Stratégies de Résolution

de problèmes

ECL - 2A - MI

2022-2023

Chapitre 1 (transparents)

Analyse d'algorithmes

Éléments de calcul de complexité

Alexandre Saidi (ECL-LIRIS)

I- Quelques références bibliographiques

Ce ne sont que quelques références!

- 1. Optimisation Combinatoire: M. Sakarovitch, Hermann, 1984
- 2. Design and Analysis of Algorithms: cours notes: Samir Khuller, 1994
- 3. Graphes & Algorithmes: M. Gondran & M. Minoux, Eyrolles, 1995
- 4. Foundation of Algorithms: R. Neapolitan, K. Naimipour, D.C. Health & Co.1996
- 5. The algorithm design Manual: S.S. Skiena, Springer Verlag, 1997
- 6. Complexity of Algorithms: Peter Gacs, LNCS 1999
- 7. The Art of Computer Programming: 2nd edition, Knuth, 1999
- 8. Data structures & Algorithm Analysis in C++: M.A; Weiss, Addison-Wesley, 1999
- 9. The algorithm design: G. Kleinberg & E. Tardos, Addison Wesley 2005
- 10. The Standard Template Library, Alexander Stepanov (le site du SGI)
- 11. Algorithm + Data structure = Programs, N. Wirth, Prentice Hall 1976
- 12. The Design and Analysis of Computer Algorithms, Aho, Hopcroft, Ullman, 1974 Ad.w.
- 13. Notes personnelles "Cahier de Complexité" (A.S.) 1995-2005

II- Objectifs du cours et éléments abordés

Rigueur dans les algorithmes (preuve)

Calcul du coût (complexité) des algorithmes

On entends souvent: " Mon programme marche donc il est juste!"

⇒ Pouvez-vous le prouver (esprit Mathématiques, rigueur de l'Ingénieur)?

La Connaissance de quelques méthodes importantes aident.

Éléments abordés dans ce module :

- Sensibilisation aux exigences des (bons!) algorithmes
- Analyse, preuve, calcul de Complexité des algorithmes
 - --> outils mathématiques de mesure de complexité
- Différents stratégies de résolution de problèmes :
- ✓ Stratégies de résolution : Diviser / séparer pour Régner, Gloutonne, Programmation Dynamique, B&B, A*, etc.
- Graphes et algorithmes remarquables, TAS & Arbres, Dijkstra, MST, etc.
- ✓ Récursivité & analyse récursive
- A travers l'Étude de quelques problèmes combinatoires connus.

III- Pourquoi faut-il des algorithmes?

- Certains problèmes (p. ex. TSP, tournée de véhicules, ...) n'ont pas de formulation Mathématique.
- Ils peuvent avoir une 'Modélisation Mathématique (p.ex. Coloration minimale),
- Pour d'autres, on n'a pas de 'formule' pour calculer une sortie / décision / etc.
 - → Il faut les résoudre par un algorithme (+ heuristiques dans certains cas)
- Cet algorithme va décrire la démarche de résolution du problème.
- Il doit satisfaire quelques conditions (pour être 'utile' et 'effectif').
- Il décrira le QUOI (données, méthode): La Logique
 - et le COMMENT (description des étapes) : Le Contrôle

IV- Qu'est-ce qu'un algorithme?

Exemple : trier une séquence de N entiers S[1..N] dans l'ordre <u>ascendant</u>.

- → La solution pour *S* de taille 6 = [10, 7, 11, 5, 13, 8] \rightarrow [5, 7, 8, 10, 11, 13]
- \rightarrow S est une **instance** (1 exemplaire) du problème traité par un algorithme de tri.

Un algorithme de TRI décrit la méthode sous forme d'une suite d'instructions précises exécutée pour S de taille N.

Parmi une pléthore de méthodes, on dira par exemple (Tri Insertion):

- Soit Si , i=1..N un élément de S, commencer à partir de S_1 jusqu'à $S_{(N-1)}$
- Itérer en comparant S_i aux $S_{j, j=i+1..N}$ et permuter S_i et S_j si S_i > S_j .
- Recommencer avec S2 SN
- \rightarrow Notion d'assertion/invariant : ici, après une itération sur i : S_i = min($S_{i..N}$)

IV.1- Exemple 2 :Tours de HANOI

 Un algorithme pour HANOI décrit la méthode de déplacement de N disques :



Les N disques au départ sur le pieu 'A' doivent aller sur B en s'aidant de C

Exemple d'algorithme de solution :

Hanoi(N, Dep, Arr, Aux):

- Commencer par déplacer N-1 disques depuis Dep vers Aux en s'aidant de Arr
- Il restera un disque sur Dep : déplacez-le sur Arr
- Recommencer : déplacer les N-1 disques restants de Aux vers Arr à l'aide de Dep

Appel initial: Hanoi(N, Dep=A, Arr = B, Aux =C)

IV.2- Exemple 3 : mariages stables (stable matching)

Construction / vérification d'un couplage stable dans un graphe.

Un **couplage** ("mise en correspondance" = matching) **est** *instable* s'il contient 2 personnes A et B qu'on n'a pas pu <u>connecter</u> (mettre ensemble) alors qu'ils se préféraient (p/r aux conjoints que l'on leur a affectés).

P. Ex., on a 'fêté' ces mariages (f,F,g,G): F est mariée avec g

G est mariée avec f

Mais 'ça' ne tiendra pas (instable) car : F préfère G à g

G préfère F à f

- Commet vérifier qu'un couplage est stable?
- Un couplage stable existe-il toujours? Si oui, peut-on le trouver (par un algo?)
- Voir solutions et applications en section "Compléments" : Mariages stables (stable matching)

V- Ce que l'on peut attendre des algorithmes

- Un algorithme a un domaine de définition :
 l'ensemble potentiellement infini des instances (In/Out) du problème.
- Un algorithme doit être juste
 Un algorithme juste doit fonctionner sur toutes les instances d'un pb.
 De plus, <u>les solution trouvées doivent toutes être justes</u>
 - --> Ex.: un algorithme de recherche d'un élément dans un tableau
- Un algorithme complet doit trouver toutes les solutions justes.
- Selon les cas, on pourra apporter les preuves de :
 <u>Existence / Unicité</u> (éventuelle) de la solution, un <u>Délai</u> donné, Etc...

Autres (non moins importantes):

- Un algorithme doit "finir" (terminaison) en un temps fini.
- Notion de décidabilité / calculabilité (traçabilité, en anglais : tractable)
 - Ex.: un programme pour détecter si un programme boucle?

- Itératif / Récursif: indépendant de la complexité, transformable
 - Souvent on a le choix entre récursif/itératif, parfois pas.

(e.g. Hanoï, ...).

VI- Propriétés

Algorithme = Logique + Contrôle (une logique + une stratégie)

Programme = Algorithme + Structures de données

Un algorithme décrit une solution dans un espace d'états (initiaux / finaux).

- Un état final = une solution
- Le contrôle dit : comment aller d'initial au final (étant donné la Logique).
- Parfois, une logique juste ne donne pas forcément un algorithme :

Exemple: $(n+1)! = (n+1).n! \ d'où n! = \frac{(n+1)!}{n+1}$

Même si le "Contrôle" de l'algo. du calcul du n! respecte sa logique.

VII- Idée de la complexité

- Il y a souvent plusieurs méthodes (algorithmes) pour résoudre un problème.
 - --> Dans Logique + Contrôle :

plusieurs Contrôles possibles pour une même logique.

Exemple de TRI de S: on peut permuter S jusqu'à tomber juste!!

<u>Un Exemple</u> (trivial):

On a 15 boîtes de vis de différentes longueurs rangées dans un bloc de rangement avec 15 tiroirs.

→ Comment faut-il ranger ces vis afin de les retrouver facilement?

- 1 Naïve: ranger n'importe comment, rechercher de gauche à droite.
 - → En moyenne: 8
- 1'-Variante de 1: ranger les vis selon la fréquence des demandes.
 - → Toujours 8 en moyenne.
- 2- Naïve 'Las Vegas': Naïve mais plus démocratique

Recherche aléatoire (au lieu de gauche-droite) \rightarrow tjs 8 en moyenne.

- 3- Tri: on range les vis selon la longueur de la plus petite à la plus grande, Puis on cherche par la méthode Dichotomique.
 - → En moyenne 3,26 comparaison
- Voir détails de cet exemple en section "Compléments" Détails Ex. "Idée de la complexité"

VIII- Complexité et Contrôle

<u>Définition</u>: la **complexité** d'un algorithme A est une définition $C^A(N)$ donnant le nombre d'instructions caractéristiques exécutées par A (dans le <u>pire des cas = le plus défavorable</u>) pour une donnée de <u>taille N.</u>

Cette mesure donne un ordre de croissance de l'algorithme A.

N.B. la fonction de complexité d'un algorithme en temps est noté $T^{A}(N)$ ou T(N)

L'analyse de la complexité peut être

```
Pessimiste (le cas pire : W(n)) : \rightarrow T<sub>max</sub>(n) = max(Temps(d)| d donnée de taille n)

Optimiste (meilleur cas : B(n)) : \rightarrow T<sub>min</sub>(n) = min(Temps(d)| d donnée de taille n)

Moyenne (A(N)) \rightarrow T<sub>moy</sub>(n) = \sum p(d)*Temps(d) | p(d) : proba de d
```

La connaissance du cas pire est critique pour les applications Temps Réels (contrôle aérien, robots, automatismes, freinage, systèmes d'alarme, etc.) où il faut borner le temps nécessaire aux calculs.

