





1.6 кг 1900\$



0.25 кг 1100\$



0.25 кг 1100\$



0.48 кг 1200\$



0.04 кг 430\$



0.04 кг 430\$



Вместимость рюкзака 1.8 кг

# Жадный алгоритм

- Давайте начнём брать сначала самые легкие вещиПример жадного алгоритма
- Для одной задачи может быть несколько типов жадных алгоритмов Все они определяются одинаково, разница лишь в том, по какой метрике определять порядок









0.25 кг 1100\$



0.48 кг 1200\$







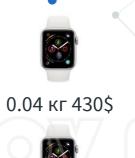
Вместимость рюкзака 1.8 кг

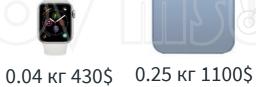
1.3 кг 2500\$

1.6 кг 1900\$

Общая стоимость 4260\$











0.25 кг 1100\$

0.48 кг 1200\$

Вместимость рюкзака 1.8 кг

# Жадный алгоритм

- Для первого подхода при выборе веса в качестве метрики
  Стоимость 4260\$
- Далее попробуем взять стоимость в качестве метрики







1.6 кг 1900\$



Вместимость

рюкзака 1.8 кг

1.3 кг 2500\$

0.04 кг 430\$

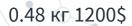




0.25 кг 1100\$ 0.04 кг 430\$



0.25 кг 1100\$







1.3 кг 2500\$



0.48 кг 1200\$



0.04 кг 430\$



0.04 кг 430\$



0.25 кг 1100\$



0.25 кг 1100\$

Вместимость рюкзака 1.8 кг



Общая стоимость 3700\$



1.3 кг 2500\$



0.48 кг 1200\$ Вместимость рюкзака 1.8 кг

1.6 кг 1900\$



# Жадный алгоритм

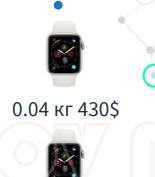
- Для первого подхода при выборе веса в качестве метрики
  Стоимость 4260\$
- Для второго подхода при выборе стоимости в качестве метрики
  Стоимость 3700\$
- Далее попробуем расчётную метрику цена/вес





Общая стоимость 4260\$











0.25 кг 1100\$

0.48 кг 1200\$

Вместимость рюкзака 1.8 кг

# Жадный алгоритм

- 4260\$ лучшее решение?
  - оптимальное решение?

#### Общая стоимость 4700\$



# Жадный алгоритм

- О Для одной задачи может быть несколько типов жадного алгоритма
  - Выдают различный результат
  - Зависят от входных данных



- Очень быстро моделируются
- Очень быстро рассчитываются
- Найти допустимое решение должно быть легко

Недостатки:

- Не гарантирует качество решения
- Качество решения будет зависеть от входных данных



#### Цель курса

- Начнём с жадного алгоритма, чтобы понять, как можно его улучшить
- Затем перейдём к продвинутым техникам:
  - Программирование в ограничениях (Constraint programming)
    - Локальный поиск (Local Search)
    - Целочисленное программирование (Integer programming)
- Для того, чтобы:
  - Уметь находить допустимое решение
  - Уметь строить высококачественное решение вне зависимости от входных данных
  - В идеале, обеспечивать оптимальность решения



#### Моделирование

- Как формализовать оптимизационную задачу в математическую модель?
- Важно, чтобы постановка задачи правильно и полностью вписывалась в математическую модель, иначе задача не будет решена в полной мере



- $\bigcirc$  Возьмём I как множество предметов  $i \in I$  :
  - Где *w<sub>i</sub>*
  - Где  $v_i$
- Вместимость рюкзака K
- $\bigcirc$  Найдем подмножество элементов из I, которые:
  - Будут суммарно выдавать максимальную стоимость
  - При этом не будут превышать вместимость рюкзака К



