เสียงซึ่งจัดอยู่ในหมวดการเพิ่มประสิทธิภาพ

ได้ชื่อมาจากสถานการณ์สมมติ การเลือกหยิบของใส่ถุงโดยให้มีมูลค่า รวมสูงที่สุด แต่น้ำหนักโดยรวมต้องไม่เกินน้ำหนักที่บรรจุได้ โดยของ แต่ละชิ้นจะมีน้ำหนักและมูลค่าแตกต่างกันไป โดยแต่ละรายการสามารถ เลือกได้เพียงครั้งเดียว

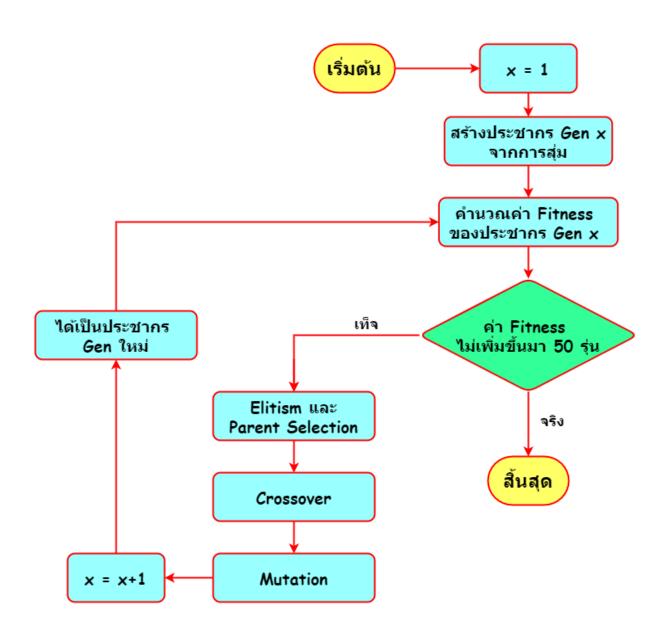


Genetic Algorithm (GA) คืออะไร?

Genetic Algorithm คืออัลกอริทึมที่เป็น กระบวนการค้นหาโดยจะ เลือกวิธีการแก้ปัญหาที่เหมาะสมที่สุด (metaheuristic) โดยมีแรงบัลดาล ใจมาจากกระบวนการการคัดเลือกโดยธรรมชาติ ที่ซึ่งเป็นการวิวัฒนาการ ของสิ่งมีชีวิตกลุ่มใหญ่

โดยทั่วไป Genetic Algorithm มักใช้เพื่อเพิ่มความถูกต้องของการ แก้ปัญหา โดยการเพิ่มประสิทธิภาพและค้นหาปัญหา โดยอาศัยวิธีการที่ ได้รับแรงบัลดาลใจมาจากวิธีการทางชีวภาพของสิ่งมีชีวิต เช่น การกลาย พันธุ์ ครอสโอเวอร์ และการคัดเลือก เป็นต้น

Flow Chart (ผังงาน)



Pseudocode (โค้ดเทียม)

```
termination <- 0
max_fitness <- 0</pre>
x < -1
Create Random Population of Gen x
While termination < 50
    Calculate Fitness of Gen x
    If max_fitness < Fitness of Gen x
        max_fitness <- Fitness of Gen x</pre>
        termination <- 0
    Else
        termination <- termination + 1
        If termination == 50
             End While
    elite,parents <- Do elitism_and_selection(Gen x)</pre>
    offsprings <- Do crossover(parents)
    mutants <- Do mutation(offsprings)</pre>
    x < - x + 1
    Gen x = elite + mutants
```

1: ให้ termination = 0, max_fitness = 0, x = 1
2: สร้างประชากรแบบสุ่มของ Gen x
3: ในขณะที่ termination < 50 ทำข้อ 4-16
4: คำนวณ Fitness ของ Gen x
5: ถ้า max_fitness < Fitness ของ Gen x ทำข้อ 6,7
6: ให้ max_fitness = Fitness ของ Gen x
7: ให้ termination = 0
8: ถ้าไม่เข้าเงื่อนไขในข้อ 5 ทำข้อ 9-11
9: ให้ค่าของ termination เพิ่มขึ้น 1
10: ถ้า terminination = 50
11: จบ while loop
12: elite,parents = elitism_and_selection(Gen x)
13: offsprings = crossover(parents)
14: mutants = mutation(offsprings)
15: ให้ค่าของ x เพิ่มขึ้น 1

