

Développement efficace (R3.02)

Quelques mots de complexité

Marin Bougeret
LIRMM, IUT/Université de Montpellier



- 1 Définition du modèle
- 2 La notation \mathcal{O}
- 3 Résultats négatifs
- 4 Complexité des algorithmes récursifs
- 5 Réflexions sur le modèle

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

Idée 1 : compter le nombre d'opérations (pas le temps), et considérer que toutes les opération élém. ont le MEME coût.

Ainsi, les calculs sont indépendants de la machine !

On considère que toutes les opérations élémentaires coûtent 1 :

- opération arithm/logiques (+,-,...,et,ou..)
- déclaration, affectations
- lecture d'une case d'un tableau ($t[i]$)
- comparaison de deux types de base
- retour d'une valeur (return)

Attention : cela ne s'applique pas aux opérations suivantes :

- appel d'une fonction ($x = f(n)$) : compter les op. de $f(n)$
- entrée/sorties

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

Idée 1 : compter le nombre d'opérations (pas le temps), et considérer que toutes les opération élém. ont le MEME coût.

Ainsi, les calculs sont indépendants de la machine !

On considère que toutes les opérations élémentaires coûtent 1 :

- opération arithm/logiques (+,-,...,et,ou..)
- déclaration, affectations
- lecture d'une case d'un tableau ($t[i]$)
- comparaison de deux types de base
- retour d'une valeur (return)

Attention : cela ne s'applique pas aux opérations suivantes :

- appel d'une fonction ($x = f(n)$) : compter les op. de $f(n)$
- entrée/sorties

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

Idée 1 : compter le nombre d'opérations (pas le temps), et considérer que toutes les opération élém. ont le MEME coût.

Ainsi, les calculs sont indépendants de la machine !

On considère que toutes les opérations élémentaires coûtent 1 :

- opération arithm/logiques (+,-,...,et,ou..)
- déclaration, affectations
- lecture d'une case d'un tableau ($t[i]$)
- comparaison de deux types de base
- retour d'une valeur (return)

Attention : cela ne s'applique pas aux opérations suivantes :

- appel d'une fonction ($x = f(n)$) : compter les op. de $f(n)$
- entrée/sorties

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

```
void f(){  
    int x; //1  
    x = (3+1); //2  
    if(x > 1){ //1  
        int y = x; //2  
    }  
}
```

Notation

Le nombre d'opérations de l'algorithme sera noté m

Nombre d'opérations de f : $m = 6$

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

```
void f(int n){  
    int x = 10; //1  
    for(int i=1; i<=n; i++){  
        x = x+1; //2  
        x = x*2; //2  
    }  
}
```

Pour compter plus facilement, ré-écrivons un code équivalent

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

```
void f(int n){  
    int x = 10; //1  
    int i=1; //1  
    while(i<=n){ //1 par test  
        x = x+1; //2  
        x = x*2; //2  
        i = i+1; //2  
    }  
}
```

$m(n) =$
2+
7+ //i=1
7+ //i=2
..
7+ //i=n
+1 //test sortie
 $= 7n+3$

Idée 1 : toute opération élémentaire coûte 1

```
void f(int n){  
    int x = 10; //1  
    int i=1; //1  
    while(i<=n){ //1 par test  
        x = x+1; //2  
        x = x*2; //2  
        i = i+1; //2  
    }  
}
```

$m(n) =$
2+
7+ //i=1
7+ //i=2
..
7+ //i=n
+1 //test sortie
 $= 7n+3$

Idée 2 : compter dans le pire des cas

Idée 2 : compter le nombre d'opérations dans le pire des cas

```
boolean recherche(int x, int[] t){  
    boolean trouve = false;  
    int i = 0;  
    while((!trouve) && (i<t.length)){  
        trouve = (t[i]==x);  
        i++;  
    }  
    return trouve;  
}
```

- au lieu de prouver "pour tout x, pour tout tableau de taille n, nb op. de recherche(x,t) = .."
- on va prouver "pour tout x, pour tout tableau de taille n, nb op. de recherche(x,t) \leq .."