#### Оптимизационная модель

- Как моделировать оптимизационную задачу?
  - Определить множество переменных
    - Это то, что мы будем искать в качестве решения
    - Определить ограничения, выраженные через переменные
      - Это то, что будет определять множество допустимых решений
  - Определить целевую функцию
    - Это то, что выражает цель оптимизации и определяет качество решения
  - В результате получается оптимизационная модель
    - Задекларированная формализация
    - Могут быть различные формулировки для одной оптимизационной модели

- $\bigcirc$  Множество бинарных переменных  $x_i$ , которое определяет, берём лимы в рюкзак предмет  $i \in I$ , при этом:
  - $x_i$  = 1, если предмет будет взят в рюкзак
    - $x_i$  = 0, если предмет взят не будет
- Ограничение задачи:
  - $\sum_{i \in I} w_i x_i \le K$
- Целевая функция задачи:

$$\sum_{i \in I} v_i x_i$$

Maximize  $\sum_{i \in I} v_i x_i$ 

При этом,  $\sum_{i \in I} w_i x_i \le K$ ,  $x_i \in \{0,1\}$ ,  $(i \in I)$ 

### Экспоненциальный рост

- Как много может быть возможных конфигураций?
  (0, 0, 0, ..., 0), (0, 0, 0, ..., 1), ..., (1, 1, 1, ..., 1)
- Не все из конфигураций попадают в допустимое множество Из-за ограничения на вместимость рюкзака
- Сколько возможных комбинаций?
  2|I|
- Как много времени потребуется на расчёт?
  - Допустим на тестирование одной конфигурации уходит 1 миллисекунда
  - Если количество элементов равно 50, то на перебор всех вариантов уйдет **1.285.273.866 веков**

- Одна из наиболее популярных техник для работы с оптимизационными задачами
  - Для некоторых типов задач подходит хорошо, но с некоторыми не работает совсем
  - Базовый принцип
    - Разделяй и властвуй
      - Расчёт снизу вверх

- Основные понятия и определения
  - Пусть есть множество элементов  $I = \{1, 2, 3, ..., n\}$ 
    - O(k,j) определяет оптимальное решение для проблемы наполнения рюкзака с вместимостью рюкзака k и элементами  $[1 \dots j]$

Maximize 
$$\sum_{i \in 1...j} v_i x_i$$

При этом, 
$$\sum_{i \in 1...j} w_i x_i \le k$$
,  $x_i \in \{0,1\}$ ,  $(i \in 1...j)$ 

 $\bigcirc$  Нам интересно найти наилучшее значение для O(K,n)

# Рекуррентные отношения

- Предположим, что мы знаем как найти
  - O(k, j-1) для каждого k из 0...K
- $\bigcirc$  Мы хотим найти O(k,j)
  - Что больше задачи O(k, j-1) всего на 1 предмет j
- $\mathbb{E}$  Если  $w_i \leq k$  у нас есть два случая
  - Мы не возьмём в рюкзак предмет j, потому что решение O(k,j-1) лучше
  - Мы возьмём в рюкзак предмет j и лучшее решение будет значением  $v_i$  +  $O(k-w_i,j-1)$
- В итоге
  - $O(k,j) = \max(O(k,j-1), v_j + O(k-w_j,j-1)),$  если  $w_j \le k$
  - O(k,j) = O(k,j-1), если  $w_i > k$
- 🔾 Очевидно
  - O(k,0)=0 для любого k

#### Рекуррентные отношения

О Можем написать простейшую программу

Насколько эффективен этот алгоритм?



#### Рекуррентные отношения

○ Рассмотрим расчёт чисел Фибоначчи

```
def fib(n):
 if n=0 or n=1:
     return 1
     else:
     return fib(n-2)+fib(n-1)
```

- Насколько эффективен этот алгоритм?
  - Для каждого п необходимо рассчитывать функцию n-1 раз
  - Что само по себе не очень эффективно

- Рассчитываем рекурсивным методом снизу вверх
  - Рассчитываем для нуля предметов
  - Рассчитываем для одного предмета

. . .

