

# TRAVAIL PRATIQUE 2

## INF4705 – Automne 2016



**POLYTECHNIQUE  
MONTRÉAL**

**LE GÉNIE  
EN PREMIÈRE CLASSE**

Le 05 novembre 2016

Adrien Doumergue (1868995) & Robin Royer (1860715)

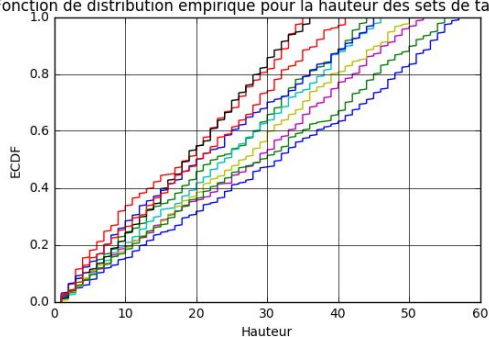
## Introduction

Ce TP propose une approche algorithmique qui permet de déterminer, à partir d'un set de blocs, la tour la plus haute possible. En fonction des exigences de performances, de consommation en temps et en espace mémoire, nous allons étudier trois algorithmes et nous verrons dans quelle situation ils sont le mieux appropriés.

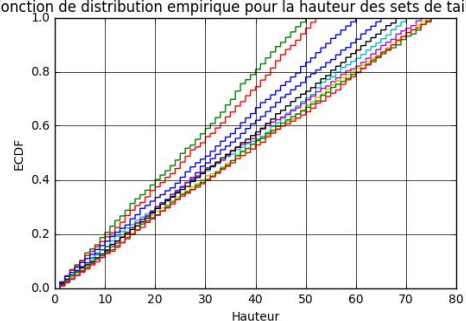
## Analyse des jeux de données:

On ne va étudier que les hauteurs pour les sets de blocs contenant toutes les transformations possibles de chaque blocs. Ainsi, on étudiera en réalité l'ensemble des informations possibles pour les sets de blocs de départ.

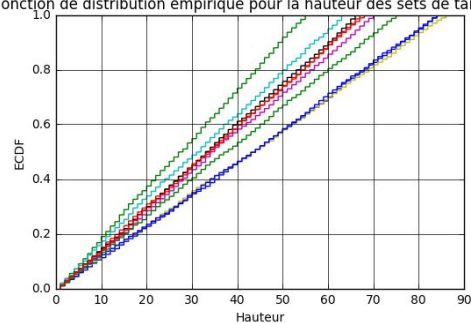
Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 300



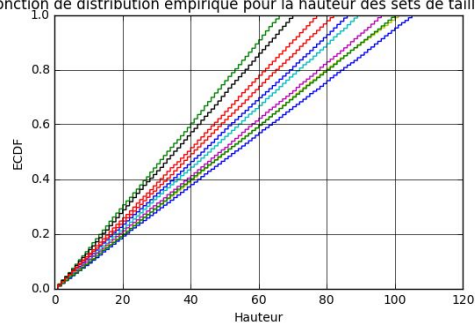
Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 1500



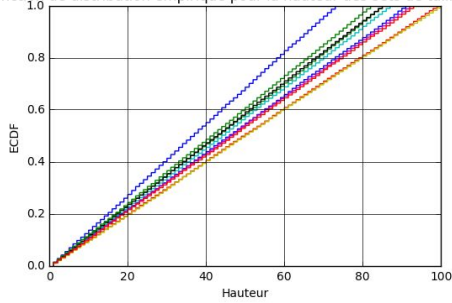
Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 3000



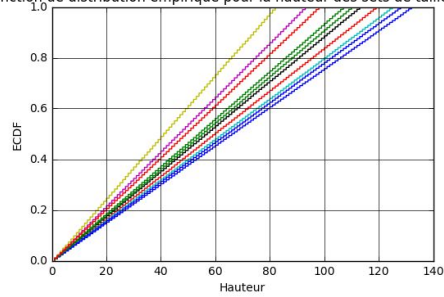
Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 15000



