Complexité des algorithmes

Stéphane Grandcolas

stephane.grandcolas@univ-amu.fr

Algorithmes

 \mathcal{P} : un problème

 ${\mathcal M}$: une méthode pour résoudre le problème ${\mathcal P}$

Algorithme: description de la méthode $\mathcal M$ dans un

langage algorithmique

du nom du mathématicien perse Al Khuwarizmi (780 - 850)

Structures algorithmiques

Structures de contrôle

- séquence
- embranchement (ou sélection)
- boucle (ou itération)

Structures de données

- constantes
- variables
- tableaux
- structures récursives (listes, arbres, graphes)

Complexité des algorithmes

On veut

- Evaluer l'efficacité de la méthode M
- Comparer M avec une autre méthode M'

indépendamment de l'environnement (machine, système, compilateur, ...)

Complexité des algorithmes

Evaluation du nombre d'opérations élémentaires en fonction

- de la taille des données,
- de la nature des données.

Notations:

- n: taille des données,
- ightharpoonup T(n) : nombre d'opérations élémentaires

Configurations caractéristiques

- meilleur cas,
- pire des cas,
- cas moyen.

Evaluation de T(n) (séquence)

Somme des coûts.

Traitement 1
$$T_1(n)$$

$$T(n) = T_1(n) + T_2(n)$$
 Traitement 2 $T_2(n)$

Evaluation de T(n) (embranchement)

Max des coûts.

$$\left. \begin{array}{c} \mathbf{si} < \mathrm{condition} > \mathbf{alors} \\ & \mathrm{Traitement1} \\ \mathbf{sinon} \\ & \mathrm{Traitement2} \end{array} \right\} \begin{array}{c} max(T_1(n), T_2(n)) \\ max(T_1(n), T_2(n)) \end{array}$$

Evaluation de T(n) (boucle)

Somme des coûts des passages successifs

$$\left. egin{array}{ll} extbf{tant que} & < ext{condition} > extbf{faire} \ & & & \sum_{i=1}^k T_i(n) \ & & & & \\ ext{fin faire} \end{array}
ight.$$

 $T_i(n)$: coût de la $i^{\text{ème}}$ itération

souvent défini par une équation récursive

Evaluation de T(n) (fonctions récursives)

fonction FunctionRecursive (n)

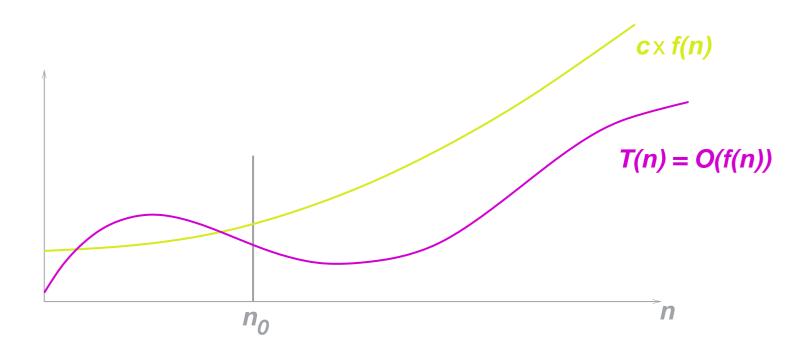
- 1 si (n > 1) alors
- 2 FunctionRecursive(n/2), coût T(n/2)
- Traitement(n), coût C(n)
- 4 FunctionRecursive(n/2), coût T(n/2)

Equation récursive

$$T(n) = 2 * T(n/2) + C(n)$$

$$\begin{aligned} &\text{si } C(n) = 1 \text{ alors } T(n) = K \times n \\ &\text{si } C(n) = n \text{ alors } T(n) = K \times n \times \log n \end{aligned}$$

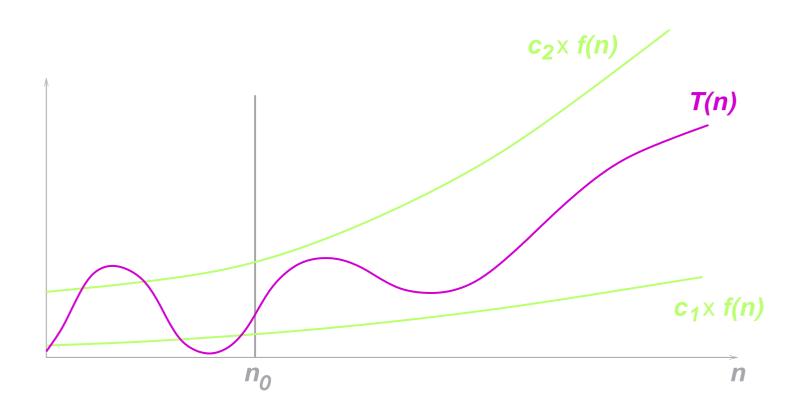
Notation de Landau O(f(n))