Рассчитываем для всех предметов

Maximize  $5x_1 + 4x_2 + 3x_3$ 

При этом,

$$4x_1 + 5x_2 + 2x_3 \le 9$$
,  $x_i \in \{0,1\}$ ,  $(i \in 1 ... 3)$ 

Живой пример

Вместимость	0	1	2	3
0	0	0	0	0
1	0	0	0	0
2	0	$\frac{1}{2} / \frac{1}{2} $ 0	0	3
3	0	0	0	3
4	0	5	5	5
5	0	5	6	6
6	0	<b>\</b> \\\	6	8
7	0	5	6	9
8	0	5	6	9
9	0	5	11	11

Maximize  $5x_1 + 4x_2 + 3x_3$  При этом,

$$4x_1 + 5x_2 + 2x_3 \le 9$$
,  $x_i \in \{0,1\}, (i \in 1 \dots 3)$ 

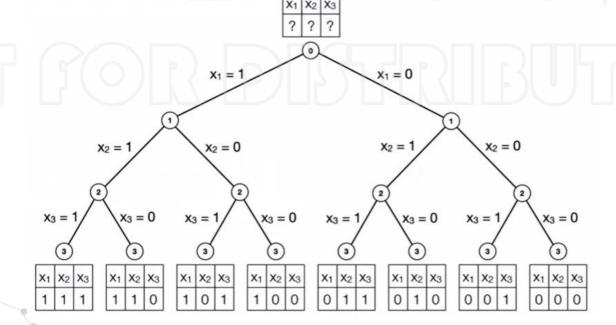
Вместимость	0	1	2	3	4
0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
2	0	16	16	16	16
3	0	16	19	19	19
4	0	16	19	23	23
5	0	16	35	35	35
6	0	16	35	39	39
7	0	16	35	42	44

Maximize  $16x_1+19x_2+23x_3+28x_4$  При этом,  $2x_1+3x_2+4x_3+5x_4\leq 7,\ x_i\in\{0,1\}, (i\in 1\dots 4)$ 

- В чём сложность алгоритма?
  - Время на заполнение таблицы
  - То есть время на поиск O(k,j)
  - Время расчёта полиномиально?
    - Безусловно, нет
    - Нижняя оценка log(K) бит для расчёта К
      - Является псевдо-полиномом имеет полиномиальное время в случае, если К мало
    - Следовательно подход эффективен для небольшого К



Maximize  $45x_1+48x_2+35x_3$  При этом,  $5x_1+8x_2+3x_3\leq 10,\ x_i\in\{0,1\}, (i\in1\dots3)$ 



- Итерация двух шагов
  - Ветвление
  - Ограничение
- Ветвление
  - Разбиение задачи на несколько подзадач
- Ограничение
  - Поиск оптимистичной оценки для лучшего решения на основе подзадач
  - Максимизация нижней границы и минимизация верхней границы



- Как получить оптимистичную оценку?
  - Ослабить условия задачи

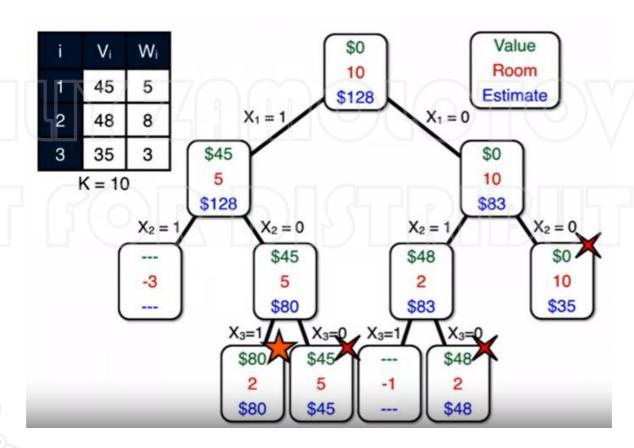
Maximize 
$$45x_1 + 48x_2 + 35x_3$$

При этом,

$$5x_1 + 8x_2 + 3x_3 \le 10, \ x_i \in \{0,1\}, (i \in 1 \dots 3)$$

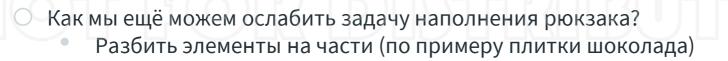
- Как мы можем ослабить задачу наполнения рюкзака?
  - Ослабить условие вместимости рюкзака