Idée 2 : compter dans le pire des cas

```
boolean recherche(int x, int[] t){  
    boolean trouve = false;  
    int i = 0;  
    while((!trouve) && (i<t.length)){  
        trouve = (t[i]==x);  
        i++;  
    }  
    return trouve;  
}
```

$$m(n) \leq 6 + 9n$$

Idée 3 : ignorer les constantes

Idée 3 : ignorer les constantes

- obtenir "pour tout, $m(n) \leq 2n$ "

ou

- obtenir "pour tout, $m(n) \leq 4n$ "

est "équivalent" vu notre modèle

- pourquoi la valeur des constantes n'a pas vraiment de sens pour nous ?
- car on compte toutes les opérations élémentaires comme valant 1, mais **vrai** coût des opérations élémentaires n'est sans doute pas le même ("+" coûte 1, mais "x" coûte 2 (?) ..)

Idée 3 : ignorer les constantes

Idée 3 : ignorer les constantes

- obtenir "pour tout, $m(n) \leq 2n$ "

ou

- obtenir "pour tout, $m(n) \leq 4n$ "

est "équivalent" vu notre modèle

- pourquoi la valeur des constantes n'a pas vraiment de sens pour nous ?
- car on compte toutes les opérations élémentaires comme valant 1, mais **vrai** coût des opérations élémentaires n'est sans doute pas le même (" $+$ " coûte 1, mais " \times " coûte 2 (?) ..)

Idée 3 : ignorer les constantes

Idée 3 : ignorer les constantes

- obtenir "pour tout, $m(n) \leq 2n$ "

ou

- obtenir "pour tout, $m(n) \leq 4n$ "

est "équivalent" vu notre modèle

- pourquoi la valeur des constantes n'a pas vraiment de sens pour nous ?
- car on compte toutes les opérations élémentaires comme valant 1, mais **vrai** coût des opérations élémentaires n'est sans doute pas le même ("+" coûte 1, mais "x" coûte 2 (?) ..)

Idée 3 : ignorer les constantes

- c'est une bonne nouvelle !
- en effet, reprenons l'exemple précédent :
$$(!\text{trouve} \ \&\& \ (i < t.\text{length})) \ //m \leq 2? \ 3? \ 4? \ 5?$$
- a présent, on dira $\exists c_0$ (par exemple 1000 ici) telle que
$$(!\text{trouve} \ \&\& \ (i < t.\text{length})) \ //m \leq c_0$$

Recommençons l'analyse de l'exemple précédent.

Idée 3 : ignorer les constantes

- c'est une bonne nouvelle !
- en effet, reprenons l'exemple précédent :
$$(!\text{trouve} \ \&\& \ (i < t.\text{length})) \ //m \leq 2? \ 3? \ 4? \ 5?$$
- a présent, on dira $\exists c_0$ (par exemple 1000 ici) telle que
$$(!\text{trouve} \ \&\& \ (i < t.\text{length})) \ //m \leq c_0$$

Recommençons l'analyse de l'exemple précédent.

Idée 3 : ignorer les constantes

```
1 boolean recherche(int x, int[] t){
2     boolean trouve = false;
3     int i = 0;
4     while ((!trouve) && (i<t.length)){
5         trouve = (t[i]==x);
6         i++;
7     }
8     return trouve;
9 }
```

A présent on dit:

- $\exists c_1$ tq les opérations des l2 et l3 coûtent $\leq c_1$
- $\exists c_2$ tq le test du while l4, l5 et l6 coûtent $\leq c_2$
- $\exists c_3$ tq les opérations des l7 coûtent $\leq c_3$

Remarquez que les c_i ne dépendent **pas** des paramètres de l'algo (et donc de n), c'est pour cela qu'on les appelle des constantes.