Caractérise le comportement asymptotique (i.e. quand $n \to \infty$).

$$T(n) = O(f(n))$$
 si $\exists c \ \exists n_0 \text{ tels que } \forall n > n_0, \ T(n) \le c \times f(n)$

Notation $\Theta(f(n))$



$$T(n) = \Theta(f(n))$$
 si $\exists c_1, c_2, n_0$ tels que

$$\forall n > n_0, \ c_1 \times f(n) \le T(n) \le c_2 \times f(n)$$

Exemples

$$f(n) = n^3 + 2 \; n^2 + 4 \; n + 2 = O(n^3)$$
 (si $n \ge 1$ alors $f(n) \le 8 \times n^3$)

Exemples

$$f(n) = n^3 + 2 \ n^2 + 4 \ n + 2 = O(n^3)$$
 (si $n \ge 1$ alors $f(n) \le 8 \times n^3$)

$$f(n) = n \log n + 12 n + 888 = O(n \log n)$$

Exemples

$$f(n) = n^3 + 2 \ n^2 + 4 \ n + 2 = O(n^3)$$
 (si $n \ge 1$ alors $f(n) \le 8 \times n^3$)

$$f(n) = n \log n + 12 n + 888 = O(n \log n)$$

$$f(n) = 1000 \ n^{10} - n^7 + 12 \ n^4 + \frac{2^n}{1000} = O(2^n)$$

Les principales classes de complexité

O(1) temps constant

 $O(\log n)$ logarithmique

O(n) linéaire

 $O(n \times \log n)$ tris (par échanges)

 $O(n^2)$ quadratique, polynomial

 $O(2^n)$ exponentiel (problèmes très difficiles)

Exemple: permutation

fonction permutation (S, i, j)

1
$$tmp := S[i]$$
,

$$\operatorname{\mathsf{coût}} c_1$$

2
$$S[i] := S[j]$$
,

$$\operatorname{\mathsf{coût}} c_2$$

$$3 \quad S[j] := tmp,$$

coût
$$c_3$$

4 renvoyer S

coût c_4

Coût total

$$T(n) = c_1 + c_2 + c_3 + c_4 = O(1)$$

Exemple: recherche séquentielle

fonction recherche (x, S, n)

- i := 1,
- 2 tant que ((i < n) et $(S[i] \neq x))$ faire (n fois)
- i := i + 1,
- 4 renvoyer (S[i] = x)

Pire des cas : n fois la boucle

$$T(n) = 1 + \sum_{i=1}^{n} 1 + 1 = O(n)$$

Exemple: tri à bulle

fonction Tri(S, n)

$$T(n) = C_{perm} \times \sum_{i=1}^{n-1} i = \frac{C_{perm} \times n \times (n-1)}{2} = O(n^2)$$

Equations récursives

Boucles itératives, fonctions récursives (approches de type diviser pour régner notamment)

Cas général

$$T(n) = a \times T(n/b) + f(n)$$

- méthode par substitution,
- méthode par développement itératif,
- méthode générale.

Principe : on vérifie une intuition

$$T(n) = a \times T(n/b) + f(n)$$
 et $T(1) = c$

Hypothèse

$$T(n) = g(n)$$
 (intuition)

Conclusion

$$a \times g(n/b) + f(n) = g(n) \text{ et } g(1) = c$$

à démontrer en fixant les constantes

fonction RechercheDichotomique $(x, \langle S_1, \dots, S_n \rangle)$

$$\begin{array}{lll} \mathbf{1} & g := 0, \, d := n+1, & g < position \leq d \\ \mathbf{2} & \mathbf{tant} \ \mathbf{que} \ (g < d-1) \ \mathbf{faire} & stoppe \ quand \ g = d-1 \\ \mathbf{3} & \mathbf{si} \ (x > S_{((g+d)/2)}) \ \mathbf{alors} & g < (g+d)/2 < d \\ \mathbf{4} & g := (g+d)/2, & et \ donc \ g < position \leq d \\ \mathbf{5} & \mathbf{sinon} \\ \mathbf{6} & d := (g+d)/2, & et \ donc \ g < position \leq d \\ \mathbf{7} & \mathbf{renvoyer} \ d, & g < position \leq d \ et \ g = d-1 \\ \end{array}$$