• 16: ให้ Gen x = elite + mutants

Parameters

• Population Size: 1,000

• Termination Criteria: Fitness ไม่เพิ่มขึ้นภายใน 50 รุ่น

• Encoding Process: Binary

• Parent Selection Method: Elitism Selection

• Crossover Method: Uniform

Crossover Rate: 70%Mutation Rate: 40%

• Elitism: 30%

• Number of Runs: 5

Population

ประชากร(Population) คือกลุ่มของวิธีการแก้ปัญหา ข้อมูลแต่ละแถวเปรียบเสมือนประชากรแต่ละตัว โดยเลขแต่ละหลัก เปรียบเสมือนยืนในประชากรนั้น ๆ (ยืน 0 คือไม่ได้เลือกของชิ้นนั้นใส่ถุง ยืน 1 คือเลือกของชิ้นนั้นใส่ถุง)

Coding

```
import numpy as np
import pandas as pd
import random as rd
import matplotlib.pyplot as plt
import io
import time
from google.colab import files
uploaded = files.upload()
file_name = next(iter(uploaded))
io.StringIO(uploaded[file_name].decode("utf-8"))
item_list=pd.read_csv(io.StringIO(uploaded[file_name].decode("utf-8")))
col = list(item_list.columns)
item num=int(col[0])
sack_weight=int(col[1])
weight_mean = np.mean(item_list[col[1]])
rate_1 = (sack_weight/weight_mean)/item_num
rate 0 = 1-rate 1
solutions_per_pop = 1000
pop_size = (solutions_per_pop,item_num)
population = np.random.choice([0,1], size = pop size,p=[rate 0,rate 1])
print(population)
```

1: โค้ดในส่วนของการนำเข้าข้อมูลด้วยการ import file การกำหนดตัวแปรต่าง ๆ และการสร้างประชากรรุ่นที่ 1

```
[] def cal_fitness(weight, value, population, sack_weight):
    fitness = np.empty(population.shape[0]);
    for i in range(population.shape[0]):
        sum_value = np.sum(population[i] * value)
        sum_weight = np.sum(population[i] * weight)
        if sum_weight <= sack_weight:
            fitness[i] = sum_value
        else :
            fitness[i] = 0
        return fitness.astype(int)</pre>
```

2: โค้ดในส่วนของการคำนวนค่า fitness (fitness คือค่าของมูลค่า(value) เมื่อแก้ปัญหาด้วยประชากรตัวนั้น ๆ)

```
def elitism_and_selection(fitness, num_elite,num_parents, population):
    fitness = list(fitness)
    elite = np.empty((num_elite, population.shape[1]))
    parents = np.empty((num_parents, population.shape[1]))
    for i in range(num_parents):
        max_fitness_index = np.where(fitness == np.max(fitness))
        parents[i,:] = population[max_fitness_index[0][0], :]
        if(i < num_elite):
        elite[i,:] = population[max_fitness_index[0][0], :]
        fitness[max_fitness_index[0][0]] = -999999
    return elite,parents</pre>
```

3: โค้ดในส่วนของการคัดเลือกประชากร elite และการเลือก parents โดยใช้วิธีการเลือกจากประชากรที่มีค่า fitness มากที่สุด

```
def crossover(parents, num parents):
  offsprings = np.empty((num_parents, parents.shape[1]))
  crossover rate = 0.7
  i=0
  while (i < num_parents):
     x = rd.random()
     if x > crossover rate:
       continue
     P = np.random.rand(parents.shape[1])
     parent1 index = i%parents.shape[0]
     parent2 index = (i+1)%parents.shape[0]
     for j in range(parents.shape[1]):
       if(P[i] < 0.5):
        offsprings[i,j] = parents[parent2 index,j]
        offsprings[i+1,j] = parents[parent1 index,j]
       else:
        offsprings[i,j] = parents[parent1 index,j]
        offsprings[i+1,j] = parents[parent2 index,j]
     i+=2
  return offsprings
```