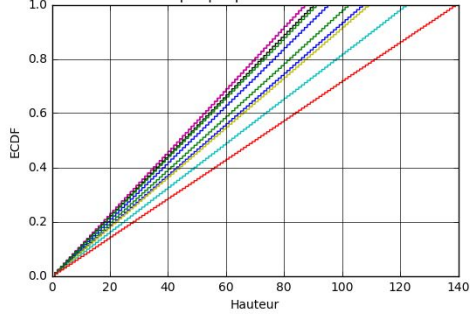
Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 30000



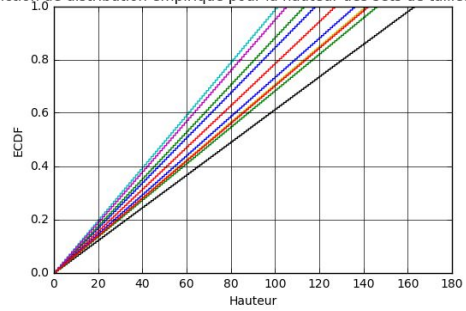
Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 150000



Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 300000

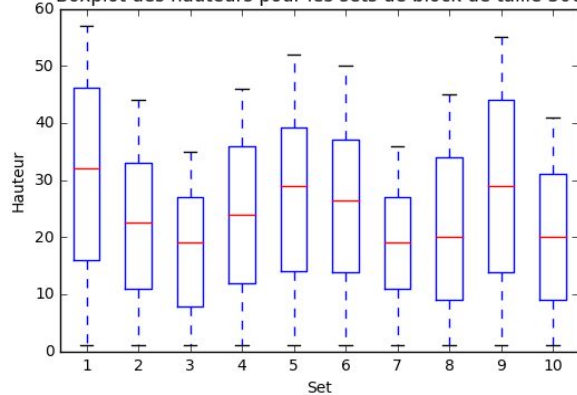


Fonction de distribution empirique pour la hauteur des sets de taille 1500000

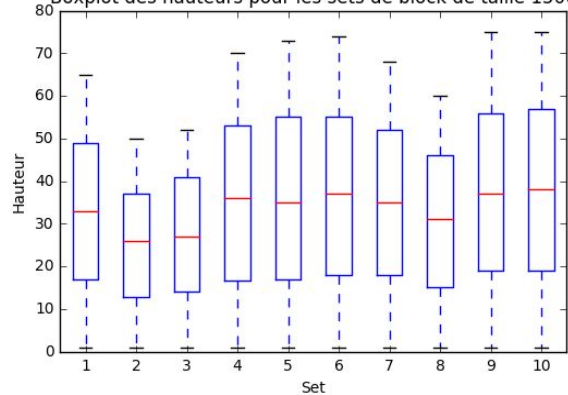


En affichant les fonctions de distribution empirique de chacun des sets de blocs, on se rend compte que chacun des sets a été créé selon une loi de répartition uniforme entre 1 et un max qui dépend de la taille du set mais qui est aléatoire : c'est pourquoi les fonctions de distribution sont linéaires mais n'ont pas la même pente.

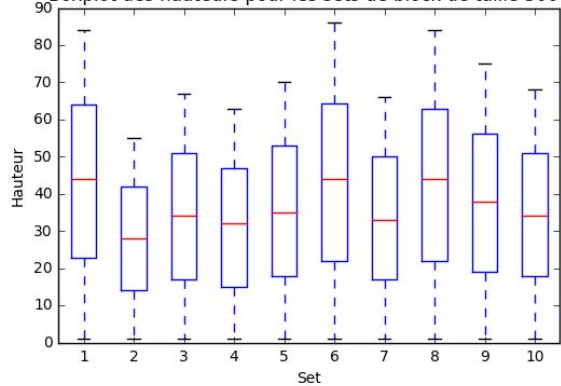
Boxplot des hauteurs pour les sets de block de taille 300