○ Подход не самый лучший, ограничили только несколько ветвей

Maximize 
$$45x_1+48x_2+35x_3$$
 При этом, 
$$5x_1+8x_2+3x_3\leq 10,\ x_i\in\{0,1\}, (i\in1\dots3)$$



# Линейная релаксация

○ Переменные могут принимать дробные значения от 0 до 1

Maximize  $45x_1 + 48x_2 + 35x_3$ 

При этом,

 $5x_1 + 8x_2 + 3x_3 \le 10, \ 0 \le x_i \le 1, (i \in 1 \dots 3)$ 

Это называется линейной релаксацией Будет более подробно рассказано об этом позже в курсе

## Линейная релаксация

- Как мы можем решить новую задачу?
  - lacktriangle Расположить предметы по убыванию показателя  $v_i/w_i$
  - Получится своего рода удельный показатель на 1 кг
  - Наполняем рюкзак, пока не закончится в нём место
    - При этом последний предмет, который попадёт в рюкзак, вероятно, не будет целым

Maximize 
$$45x_1 + 48x_2 + 35x_3$$

При этом,

$$5x_1 + 8x_2 + 3x_3 \le 10, \ 0 \le x_i \le 1, (i \in 1 \dots 3)$$

- В конкретном примере:
  - $v_1/w_1 = 9$ ,  $v_2/w_2 = 6$ ,  $v_3/w_3 = 11.7$
  - Предметы 3 и 1 поместятся в рюкзак полностью
  - Предмет 2 поместится только на ¼
  - Оценка 92

## Линейная релаксация

- Почему это верно?
  - Пусть  $x_i = y_i/v_i$

Maximize  $\sum_{i \in 1...j} y_i$ 

При этом,  $\sum_{i \in 1...j} w_i y_i / v_i \le k$ ,  $0 \le y_i \le 1$ ,  $(i \in 1...j)$ 

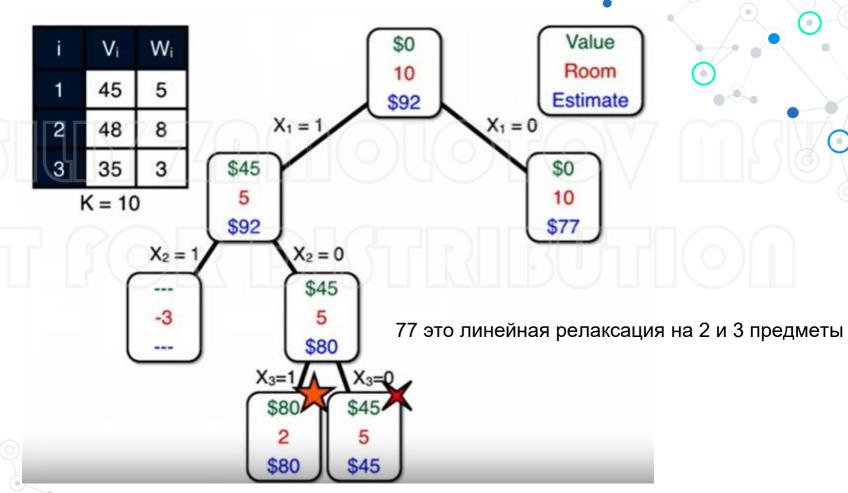
# Почему это не будет решением задачи?