4: โค้ดในส่วนของการทำ uniform crossover ด้วยการสุ่มค่า ความน่าจะเป็นในตำแหน่งต่าง ๆ ของยืนแต่ละคู่ ถ้าความน่าจะเป็น ในตำแหน่งนั้น ๆ น้อยกว่า 0.5 ให้สลับยืนที่ตำแหน่งนั้น (เสมือนการโยนเหรียญหัวก้อยว่าตำแหน่งไหนจะได้ crossover กัน)

```
def mutation(offsprings):
    mutants = np.empty((offsprings.shape))
    mutation_rate = 0.4
    for i in range(mutants.shape[0]):
        mutation_prob = rd.random()
        mutants[i,:] = offsprings[i,:]
        if mutation_prob > mutation_rate:
            continue
        mutation_point = rd.randint(0,offsprings.shape[1]-1)
        if mutants[i,mutation_point] == 0:
            mutants[i,mutation_point] = 1
        else:
            mutants[i,mutation_point] = 0
        return mutants
```

5: โค้ดในส่วนของการทำ mutation ด้วยการสลับค่ายีนหนึ่งยีน (จากเลข 0 เป็น 1 จากเลข 1 เป็น 0) ภายในประชากรแต่ละตัว โดยมีการสุ่มตำแหน่งที่จะเกิดการ mutation

```
[] fitness_history_mean = [np.mean(fitness) for fitness in fitness_history]
fitness_history_max = [np.max(fitness) for fitness in fitness_history]
plt.plot(list(range(num_generations)), fitness_history_mean, label = 'Mean Fitness')
plt.plot(list(range(num_generations)), fitness_history_max, label = 'Max Fitness')
plt.legend()
plt.title('Fitness through the generations')
plt.xlabel('Generations')
plt.ylabel('Fitness')
plt.show()
print(np.asarray(fitness_history).shape)
```

6: โค้ดในส่วนของการแสดงผลของการ run ในรูปแบบ graph

```
def optimize(weight, value, population, pop_size, sack_weight):
   fitness history = []
   num_elite = int(pop_size[0]*0.3)
   num parents = pop size[0] - num elite
   termination = 0
   max fitness = 0
   num_generations = 1
   while termination < 50:
     fitness = cal_fitness(weight, value, population, sack_weight)
     fitness history.append(fitness)
     if max_fitness < np.max(fitness):</pre>
      max fitness = np.max(fitness)
      termination = 0
     else:
      termination +=1
      if(termination == 50):
     elite,parents = elitism_and_selection(fitness, num_elite,num_parents,population)
     offsprings = crossover(parents, num_parents)
     mutants = mutation(offsprings)
     population[0:num_elite, :] = elite
     population[num_elite:, :] = mutants
     num_generations += 1
   print("Max Fitness: {}\n".format(max_fitness))
   fitness last gen = cal fitness(weight, value, population, sack weight)
   best_population = np.where(fitness_last_gen == np.max(fitness_last_gen))
   best chromosome = []
   best_chromosome.append(population[best_population[0][0],:])
   return best_chromosome, fitness_history, num_generations
```

7: โค้ดในส่วนของการทำ Reproduction ประชากร และการคำนวนหลัก ๆ ของ Genetic Algorithm

```
start = time.time()
best_chromosome, fitness_history, num_generations = optimize(item_list[col[1]], item_list[col[0]], population, pop_size, sack_weight)
end = time.time()
total_time = end-start
minutes = int(total_time/60)
seconds = total_time - (minutes*60)
print("Number Of Generations: {}\n ".format(num_generations))
print("Run Time: {} minutes {} seconds\n".format(minutes,seconds))
selected_items = item_num * best_chromosome
print('\nSelected_items:')
for i in range(len(selected_items)):
    if selected_items[0][i] != 0:
        print('\{}'.format(i+1),end = " ")
```

8: โค้ดสั่งการและ โค้ดในส่วนของการแสดงผลการ run

กรณีทดสอบ (Test Case)

Set: 1 Max weight: 2,543 Number of items: 500 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการ run ทั้งหมด 5 ครั้ง วัดจากค่า Max Fitness

