# 目 录

第一章	5 问题定义	2
1.1	问题描述	2
1.2	问题生成	2
第二章	5 算法过程	2
2.1	贪婪算法	2
2.1.	.1 贪婪策略一	3
2.1.	2 贪婪策略二	3
2.1.	3 贪婪策略三	3
2.2	动态规划	4
2.3	回溯法	4
2.4	模拟退火算法	5
2.4.	.1 算法流程	5
2.4.	2 算法参数实验	5
2.4.	3 算法迭代过程	6
第三章	5 算法对比	6
参考文	て献	7

## 第一章 问题定义

#### 1.1 问题描述

用下列几种方法解决 0-1 背包问题,编程实现并对比各算法的求解质量和复杂度:

- 1. 贪婪算法
- 2. 动态规划
- 3. 分支限界或回溯
- 4. 模拟退火或遗传算法(随机算法运行 30run)

#### 1.2 问题生成

实验中,设置问题规模 N = 500,然后随机生成重量范围在 1-100 和价值 范围在 1-100 的 N 个物体,重量和价值是独立无关的,背包容量是设置成物体 总重量的二分之一。

- 问题生成的代码文件是: source/gen problem.py
- 生成的问题保存在: source/problem.txt 格式是
  - 第一行为背包容量和物体个数, V 和 N
  - 第二行到第 N+1 行是每个物体的重量和价值, w<sub>i</sub>和 v<sub>i</sub>

## 第二章 算法过程

## 2.1 贪婪算法

实验中,采用了三种贪心策略进行对比:

- 第一种策略是每次先取具有最高价值的物体,直到背包不能再装下任何物体
- 第二种策略是每次先取具有最小重量的物体,直到背包不能再装下任何物体
- 第三种策略是每次先取单位重量价值(v<sub>i</sub>/w<sub>i</sub>)最大的物体,直到背包不能再装下任何物体

源代码文件是: source/greedy.py

#### 2.1.1 贪婪策略一

运行结果如图 1:

greedy algorithm 1
choose high value item firstly
19601
Time used: 0.000298023223877

图 1 贪婪算法 1

### 2.1.2 贪婪策略二

运行结果如图 2:

```
greedy algorithm 2
choose light weight item firstly
19251
Time used: 0.000284910202026
```

图 2 贪婪算法 2

## 2.1.3 贪婪策略三

运行结果如图 3:

```
greedy algorithm 3
choose high value/weight item firstly
21607
Time used: 0.000777006149292
```

图 3 贪婪算法 3

从三种策略的运行结果可知,第三种贪婪策略(先取单位重量价值最高的物体)得到的结果最好。

#### 2.2 动态规划

问题的状态转移方程如下:

 $f[i][v] = max\{f[i-1][v], f[i-1][v-w[i]] + v[i]\}$ 

源代码文件是: source/dp.py

运行结果如图 4:

```
dynamic programming algorithm 21617
Time used: 2.75918292999
```

图 4 动态规划算法

#### 2.3 回溯法

按照单位重量价值从大到小对物品进行排列,用深度优先递归地遍历子集树,设置限界函数减去得不到最优解的子树,限界函数主要考虑如果子树的最大上界都没有当前最好解大的话,就进行剪枝。

源代码文件是: source/backtrack.py

运行结果如图 5:

图 5 回溯算法

### 2.4 模拟退火算法

#### 2.4.1 算法流程

- (1) 随机生成初始解 state0,停止准则设置为温度小于参数 beta,目标函数为整个背包中的物品的价值总和。
- (2) 接受准则: 当新解的总重量不超过背包容量时, 如新解优于原解, 则接受它, 否则以一定的概率接受它
- (3) 构造领域: 随机选择一个物品 i, 如果其在背包中,则直接将其取出,或同时随机放入一个物品 j; 如果物品 i 不在背包中,则将直接其放入背包,或同时随机取出一个物品 j<sup>[1]</sup>。
- (4) 冷却机制: T = alpha \* T
- (5) 为了提高解的质量,将算法过程中出现的最优解保存下来,并作为最终解返回。

#### 2.4.2 算法参数实验

模拟退火算法中,初始温度、停止系数、冷却系数和迭代次数的选择都会影响最终的结果,因此,对这些参数分别进行实验,便于选择最优参数组合。

实验代码文件是: source/SA experiment.py

(1) 不同初始温度 t0 的对照结果,如表 1 所示:

表 1 不同初始温度结果 t0 20 50 100 200 500 5 70 21588 21593 21587 21594 最优解 21587 21591 21599

(2) 不同停止系数 beta 值的对照结果,如表 2 所示:

表 2 不同停止系数结果 beta 0.0001 0.001 0.01 1.0 10.0 最优解 21579 21577 21583 21559 21561 21015

(3) 不同冷却系数 alpha 值的对照结果,如表 3 所示:

表 3 不同冷却系数结果 alpha 0.1 0.3 0.5 0.7 0.9 最优解 21435 21513 21546 21569 21588

#### (4) 不同最大迭代书 max\_iters 值的对照结果,如表 4 所示:

表 4 不同最大迭代数结果

max_iters	N	5 * N	10 * N	20 * N	50 * N	100 * N
最优解	21462	21540	21587	21602	21595	21605

#### 2.4.3 算法迭代过程

选择参数 t0 = 100, beta = 0.01, alpha = 0.9, max\_iters = 10 \* N, 画出算法最优解的迭代过程如图 6 所示:

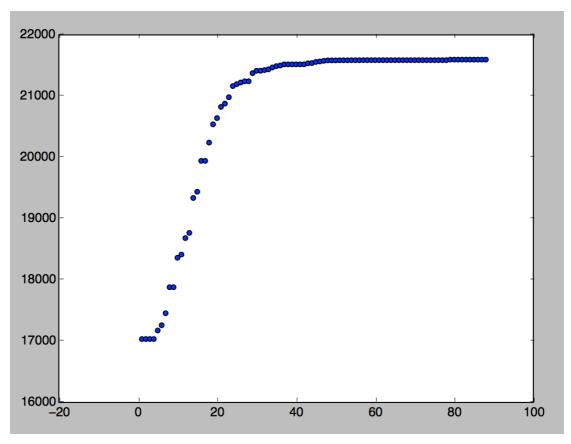


图 6 算法迭代过程

# 第三章 算法对比

不同算法的运行结果和时间对比如表 5 所示:

表 5

算法	贪婪算法	动态规划	回溯法	模拟退火法
运行时间	0.000777s	2.759s	0.196s	73.88s
最优解	21607	21617	21617	21587

# 参考文献

 $[1]. \qquad https://github.com/xmuliushuo/algorithms/tree/master/Knapsack$