Nombre d'itérations
$$T(n) = 1 + T(n/2)$$

$$T(n) = 1 + T(n/2)$$
 et $T(1) = 1^*$

$$T(n) = O(\log_2 n)$$

Hypothèse

$$T(n) = a \times \log_2 n + c$$

$$\operatorname{donc} T(n/2) = a \times \log_2 n - a + c$$

en substituant on a $T(n) = 1 + a \times \log_2 n - a + c$

donc 1 - a + c = c et a = 1, et puisque T(1) = 1 donc c = 1

Conclusion
$$T(n) = \log_2 n + 1$$

* s'il y a un élément on fera une itération

Méthode itérative [rappel sommations]

$$\sum_{i=1}^{n-1} i = \frac{n \times (n-1)}{2} = O(n^2)$$

$$\sum_{i=0}^{n} x^i = \frac{x^{n+1}-1}{x-1}$$

$$\sum_{i=0}^{n} 2^i = 2^{n+1} - 1$$

fonction TriParFusion (S, n)

```
1 si (n \le 1) alors

2 renvoyer S

3 décomposer S en S_1 et S_2, (n)

3 S_1 := \text{TriParFusion}(S_1), (T(\lceil n/2 \rceil))

4 S_2 := \text{TriParFusion}(S_2), (T(\lfloor n/2 \rfloor))

5 S := \text{fusion}(S_1, S_2), (n)

6 renvoyer S
```

$$T(n) = 1 + n + 2 \times T(n/2) + n$$
 et $T(1) = 1$

$$T(1) = 1$$

 $T(n) = 2 n + 1 + 2 T(n/2)$

$$T(1) = 1 \\ T(n) = 2 \; n + 1 + 2 \; T(n/2) \\ \operatorname{donc} T(n/2) = n + 1 + 2 \; T(n/4) \\ T(n) = (2 \; n + 1) + (2 \; n + 2) + 4 \; T(n/4)$$