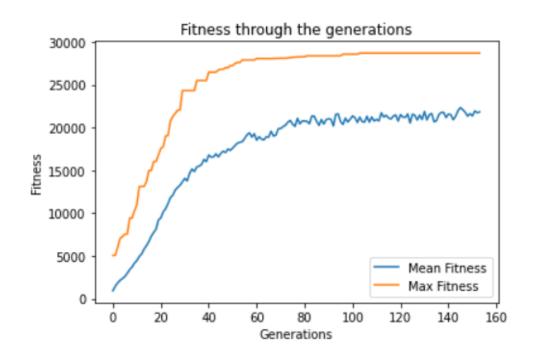
Max Fitness: 28703

Number Of Generations: 154

Run Time: 2 minutes 5.374474287033081 seconds

Selected items:

7 11 13 14 24 26 33 36 38 39 49 54 61 122 135 138 147 148 216 217 237 246 250 255 270 274 282 335 348 363 374 380 383 420 422 427 447 464 470 474 477 494 495



Set: 2 Max weight: 5,002 Number of items: 1,000 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการ run ทั้งหมด 5 ครั้ง วัดจากค่า Max Fitness

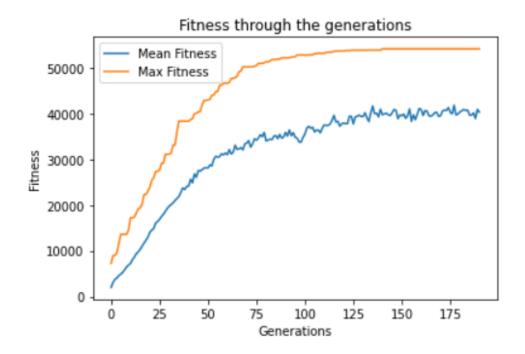
Max Fitness: 54148

Number Of Generations: 191

Run Time: 3 minutes 33.888145446777344 seconds

Selected items:

7 11 14 24 26 33 36 38 39 49 54 61 122 135 138 147 148 152 216 3 217 237 250 255 263 274 282 335 348 363 374 380 383 420 422 427 447 470 474 477 481 494 495 574 586 593 600 604 611 613



Set: 3 Max weight: 10,011 Number of items: 2,000 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการ run ทั้งหมด 5 ครั้ง วัดจากค่า Max Fitness

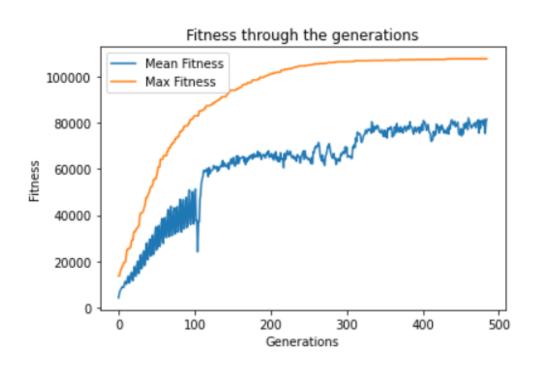
Max Fitness: 107696

Number Of Generations: 485

Run Time: 9 minutes 39.450101375579834 seconds

Selected items:

7 11 13 24 33 38 39 49 54 61 122 135 147 148 217 250 255 270 274
282 335 348 363 374 380 383 420 422 427 447 470 474 477 481 494
495 574 593 600 604 611 613 658 704 709 719 733 737 738 740 744
752 771 776 787 822 823 825 831 837 846 856 887 915 938 946 968
987 988 990 1004 1035 1043 1044 1049 1058 1097 1100 1115 1118
1138 1139 1144 1159 1217 1240 1247 1249 1261 1273 1299 1323 1334
1344 1345 1354 1362 1395 1401 1420 1432 1434 1458 1464 1467 1473
1474 1476 1484 1486 1498 1508 1533 1534 1545 1546 1548 1549 1550
1568 1592 1605 1616 1618 1631 1639 1655 1665 1667 1673 1691 1693 :
1717 1725 1730 1733 1825 1862 1865 1874 1883 1891 1901 1905 1916 1954
1955 1998