Idée 3 : ignorer les constantes

```
1 boolean recherche(int x, int[] t){
2     boolean trouve = false;
3     int i = 0;
4     while ((!trouve) && (i<t.length)){
5         trouve = (t[i]==x);
6         i++;
7     }
8     return trouve;
9 }
```

On obtient donc

$\exists c_1, c_2, c_3$ tq $\forall (x, t)$ avec t ayant n cases,

$$\begin{aligned} m(n) &\leq c_1 + n \text{btour} \times c_2 + c_3 \\ &\leq c_1 + c_2 n + c_3 \end{aligned}$$

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

Si l'on obtient par exemple " $m(n) \leq c_1 + c_2n + c_3n^2 + c_4n^3$ " :

$$\begin{aligned} & c_1 + c_2n + c_3n^2 + c_4n^3 \\ & \leq c_1n^3 + c_2n^3 + c_3n^3 + c_4n^3 \\ & = cn^3 \text{ avec } c = c_1 + c_2 + c_3 + c_4 \end{aligned}$$

(valable seulement pour $n \geq 1$, ce que l'on supposera partout)

Retour à l'exemple précédent :

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

Si l'on obtient par exemple " $m(n) \leq c_1 + c_2n + c_3n^2 + c_4n^3$ " :

$$\begin{aligned} & c_1 + c_2n + c_3n^2 + c_4n^3 \\ \leq & c_1n^3 + c_2n^3 + c_3n^3 + c_4n^3 \\ = & cn^3 \text{ avec } c = c_1 + c_2 + c_3 + c_4 \end{aligned}$$

(valable seulement pour $n \geq 1$, ce que l'on supposera partout)

Retour à l'exemple précédent :

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

Si l'on obtient par exemple " $m(n) \leq c_1 + c_2n + c_3n^2 + c_4n^3$ " :

$$\begin{aligned} & c_1 + c_2n + c_3n^2 + c_4n^3 \\ \leq & c_1n^3 + c_2n^3 + c_3n^3 + c_4n^3 \\ = & cn^3 \text{ avec } c = c_1 + c_2 + c_3 + c_4 \end{aligned}$$

(valable seulement pour $n \geq 1$, ce que l'on supposera partout)

Retour à l'exemple précédent :

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

```
1 boolean recherche(int x, int[] t){
2     boolean trouve = false;
3     int i = 0;
4     while ((!trouve) && (i<t.length)){
5         trouve = (t[i]==x);
6         i++;
7     }
8     return trouve;
9 }
```

$\exists c_1, c_2, c_3$ tq $\forall (x, t)$ avec t ayant n cases,

$$\begin{aligned} m(n) &\leq c_1 + n \text{btour} \times c_2 + c_3 \\ &\leq c_1 + c_2 n + c_3 \\ &\leq c_1 n + c_2 n + c_3 n \\ &= cn \end{aligned}$$

(avec $c = c_1 + c_2 + c_3$)

Idée 4 : conserver seulement le terme dominant

```
1 boolean recherche(int x, int[] t){
2     boolean trouve = false;
3     int i = 0;
4     while ((!trouve) && (i<t.length)){
5         trouve = (t[i]==x);
6         i++;
7     }
8     return trouve;
9 }
```

$\exists c$ tq $\forall (x, t)$ avec t ayant n cases,

$$m(n) \leq cn$$

Résumé

Dans la complexité pire cas, l'objectif est donc de prouver des résultats du type :

- \exists constante c / pour toute entrée de "taille" n , $m(n) \leq cf(n)$

Classification usuelle

On retrouvera souvent les catégories suivantes :

- $\exists c$ tq pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq c \log(n)$ (algo logarithmique)
- $\exists c$ tq pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq cn$ (algo linéaire)
- $\exists c$ tq pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq cn \log(n)$
- $\exists c$ tq pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq cn^2$ (algo quadratique)
- $\exists c$ tq pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq cn^3$ (algo cubique)
- $\exists c$ tq pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq c2^n$ (algo exponentiel)

Si $m(n) \leq cn^a$ (a constante) on parle d'algorithme polynomial.