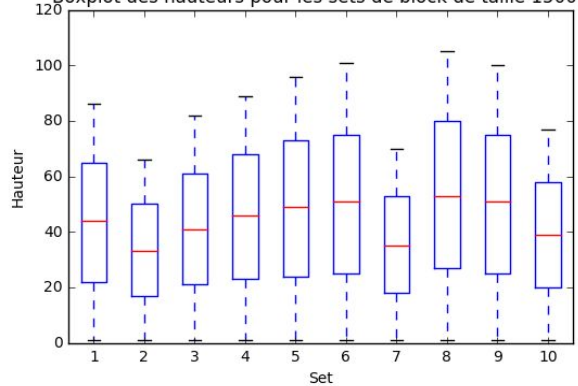
Boxplot des hauteurs pour les sets de block de taille 1500

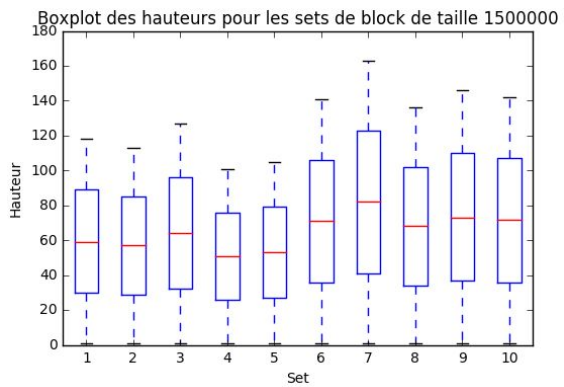
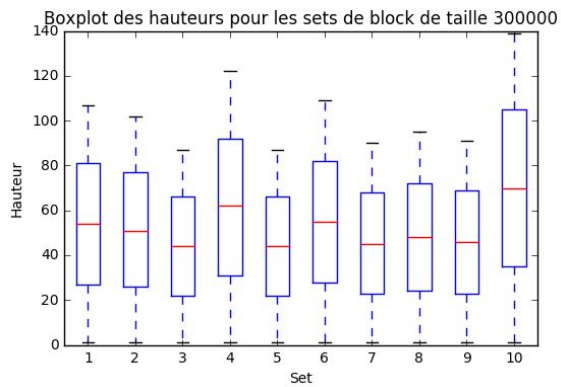
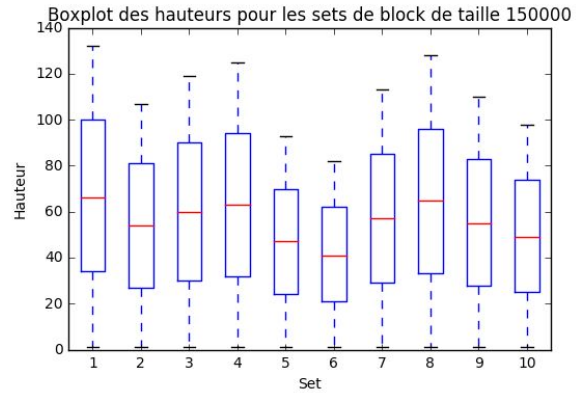
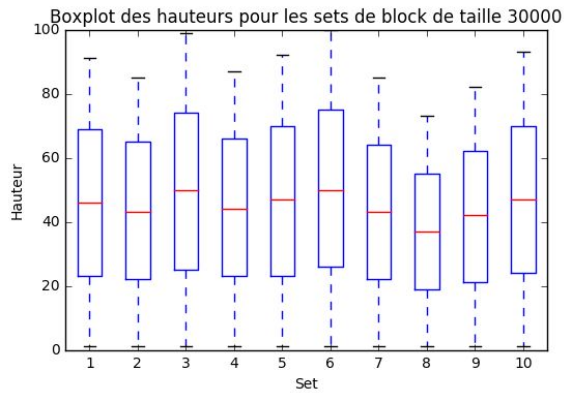


Boxplot des hauteurs pour les sets de block de taille 3000



Boxplot des hauteurs pour les sets de block de taille 15000





En affichant les boxplot, on voit bien que les “maximums moyens” augmentent avec la taille des sets de blocs.

## Résultats globaux :

**Vorace :** Notre algorithme trie la liste et sélectionne dans la liste triée un bloc qui peut être posé. Il est alors posé sur la tour avec une probabilité qui dépend de la hauteur du blocs sélectionnée.

