

# Résoudre des problématiques à l'aide d'algorithmes - python

Soutenance du 24/06/2022

# Analyse de problématique

Dataset de type Action, Coût, Profit

- Import des données
- Formatage des données
- Traitement des données
- Analyse algorithmique
- Résultat

# Analyse de performance

- Comparaison avec investissement passés
- Temps d'exécution
- Rentabilité du résultat
- Exploitation du budget
- Densité du code

## Première approche : Brute force

- Cherche à évaluer toutes les possibilités (exhaustif)
- Pas de recherche d'efficience (rapport temps/résultat)
- Approche directe et brutale
- Rapide à mettre en place

# Brute Force : Pseudo code

Import des données

Extraction des données

Définition d'une action (nom, prix, revenu, gain)

Construction d'une liste d'actions

Définition de toutes les combinaisons possibles d'actions

Détermination de la rentabilité de chaque combinaison

Choisis et renvoie la meilleure combinaison avec : Coût, Gain, Temps d'exécution

# Brute Force

```
7  # Importing and formating CSV datas to a list
8  data = pd.read_csv("Actions.csv")
9  actions = data.name
10 initial_price = data.price
11 sell_price = data.profit
12
13 # Analyzing the actions to set a list of best return on investment
14 actions_revenus = []
15 for i in range(len(actions)):
16     action = actions[i]
17     price = float(initial_price[i])
18     revenu = float(sell_price[i])
19     final_price = price * (1 + (revenu / 100))
20     gain = final_price - price
21     if price > 0:
22         action_summary = [action, price, revenu, gain]
23         actions_revenus.append(action_summary)
```

# Brute Force

```

24
25 # Brute Force Algorithm
26 buyable_combination = []
27 gain = 0
28 cost = 0
29 for i in range(len(actions_revenus)):
30     combinations = list(itertools.combinations(actions_revenus, i))
31     for j in range(len(combinations)):
32         combination_test = combinations[j]
33         actions_prices = [action[1] for action in combination_test]
34         if sum(actions_prices) < 500:
35             combination_gain = sum([action[3] for action in combination_test])
36             if combination_gain > gain:
37                 cost = sum(actions_prices)
38                 gain = combination_gain
39                 best_combination = combination_test
40

```

# Brute Force

```
38.0, 23.0, 8.740000000000002], ['Action-14', 14.0, 1.0, 0.1400000000000057], ['Action-15', 18.0, 3.0,  
10.0, 14.0, 1.400000000000021], ['Action-19', 24.0, 21.0, 5.039999999999999], ['Action-20', 114.0, 18.0]
```

La meilleure combinaison coûte 498.0 pour un gain total de 99.07999999999998.

L'application a mis 485.3329622745514 secondes à générer le résultat.

Les actions achetées sont :

Action-4

Action-5

Action-6

Action-8

Action-10

Action-11

Action-13

Action-18

Action-19

Action-20

BACK (venv) PS C:\Users\Leo\Desktop\OC\Projet\_7>



## Seconde approche : Optimisée

- Demande d'avantage d'anticipation : Analyse du problème plus exhaustive
- Doit restreindre le champs d'analyse nécessaire au programme
- Réduction du nombre d'opération (notion big O : avoir  $O(n)$  avec plus petit  $n$  possible
- Doit être efficiente
- Doit simplifier le travail de l'ordinateur

# Optimisation : Pseudo code

Import des données

Extraction des données

Définition d'une action (nom, prix, revenu, gain)

Construction d'une liste d'actions **triée sur le revenu de chaque action**

Achat d'action **dans l'ordre de la liste (donc de rentabilité)**, ce dans la limite du budget

Stockage des actions dans une liste

Renvoie la liste d'actions achetées, le coût total, le bénéfice total et le temps d'exécution

# Approche Optimisée

```
6
7 # Importing and formating CSV datas to a list
8 data = pd.read_csv("Actions.csv")
9 actions = data.name
10 initial_price = data.price
11 sell_price = data.profit
12
13
14 # Data preprocessing prior to analysis.
15 actions_revenus = []
16 for i in range(len(actions)):
17     action = actions[i]
18     price = float(initial_price[i])
19     revenu = float(sell_price[i])
20     final_price = price * (1 + (revenu / 100))
21     gain = final_price - price
22     if price > 0:
23         action_dictionary = {
24             "action": action,
25             "price": price,
26             "revenu": revenu,
27             "gain": gain,
28         }
29         actions_revenus.append(action_dictionary)
30 sorted_actions = sorted(actions_revenus, key=itemgetter("revenu"), reverse=True)
31
32
```