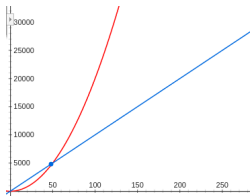
But

Pour les complexités du type $m(n) \leq cn^a$ (a constante), le but est de minimiser a (peu importe c).

Pourquoi ce but ?

Soient A_1 et A_2 tels que :

- A_1 coûte $m_1(n) \leq 100n$
- A_2 coûte $m_2(n) \leq 2n^2$



- quand n est grand (≥ 50 ici), c'est la fonction avec le plus petit " a " qui est la plus petite (m_1 donc) !
- et de toute façon, quand n petit, les deux algorithmes sont très rapides

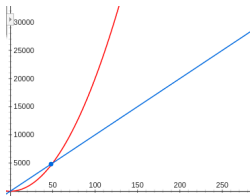
But

Pour les complexités du type $m(n) \leq cn^a$ (a constante), le but est de minimiser a (peu importe c).

Pourquoi ce but ?

Soient A_1 et A_2 tels que :

- A_1 coûte $m_1(n) \leq c_1 n^{a_1}$
- A_2 coûte $m_2(n) \leq c_2 n^{a_2}$



- quand n est grand, c'est la fonction avec le plus petit a qui est la plus petite
- et de toute façon, quand n petit, les deux algorithmes sont très rapides

C'est donc un autre argument pour dire que la valeur des constantes c_i ne nous intéresse pas.

- Hypothèses:

- ordinateur 100 Mips
- traitement de 1 élément = 100 instructions machine



	10	50	100	500	1000	10000
n	.00001	.00005	.0001	.0005	.001	.01
	sec.	sec.	sec.	sec.	sec.	sec.
n ²	.0001	.0025	.01	.25	1	1.6
	sec.	sec.	sec.	sec.	sec.	min.
n ³	.001	.125	1	2.08	16.6	11.57
	sec.	sec.	sec.	min.	min.	jours
n ⁵	.1	5.2	2.7	1	31.7	31x10 ³
	sec.	min.	heures	année	années	siècles
2 ⁿ	.001	35.7	4x10 ¹⁴
	sec.	années	siècles			
3 ⁿ	.059	2x10 ⁸
	sec.	siècles				

source : Introduction à la complexité algorithmique : Y. Deville, UCL 1999

Morale : une avancée technologique ne suffira pas à compenser un algorithme de grande complexité

Calculer la complexité peut être très difficile ! Exemple :

```
1 boolean collatz(int n){//prérequis : n >= 1
2     while(n != 1){
3         if(n pair)
4             n = n/2;
5         else
6             n=3n+1;
7     }
8     return true;
9 }
```

Si l'on savait calculer la complexité (et même juste prouver que l'algorithme termine), on aurait résolu un grand problème des mathématiques!

On se limitera dans ce cours à des algos. dont la complexité est facile à déterminer.

- 1 Définition du modèle
- 2 La notation \mathcal{O}
- 3 Résultats négatifs
- 4 Complexité des algorithmes récursifs
- 5 Réflexions sur le modèle

Définition

Soient m et f deux fonctions de \mathbb{N}^* dans \mathbb{R}^+ . On dit que $m = \mathcal{O}(f)$ (se lit " m est en grand O de f ") ssi

- \exists constante c / pour tout $n \geq 1$, $m(n) \leq cf(n)$

Notation adaptée ici, car cache la valeur de la constante.