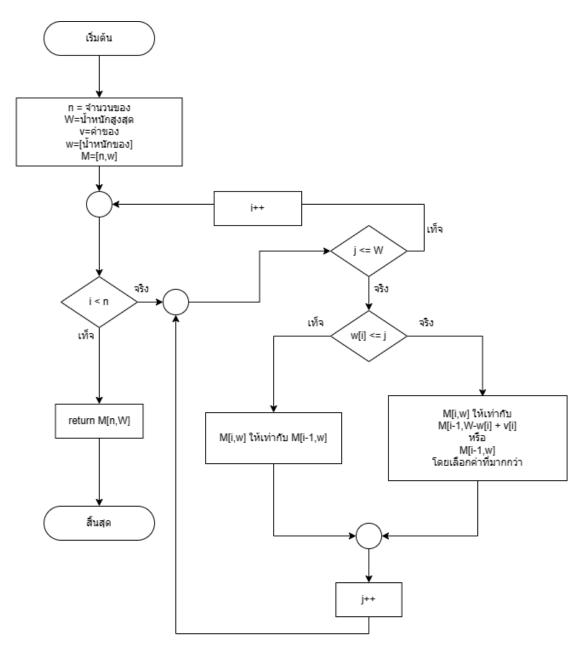


Dynamic Programing คืออะไร?

Dynamic Programing เป็นเทคนิคหนึ่งสำหรับการแก้ปัญหาที่ซับ ซ้อน โดยเริ่มจากการแก้ปัญหาย่อย (ปัญหาที่มีขนาดเล็กลงมา) ตั้งแต่ ปัญหาขนาดย่อยที่สุดขึ้นมาก่อน แล้วค่อยๆเพิ่มขอบเขตขึ้นมาจนถึง ปัญหาที่ใหญ่ที่สุด

เนื่องจากตัว ปัญหาย่อย (Subproblem) มีลักษณะการแก้ปัญหาที่ เหมือนกัน แค่มีข้อมูลให้จัดการน้อยกว่า ดังนั้นวิธีการแก้ปัญหา DP มักจะ ต้องแก้ด้วย recursive function หรือไม่ก็ต้องใช้สูตรคณิตศาสตร์ ที่มี ลักษณะเป็นสมการเวียนเกิด (Recurrence Formula)

Flow Chart (ผังงาน)



Pseudocode (โค้ดเทียม)

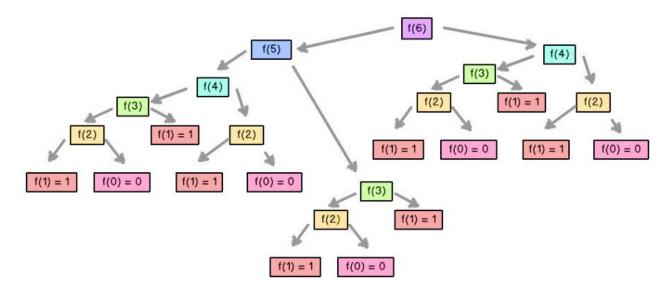
Algorithm 1: Dynamic Programming Algorithm for 0-1 Knapsack lem

```
 \begin{array}{l} \textbf{Data: } W, v_1, v_2, v_3, ..., v_n \;, \, w_1, w_2, w_3, ..., w_n \\ \textbf{Result: } M[n, W] \\ M[0, w] \leftarrow 0, \; \forall w \; 0 \; to \; W \\ M[i, 0] \leftarrow 0, \; \forall i \; 0 \; to \; n \\ \textbf{for } i \leftarrow 1 \; to \; n \; \textbf{do} \\ & | \; \textbf{for } w \leftarrow 1 \; to \; W \; \textbf{do} \\ & | \; if \; w_i \leq w \; \textbf{then} \\ & | \; M[i, w] = max(M[i-1, w-w_i] \; + \; v_i, \; M[i-1, w]) \\ & | \; \textbf{else} \\ & | \; M[i, w] = M[i-1, w] \\ & | \; \textbf{end} \\ & \; \textbf{end} \\ & \; \textbf{end} \\ & \; \textbf{return } M[n, W] \\ \end{array}
```

1: ข้อมูล weight & volume
2: ผลลัพธ์ M[n, W] (Array 2D)
3: ให้ M[0, w] = 0; w ตั้งแต่ 0 ถึง W
4: ให้ M[i, 0] = 0; i ตั้งแต่ 0 ถึง n
5: for loop i = 1 ถึง n
6: for loop w = 1 ถึง W
7: ถ้า w(i) <= w ให้
8: ให้ M[i, w] = max(M[i - 1, w - w(i) + v(i), M[i - 1, w])
9: ถ้าไม่ใช่เงื่อนไขก่อนหน้า
10: ให้ M[i, w] = M[i - 1, w]
11: end if else
12: end for loop
13: end for loop

