

Universidade Federal do Mato Grosso
do Sul
Campus Ponta Porã
Teoria da computação

**Implementação das heurísticas Gulosa
e GRASP para o Problema da
Mochila**

Aluno: Beatriz Camargo Câmara

Professor: Eduardo Teodoro Bogue

Outubro 2019

Introdução

Este trabalho consiste na construção de uma heurística gulosa e uma heurística GRASP para o problema da mochila. O problema da mochila consiste em um problema de otimização combinatória a qual é necessário colocar objetos diferentes em uma mochila que possuem valores e pesos específicos de maneira que possa-se obter o maior lucro possível sem ultrapassar o peso máximo da mochila.

Implementação Gulosa

Na implementação da heurística gulosa foi utilizado como critério os items com maior razão valor-peso que se mantivessem dentro da capacidade da mochila. Foi criado um vetor de tuplas chamado *item* que possui a lista organizada de maneira decrescente pela razão. Logo é feita a verificação, caso o peso do item seja menor que a capacidade da mochila é adicionado o lucro do item a mochila e decrementado a capacidade da mochila, até que acabem os items ou a capacidade seja igual a zero.

```
1 def media(value, weight):
2     item = {}
3     for i in range(len(value)):
4         item[i] = np.divide(value[i], weight[i]), value[
5             i], weight[i], i
6
7     item = sorted(item.values(), reverse=True)
8
9     return item
10
11 def greedy(value, weight, capacity):
12     item = media(value, weight)
13     value_max = 0
14     for i in range(len(value)):
15         if capacity == 0:
16             break
17         if item[i][2] <= capacity:
18             value_max += item[i][1]
19             capacity -= item[i][2]
20     print(value_max)
```

Implementação GRASP

Na implementação da heurística GRASP, a fase de Construção é feita através da função *greedy_andomized_construction* que recebe a lista dos itens (que estão ordenados pela razão assim como na implementação gulosa) e a capacidade da mochila. O k é definido como 2, que é o comprimento do laço *for* o qual insere os valores e atualiza o LCR. Em seguida escolhe-se entre os valores do LCR qual utilizar de maneira aleatória e armazena-o na variável *random_item* é verificado se o item escolhido cabe na mochila, caso positivo o vetor *solution_temp*, que serve para guardar as soluções temporárias, recebe o índice desse item, a capacidade é decrementada e é retirado da cópia da lista o *random_item*, isto é feito para cada um dos itens. Ao final de todas as iterações é criado um vetor *solution* que receberá 0 nas posições dos itens que não foram inseridos na mochila 1 para os que foram.

A fase da Busca Local localiza-se na função *local_search* que recebe o *solution* do *greedy_andomized_construction*, a lista de itens, a capacidade da mochila, a lista de lucros e pesos. É criada uma variável que recebe o lucro da solução atual chamada de *currentProfit*, o qual é calculado na função *profit_calculate*. Após isso é mudado um dos bits da solução atual para obter a solução vizinha e é calculado o seu lucro, caso o lucro da solução vizinha seja maior que a da *currentProfit*, então atualiza-o e o *best_solution* (melhor solução) passa a ser a vizinha. A solução volta a inicial e reinicia-se o ciclo até percorrer todos os vizinhos possíveis, e assim que finalizar retorna a *best_solution*. A janela de execução é de 50.

```
1 def media(value, weight):
2     item = {}
3     for i in range(len(value)):
4         item[i] = np.divide(value[i], weight[i]), value[
5             i], weight[i], i
6
7     item = sorted(item.values(), reverse=True)
8
9     return item
10
11 def profit_calculate(solution, item, capacity, value,
12     weight):
13     profit = 0
14     temp_item = {}
15     for i in range(len(value)):
```

```

15         temp_item[i] = value[i], weight[i]
16     for i in range(len(solution)):
17         if solution[i] == 1:
18             weight = temp_item[i][1]
19             capacity -= weight
20             if(capacity < 0):
21                 return -1
22             else:
23                 profit += temp_item[i][0]
24     return profit
25
26
27 def local_search(solution, item, capacity, value, weight
28 ):
29     best_solution = solution[:]
30     begin_solution = solution[:]
31     currentProfit = profit_calculate(
32         begin_solution, item, capacity, value, weight)
33     for i in range(len(solution)):
34         if solution[i] == 1:
35             solution[i] = 0
36         else:
37             solution[i] = 1
38
39     neighborProfit = profit_calculate(
40         solution, item, capacity, value, weight)
41
42     if neighborProfit > currentProfit:
43         currentProfit = neighborProfit
44         best_solution = solution[:]
45
46     if solution[i] == 1:
47         solution[i] = 0
48     else:
49         solution[i] = 1
50     return best_solution
51
52 def greedy_randomized_construction(item, capacity):
53     temp = item[:]
54     solution_temp = []
55     while len(temp) > 0:
56         LCR = []

```

```

57         for i in range(2):
58             if len(temp) > i:
59                 LCR.append(temp[i])
60         random_item = random.choice(LCR)
61
62         if random_item[2] <= capacity:
63             solution_temp.append(random_item[3])
64             capacity -= random_item[2]
65
66         temp.pop(temp.index(random_item))
67         solution = [0 for i in range(len(item))]
68         for i in solution_temp:
69             solution[i] = 1
70
71         return solution
72
73
74 def grasp(item, capacity, value, weight):
75     best_solution = 0
76     for i in range(50):
77         solution = greedy_randomized_construction(item,
78             capacity)
79         solution = local_search(solution, item, capacity
80             , value, weight)
81         best_solution = max(
82             best_solution, profit_calculate(solution,
83                 item, capacity, value, weight))
84
85     return best_solution

```

Tabela de Resultado

Segue a tabela com o resultado de todas as instâncias de entrada utilizadas.

	Grasp	Guloso
0	31621	29636
1	67829	64939
2	143449	143449
3	28840	28840
4	15785	15785
5	99861	99861
6	1922	1894
7	721	714
8	9787	9717
9	19274	17523
10	29965	29943
11	49885	49884
12	49398	49395
13	20880	20880
14	20676	20676
15	46281	46218