N.B.: accompagné de la complexité du cas pire, la complexité moyenne(≠ la moyenne des complexités) donne une indication intéressante.

- N.B.: Problème Q-sort (Tri rapide)

 Dans Q-sort, le cas favorable est N.log(N) mais le cas pire est $O(N^2)$.
 - --> On considère quand-même le cas pire (e.g. si le tableau est déjà trié).

VIII.1- Exemple 1 : Comparatif recherche d'une "vis"

Recherche séquentielle ou Dichotomique dans l'ensemble 5 (de vis):

Leur complexité: O(N) pour séquentielle et O(log2 N) pour dichotomique.

Taille de S	Recherche séquentielle	Recherche binaire		
128 (2 ⁷)	128	8		
1024 (210)	1024	11		
1.048576 (2 ²⁰)	1048576	21		
4.294.967.296 (2 ³²)	4.294.967.296	33		

L'efficacité d'un algorithme de recherche binaire semble évidente.

VIII.2- Exemple 2 : séquence de Fibonacci

```
fib(0) = 0,

fib(1) = 1,

fib(n) = fib(n-1) + fib(n-2)
```

- 1 La solution récursive naïve (cf. la déf.) a beaucoup de calculs redondants.
 - --> Le nombre de termes calculés T(n) est de l'ordre de $2^{n/2}$ (voir plus loin).
- 2- Il existe une solution récursive (de complexité $O(2^n)$, voir + loin)
- 3- Une autre définition récursive :

$$fib(2n) = fib(n)^2 + 2fib(n).fib(n-1)$$
 cas pair
 $fib(2n+1) = fib(n)^2 + fib(n+1)^2$ cas impair

4- La solution utilisant un tableau pour stocker les résultats (PrD) :

Le coût
$$T(n) = n+1$$

VIII.2.1- Comparatif Fibonacci

Comparatif du **temps d'exécution** de Fib(n) sur une machine qui calcule chaque terme en une nanoseconde (10⁻⁹ sec.) pour deux des <u>méthodes</u> précédentes

n	2 ^{n/2}	Temps Algorithme Linéaire (n+1 termes)	Temps Algorithme Récursif (naïf, non Pr. D.)
60	1.1 * 109	61 ns	1 s
80	1.1 * 1012	81 ns	18 min.
100	1.1 * 1015	101 ns	13 jours
120	1.2 * 1018	121 ns	36 années
200	1.3 * 1030	201 ns	4 * 10 ¹³ années

Déduction:

Pour une même Logique, certaines stratégies (contrôles) peuvent mettre à mal les capacités (ressources, temps, espace) des machines récentes.

Même logique : définition de fib(N), Contrôle varié : v. p. précédente.

--> V. "Compléments" : fib(200) prendra 32×10^{20} ans sur la machine la plus puissante en 2022.

Exemples:

fib(N),

 $prime(p) : (2^{p-1} \% p == 1) pour p > 2,$

Tri par permutation successives!,

$$n! = \frac{(n+1)!}{n+1}$$
, ...

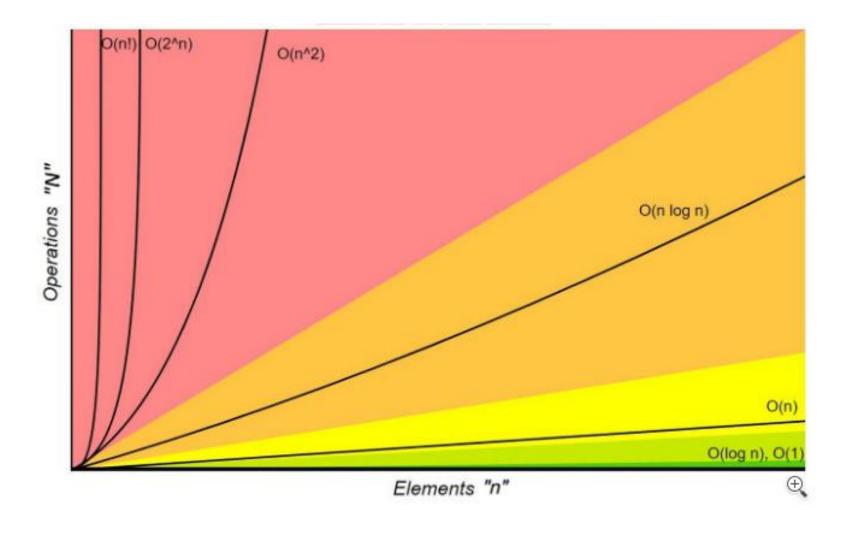
Remarque : dans ce cours, on ne traitera pas la complexité en espace.

IX- Tableau des croissances relatives

Dans l'ordre croissant de complexité (avec des exemples):

→ accès à un élément dans un tableau constante log N *logarithmique* \rightarrow couper un ensemble en 2 parties égales, recouper \sqrt{N} → utilisation dans le calcul des nombres premiers log² N log. au carré → recherche dans un B-arbre, dans une forêt linéaire N → parcours linéaire d'un ensemble de données N.logN \rightarrow couper un ens. en 2 + parcours de chaque partie N^2 quadratique → parcourir un ensemble une fois par élément d'un autre ensemble de la même taille (cf. tri bulle) N^3 cubique → triple boucle (voir exemple réf. des sommes) 2^N exponentiel → générer tous les sous-ens. d'un ens. de données N! exponentiel \rightarrow toutes les permutations d'un ens. (ex. tri bête!)

IX.1- Comparaisons des courbes des croissances usuelles



IX.2- Comparaison de qq. ordres de de complexité

--> Le temps de calcul suppose une <u>microseconde par instruction de haut niveau</u> (i.e. pas en assembleur) sur une machine avec un processeur >= 386/486.

Les cases vides : > 1000 milliards d'années (> l'age estimé de l'univers).

complexité \	20	50	100	200	500	1000
$10^{3} . n$	0.02 s	0.05 s	0.1 s	0.2 s	0.5 s	1 s
10^3 . $n \log_2 n$	0.9 s	0.3 s	0.6 s	1.5 s	4.5 s	10 s
$100 \ n^2$	0.04 s	0.25 s	1 s	4 s	25 s	2 mn
$10 \ n^3$	0.02 s	1 s	10 s	1 mn	21 m	27 h
$n^{\log n}$	0.4 s	1.1 h	220 j	12500 ans	5.10 ¹⁰ ans	
$n^{n/3}$	0.001 s	0.1 s	2.7 h	3.10^6 ans		
2^n	1 s	36 ans				
3^n	58 m	2.10 ¹¹ ans				
n!	77100 ans					

N.B.: pour se faire une idée, lancer le calcul <u>récursif</u> de **fib(100)** --> $O(5/3)^{100}$

X- Éléments d'analyse de la complexité

- Comment un algorithme <u>se comporte</u> et <u>quelles ressources</u> (temps et espace) il demande.
- Sous quelle forme <u>le temps d'exécution augmente</u> si la taille des données en entrée augmente.
- Cette analyse doit être indépendante des aspects d'un contexte particulier.
- Dans la complexité d'un algorithme, on :
 - --> ne calcule pas le nombre de cycles du CPU (dép. d'une machine particulière).
 - --> ne compte pas le nombre d'instructions exécutées dépendant d'un langage.
 - --> <u>ne tient pas compte</u> de la classe du langage (impérative /fonctionnelle / logique) ni du compilateur employé.

- On décide en général d'une opération de base caractéristique.
 - --> L'opération de base peut changer d'un algorithme à un autre.

Exemples d'opération de base pour différents algorithmes :

- nombre d'appels (récursifs) d'une fonction fib : $T(N) = O(2^N)$
- <u>l'ajout</u> d'un élément à un tableau <u>pour</u> fib linéaire : T(n)=n
- la comparaison de deux éléments pour le tri par échange : T(n) = n.(n-1)/2
- la multiplication de 2 valeurs pour la multiplication de mat. : $T(n) = n^3$
- On peut rendre un algorithme plus efficace (par une cst.) sans forcément modifier sa complexité (Exemple BE1, AES et la fonction prometteur).
- ullet La **complexité** notée T(n) doit tenir compte de tous les cas possibles

(Every-case complexity # Average-case complexity).

XI- Sensibilité à la puissance des machines

Principe d'invariance (opinionem dissimilis):

Malgré les différences technologiques, la complexité d'un même algorithme sur deux machines différentes <u>ne varie que</u> par un facteur constant.

Exemple (ce n'est pas ce que l'on croit!)

Soit T = le temps nécessaire pour exécuter un programme sur une machine M1. Supposons disposer du même temps T pour exécuter le même programme sur une machine M2 10 fois plus rapide que M1.

Questions légitimes : de quel facteur (p/r à M1) peut-on augmenter la taille des données traitées sur M2 ?

Et de quel facteur (p/r à M1) augmenterait la vitesse d'exécution pour la même taille de données traitées sur M2 ?

- Soit n la taille des données sur M1, n' celle sur M2 pour la même durée T.
 - Pour une complexité linéaire, on a n' = 10 n (10 fois plus de données)
 - Pour une complexité en n^2 , on a $n'^2 = 10 n^2$

d'où n' =
$$\sqrt{10}n$$
= 3,16 n

- Pour une complexité 2^n , on a $2^{n'} = 10 2^n$

d'où
$$n' = n + log 10 = n + 3,3$$

Pour ce cas, on peut augmenter les données de seulement 3 !!