• 14: แสดงผลค่า M[n, w]

<u>ตัวอย่างการทำงาน</u>



Coding

```
async function main(){
    const n = await read("Data set : ");
    const data = readFile(n);
    const ans = knapsack(data);
    console.log('\nMax Fitness : ' + ans['Max Fitness']);
    console.log('\nSelected item : ' + ans['Selected item']);
    console.log('\nRun Time : ' + ans['Run Time'] + ' seconds');
}

main();

1: โค้ดในส่วนของฟังก์ชัน main()

function max(a, b) {
    return (a > b) ? [a, 0] : [b, 1];
}
```

2: โค้ดในส่วนของฟังก์ชัน max หาค่าที่มากระหว่างค่า 2 ค่า

```
function knapsack(data) {
   let i, w, temp, ok;
   let k = [];
   let s = [];
   let t = Date.now();
    for (i = 0; i <= data.count; i++) {
        for (w = data.max; w \ge 0; w--) {
            if (i==0) {
                k[w] = 0;
                S[W] = [];
            else if (data.list[i-1].weight <= w) {
                temp = w - data.list[i-1].weight;
                [k[w], ok] = max(data.list[i-1].value + k[temp], k[w]);
                if (ok == true)
                    s[w] = [...new Set([...s[temp], ...[i]])];
    t = Date.now() - t;
    return {
        'Fitness': k[data.max],
        'Time': t / 1000,
        'Select':s[data.max]
```

3: โค้ดในส่วนของฟังก์ชันการคำนวนและแก้ปัญหา knapsack

```
import _readline from 'readline';
import fs from 'fs'
import path from 'path';

const __dirname = path.resolve();

const readline = _readline.createInterface({
   input: process.stdin,
   output: process.stdout
});
```

4: โค้ดในส่วนของการ import library ในการอ่านไฟล์ และรับ input

```
function read(str){
    return new Promise((resolve, rejects) => {
        readline.question(str, (input) => {
            readline.close();
           resolve(input);
        })
   })
function readFile(n){
   let str = fs.readFileSync(path.join(__dirname, `Set${n}.txt`), 'utf8');
   let count = 0;
   let max = 0;
   let list = [];
   str.split('\n').forEach((item, i) => {
        const data = item.split(' ');
       if (i == 0) {
            count = parseInt(data[0]);
            max = parseInt(data[1].replace('\r', ''));
        } else {
            list.push({
                'value': parseInt(data[0]),
                'weight': parseInt(data[1].replace('\r', ''))
            });
           wt.push(parseInt(data[1].replace('\r', '')));
            val.push(parseInt(data[0]));
    return { 'count': count, 'max': max, 'list': list}
```

5: โค้ดในส่วนของฟังก์ชันการรับ input และการอ่านไฟล์

<u>กรณีทดสอบ (Test Case)</u>

Set: 1 Max weight: 2,543 Number of items: 500 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการ run ทั้งหมด 5 ครั้ง วัดจากค่า Max Fitness

Data set: 1

Max Fitness: 28857

Selected item : 7 11 13 14 24 26 33 38 39 49 54 61 122 135 138 147 148 148 152 216 217 250 255 270 274 282 335 348 363 374 380 383 420 422 427

447 464 470 474 477 481 494 495

Run Time: 0.238 seconds

Set: 2 Max weight: 5,200 Number of items: 1,000 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการ run ทั้งหมด 5 ครั้ง วัดจากค่า Max Fitness

Data set: 2

Max Fitness: 54503

Selected item : 7 11 13 14 24 26 33 36 38 39 49 54 61 122 135 138 147 148 152 217 237 246 250 255 270 274 282 335 348 363 374 380 383 420 422 427 447 464 470 474 477 481 494 495 540 574 586 593 599 600 604 611 613 658 658 670 704 709 719 733 737 738 744 752 771 776 787 823 825 831 846 850 856 887 888 915 938 946 968 985 987 988 990 993

Run Time: 1.199 seconds

Set: 3 Max weight: 10,011 Number of items: 2,000 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการ run ทั้งหมด 5 ครั้ง วัดจากค่า Max Fitness