# Approche Optimisée

```
32
33 # Work on the sorted list in order to deduce the best actions.
34 def getActions(List, budget):
35     total_spent = 0
36     action_to_buy = []
37     total_gain = 0
38     for i in range(len(List)):
39         action = List[i]
40         price = action["price"]
41         new_total = total_spent + price
42         if new_total < budget:
43             gain = action["gain"]
44             total_gain += gain
45             action_to_buy.append(action)
46             total_spent += price
47     print(
48         f"Le total dépensé est de {total_spent} le bénéfice total est de {total_gain}"
49     )
50     return action_to_buy
51
52
```

# Approche Optimisée

```
Le total dépensé est de 498.0 le bénéfice total est de 97.47999999999999
L'application a mis 0.004983425140380859 secondes à générer le résultat.
Les actions achetées sont :
Action-10
Action-6
Action-13
Action-19
Action-4
Action-20
Action-5
Action-11
Action-18
Action-17
Action-16
Action-14
```

# Approche Optimisée

```
Le total dépensé est de 498.0 le bénéfice total est de 97.47999999999999
L'application a mis 0.004983425140380859 secondes à générer le résultat.
Les actions achetées sont :
Action-10
Action-6
Action-13
Action-19
Action-4
Action-20
Action-5
Action-11
Action-18
Action-17
Action-16
Action-14
```

# Comparaison

## Brute Force

- Brute plus complète car approche global : Toutes possibilités
- rapport Temps/efficience mauvais :  $O(n)$  avec  $n$  élevé

## Optimisée

- Extrêmement proche : statistiquement non significatif
- Rapport temps/efficience excellent :  $O(n)$  faible
- Permet l'analyse de gros sets de données : Échelle de temps viable

# Approche Optimisée: Dataset 1

```
Le total dépensé est de 499.9400000000005 le bénéfice total est de 198.507805  
L'application a mis 0.02156829833984375 secondes à générer le résultat.  
Les actions achetées sont :  
Share-XJMO  
Share-MTLR  
Share-KMTG  
Share-LRBZ  
Share-GTQK  
Share-WPLI  
Share-GIAJ  
Share-GHIZ  
Share-IFCP  
Share-ZSDE  
Share-FKJW  
Share-NHWA  
Share-LPDM  
Share-QQTU  
Share-USSR  
Share-EMOV  
Share-LGWG  
Share-SKKC  
Share-QLMK  
Share-UEZB  
Share-CBNY  
Share-CGJM  
Share-EVUW  
Share-FHZN  
Share-MLGM
```



# Approche Optimisée: Dataset 1

```
Sienna bought:  
Share-GRUT  
Total cost: 498.76â,-  
Total return: 196.61â,-
```

Résultats meilleurs avec l'algorithme.

- Analyse plus profonde des données
- Meilleure exploitation du budget
- Diversification de l'investissement
- Sienna a acheté l'action avec le plus gros bénéfice et non les actions les plus rentables

## Approche Optimisée: Dataset 2

```
Le total dépensé est de 499.9800000000001 le bénéfice total est de 197.76834499999998
L'application a mis 0.01595783233642578 secondes à générer le résultat.
Les actions achetées sont :
Share-PATS
Share-JWGF
Share-ALIY
Share-NDKR
Share-PLLK
Share-FWBE
Share-LFXB
Share-ZOFA
Share-ANFX
Share-FAPS
Share-LXZU
Share-XQII
Share-ECAQ
Share-JGTW
Share-IXCI
Share-DWSK
Share-ROOM
Share-VCXT
Share-YFVZ
Share-OCKK
Share-JMLZ
Share-DYVD
```

# Approche Optimisée: Dataset 2

```
Sienna bought:  
Share-ECAQ 3166  
Share-IXCI 2632  
Share-FWBE 1830  
Share-ZOFA 2532  
Share-PLLK 1994  
Share-YFVZ 2255  
Share-ANFX 3854  
Share-PATS 2770  
Share-NDKR 3306  
Share-ALTY 2908  
Share-JWGF 4869  
Share-JGTW 3529  
Share-FAPS 3257  
Share-VCAX 2742  
Share-LFXB 1483  
Share-DWSK 2949  
Share-XQII 1342  
Share-ROOM 1506  
  
Total cost: 489.24â,-  
Profit: 193.78â,-
```

Résultats meilleurs avec l'algorithme.

- Analyse plus profonde des données
- Meilleure exploitation du budget
- Sienna a acheté les actions avec les plus gros bénéfices et non les actions les plus rentables

# Conclusion

- Algorithme optimisé à utiliser :  $O(n)$  excellent donc utilisable sur gros dataset
- Résultats meilleurs car analyse plus profonde, plus exhaustive
- Tri sur le retour sur investissement pour gagner de l'efficacité
- Brute force exhaustive mais pas réaliste pour gros datasets