Classification usuelle

Reformulation des catégories précédentes :

- $m = \mathcal{O}(\log(n))$ (algo logarithmique)
- $m = \mathcal{O}(n)$ (algo linéaire)
- $m = \mathcal{O}(n \log(n))$
- $m = \mathcal{O}(n^2)$ (algo quadratique)
- $m = \mathcal{O}(n^3)$ (algo cubique)
- $m \leq \mathcal{O}(2^n)$ (algo exponentiel)

Notation

On utilisera $\mathcal{O}(f)$ directement dans des expressions :

Ex : $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2)$ signifie $m = m_1 + m_2$ avec $m_i = \mathcal{O}(f_i)$

Lemme

- $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 + f_2)$
- $m = \mathcal{O}(f_1) \times \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 f_2)$
- $m = \mathcal{O}(cf_1) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1)$ (avec c une constante)
- $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(\max(f_1, f_2))$

Preuve de $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 + f_2)$

- $m = m_1 + m_2$ et $\exists c_i$ tq $\forall n \geq 1, m_i(n) \leq c_i f_i(n)$
- donc $\forall n \geq 1, m(n) \leq c_1 f_1(n) + c_2 f_2(n) \leq c(f_1(n) + f_2(n))$
avec $c = \max(c_1, c_2)$

Notation

On utilisera $\mathcal{O}(f)$ directement dans des expressions :

Ex : $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2)$ signifie $m = m_1 + m_2$ avec $m_i = \mathcal{O}(f_i)$

Lemme

- $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 + f_2)$
- $m = \mathcal{O}(f_1) \times \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 f_2)$
- $m = \mathcal{O}(cf_1) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1)$ (avec c une constante)
- $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(\max(f_1, f_2))$

Preuve de $m = \mathcal{O}(cf_1) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1)$ (avec c une constante)

- $m = cm_1$ et $\exists c_1$ tq $\forall n \geq 1, m_1(n) \leq c_1 f_1(n)$
- donc $\forall n \geq 1, m(n) \leq c \times c_1 f_1(n) \leq c_0 f_1(n)$ avec $c_0 = c \times c_1$

Notation

On utilisera $\mathcal{O}(f)$ directement dans des expressions :

Ex : $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2)$ signifie $m = m_1 + m_2$ avec $m_i = \mathcal{O}(f_i)$

Lemme

- $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 + f_2)$
- $m = \mathcal{O}(f_1) \times \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1 f_2)$
- $m = \mathcal{O}(cf_1) \Rightarrow m = \mathcal{O}(f_1)$ (avec c une constante)
- $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(\max(f_1, f_2))$

Preuve de $m = \mathcal{O}(f_1) + \mathcal{O}(f_2) \Rightarrow m = \mathcal{O}(\max(f_1, f_2))$

- $m = m_1 + m_2$ et $\exists c_i$ tq $\forall n \geq 1, m_i(n) \leq c_i f_i(n)$
- donc $\forall n \geq 1,$

$$m(n) \leq c_1 f_1(n) + c_2 f_2(n) \leq c(f_1(n) + f_2(n)) \leq 2cf(n) \leq c'f(n)$$

avec $c = \max(c_1, c_2)$, $f(n) = \max(f_1(n), f_2(n))$ et $c' = 2c$

Conséquence pour l'analyse du code

```
1 boolean recherche(int x, int[] t){
2     boolean trouve = false;
3     int i = 0;
4     while ((!trouve) && (i<t.length)){
5         trouve = (t[i]==x);
6         i++;
7     }
8     return trouve;
9 }
```

Une deuxième méthode pour montrer que recherche est en $\mathcal{O}(n)$:

- soit m_{init} coût des lignes 2 et 3
- soit m_{boucle} coût des tests dans while et lignes 5, 6
- soit m_{fin} coût ligne 8

Conséquence pour l'analyse du code

```
1 boolean recherche(int x, int[] t){
2     boolean trouve = false;
3     int i = 0;
4     while ((!trouve) && (i<t.length)){
5         trouve = (t[i]==x);
6         i++;
7     }
8     return trouve;
9 }
```