$$T(1) = 1 \\ T(n) = 2 \ n + 1 + 2 \ T(n/2)$$

$$\operatorname{donc} T(n/2) = n + 1 + 2 \ T(n/4)$$

$$T(n) = (2 \ n + 1) + (2 \ n + 2) + 4 \ T(n/4)$$

$$\operatorname{or} T(n/4) = n/2 + 1 + 2 \ T(n/8)$$

$$T(n) = (2 \ n + 1) + (2 \ n + 2) + (2 \ n + 4) + 8 \ T(n/8)$$

Cours complexité – Stéphane Grandcolas – p. 23/28

$$T(1) = 1$$

$$T(n) = 2 \ n + 1 + 2 \ T(n/2)$$

$$\operatorname{donc} T(n/2) = n + 1 + 2 \ T(n/4)$$

$$T(n) = (2 \ n + 1) + (2 \ n + 2) + 4 \ T(n/4)$$

$$\operatorname{or} T(n/4) = n/2 + 1 + 2 \ T(n/8)$$

$$T(n) = (2 \ n + 1) + (2 \ n + 2) + (2 \ n + 4) + 8 \ T(n/8)$$

 $T(n) = \sum_{i=0}^{\log n-1} (2n+2^i) + 2^{\log n}$

$$T(1) = 1$$

 $T(n) = 2 n + 1 + 2 T(n/2)$

donc
$$T(n/2) = n + 1 + 2 T(n/4)$$

$$T(n) = (2 n + 1) + (2 n + 2) + 4 T(n/4)$$

or
$$T(n/4) = n/2 + 1 + 2 T(n/8)$$

$$T(n) = (2 n + 1) + (2 n + 2) + (2 n + 4) + 8 T(n/8)$$

- - -

$$T(n) = \sum_{i=0}^{\log n-1} (2 n + 2^i) + 2^{\log n}$$

$$T(n) = 2n \log n + \sum_{i=0}^{\log n-1} 2^i + n$$

$$T(1) = 1$$

 $T(n) = 2 n + 1 + 2 T(n/2)$

donc
$$T(n/2) = n + 1 + 2 T(n/4)$$

$$T(n) = (2 n + 1) + (2 n + 2) + 4 T(n/4)$$

or
$$T(n/4) = n/2 + 1 + 2 T(n/8)$$

$$T(n) = (2 n + 1) + (2 n + 2) + (2 n + 4) + 8 T(n/8)$$

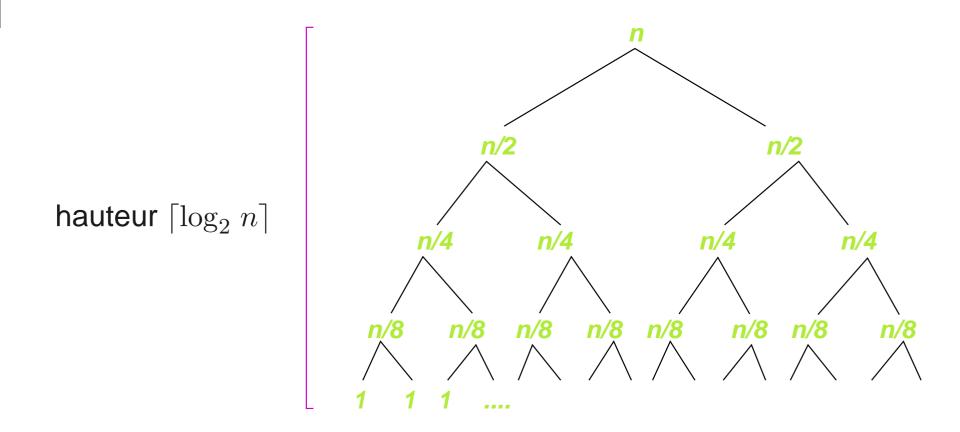
- - -

$$T(n) = \sum_{i=0}^{\log n-1} (2 n + 2^i) + 2^{\log n}$$

$$T(n) = 2n \log n + \sum_{i=0}^{\log n-1} 2^i + n$$

et comme
$$\sum_{i=0}^{n} 2^i = 2^{n+1} - 1$$
, on a $\sum_{i=0}^{\log n - 1} 2^i = 2^{\log n} - 1$

$$T(n) = 2n \log n + 2n - 1 = O(n \log n)$$



O(k) traitements pour décomposer et fusionner une suite de longueur k

$$T(n) = 2 \times n \times \lceil \log_2 n \rceil$$

Méthode générale [Equations récursives]

$$T(n) = a \times T(n/b) + f(n)$$

avec $a \ge 1$, b > 1 et f(n) est positive asymptotiquement.

- si $\exists \epsilon > 0, \ f(n) = O(n^{\log_b a \epsilon}) \text{ alors } T(n) = \Theta(n^{\log_b a}),$
- si $f(n) = \Theta(n^{\log_b a})$ alors $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \times \lg n)$,

Méthode générale [Equations récursives]

$$T(n) = a \times T(n/b) + f(n)$$

avec $a \ge 1$, b > 1 et f(n) est positive asymptotiquement.

• si
$$\exists \epsilon > 0, \ f(n) = O(n^{\log_b a - \epsilon})$$
 alors $T(n) = \Theta(n^{\log_b a}),$

• si
$$f(n) = \Theta(n^{\log_b a})$$
 alors $T(n) = \Theta(n^{\log_b a} \times \lg n)$,

Le tri par fusion (T(n) = 2n + 1 + 2 T(n/2)) est dans le cas 2 :

$$a = b = 2$$
 et $f(n) = 2n + 1 = \Theta(n)$ et $T(n) = \Theta(n \log n)$

$$T(n) = 2n + 1 + 2 T(n/2)$$
 et $T(1) = 1$

Hypothèse :
$$T(n) = O(n \log n) = an \log n + bn + c$$

et donc
$$T(n/2) = a/2 \ n \log n + (b-a)n/2 + c$$

$$T(n) = 2n + 1 + 2T(n/2) = 2n + 1 + an \log n + (b - a)n + 2c$$
$$= an \log n + (b - a + 2)n + 2c + 1$$

(1)
$$b = b - a + 2$$
 et $a = 2$

(2)
$$c = 2c + 1$$
 et $c = -1$

(3)
$$T(1) = b - a + 2 + 2c + 1 = 1$$
 donc $b = 2$

et finalement $T(n) = 2n \log n + 2n - 1 = O(n \log n)$

Temps de calcul [simulation]

\boxed{Taille}	$\log_2 n$	n	$n\log_2 n$	n^2	2^n
10	0.003ms	0.01ms	0.03ms	0.1ms	1ms
100	0.006ms	0.1ms	0.6ms	10ms	$10^{14} siecles$
1000	0.01ms	1ms	10ms	1s	
10^{4}	0.013ms	10ms	0.1s	100s	
10^{5}	0.016ms	100ms	1.6s	3 heures	
10^{6}	0.02ms	1s	20s	10jours	

Temps de calcul [simulation]

nTs =nombre d'instructions par seconde

nTs	2^n	n^2	$n\log_2 n$	n	$\log_2 n$
10^{6}	20	1000	63000	10^{6}	10^{300000}
10^{7}	23	3162	600000	10^{7}	$10^{3000000}$
10^9	30	31000	4.10^{7}	10^{9}	
10^{12}	40	10^{6}	3.10^{10}		