Taille	Temps moyen (ms)	Hauteur moyenne
100	0.58	434
500	3.49	1219
1000	8.01	1683
5000	51.90	3366
10 000	132.14	4173
50 000	874.54	8132
100 000	1885.9	8330
500 000	12640	15206

**Tabou** : cf énoncé

Taille	Temps moyen (ms)	Hauteur moyenne
100	9.93	523
500	22.20	1141
1000	22.59	1309
5000	26.85	1833
10 000	32.15	1919
50 000	38.72	2510
100 000	35.72	2364
500 000	59.77	3758

**Dynamique** : Notre algorithme trie selon l'aire les blocs et pour chaque bloc, elle va créer une nouvelle tour qu'elle ajoute dans un set de tours où l'on pose le bloc sélectionné sur la tour de notre ancien set qui l'accepte et maximise la hauteur. S'il n'y a aucune tour qui accepte ce bloc, on crée une tour avec uniquement le bloc sélectionné. Ceci assure de renvoyer la plus haute tour en recherchant à la fin la tour la plus haute parmi notre set de tours.

Taille	Temps moyen (ms)	Hauteur moyenne
100	0.0818136215209961	614.5
500	6.04888162612915	1705.5
1000	43.012985181808475	2325.4

## Analyse asymptotique

Afin de comparer les 3 algorithmes que nous avons implémentés, nous avons effectué leur analyse asymptotique:

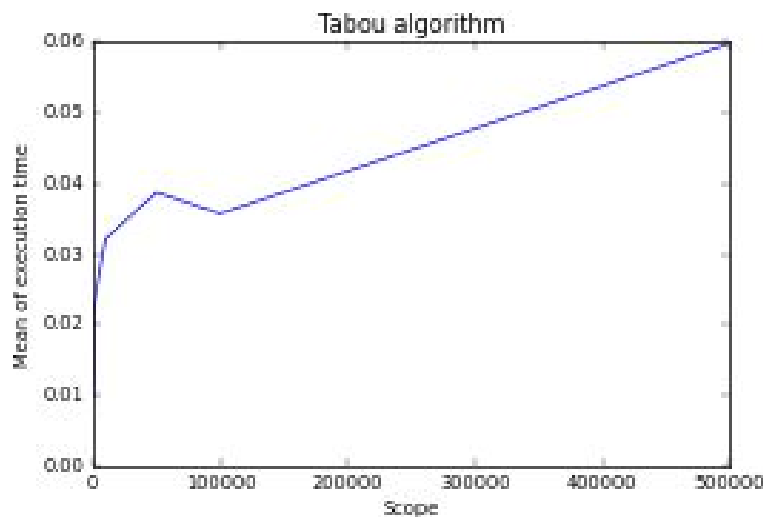
- Vorace  $\Theta(n * \log(n))$
- Dynamique  $\Theta(n^2)$
- Tabou  $\Theta(1)$

## Analyse hybride

Nous avons fait le choix d'effectuer un test de rapport pour ces algorithmes.

En effet, nous avons une idée assez précise de la consommation des algorithmes grâce à notre analyse asymptotique, le test des rapports est alors totalement indiqué et nous permet de valider ou d'invalider notre précédente analyse.

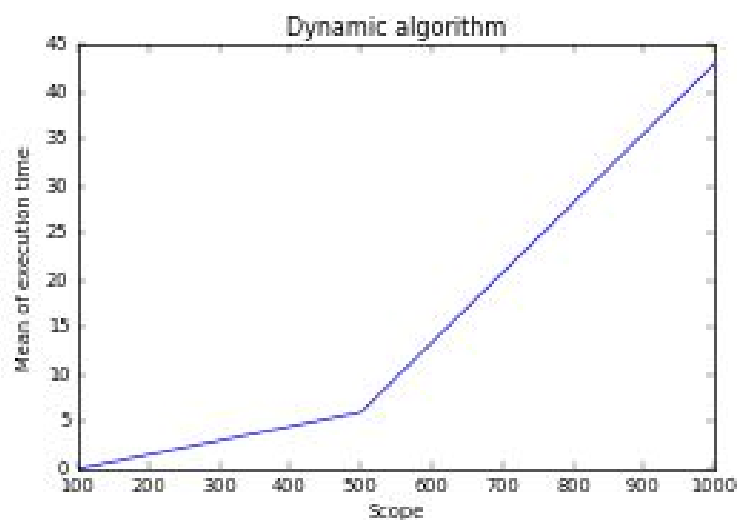
### Tendance générale de l'algorithme tabou



Nous remarquons que le temps d'exécution est compris entre 0.02 et 0.06 l'impact de la taille des exemplaires est donc négligeable et la complexité est donc constante.