Détaillons :

- l'évolution de n pour M2 (pour le même temps t)
- l'évolution du temps t si $n \rightarrow 10n$ (sur la même M1)

Complexités	1	log2(n)	n	n.log2(n)	n ²	n ³	2 ⁿ
Évolution du temps t quand la taille des données	1	log(10n) = t+3,3	10 t	(10+ε) †	10 ² †	10 ³ †	† ¹⁰
n → 10n volution de la taille n quand le temps alloué (sur M2) t → 10t	1	n ¹⁰	10 n	(10-ε)n	n√10= 3,16 n	2,15 n	<mark>n+3,3</mark>

La valeur de ε est négligeable devant la croissance de la fonction.

Quelques détails :

- dans la complexité nlog(n), lorsque $n \rightarrow 10n$, on aura : (10n)log(10n)=10n[log(n)+3,3]=10n.log(n)+33n=nlog(n)[10+33/log(n)]=n.log(n)[10+c] = t (10+c), c=33/ln(n)
- dans log(n), $lorsque t \rightarrow 10t$, on aura : $log(n) \rightarrow 10 log(n) = log(n^{10}) \rightarrow n' = n^{10}$
- dans **n** log(n), lorsque t → 10t, on aura : n.log(n) → 10 n.log(n) = 10 n.log[10 n / 10] = 10nlog(10n) -10n*3,3=10nlog(10n) -ε(n.log(n))= (10-ε)t
- le cas de la complexité n² a été traité plus haut...

On constate que :

- Les progrès en puissance des machines sont négligeables face aux progrès en algorithmique
 - ⇒ Les algorithmes remarquables sont plus rares.

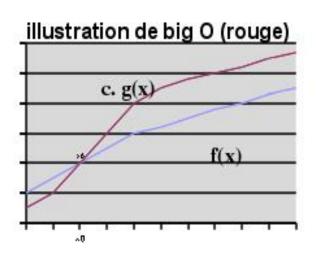
Parfois, ces progrès valent révolution (e.g. Fourrier)!

XII- Déf. de big-oh (upper bound, pessimiste)

Idée informelle: la limite supérieure d'une fonction (modulo un facteur constant)

Si g(n) est une limite supérieure de f(n), il est alors possible de trouver une valeur (n_0) telle que :

 $f(n) \le c.g(n)$, pour tout $n \ge n_0$ et c une constante.



Définition : soit f et g deux fonctions de $\mathbb R$ dans $\mathbb R$.

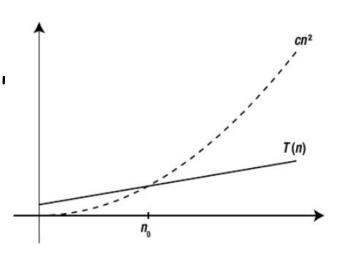
On dit que f est d'ordre inférieur ou égal à g (ou d'ordre au plus g) si l'on peut trouver un réel x0 et un réel positif c tels que $\forall x \ge x0$, $f(x) \le c$. g(x).

- --> g devient "+grand" que f à partir d'une certaine valeur x_0 à un facteur c près.
- --> On remarque que des cas d'égalité sont possibles.

Remarques: on écrit

- f est O(g), f est en O(g) ou f=O(g) prononcé "grand-O de g".
- Pour le calcul de complexité, on utilise plutôt des fonctions de $\mathbb{N} \to \mathbb{R}$.
 - \rightarrow O(g) est un ensemble de fonctions, celles d'ordre au-plus g :
 - \rightarrow On préfère écrire $f \in O(g)$.
- Un exemple simple: $5N = O(0.5 \text{ N}^2) \text{ car } 5N \le 0.5 \text{ N}^2 \text{ àpd. } N \ge 10.$
- O(f(n)) veut dire qu'une fonction est \leq à une autre fonction modulo une constante au sens "asymptotique" lorsque n croît (par f) vers l'infini (cf. $n \geq n_0$).

$$T(n) = O(cn^2) = O(n^2)$$



XII.1- Exemples de calcul de big-oh

I- Recherche du maximum dans un tableau de taille n

Cette recherche peut prendre (2n-1) opérations de base (comparaisons).

On dira que 2n-1 est O(n) car on peut trouver une constante réelle c > 0 et

 $(n_0 \ge 1)$ tels que $2n-1 \le c.n$, pour tout $n \ge n_0$.

--> Ici, on peut choisir par exemple c=2 et $n_0=1$.

Ce choix n'est qu'une possibilité car tout réel c >2 et tout $n_0 \ge 1$ convient.

- II- Montrer que $20 n^3 + 10 n \log n + 5$ est $O(n^3)$
 - → $20 n^3 + 10 n log n + 5 \le c. n^3$ pour n≥1
 - \rightarrow Ici, par ex. c=35 et n₀=1 conviennent (35 choisi "empiriquement" via 20+10+5)

III) Montrer que $n^2 + 2n + 1$ is $O(n^2)$

Il faut montrer: $n^2 + 2n + 1 \le c * n^2$ avec $n >= n_0$.

Avec $n_0 >= 1$ un entier positif, posons $n_0=1$

 \rightarrow n² + 2n + 1 \le c \cdot n² avec n \ge 1. Divisons par n²

On a: $(n^2 + 2n + 1) / n^2 \le c$ quand $n \ge 1$.

Sachant que $(n^2 + 2n + 1) / n^2 \le (n^2 + 2n^2 + n^2) / n^2$ avec $n \ge 1$

On cherche c tq $(n^2 + 2n + 1) / n^2 \le (n^2 + 2n^2 + n^2) / n^2 \le c$ avec $n \ge 1$.

--> $(n^2 + 2n^2 + n^2) / n^2 \le c \text{ lorsque } n \ge 1.$

On simplifie sur n^2 : $(1+2+1)/1 \le c$ pour $n \ge 1$

--> 4 < c et n ≥ 1

D'où : $n^2 + 2n + 1 \le c * n^2$ pour $c = 4, n \ge 1$

IV) Montrer que $n^2/2 - 3n \in O(n^2)$

Il faut trouver un réel no et un réel c>0 tels que

$$\forall n \ge n0, n^2/2 - 3n \le c. n^2$$

Divisons par n^2 (avec $n \ge 1$), on a:

--> 1/2 - $3/n \le c$ pour $n \ge 1$ et $c \ge 1/2$

Et $0 \le n^2/2 - 3n \le c$. n^2 pour $n \ge n_0 = 6$ et $c \ge 1/2$

D'où $n^2/2 - 3n \in O(n^2)$

(V) Montrer que f1 (n) = $5n^3 + 2n^2 + 22n + 6$ est $O(n^3)$.

Pour c=6 et n_0 =10, on a $5n^3 + 2n^2 + 22n + 6 \le 6n^3$ pour $n \ge 10$.

En plus, f1 (n) = $O(n^4)$ car $n^4 >= n^3 --> n4$ est une borne sup. Asymp. pour f1.

N.B.: f1 (n) n'est pas $O(n^2)$ car qq soit c et n_0 , la déf de O(.) ne se vérifie pas.

(VI) Montrer que $3n \log_2 n + 5n \log_2 \log_2 n + 2$ est $O(n \log n)$

Pour $n \ge 2$, c = 6, on a $3n \log_2 n + 5n \log_2 \log_2 n + 2 \le n \log n$

N.B. sachant que log_b $n=log_2(n)/log_2(b)$, on peut omettre la base dans O(n log n).

tout polynôme de degré k est O(nk).

XIII- La fonction Ω (lower bound : optimiste)

La fonction Oméga (Ω) place une borne inférieure asymptotique.

Définition de la fonction oméga :

Pour une fonction de complexité f(x), $\Omega(f(x))$ est un ensemble de fonctions de complexité g(x) pour lequel il y a un réel positif c et une constante non négative x0 tels que $\forall x \ge x0$, f(x) >= c. g(x).

N.B.: on dira que $f(n) = \Omega(g(n))$ si g(n) = O(f(n))

La notation Ω est plus précise mais le big-oh est plus simple à calculer.

→ cherche à donner une meilleure estimation de la complexité.

XIII.1- Exemples de calcul de Ω

Montrer que $n^2/2 - 3n \in \Omega(n^2)$

Par définition:

$$\Omega(n^2) = \{f : N \rightarrow N \text{ tq. } \exists n0 \ge 0, \exists c > 0, \forall n \ge n0, f(n) \ge cn^2 \ge 0\}$$

On peut trouver les constantes n_0 et c telles que :

$$0 \le c.n^2 \le 1/2n^2 - 3n$$
 pour $n_0 \ge 7$ et $c \ge 1/14$

D'où:

$$1/2n^2 - 3n \in \Omega(n^2)$$

XIV- La fonction Θ (égalité entre O et Ω)

L'ordre Θ dit que 2 fonctions sont asympt[†]. égales (modulo un facteur cst).

Si une fonction \mathbf{f} est à la fois $O(n^2)$ et $\Omega(n^2)$, sa courbe se place à la fois au-dessous (O(.)) d'une certaine fonction quadratique **pure** (de la forme ax^2+bx+c) et au-dessus $(\Omega(.))$ d'une certaine autre fonction quadratique (pure).