Живой пример

# Использование линейной релаксации



## Стратегии поиска в методе ветвей и границ

- Первый по глубине (depth-first)
  - Обрезаем те ветви, оценка которых хуже уже найденного решения
- Первый лучший (best first)
  - Выбираем ту ветвь, которая имеет лучшую оценку
- Наименьшее расхождение (least discrepancy)
  - Доверяем жадному алгоритму



## Первый по глубине

- Идём вглубь
- Когда обрезаем ветви?
  - Когда находим новую ветвь с оптимистичной оценкой ниже уже найденного решения
- За найденной ветвью обрезаем все нижестоящие
- Насколько это эффективно с точки зрения использования памяти?
  - Довольно неэффективно, потому что приходится хранить большое количество информации

## Первый лучший

- Идём к лучшему
- Когда обрезаем ветви?
  - Когда все ветви дают решение хуже найденного
- За найденной ветвью обрезаем все нижестоящие
- Насколько это эффективно с точки зрения использования памяти?
  - Так же неэффективно



## Наименьшее расхождение

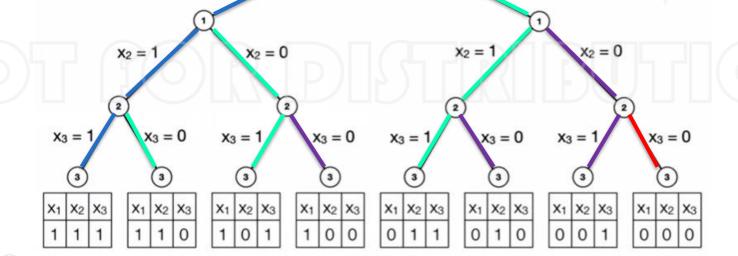
- Предположим, что у нас есть отличная эвристика
  - Делает очень мало ошибок
  - Дерево поиска бинарное
  - Эвристика указывает на верные значения в левой стороне
    - Ветви с правой стороны считаются неверными
  - Ограниченный поиск расхождений (Limited Discrepancy Search (LDS))
    - Избегает отклонения от эвристики
    - Исследует дерево решений увеличивая порядок отклонений
      - Доверяет эвристике меньше и меньше
- Порядок отклонений увеличивается волнами
  - Без отклонений от эвристики
  - С одним отклонением
  - С двумя отклонениями

### Наименьшее расхождение

- О Волна 1
- О Волна 2
- Волна 3
- Волна 4







### Наименьшее расхождение

- О Доверяем эвристике
- Когда обрезаем ветви?
  - Когда вся следующая волна ниже предыдущей по оценке
  - Насколько это эффективно с точки зрения использования памяти?
    - Зависит от реализации и выбранной эвристики



### Заключение

- Релаксация и стратегия поиска важнейшая часть в решении задач оптимизации
- Важно пробовать различные подходы для ускорения процесса расчёта и использования памяти:
  - Исследовать природу рассматриваемой задачи
  - Подобрать максимально эффективную эвристику там, где это возможно
    - Использовать релаксацию там, где это может быть эффективно Выбрать наиболее подходящий метод поиска

## Задание для воркшопа

Решить задачу наполнения рюкзака для различного количества предметов

Maximize  $\sum_{i\in I}v_ix_i$  При этом,  $\sum_{i\in I}w_ix_i\leq K$ ,  $x_i\in\{0,1\},(i\in 1..n)$ 



	Выход					
Целевая функция		Оптима	альность			
	x1	x2		x3		xn

## Задание для воркшопа

Решить задачу наполнения рюкзака для различного количества предметов

Maximize  $\sum_{i \in I} v_i x_i$ 

При этом,  $\sum_{i \in I} w_i x_i \le K$ ,  $x_i \in \{0,1\}$ ,  $(i \in 1..n)$ 

### Вход

n	K
v_1	w_1
v_2	w_2
v_n	w_n

4	11
8	4
10	5
15	8
4	3

### Выход

Целевая функция	Оптимальность
19	0

x1	x2	x3	x4
0	0	1	1

### Солверы

**Constraint Programming:** 

CHOCO - java library, open source

Gecode - c++, free

FICO Express - binary, free with academic

license

JACOP - java, open source

CPLEX – binary, free with academic license

MiniZinc / G12 - binary, free for students

or-tools - C++, open source, APIs - Java,

Python, and .NET

SAS OR – binary, free with academic license

Local Search:

Local Solver - binary, free with academic

license

OptaPlanner - java, open source

CPLEX – binary, free with academic license

SAS OR – binary, free with academic license

Mixed Integer Programming:

BCP - c++, open source

CBC - c++, open source

CPlex - binary, free with academic license

GLPK - c, open source

gurobi - binary, free with academic license

LPSolve - c, open source

MIP – binary, open source

SCIP - binary, free for academic use

SAS OR - binary, free with academic license

Non-Linear Optimization:

Artelis Knitro – binary, free with academic license

CPLEX – binary, free with academic license

SAS OR – binary, free with academic license

...