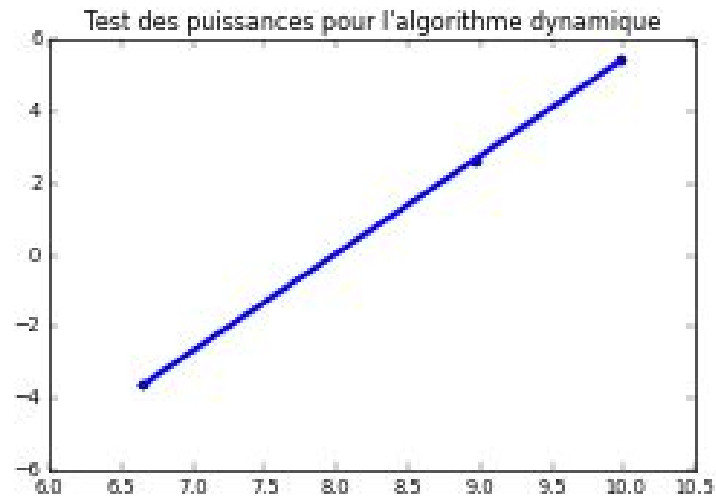
Il devient alors inutile d'effectuer le test de rapport ou des constantes sur cette algorithme (nous n'aurions qu'un point un abscisse.)

### Tendance générale de l'algorithme dynamique



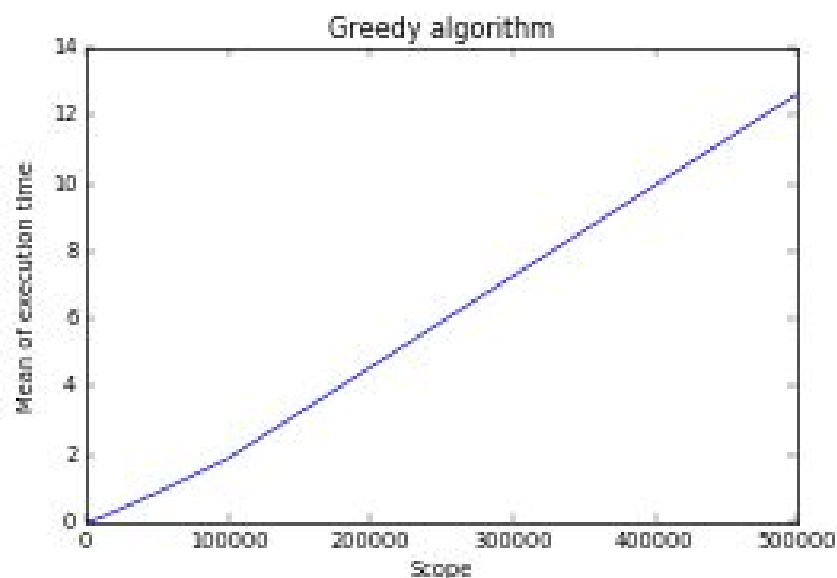
La tendance pour l'algorithme dynamique donne une allure grossière  $y = x^2$ . Nous avons peu de valeurs à exploiter car il s'agit d'un algorithme très lent pour des exemplaires de taille élevée et nous n'avons pas pu calculer les moyennes pour des exemplaires de taille 5000 et plus. Nous n'avons pas effectué de test du rapport car nous avons seulement 3 valeurs et nous n'aurions pas pu déterminer si la courbe convergeait.