- --> La fonction f est donc <u>aussi bonne / mauvaise</u> (que ces 2 fonctions).
- --> Donc, l'accroissement de f est similaire à une fonc. quadratique pure : ordre Θ

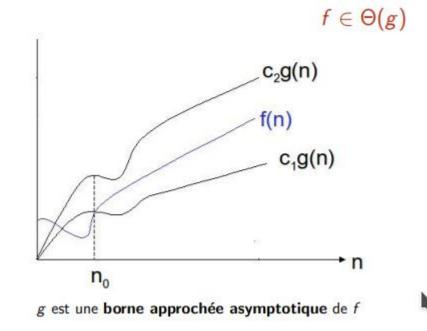
Définition : pour une fonction de complexité f(x), $\Theta(f(x)) = O(f(x)) \cap \Omega(f(x))$.

Ce qui veut dire que $\Theta(f(x))$ est l'ensemble de fonctions de complexité g(x) pour lequel il y a les <u>réels positifs c et d</u> et une constante non négative x0 tels que :

 $\forall x \ge x0$, c. $g(x) \le f(x) \le d$. g(x).

Exemples de Θ (Théta)

- f(n) = n(n-1)/2 est à la fois O(n²) et Ω(n²)
 (cf. sections précédentes)
 → dans ce cas, f(n) = Θ(n²)
- $\begin{array}{ll} \bullet & n^2+10n\in\Theta(n^2) \quad \text{car } n^2+10n\in \textit{O}(n^2) \\ & \text{et } n^2+10n\in\Omega(n^2) \text{ pour } n \text{ grand.} \\ & \text{On a \'egalement } n^2\in\Theta(n^2+10n) \text{ cf (3) ci-dessous} \end{array}$



Remarques:

- (1) Si $f(n) = \Theta(g(n))$, alors f(n) est à la fois O(g(n)) et $\Omega(g(n))$.
- (2) Si $f(x) = \Theta(g(n))$, on dira que g(x) est l'ordre de f(x).
- (3) Si l'on a O(N) et $N = \Theta(x)$, alors on a O(x).
- (4) Si $g(n) \in \Theta(f(n))$ ssi $f(n) \in \Theta(g(n))$ (Θ porte l'égalité)

XIV.1- Exemples de calcul de @

(I) Montrer que $1/2n^2 - 3n$ est $\Theta(n^2)$.

On doit montrer que:

 $c_1 n^2 <= n^2/2 - 3n <= c_2 n^2 \text{ pour tout } n >= n0$.

On divise par n^2 :

$$c_1 <= 1n/2 - 3/n <= c_2$$

- --> Pour $c_2 >= 1/2$, on a l'inégalité à droite.
- --> Pour la partie gauche, $n \ge 7$ et c1 <= 1/14.

Donc, avec $n_0=7$, c1=1/14 et $c_2=1/2$, nous aurons $T(1/2n^2-3n)=\Theta(n^2)$.

(II) Montrer que $6n^3 \neq \Theta(n^2)$.

Facile!: preuve par contradiction / réfutation.

Supposons que c'est le cas.

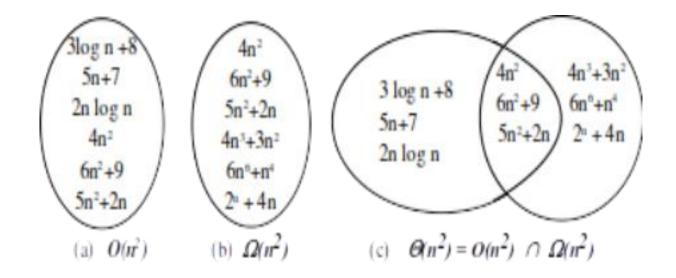
Il existe alors c_2 and n_0 tels que $6n^3 \leftarrow c_2 n^2$.

En divisant par n^2 (pour $n \ge 1$), on aura $6n \le c_2$.

Or, pour une constante c_2 donnée, la relation $6n \leftarrow c_2$ n'est pas valide pour tout n.

XV- Illustration des 3 fonctions \mathbf{O} , Ω , $\boldsymbol{\Theta}$

Quelques exemples courants de ces 3 fonctions de complexité pour n².



- N.B. : Réflexivité :
 - On a $f \in O(f)$ et $f \in \Omega(f)$ donc $f \in \Theta(f)$.
 - Il n'y a pas de réflexivité pour little-oh : f(n) n'est jamais o(f(n))
- Voir section "Compléments" pour les famille "little-oh & oméga" : o(N) ω(N)

XVI- Calculs : le Modèle (de la machine)

<u>Nécessité</u>: il faut un modèle de calcul pour estimer la complexité.

En générale, on considère que les hypothèses suivantes sont vérifiées :

- Ordinateur normal (séquentiel) avec des instructions simples (+,-,*,/).
- Chaque opération prend une unité de temps.
- Les entiers sont de taille fixe (32 / 64 bits)
- L'opération caractéristique de base n'est pas compliquée comme la multiplication ou inversion de matrices ou le tri (qui demandent >> 1 unité).
- La quantité de RAM est illimitée (dans la limite du raisonnable!).
- On est indépendant du langage: certains langages peuvent diminuer/augmenter
 le temps (paramètres par réf, copie de tableau en paramètre, etc.), voir + loin.

XVII- Règles basiques et empiriques de calcul

On repère les instructions caractéristiques (on dit aussi fondamentales)

• Règle des opérations simples :

```
if (A > B):

A = A - 1

B = 2 * B
```

Trois instructions (test+2 instruction) si A>B et, une (le test) instruction sinon.

Le traitement est O(1) car le nombre d'opérations est borné par une cste.

• Règle des Séquences:

On additionne les complexités on prend le maximum selon la règle de somme

• Règle de la Conditionnelle : if (Cond) {51} else {52}

 $O(\text{conditionnelle}) = \max(O(S1), O(S2)) + \text{cout}(C\text{ond})$

Règle de la boucle (for, while, ...):

(Le temps d'exécution des instructions à l'intérieur) * (le nombre d'itérations).

Boucles imbriquées :

Le temps de la boucle interne multiplié par le nombre d'itérations externes

Exemple (de complexité = $O(N^2)$)

```
for i in range(n):

for j in range(n):

k = k + 1
```

Autres règles générales :

- On analyse de l'intérieur vers l'extérieur.
- Pour un appel de fonction, on analyse d'abord la fonction

Cas de la récursivité :

Parfois, une fonction récursive est en fait une itération «cachée»

Exemple (O(N)) où l'opération caractéristique est "*" (ou un appel à "fact")

```
def fact(n: int)→ long :
if (n <= 1): return 1
return n * fact(n-1)
```

Remarque : le calcul de complexité formelle des algorithmes récursifs est souvent plus simple ! Leur <u>preuve</u> de justesse aussi !

Remarques:

- Si T1 (N) = O(f(N)) et T2 (N) = O(g(N)), alors

 (a) T1 (N) + T2 (N) = $O(f(N) + g(N)) = O(\max(f(N), g(N)))$,
 - (b) T1 (N) * T2 (N) = O(f(N) * g(N)).

• Si T(N) est polynomial de degré k, alors $T(N) = \Theta(N^k)$.

- $log^k N = O(N)$ pour toute constante k.
 - --> Cela veut dire que la croissance de la fonction est très lente.

4

XVIII- A propos de la complexité moyenne A(n)

Un exemple: la recherche de X dans S[1:n]

- La probabilité pour que S[k]=X, $1 \le k \le n$ est 1/n,
- Pour arriver à l'indice k=1..n, on aura fait les comparaisons :

$$A(n) = \sum_{k=1}^{n} (k \cdot \frac{1}{n}) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^{n} k = \frac{1}{n} \cdot \frac{n(n+1)}{2} = \frac{n+1}{2}$$

opérations de base si X est dans S

Mais pour être complet, il faut tenir compte du cas où X n'est pas dans S:

- Si $Pr(X \in S) = p$ alors Pr(X notin S) = 1-p et pour k donné, Pr(S[k] = X) = p/n
- On fait k comparaisons pour arriver à k tel que S[k]=X et n comparaisons si X n'est pas dans S.

La complexité moyenne (dépendra de p) :

$$A(n) = \sum_{k=1}^{n} \left(k \cdot \frac{p}{n} \right) + n(1-p) = \frac{p}{n} \cdot \frac{n(n+1)}{2} + n(1-p) = n\left(1-\frac{p}{2}\right) + \frac{p}{2}$$

$$\Rightarrow \text{ si } \mathbf{p} = \mathbf{1}, \ A(n) = (n+1)/2$$

$$\Rightarrow \text{ si } \mathbf{p} = \frac{1}{2}, \ A(n) = 3n/4 + \frac{1}{4} \quad --> \text{ seul } \frac{3}{4} \text{ de S est recherché en moyenne}$$

$$\Rightarrow \text{ si } \mathbf{p} = 0, \ A(n) = O(n) = n.$$

Remarques sur A(n):

On a supposé une probabilité identique pour chaque élément du tableau.

- --> à changer si l'on connaît une distribution différente de <u>taille/valeurs</u> : \rightarrow c-à-d. telle valeur est plus fréquente que telle autre...
- La complexité moyenne est un **très bon indicateur** mais son calcul est souvent **difficile** (et donc **rare**) car les probas nécessaires ne sont pas toujours connues/disponibles.