Une deuxième méthode pour montrer que recherche est en $\mathcal{O}(n)$:

$$\begin{aligned} m &\leq m_{init} + n \times m_{boucle} + m_{fin} \\ &= \mathcal{O}(1) + n \times \mathcal{O}(1) + \mathcal{O}(1) \\ &\Rightarrow \mathcal{O}(1) + \mathcal{O}(n) + \mathcal{O}(1) \\ &\Rightarrow \mathcal{O}(n) + \mathcal{O}(1) \\ &\Rightarrow \mathcal{O}(n) \end{aligned}$$

Conséquence pour l'analyse du code

```
boolean algo(...){  
    .. une partie 0 init en m0=O(1)  
  
    .. une partie 1 en m1=O(n^2)  
  
    .. une partie 2 en m2=O(n)  
}
```

$$\begin{aligned} m &= m_0 + m_1 + m_2 \\ &= O(1) + O(n^2) + O(n) \\ &\Rightarrow O(n^2) + O(n) \\ &\Rightarrow O(n^2) \end{aligned}$$

Conclusion

Quand le code se décompose en un nombre constant de parties, la partie la plus chère détermine à elle seule la complexité.

Définition (par ex pour 2 variables)

Soient m et f deux fonctions de $\mathbb{N}^* \times \mathbb{N}^*$ dans \mathbb{R}^+ . On dit que $m = \mathcal{O}(f)$ (se lit " m est en grand O de f ") ssi

- \exists constante c / pour tout $n_1 \geq 1, n_2 \geq 1$,
 $m(n_1, n_2) \leq cf(n_1, n_2)$

Complexité en fonction de plusieurs variables

```
int[] tri(int []t) //t[i] >= 1
    int []res = new int[t.length]; //<= c_0 n
    int e = 0; //indice ecriture //c_1
    int x = 1; //c_2
    while(e < t.length){ //r: nb tour de while
        for(int i=0;i<t.length;i++){
            //c_3 pour tests dans for et
            instructions dans la boucle
            if(t[i]==x)
                res[e]=x; e++;
        }
        x++; //c_4
    }
    return res; //c_5
```

Soit V la valeur max des $t[i]$. Montrons que $m = \mathcal{O}(nV)$.

$$m(V, n) \leq c_0 n + c_1 + c_2 + r(nc_3 + c_4) + c_5$$

$$\begin{aligned}m(V, n) &\leq c_0 n + c_1 + c_2 + r(nc_3 + c_4) + c_5 \\&\leq rnc_0 + rnc_1 + rnc_2 + rnc_3 + rnc_4 + rnc_5 \\&\leq crn \quad (\text{avec } c = c_1 + \dots + c_5) \\&\leq cVn\end{aligned}$$

On a donc obtenu que $m = \mathcal{O}(nV)$.

Parfois, introduire plusieurs paramètres permet d'exprimer plus finement la complexité :

- ex pour un problème où l'on prend un graphe G en entrée (à n_S sommets et n_E arêtes)
- on peut avoir une complexité $m(G) \leq c(n_S + n_E)$,
- si l'on veut uniquement exprimer en n_S , on peut majorer $c(n_S + n_E) \leq c(n_S + n_S^2) \leq 2cn_S^2 = c'n_S^2$
- mais la deuxième expression est moins précise

- 1 Définition du modèle
- 2 La notation \mathcal{O}
- 3 Résultats négatifs
- 4 Complexité des algorithmes récursifs
- 5 Réflexions sur le modèle

Jusqu'à présent, notre but était de montrer des énoncés du type $m = \mathcal{O}(n^2)$, c'est à dire :

- \exists constante c / pour tout tab t de n cases, $m(n) \leq cn^2$

Autrement dit, on montre que l'algorithme est "bon" (on garantit que pour toute entrée, $m(n) \leq ..$)

Problème

Imaginons que l'on ait prouvé que $m = \mathcal{O}(n^2)$. Comment prouver un résultat négatif, c'est à dire que :

- notre analyse est la meilleure possible ?
- ou autrement dit, que l'on a PAS $m = \mathcal{O}(n)$?
- c'est à dire que \nexists constante c' telle que pour tout tableau t de n cases, $m \leq c'n$?