Data set: 3

Max Fitness: 110625

Run Time : 8.91 seconds

Selected item : 7 11 14 24 26 33 38 39 49 54 61 122 135 138 147 148 152 217 147 148 152 217 237 246 250 255 270 274 282 335 348 363 374 380 383 420 422 427 447 464 470 474 477 481 494 495 540 574 586 593 600 604 611 613 658 670 704 709 719 733 737 738 744 752 771 776 787 823 825 831 846 850 856 887 888 915 938 946 968 987 988 990 993 1004 1032 1035 1044 1049 1058 1097 1100 1104 1115 1118 1138 1139 1144 1159 1169 1240 1247 1249 1261 1273 1299 1323 1334 1344 1345 1354 1362 1395 1401 1404 1420 1432 1442 1458 1464 1467 1473 1474 1476 1484 1486 1508 1533 1545 1546 1549 1550 1568 1592 1605 1616 1618 1631 1639 1655 1665 1667 1668 1673 1691 1693 1697 1717 1725 1730 1732 1732 1826 1862 1865 1874 1883 1891 1901 1905 1916 1920 1954 1955 1990 1998

ข้อดี - ข้อเสียของ Genetic Algorithm

ข้อดีของ Genetic Algorithm คือสามารถใช้เพื่อหาคำตอบของโจทย์ทุก ประเภทโดยไม่จำเป็นต้องรู้สมการเราก็สามารถหาคำตอบของสมการหรือ ระบบนั้นได้เลย ขอแค่เรามี input ก็เพียงพอ ส่วนข้อเสียของ Genetic Algorithm คือ การทำงานจะช้า และคำตอบที่ได้ จากการทำงานของ Algorithm ตัวนี้ในการรันแต่ละครั้งจะได้คำตอบออกมา ไม่เหมือนกันและอาจจะไม่ใช่คำตอบที่ดีที่สุด

การเปรียบเทียบ (Comparison)

หัวข้อการเปรียบเทียบ	Genetic Algorithm			Dynamic Programming		
(The Best)	Set 1	Set 2	Set 3	Set 1	Set 2	Set 3
Max Fitness	28703	54148	107696	28857	54503	110625
Run Time	2.05 m	3.34 m	9.39 m	0.24 s	1.12 s	8.91 s

หัวข้อในการเปรียบเทียบ	Genetic Algorithm	Dynamic Programming
เวลาในการ run	ใช้เวลาในการ run มากกว่า	ใช้เวลาในการ run น้อยกว่า
ผลลัพธ์ของการ run	ดีตามเวลาและรุ่นที่เพิ่มขึ้น	ดีที่สุด
หน่วยความจำที่ใช้	ขึ้นอยู่กับจำนวนประชากร	มาก
การนำไปใช้	ง่ายต่อการประยุกต์ใช้ แต่การกำหนด	ง่ายต่อการประยุกต์ใช้
	parameters ให้เหมาะสมนั้นยาก	
ความยากในการใช้งาน	ไม่จำเป็นต้องใช้สมการในการคำนวน	ต้องตีโจทย์ออกมาเป็นสมการทาง
	ใช้เพียงแค่ input เท่านั้น	คณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการคำนวน

สรุปผล (Conclusion)

สรุปโดยรวมอย่างง่ายคือ Dynamic Programming มีประสิทธิภาพใน การแก้ปัญหา Knapsack Problem ได้ดีกว่า Genetic Algorithm ทั้งใน เรื่องของผลลัพธ์และเวลา แต่ Genetic Algorithm จะมีข้อได้เปรียบเรื่อง ของหน่วยความจำที่หยืดหยุ่นได้ตามจำนวนประชากร และความง่ายใน การนำไปใช้งาน

<u>เอกสารอ้างอิง</u>

https://en.wikipedia.org/wiki/Genetic algorithm

https://www.educative.io/edpresso/what-is-the-knapsack-problem

https://stackoverflow.com/questions/9146086/time-complexity-of-genetic-algorithm

https://medium.com/koderunners/genetic-algorithm-part-3-knapsack-problem-b59035ddd1d6

https://medium.com/@samiranbera_66038/crossover-operator-the-heart-of-genetic-algorithm-6c0fdcb405c0

https://th.wikipedia.org/wiki/ปัญหาถุงกระสอบ

https://medium.com/@aquablitz11/an-introduction-to-dynamic-programming-76574fda6501