XIX- Complexité et Stratégies

Selon la stratégie (Logique et Contrôle) choisie, la complexité de la solution à un problème peut grandement varier.

Ci-dessous, deux exemples. Voir également la section "Compléments".

- Calcul de la médiane
- Sous séquence de somme maximale
- ...

XIX.1- Exemple 1 : calcul de la médiane d'une suite

But : Calculer la médiane M d'une suite d'entiers S de taille N telle que *la* moitié des nombres de S soient plus petits que M et l'autre moitié plus grande.

N.B.: on notera |S| = N

- Sol 1- Trier S puis de choisir le milieu.
 - \rightarrow Complexité: celle de l'algorithme de tri (au mieux O(N.Log(N))).
- **Sol 2-** Construire un **TAS** (v. + loin, O(N)) puis retirer k éléments (k= $\lfloor N/2 \rfloor$).
 - \rightarrow Complexité: $O(N.log_2 N)$ pour $N \ge 4$
- Sol 3- Mieux (et on généralise) : trouver le kième plus petit élément de 5.

Pour la médiane, $k=\lfloor |S|/2 \rfloor$ —> O(N)

→ Point fort : ne trier que la plus petite sous séquence de S contenant le kième plus petit élément.

→ Point fort : ne trier que la plus petite sous séquence de S contenant le kième

XIX.1.1- Meilleure Solution : un stratégie Diviser pour régner

Pour une séquence S, la méthode <u>se généralise</u> pour k = 1..|S| (k = |S|/2 pour la médiane)

Principe : pour trouver le kième plus petit élément, il suffit de repérer le sous tableau susceptible de contenir cet élément et de traiter celui-ci.

Ce qui donne:

Choisir aléatoirement $v \in S$ sera (en général, on choisit V= le 1e élément).

Pour une valeur v appartenant à S, on peut scinder S en 3 sous tableaux :

- Sg: contenant les éléments plus petits que v
- Sv: contenant les éléments = v (contenant v lui-même)
- Sd: contenant les éléments de 5 plus grands que v

```
Par exemple: S = \langle 2, 36, 5, 21, 8, 13, 11, 20, 5, 4, 1 \rangle, |S| = 11 et \mathbf{v} = \mathbf{5} (p. ex.): \rightarrow Sg = \langle 2, 4, 1 \rangle, Sv = \langle 5, 5 \rangle, Sd = \langle 36, 21, 8, 13, 11, 20 \rangle
```

Exemple: si k=8, on sait que le 8e plus petit élément ne peut être que dans Sd car pour v = 5, la somme des tailles de Sg et Sv: |Sg| + |Sv| = 5.

On notera:

selection(S, k=8) = selection(Sd, k=3) sachant |Sg| = 3 et |Sv|=2.

Généralisation : selection(
$$S,k$$
) = selection(Sg , k) si $k = \langle |Sg|$ si $|Sg| < k = \langle |Sg| + |Sv|$ = selection(Sd , $k - (|Sg| + |Sv|)$) si $k > |Sg| + |Sv|$

On répétera ce traitement (récursif) sur le sous-tableau concerné jusqu'à aboutir à un singleton qui est le résultat recherché (voir l'algo. en section "Compléments").

La complexité (⊕) souffrira d'un découpage déséquilibré en Sd et Sg.

☑Aho & al montrent : en moyenne, 2 divisions suffisent pour trouver la médiane :
 V. [Aho & al], [Wirth] pour 2 algorithmes de complexité moyenne O(n)

XIX.1.2- Détails du déroulement pour cet exemple

La médiane de $S=\langle 2, 36, 5, 21, 8, 13, 11, 20, 5, 4, 1 \rangle$ avec |S|=11 k=6

```
Appel initial de l'algo : selection(5,6) (6e plus petit élément)
```

```
selection(5,6): V1=2, Sg1=<1> Sv1=<2> Sd1=<36, 5, 21, 8, 13, 11, 20, 5, 4>
     k > |Sg1| + |Sv1| \rightarrow selection(Sd1, 6 - |Sg1| - |Sv1|) = selection(Sd1, 4)
selection(Sd1,4): V2=36, Sg2=<5, 21, 8, 13, 11, 20, 5, 4> Sv2=<36> Sd2=<>
     k < |Sg2| \rightarrow selection(Sg2, 4)
selection(Sg2,4): V3=5, Sg3=<4> Sv3=<5,5> Sd3=<21, 8, 13, 11, 20>
     k > |Sg3| + |Sv3| \rightarrow selection(Sd3, 4 - |Sg3| - |Sv3|) = selection(Sd3, 1)
selection(Sd3,1): V4=21, Sg4=<8, 13, 11, 20> Sv4=<21> Sd4=<>
     k < |Sg4| \rightarrow selection(Sg4, 1)
selection(Sg4,1): V5=8, Sg5=4
                                                 Sv5=<8> Sd5=<13, 11, 20>
     |Sg5| < k = < |Sg5| + |Sv5| car 0 < 1 = < 1
     \rightarrow le résultat est = V5 = 8 (8 est le 6<sup>e</sup> plus petit élément de S)
```

Vérification:

si on trie S, on aura S_trié= <1, 2, 4, 5, 5, 8, 11, 13, 20, 21, 36> dont '8' est le 6e PP.

XIX.1.3- L'algorithme Aho & al.

<u>Rappel</u>: dans cet algorithme (Aho, Hopcraft, Ulman), la recherche de la médiane revient à la recherche d'une valeur (A: choix random) dans la séquence.

```
def select(k,S): # 5 : la séq. de nombre, k : le rang du kème plus petit élément dans S
 if |S|=1: return S[0]
 else:
     A = Choisir un élément aléatoire dans S (en général on prend le 1er)
     Soient S1: les éléments de S < A
              S2 : les éléments de S = A
              53: les éléments de 5 > A
     if (|S1| \ge k): return select(k,S1)
     elif(|S1|+|S2| >= k): return A
     else: return select(k-|51|-|52|, 53)
def find_median(S): return select(|S|/2, S)
```

Quelques applications du calcul de la médiane :

- En <u>traitement du signal</u>, on l'utilise pour supprimer les "anomalies" (valeurs aberrantes) dans une distribution lisse ds valeurs.
 - --> Un filtre médian (filtre non linéaire de bruit) permet de maintenir des fréquences élevées.
- Il peut également être utilisé pour estimer la moyenne d'une liste de valeurs numériques, indépendamment de fortes valeurs aberrantes.
- En <u>traitement d'image</u>, un filtre médian est calculé par une convolution avec un noyau <2N+1, 2N+1> (la taille W de fenêtre du noyau pour N=0, 1, ...).
 - --> Si n=0 --> W=1 (pas de changement), si n=1 --> W=3 (un masque 3×3) Ex de noyau pour la **netté** : [[0,-1,0], [-1, 5, -1], [0,-1,0]]
 - --> Pour chaque pixel de l'image en entrée, le pixel de sortie est remplacée par la médiane des valeurs de pixel du noyau.
 - --> Voir par ex. "The Image Processing Handbook, J. C. Russ, CRC Press, 2e éd. 1995".

XIX.2- Exemple 2 : séquence de somme maximale

- Soit une suite d'entiers $A1 \dots An$ (peut contenir des entiers négatifs)
 - --> But: trouver la séquence contiguë de somme maximale.
- Hypothèse: on pose la somme maximum = 0 si tous les entiers sont négatifs.

- Exemples: pour (on commence à l'indice 1):
 - \rightarrow la séquence: -2, 11, -4, 13, -5, -2 La réponse = 20 (A2..A4)
 - \rightarrow la séquence : 4, -3, 5, -2, -1, 2, 6, -2 La réponse = 11 (A1..A7)
- Ce problème a de multiples applications (vi=oir + loin)
- Ex. intéressant car il y a <u>plusieurs</u> algorithmes possibles (4 cités ici):
 --> $O(N^3)$ à O(N). Comparons les temps en fonction de N

Rappel : le tableau suivant donne une idée comparative de ces temps en sec. :

↓N / T(N)→	O(N 3)	O(N ²)	O(N. Log N)	O(N)
10	0.00103	0.00045	0.00066	0.00034
100	0.47015	0.01112	0.00486	0.00063
1000	448.77	1.12330	0.05843	0.00333
10000	NA	111.13	0.68631	0.03042
100000	NA	NA	8.01130	0.29832

- \bullet $O(n^3)$: naïf, basique sans opti. (aucun résultat/somme intermédiaire conservé)
- \bullet $O(n^2)$: optimisation dans les sommes partielles
- O(n log n): approche dichotomique: stratégie "Diviser-pour-régner"
 la somme recherchée est soit dans la moitié gche, soit dte, soit au milieu des 2.
- O(n): approche récursive

Détails : soit une séquence $X_1, X_2, X_3, ... X_n$

- Les 2 premières approches sont triviales :
 - 1) Solution O(n³): calculer max(

$$\begin{array}{c} \underline{X_1 \text{ et les autres}} : X_1, (X_1 + X_2), (X_1 + X_2 + X_3), ..., (X_1 + X_2 + X_3 + ... + X_n), \\ \underline{X_2 \text{ et les autres}} : X_2, (X_2 + X_3), (X_2 + X_3 + X_4),, (X_2 + X_3 + X_4 + ... + X_n), \\ \\ \underline{X_{n-1}}, (X_{n-1} + X_n), \\ \underline{Et \text{ enfin } X_n} \\ \end{array}$$

2) Solution $O(n^2)$: optimiser le calcul des sommes partielles :

P. Ex.:
$$X_1+X_2+X_3+...+X_n = (X_1+X_2+X_3+...+X_{n-1}) + X_n$$

- --> conserver la somme partielle précédente et y ajouter un nouvel élément!
- 3) Solution Dichotomique (de complexité O(n log n))

la somme recherchée est <u>soit</u> dans la moitié gche., <u>soit</u> dte., <u>soit</u> au milieu des 2.