## Пакеты для Python, часть 1

MINLP+MIQP+MILP +NLP+IP+LP		
Package	Link	
gekko	Official	
knitro	<u>Official</u>	
lindo	Official	
midaco	<u>Official</u>	
naginterfaces	Official	
octeract	<u>Official</u>	
pydrake	<u>Official</u>	
pygmo	<u>Official</u>	
pyomo	Official	
pyscipopt	Official	
xpress	Official	

MIQP+MILP+IP +LP		
Package	Link	
copt	<u>Official</u>	
cplex	Official	
docplex	<u>Official</u>	
gurobipy	Official	
highs	<u>Official</u>	
localsolver	Official	
mosek	Official	
optlang	<u>Official</u>	
sasoptpy	Official	

MILP+IP+LP			
Package	Link		
cvxopt	Official		
cvxpy	Official		
cylp	Official		
flowty	Official		
lpsolve55	Official		
Mindoptpy	Official		
Mip	Official		
Ortools	Official		
picos	<u>Official</u>		
pulp	Official		
pymprog	Official		
swiglpk	<u>Official</u>		

NLF	P+LP
Package	Link
iminuit	<u>Official</u>
nlopt	<u>Official</u>
openmdao	<u>Official</u>
pyopt	<u>Official</u>
scipy	Official
worhp	<u>Official</u>
cyipopt	Official



# Пакеты для Python, часть 2

#### GPP

Package	Link
arm-mango	<u>Official</u>
ax	<u>Official</u>
bayesian- optimization	Official
bayesianevolution	<u>Official</u>
bayeso	<u>Official</u>
bayesopt	<u>Official</u>
bolbib	<u>Official</u>
cma	<u>Official</u>
cmaes	<u>Official</u>
cuopt	<u>Official</u>
deap	Official
dfoalgos	<u>Official</u>
dfogn	<u>Official</u>
dlib	<u>Official</u>

evolopy	<u>Official</u>
freelunch	Official
gaft	<u>Official</u>
geneticalgorithm	Official
gyopt	<u>Official</u>
hebo	<u>Official</u>
heuristic_optimiz ation	<u>Official</u>
hpbandster	<u>Official</u>
hyperopt	<u>Official</u>
inspyred	<u>Official</u>
mealpy	<u>Official</u>
mipego	<u>Official</u>
mystic	<u>Official</u>
nevergrad	Official
niapy	Official

oasis	<u>Official</u>
optuna	Official
optuner	Official
opytimizer	<u>Official</u>
pagmo	<u>Official</u>
pdfo	Official
platypus	Official
proxmin	Official
py-bobyqa	Official
pydogs	Official
pygpgo	<u>Official</u>
pymoo	<u>Official</u>
pyopus	<u>Official</u>
pypesto	Official
pyriad	<u>Official</u>

	pysmac	<u>Official</u>
	pysot	<u>Official</u>
	pyswarms	<u>Official</u>
	rapids- NeurIPS	<u>Official</u>
	ray	<u>Official</u>
	rbfopt	<u>Official</u>
	scikit- optimize	<u>Official</u>
	simanneal	<u>Official</u>
	simple	<u>Official</u>
	solidpy	<u>Official</u>
	spearmint	<u>Official</u>
	spotpy	<u>Official</u>
	ssb- optimize	<u>Official</u>

swarmlib	<u>Official</u>
swarmpack agepy	Official
tgo	<u>Official</u>
turbo- NeurIPS	Official
turbo	<u>Official</u>
ultraopt	<u>GitHub</u>
yabox	<u>GitHub</u>
zoopt	GitHub