Résultats négatifs : méthode de l'adversaire

- 1 pour tout n , définir un tableau t_n de n cases bien choisi qui fait faire "beaucoup" d'opérations à l'algorithme
- 2 prouver (en annotant le code) que $m \geq \dots$ (par ex $m \geq \frac{n(n-1)}{2}$) (ici ne pas utiliser de c_i : on peut juste affirmer "la l4 coûte au moins 1", et non "la l4 coûte au moins c_i avec c_i un grand entier")

Cela suffit à prouver

- \nexists constante c' / pour tout tab t de n cases, $m \leq c'n$

En effet, supposons par contradiction que

- \exists constante c' / pour tout tab t de n cases, $m \leq c'n$

Alors en particulier on a : pour tout n , avec le tableau t_n :

$$\frac{n(n-1)}{2} \leq m(n) \leq c'n \quad \Rightarrow \quad \frac{(n-1)}{2} \leq c'$$

une contradiction, en passant à la limite quand $n \rightarrow +\infty$

Exemple

```
1 public static void triBulle(int []t)
2     boolean pb= true;
3     while(pb){
4         pb = false;
5         for(int i=0;i<t.length-1;i++){
6             if(t[i]>t[i+1])
7                 pb=true;
8             int tmp = t[i];
9             t[i]=t[i+1];
10            t[i+1]=tmp;
11        }
12    }
```

Prouvons par exemple que \nexists constante c' / pour tout tab t de n cases, $m \leq c'n$

- pour tout n , soit $t_n = \{n-1, n-2, \dots, 0\}$
- montrons que $\text{triBulle}(t_n)$ fait $m(n) \geq n(n-1)$ opération

Exemple

```
1 public static void triBulle(int [] t)
2     boolean pb= true;
3     while(pb){
4         pb = false;
5         for(int i=0;i<t.length-1;i++){
6             if(t[i]>t[i+1])
7                 pb=true;
8             int tmp = t[i];
9             t[i]=t[i+1];
10            t[i+1]=tmp;
11        }
12    }
```

$$\begin{aligned} m &\geq \text{nbtour} \times \text{coût}(\text{lignes 4 .. 11}) \\ &\geq \text{nbtour} \times (n - 1) \\ &= n \times (n - 1) \end{aligned}$$

- $\text{coût}(\text{lignes 4 .. 11}) \geq (n-1)$ car on ignore l4 et on compte $\text{coût}(\text{lignes 6 .. 10}) \geq 1$
- $\text{nbtour} = n$: justification au tableau

On en déduit avec le même raisonnement que précédemment que \nexists constante c' / pour tout tab t de n cases, $m \leq c'n$:

En effet, supposons par contradiction que

- \exists constante c' / pour tout tab t de n cases, $m \leq c'n$

Alors en particulier on a : pour tout n , avec le tableau t_n :

$$n(n-1) \leq m(n) \leq c'n \Rightarrow (n-1) \leq c'$$

une contradiction, en passant à la limite quand $n \rightarrow +\infty$

Bilan

Pour prouver qu'on ne peut pas avoir mieux que $m = \mathcal{O}(n^a)$

- trouver pour tout $n \geq 1$ un tableau t_n où le nombre d'op. $m(n)$ vérifie $m(n) \geq P(n)$, où P est un polynôme de degré a
- cela implique que pour tout $\epsilon > 0$, on a pas $m = \mathcal{O}(n^{a-\epsilon})$
- ex, si $m(n) \geq P(n)$ avec $P(n) = \frac{(n-3)^2}{5} - n + 25$, cela suffit pour $a = 2$, même si $P(n)$ est un peu plus petit que n^2
- l'étape 1 correspond à jouer le rôle de l'adversaire
- être un bon adversaire (qui trouve de "méchantes" entrées pour un algorithme donné) est une compétence utile pour un algorithmicien, au delà des calculs de complexité