- Les 2 premiers cas (soit à gche, soit à dte) ont une solution récursive directe
- Le 3^e peut être obtenu en calculant la <u>somme</u> de

la plus grande somme dans la 1° moitié qui inclut le dernier élément de cette moitié et la plus grande somme de la 2° moitié qui inclut le 1° élément de cette moitié (raison : continuité de la sous-séquence).

- Ces deux sommes sont ensuite être additionnées (étape Régner).
- On prend la max des 3 sommes (1/2 gche, 1/2 dte, à cheval au milieu)
- L'expression de la complexité (v. + loin) du 3e méthode :

$$T(1)=1$$
 et

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

Exemple1:

la séquence A:

Meilleure somme de la 1e moitié = 6 (A1..A3)

celle de la 2e moitié = 8 (A6..A7).

- Meilleure somme de la 1e moitié qui inclut le dernier élément de cette moitié est 4 (A1..A4);
- Pour l'autre moitié, ce sera 7 (A5..A7)

On fait la somme des deux :

In the la meilleure somme: 4+7=11 (A1..A7).

• Exemple 2:

la séquence précédente (tableau B):

- La meilleure somme de la 1^e moitié = 11 (B[2]) et celle de la 2^e moitié = 13 (B[4]).
- La meilleure somme de la 1^e moitié <u>qui inclut</u> le dernier élément de cette moitié est 7 (B2..B3)

et pour l'autre moitié, c'est 13 (B4).

leur somme = 7+13=20 (B2...B4)

la meilleure somme = 20 (B2..B4).

• Exemple 3:

nombre impaire de données (C): $\frac{1}{2} \frac{2}{3} \frac{4}{4} \frac{1}{5} \frac{5}{6} \frac{6}{7} \stackrel{\text{== indices}}{1}$ 4 -3 5 -2 -1 2 -6<== élés.

- La meilleure somme de la 1^e moitié = 6 (C1..C3)
 - et celle de la 2^e moitié = 2 (C6).
- La meilleure somme de la 1^e moitié qui inclut le dernier élément de cette moitié est 4 (C1..C4)

et pour l'autre moitié, c'est 1 (C5..C6).

Leur somme donne 4+1=5 (C1..C6)

la meilleure somme est dans la première moitié =6 (C1..C3).

Et enfin, pour la 4^e solution (le cas linéaire) :

```
def max_sous_sequence(V):
    max_finissant_ici = meilleur_max_jsq_ici = 0
    for x in V:
        max_finissant_ici = max(0, max_finissant_ici + x)
        meilleur_max_jsq_ici = max(meilleur_max_jsq_ici, max_finissant_ici)
    return meilleur_max_jsq_ici
```

Explication : considérons l'indice de chaque élément x dans le vecteur V :

A chaque indice, on calcule le max (somme > 0) du sous-séquence finissant à cet indice.

Cette sous-séquence est soit vide (somme=0) soit contient un élément de plus que la sous-séquence finissant à l'indice précédent.

 \underline{NB} : la version ci-dessus de l'algorithme ne donne pas les indices.

N.B.: L'algorithme ci-dessus ne donne pas les indices.

Pour pallier cet inconvénient (de l'algo. précédent) :

- Modifier l'algorithme pour trouver le début et la fin de la sous-séquence de somme max.
- Pour le début, on doit conserver le dernier indice de la dernière somme négative calculée.

⇒ Du fait de conserver la meilleur somme max jusqu'à la position précédente, on est en présence de la méthode PrD (voir le chapitre 2).

Notes sur les applications de max_sum :

- Le pb. d'appariement de sous-intervalles :
 - → E.g., pour estimer le max de vraisemblance d'un motif dans une image.
 - → En dimension 2, l'intervalle de max_sum est un estimateur du MLE de certains motifs dans les images numériques.
- Utilisation en méthodes de segmentation dans l'analyse des séquences de protéine (et l'ADN).
- → On y utilise (également) min_sum pour supprimer des séquences alignées de Protéine (source : plusieurs papiers recherche en bio-info).

XX- Propriétés des limites de fonctions

• On peut calculer le taux relatif de croissance de 2 fonctions \mathbf{f} et \mathbf{g} en calculant $\lim_{n\to\infty} \frac{f(N)}{g(N)}$

Si f et g admettent des limites, on a alors les propriétés suivantes :

- Si $\lim_{n\to\infty}\frac{\mathrm{f}}{\mathrm{g}}=c>0$, f et g sont du même ordre, f=O(g) et g=O(f) --> f= $\Theta(g)$.
- Si $\lim_{n\to\infty}\frac{f}{g}=0$, alors f=o(g) et f est d'ordre inférieur à g.
- Si $\lim_{n \to \infty} \frac{f}{g} = +\infty$, f est d'ordre supérieur à g.

On note $f = \Omega(g)$ qui est équivalent à g = o(f)

4

- On pourra (également) utiliser la règle de l'"Hôpital":
 - Si f et g sont définies sur [a,b[, dérivables en a telles que $f(a)=g(a) \neq 0$

Alors
$$\lim_{n\to\infty} \frac{f(N)}{g(N)} = \lim_{n\to\infty} \frac{f'(N)}{g'(N)}$$
 si la limite existe.

Plus précisément, si g'(N) ≠0 Alors

Si
$$\lim_a f(N) = \lim_a g(N) = 0$$
 et $\lim_{n \to \infty} \frac{f'(N)}{g'(N)} = L$ Alors $\lim_{n \to \infty} \frac{f(N)}{g(N)} = L$

Si
$$\lim_{\alpha} f(N) = \lim_{\alpha} g(N) = +\inf \inf \det \lim_{n \to \infty} \frac{f'(N)}{g'(N)} = L \text{ Alors } \lim_{n \to \infty} \frac{f(N)}{g(N)} = L$$

Utilisation des limites

On peut utiliser les propriétés des limites pour trouver une idée de la complexité (lorsqu'elle est difficile à trouver).

XX.1- Exemple trivial d'utilisation des limites

- On a vu : pour a > 0, $a^n \in o(n!)$ car avec les propriétés des limites : $\lim_{n \to \infty} \frac{a^n}{n!} = 0$ --> a^n est d'ordre inférieur à n!
- On peut montrer que $\log n \in o(n)$:

$$\lim \frac{\log x}{x} = \lim \frac{\frac{d(\log x)}{dx}}{\frac{dx}{dx}} = \lim \frac{\frac{1}{x \log 2}}{1} = \lim \frac{1}{(x \log 2)} = \lim \frac{1}{x} = 0$$

XX.2- Application : approximation de la complexité par programme

 On utilise la règle "limite" pour calculer la complexité empirique par programme.

Pour montrer qu'un algorithme est O(g(N)), on calcule les valeurs de T(N)/f(N) pour un intervalle de N habituellement espacé par un **facteur de 2**, puis on étudie la limite de T(N)/g(N).

Rappel des règles de la limite :

- Si $\lim_{n\to\infty}\frac{\mathrm{f}}{\mathrm{g}}=c>0$, f et g sont du même ordre, f=O(g) et g=O(f) --> f= $\Theta(g)$.
- Si $\lim_{n\to\infty}\frac{\mathrm{f}}{\mathrm{g}}$ = 0, alors f = o(g) et f est d'ordre inférieur à g.
- Si $\lim_{n\to\infty}\frac{\mathrm{f}}{\mathrm{g}}=+_\infty$, f est d'ordre supérieur à g.

On note $f = \Omega(g)$ qui est équivalent à g = o(f)

- Dans la méthode utilisée, f(N) = T(N) = le temps empirique observé.
- On calcule également différentes fonc. de complexité g(N) (e.g. $\log N$, N^2 , N^3 ...)
- Calculer ensuite f(N)/g(N) et observez sa limite (empirique)
 - ightarrow Si la limite converge vers une cste > 0 alors g est une estimation de la complexité Θ
 - \rightarrow Si f(N) est surestimée, les valeurs convergent vers 0, c-à-d. f=o(g).
 - \rightarrow Si f(N) est sous estimée, les valeurs divergent (tendent vers l'infini) : g=o(f)
- Le taux de convergence / divergence signale aussi le degré de justesse de T(n).

XX.3- Exemple 1

1- Montrer que la probabilité pour que deux entiers distincts et aléatoires I, $J \le N$ soient premiers entre eux approche $6/\Pi^2 = 0.608$ (pour N grand).

2- Estimer la complexité de la solution.