Nous avons donc effectué un test de puissance pour confirmer notre analyse asymptotique :



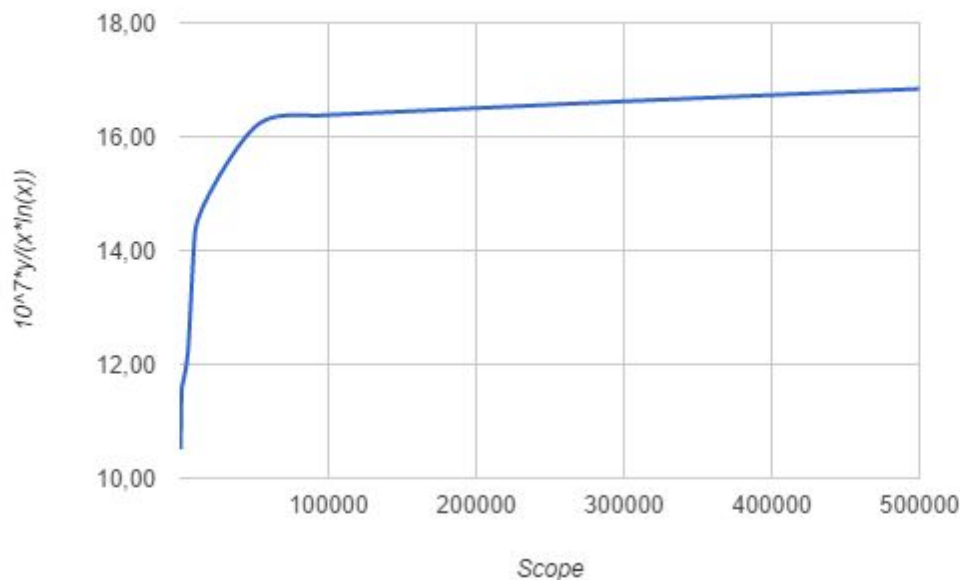
On obtient une pente de 2.7 ce qui nous peut amener à penser que notre analyse est biaisé mais il faut rappeler qu'il s'agit de tailles d'exemplaire faibles qui ne traduisent pas forcément le caractère asymptotique.

Tendance générale de l'algorithme vorace :



On peut remarquer qu'il suit une loi presque linéaire : en effet, l'algorithme vorace n'effectue qu'un sort du set de blocs et le parcourt : on prévoit donc une complexité  $\Theta(n * \log(n))$

## Test du rapport de l'algorithme vorace



On peut remarquer que la fonction associée au test du rapport converge vers une valeur  $b=16,8 \cdot 10^{-7}$  ce qui confirme notre hypothèse selon laquelle l'algorithme vorace évolue en  $\Theta(n * \log(n))$ . La valeur trouvée est alors notre constante multiplicative.

## Discussion des algorithmes

L'algorithme dynamique renvoie la meilleure tour donc il est le plus performant mais ses capacités sont limitées, par sa consommation de ressources très importante (temps de calculs et espace mémoire), au traitement d'exemplaires de taille réduite.

L'algorithme vorace propose une bonne alternative entre performances et consommation car il renvoie une valeur proche de la réalité (ils se trompent d'au plus 30% pour les sets de taille 100, 500 et 1000). Sa consommation est intéressante car elle contient des constantes très petites avec une complexité qui reste correcte :  $\Theta(n * \log(n))$ .

L'algorithme tabou, quant à lui, renvoie très rapidement et en utilisant très peu de mémoire, un résultat avec peu d'intérêt, indépendamment de la taille de l'exemplaire considéré. Il peut alors être très intéressant pour des exemplaires de tailles astronomiques et des ressources très limitées ou lorsque que l'on veut une solution afin de rapidement itérer sur un résultat.

## Conclusion



Pour obtenir une idée en un temps très court de l'ordre de grandeur de la tour, l'algorithme tabou est une bonne option. Cependant, il ne délivre pas une réponse optimale, il faudra alors se tourner vers des algorithmes plus gourmand en temps de calcul ou en espace mémoire afin de converger vers une solution optimal (local ou global).

## Source

Régression linéaire :

bibliothèque sklearn de Python