- 1 Définition du modèle
- 2 La notation \mathcal{O}
- 3 Résultats négatifs
- 4 Complexité des algorithmes rékursifs
- 5 Réflexions sur le modèle

Complexité des algorithmes récursifs

- pour calculer la complexité d'un algorithme itératif, on annote le code (avec des constantes c_i).
- pour calculer la complexité d'un algorithme récursif .. plus difficile, on a pas envie de faire la trace à la main en annotant !

Par ex, comment analyser par ex les algorithmes suivants ?

```
void triFusion(int[] t, int i, int j){  
    if(i<j)  
        int m=(i+j)/2;  
        triFusion(t,i,m);  
        triFusion(t,m+1,j);  
        fusion(t,i,m+1,j); //O(n)  
}
```

```
boolean rech(int x){  
    //recherche dans classe arbre  
    if(estVide())  
        return false;  
    else  
        return val==x || filsG.rech(x) || filsD.rech(x);  
}
```

En général

- 1 on exécute à la main pour trouver une fonction candidate $f(n)$ telle que $m(n) \leq cf(n)$
- 2 on essayer de prouver l'inégalité obtenue par récurrence

Ici, étape 2 pas au programme (peut être compliqué!), on se contentera du 1

- pour triFusion, on a $\mathcal{O}(n \log(n))$ (arbre de hauteur n , et sur chaque niveau $\mathcal{O}(n)$ calculs en tout)
- pour rech, on a $\mathcal{O}(n)$

- 1 Définition du modèle
- 2 La notation \mathcal{O}
- 3 Résultats négatifs
- 4 Complexité des algorithmes récursifs
- 5 Réflexions sur le modèle

Critique 1 : parcours partiel = parcours total

- en complexité pire cas, un parcours partiel et total ont la même complexité (par ex $\mathcal{O}(n)$ pour une recherche dans un tableau)
- c'est dommage ! N'oubliez pas de toujours faire des parcours partiels !

Critique 2 : meilleur algo en pratique \neq en théorie

- parfois, il existe un algorithme A_1 en $\mathcal{O}(f_1)$ et un autre algorithme A_2 en $\mathcal{O}(f_2)$, avec $f_1 \geq f_2$, et pourtant A_1 est meilleur "en pratique" !

Raison 1 : rareté du pire cas

Exemple : quickSort en $\mathcal{O}(n^2)$ est en pratique plus rapide que triFusion, pourtant en $\mathcal{O}(n \log(n))$

- pourquoi ? Car très peu d'instances provoquent le pire cas !
- il existe d'autres modèles de complexité qui évitent cet inconvénient

Critique 2 : meilleur algo en pratique != en théorie

- parfois, il existe un algorithme A_1 en $\mathcal{O}(f_1)$ et un autre algorithme A_2 en $\mathcal{O}(f_2)$, avec $f_1 \geq f_2$, et pourtant A_1 est meilleur "en pratique" !

Raison 2 : constantes monstrueuses

Exemple : $1000000000n^2$ vs $2n^3$:

- l'argument de "quand n devient grand (c'est à dire $n \geq v$), le n^2 est meilleur" est toujours vrai..
- mais si la valeur v à partir de laquelle c'est vrai est astronomique, on préférera le $2n^3$

Démarche suggérée

- d'abord optimiser la puissance du n (petit a dans n^a)
- une fois votre meilleur a atteint, optimiser les constantes
- ne pas oublier d'écrire des parcours partiels quand cela est possible
- testez plusieurs algorithmes sur vos vraies données pour comprendre si les pires cas se produisent vraiment