On propose l'algorithme (simplifié) suivant :

La complexité: 2 Boucles (O(N²) et la complexité de pgcd est O(log N)

```
--> N^2 \log N --> O(N^2 \log (N))
```

XX.3.1- Estimation empirique de la complexité de l'exemple

Le tableau obtenu sur une machine Centrino 1,6 avec 512Mo de mémoire

Taille	Ln	Ln * Ln	N	N In	N+N Ln	N * N	N * N * N
50	0,0000702961	0,0000179692	0,0000055000	0,0000014059	0,0000011197	0,0000001100	0,0000000022
75	0,0001528667	0,0000354064	0,0000088000	0,0000020382	0,0000016549	0,0000001173	0,0000000016
112	0,0003401506	0,0000720887	0,0000143304	0,0000030371	0,0000025060	0,0000001279	0,000000011
168	0,0008050408	0,0001571129	0,0000245536	0,0000047919	0,0000040094	0,0000001462	0,0000000009
252	0,0016952926	0,0003065945	0,0000371984	0,0000067274	0,0000056970	0,0000001476	0,0000000006
378	0,0175406665	0,0029555146	0,0002754021	0,0000464039	0,0000397125	0,0000007286	0,0000000019
567	0,0194570992	0,0030687692	0,0002175750	0,0000343159	0,0000296409	0,0000003837	0,0000000007
8500	0,7441067491	0,0822415378	0,0007920641	0,0000875420	0,0000788294	0,0000000932	0,0000000000
1275	0,0227007100	0,0031746130	0,0001273145	0,0000178045	0,0000156201	0,0000000999	0,0000000001
1912	0,0419171490	0,0055476013	0,0001656496	0,0000219232	0,0000193608	0,0000000866	0,0000000000
2868	0,0851187651	0,0106914718	0,0002362838	0,0000296788	0,0000263669	0,0000000824	0,0000000000
4302	0,1815649459	0,0217005521	0,0003531204	0,0000422048	0,0000376990	0,0000000821	0,0000000000
6453	0,3971829320	0,0452769414	0,0005399362	0,0000615501	0,0000552517	0,0000000837	0,0000000000
9679	0,8774637252	0,0956080934	0,0008320189	0,0000906564	0,0000817491	0,0000000860	0,0000000000
14518	1,9480021329	0,2032737924	0,0012858511	0,0001341784	0,0001214999	0,0000000886	0,0000000000
21777	4,4913626210	0,4496484276	0,0020600849	0,0002062434	0,0001874746	0,0000000946	0,0000000000

Rappel: la vitesse de la machine n'a pas d'effet car les rapports T(N)/g(N) et les constantes C (de la définition de big-Oh) sont négligées.

Ici, chaque colonne représente T(N) / g(N) et on étudie la limite.

Ici, $N^2 \log(N)$ n'est pas prise en compte, on sera $\Omega(N^2)$.

Deuxième tableau (des écarts types): vers une décision automatique

Taille	Ln	Ln * Ln	N	N In	N+N Ln	N * N	N * N * N
100	0,0002692626	0,0000584696	0,0000124000	0,0000026926	0,0000022122	0,0000001240	0,000000012
200	0,0010877038	0,0002052923	0,0000288150	0,0000054385	0,0000045750	0,000001441	0,000000007
300	0,0186707681	0,0032734012	0,0003549800	0,0000622359	0,0000529522	0,0000011833	0,000000039
400	0,0175603142	0,0029308884	0,0002630300	0,0000439008	0,0000376216	0,0000006576	0,000000016
500	0,0195906159	0,0031523494	0,0002434960	0,0000391812	0,0000337504	0,0000004870	0,000000010
600	0,0209661521	0,0032775336	0,0002235317	0,0000349436	0,0000302195	0,0000003726	0,000000006
700	0,0204386137	0,0031198844	0,0001912786	0,0000291980	0,0000253313	0,0000002733	0,000000004
800	0,0231905766	0,0034692481	0,0001937750	0,0000289882	0,0000252160	0,0000002422	0,000000003
1000	0,0255741544	0,0037022380	0,0001766600	0,0000255742	0,0000223401	0,0000001767	0,000000002
1200	0,0304775258	0,0042986171	0,0001800733	0,0000253979	0,0000222585	0,0000001501	0,000000001
1500	0,0377177202	0,0051574707	0,0001838920	0,0000251451	0,0000221204	0,0000001226	0,000000001
2000	0,0513148277	0,0067511493	0,0001950195	0,0000256574	0,0000226743	0,0000000975	0,000000000
2500	0,0671867215	0,0085872094	0,0002102688	0,0000268747	0,0000238291	0,0000000841	0,000000000
3500	0,1237624829	0,0151660077	0,0002885617	0,0000353607	0,0000315006	0,0000000824	0,000000000
6500	0,4037839057	0,0459913735	0,0005453914	0,0000621206	0,0000557685	0,0000000839	0,000000000
10000	0,9451901502	0,1026227167	0,0008705523	0,0000945190	0,0000852618	0,0000000871	0,000000000
15000	2,0837667777	0,2167022598	0,0013358064	0,0001389178	0,0001258318	0,0000000891	0,000000000
25000	5,7303253575	0,5658669007	0,0023211556	0,0002292130	0,0002086126	0,0000000928	0,000000000
45000	18,5556198471	1,7318365074	0,0044180592	0,0004123471	0,0003771471	0,0000000982	0,000000000
90000	76,7338421380	6,7265750823	0,0097260699	0,0008525982	0,0007838822	0,0000001081	0,000000000
150000	213,5554605627	17,9181458481	0,0169682493	0,0014237031	0,0013134956	0,0000001131	0,0000000000

colonne N*N représente le minimum d'écart type par rapport aux autres.

--> A titre d'indication, une fois ces valeurs harmonisées (toute valeur multipliée par \frac{1}{min} où min est le minimum ≠ 0 de la colonne), les écarts types seront :
\frac{30749140888}{4628790867}, 103855, 15560, 19636}, \frac{9}{2}, \frac{1361751}{2}
\text{avec la valeur 9 pour la colonne N*N d'où O(N²).}

XX.4- Exemple 2

Tableau Tri Bulle (Bubble-Sort) de complexité O(N²). Colonne N² quasi cste.

aille	Ln (N)	Ln^2(N)	N	N. Ln (N)	N+N.Ln(N)	N^2	N^2.Ln(N)	N_3	2^N
20	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000
26	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000
33	0.0000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000
42	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000
54	0.0000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000
70	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000		0.000000000000	0.00000000000
91		0.049145232966			0.001994064805			0.000001327015	
118				0.000000000000			0.000000000000		
153						0.000000000000			
198		0.035758002186	0.005050505051	0.000955039717	0.000803163260		0.000004823433		
257		0.0000000000000				0.000000000000			
334						0.000017928215			
434	The state of the s		0.004608294931		0.000651529184		0.000001748413		
564				0.000839637472			0.000001488719		
733		0.091906841160			0.000718299495		0.000001128485		
952			0.005252100840			0.000005516913			
1237		0.138065078507	0.005658852061		0.000696864827				
1608		0.238510468478	0.008084577114	0.001095063628	0.000964430591		0.000000681010		0.00000000000
2090						0.000004578650			
2717							0.000000565337		
3532		0.794094528354	0.015005662514	0.001836763928	0.001636454208			0.000000001203	
1 10000000	. 10.199418624677					0.000004080223			
3.000000000	3 16.447808935155	STATE OF THE STATE				0.000004014934			
1 () () ()	3 26.237986797065			0.003382055529	0.003042371667	0.000003904526		0.000000000503	
770 TO 10 TO	173.449822979231					0.000015721597			
100000000000000000000000000000000000000	70.350259876718								
776 100 100 100 100 100 100 100 100 100 10	3 114.024794809692								
200 000 000 000	207.379336672363			0.009360385316			0.000000422495		0.00000000000
700000000000000000000000000000000000000	. 310.571546092015			0.010783359817		0.000003844496			
75.200 (3.200)	637.575253131689					0.000004789459			0.000000000000
1707000000	3 702.129568954109								
170,000,000									49 0.0000000000000
									32 0.000000000000
75.55	2 2352.94658187906					96 0.0000023828			22 0.000000000000
\$50,000 at 150,000	. 3559.01896570715 5407.66455115230					323 0.0000021810 101 0.0000020043			16 0.0000000000000 11 0.0000000000000
#477767A									08 0.0000000000000
20.000000000000000000000000000000000000									005 0.0000000000000
100000000000000000000000000000000000000									0004 0.000000000000000
TO THE RESERVE TO THE									0003 0.00000000000000
	47661.9544666433								0002 0.00000000000000
									0002 0.0000000000000
0/220/	70030.3132313207	/2 3010.10304336	00000 1.20010008	7,550 0,00010411	0.00210200	0.0000136	1043 0.0000010	1000 0.00000000	0.000000000000

Tableau de Merge_sort : O(N.log N) : Colonne N.log N quasi constante.

Taille	Ln (N)	Ln^2(N)	N	N.Ln(N)	N+N.Ln(N)	N^2	N^2.Ln(N)	N_3	2^N
20	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000
26		0.000000000000		0.000000000000	0.000000000000		0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000
33	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.00000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000
42		0.000000000000		0.0000000000000	0.0000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.0000000000000
54 70		0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.0000000000000	0.000000000000	0.000000000000
91		0.0000000000000		0.0000000000000	0.0000000000000		0.0000000000000	0.0000000000000	0.000000000000
118				0.001776385768	0.001468556475	0.000071818443			0.000000000000
153	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000
198	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000
257			0.003891050584	0.000701206926	0.000594137331		0,000002728432		0.000000000000
334	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000	0.000000000000
434	0.164662056138	0.027113592731	0.002304147465	0.000379405659	0.000325764592	0.000005309096	0.000000874207	0.000000012233	0.0000000000000
564 733	0.157851844720 0.151580705534	0.024917204881	0.001773049645 0.001364256480	0.000279879157 0.000206794960	0.000241722772 0.000179574874	0.000003143705 0.000001861196	0.000000496240 0.000000282121	0.000000005574	0.000000000000
952	0.145803093639	0.021258542115	0.001364236480	0.000206794960	0.000179374674	0.000001103383	0.000000160877	0.0000000001159	0.000000000000
1237	0.280881346079	0.039447165288		0.000133154510	0.000199104236		0.000000183562		0.000000000000
1608	0.406352841781	0.055040877341		0.000252706991		0.000001160244		0.000000000722	And the second s
2090	0.523223309431	0.068440657883	0.001913875598	0.000250346081	0.000221387328	0.000000915730	0.000000119783	0.000000000438	0.000000000000
2717	0.505862720699	0.063974273048	0.001472211999	0.000186184292	0.000165281815	0.000000541852	0.000000068526	0.000000000199	0.000000000000
3532	0.734428323702	0.089897493776	0.001698754247	0.000207935539	0.000185258967	0.000000480961	0.000000058872		0.000000000000
4591		0.098458218222		0.000180828847	0.000161656703	0.000000332111	0.000000039388		0.000000000000
5968	1.150196429032	0.132295182536	0.001675603217	0.000192727284	0.000172846537	0.000000280765	0.000000032293	0.000000000047	0,000000000000
7758 10085	1.451463099412 1.952530840292	0.162057317612 0.211798704572	0.001675689611 0.001784828954	0.000187092434 0.000193607421	0.000168301411 0.000174661230	0.000000215995 0.000000176979	0.000000024116 0.000000019198	0.0000000000028 0.0000000000018	0.000000000000
13110		0.244738573945		0.000193007421	0.000174661236		0.000000013198		0.000000000000
17043		0.294936493245		0.000170334337			0.000000009894		0.000000000000
22155	3.697848412953						0.000000007534	0.000000000003	0.000000000000
28801	4.674642274198	0.455255841494	0.001666608798	0.000162308332	0.000147904183	0.000000057866	0.000000005636	0.000000000002	0.000000000000
37441	5.792685499111	0.550085332649	0.001629229989	0.000154715032	0.000141297162	0.000000043515	0.000000004132	0.000000000001	0.000000000000
48673	- 10 TO TO THE RESIDENCE OF THE PARTY OF THE	0.712530429948	0.001705257535	0.000157998382	0.000144600604		THE RESERVE OF THE PARTY OF THE		0.000000000000
63274	9.497767308103	0.859119846084	0.001659449379	0.000150105372	0.000137653899		0.000000002372	0.000000000000	0.000000000000
		1.116421007656		0.000153608211	0.000141137575		0.000000001867	0.000000000000	0.000000000000
100 (100 (100 (100 (100 (100 (100 (100	15.889535400806 149.379660482026	1.372159430725	0.001720719710	0.000148594765 0.001074588777	0.000136782732 0.000990913105	0.000000016092 0.000000091544		0.000000000000	0.000000000000
100 (100 (100 (100 (100 (100 (100 (100	25, 279497580931	2.088408490014		0.000139886769		0.000000091344		0.000000000000	0.00000000000
	31.939751148044	2.582652413668		0.000135955489			0.000000000579		0.0000000000000
500000000000000000000000000000000000000	117.503627658629				0.000356516541				
397027	52,669303708961	4.085501551085	0.001710211144	0.000132659249	0.000123109757	0.000000004308	0.000000000334	0.000000000000	0.000000000000
516135	85.144402683852	6.472829739634	0.002169974910	0.000164965373			0.000000000320	0.000000000000	0.000000000000
100 A	86.162643502352			0.000128414089		0.000000002568			0.000000000000
(1) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (1)	183,494946159270				0.000196034370		0.000000000241		0.000000000000
7.7.00 (100 (100 (100 (100 (100 (100 (100 (147.046006845825			0.000129676261			0.000000000114		
270 UK 100 MARINE	179.884236229371 324.970165644709		The second secon	Section 1992 Annual Contract C		0.000000001176 0.000000001280			
19103/0	324,9/0103044/09	ZZ.404498/30Z38	0.0024330/3340	0.0001093/3899	0.00013801142/	0.000000001280	0.0000000000088	0.00000000000000	0.000000000000

Amélioration:

dans les tables ci-dessus, on peut utiliser les propriétés des limites

--> (f' et g' à la place de f et g).

Ce qui permet d'aller plus loin dans les fonction polynomiales envisagées

- --> P. ex, n^4 à la place de n^3 .
- --> On sera quand même limité!

XXI- Outils de calcul de la complexité

XXI.1- Introduction : Équation de récurrence

- Analyse de la complexité des fonctions non récursives est relativement simple.
 - → cf. les règles simples de calcul vues plus haut.
- Cette analyse (& la preuve) devient plus simple avec les fonctions récursives.

Une définition nécessaire : on appelle une récurrence la forme :

$$a_0t_n + a_1t_{n-1} + ... + a_kt_{n-k} + c = 0$$
 où c, k, a; sont des constantes

= l'équation de récurrence linéaire et homogène à coefficients constants.

Par exemple, dans le schéma récursif de la factorielle :

```
def factorielle(n) :
  if (n==1) : return 1
  return n*factorielle(n-1)
```

L'équation de récurrence sera (on regarde le cas de récurrence) :

$$t_n - t_{n-1} - 1 = 0 < --> T(n) = T(n-1) + 1$$

On retrouve:

$$a_0t_n + a_1t_{n-1} + ... + a_kt_{n-k} + c = 0$$
 où c, k, a_i sont des constantes

- Le but sera d'exprimer T(n) sous forme de récurrence.
- Puis de résoudre cette équation.

XXI.2- Propriétés des solutions à l'équation de récurrence

- Pour "résoudre" une récurrence, on cherche une forme fermée (ou close).
 - \rightarrow Une forme fermée pour T(n) est une équation pour T(n) sans utiliser T.
- Par exemple, pour la spécification :

$$T(n) = T(n-1) + 1$$

$$T(1)=1$$

 \rightarrow une forme fermée finale obtenue est T(n)=n.

Pour arriver à cette résolution :

Il faut (au moins) une condition initiale pour trouver une telle solution.

Remarque : si absence de condition initiale, on aura une famille de formes closes.

- → Peu exploitable, voire non-exploitable.
- → Avec une condition initiale, <u>une seule</u> de ces formes satisfait la récurrence.

Pour l'exemple factoriel, selon la condition initiale :

$$\rightarrow$$
 T(n)=T(n-1)+1 av

avec
$$T(1)=0$$
 donne $T(n)=n-1$

$$\rightarrow$$
 T(n)=T(n-1)+1

avec
$$T(1)=1$$

donne
$$T(n)=n$$

$$\rightarrow$$
 T(n)=T(n-1)+1

avec
$$T(1)=2$$

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

Résultats obtenus par substitution; voir pages suivantes.

XXII- Calcul de la complexité

Il existe plusieurs méthodes et techniques pour "résoudre" une récurrence.

I) Pour les cas simples :

- A partir de la définition même de la fonction (voir TD)
- En posant l'équation de récurrence T(N), procéder à une :
 - Substitution ascendante
 - Substitution descendante
 - Observation

Puis faire une hypothèse et la vérifier.

--> Vérifier avec une preuve simple pour les schémas non complexes

II) Pour les cas moins simples, utiliser :

- Équation caractéristique
- Méthodes ad-hoc (Boîte à outils)
- Théorème ou Méthode Principale (ou MM: master method).

XXII.1- Exemples de calcul de complexité

XXII.1.1- Calcul à partir des ordres de croissances $(0,\Omega,\Theta)$

Vérifier les complexités suivantes :

- $f(n) = 3n^2 100n + 6 = O(n^2)$ car pour c = 3, $3n^2 > f(n)$
- $f(n) = 3n^2 100n + 6 = O(n^3)$ car pour c = 1, $n^3 > f(n)$ quand n > 3;
- f (n) = $3n^2 100n + 6 \neq O(n)$ car pour tout c > 0, cn < f(n) quand n > (c + 100)/3, puisque $n > (c + 100)/3 \Rightarrow 3n > c + 100 \Rightarrow 3n^2 > cn + 100n > cn + 100n - 6$ $\Rightarrow 3n^2 - 100n + 6 = f(n) > cn$;

- $f(n) = 3n^2 100n + 6 = \Omega(n^2)$, car pour c = 2, $2n^2 < f(n)$ quand n > 100;
- $f(n) = 3n^2 100n + 6 \neq \Omega(n^3)$, car pour tout c > 0, $f(n) < c \cdot n^3$ quand n > 3/c + 3;
- $f(n) = 3n^2 100n + 6 = \Omega(n)$, car pour tout c > 0, $f(n) < 3n^2 + 6n^2 = 9n^2$ qui est < cn3 pour n > max(9/c, 1);
- $f(n) = 3n^2 100n + 6 = \Theta(n^2)$, car les deux O and Ω s'appliquent;
- $f(n) = 3n^2 100n + 6 \neq \Theta(n^3)$, car seulement O s'applique;
- $f(n) = 3n^2 100n + 6 \neq \Theta(n)$, car seulement Ω s'applique.

• $2^{n+1} = O(2^n)$? --> Oui

On sait que f(n) = O(g(n)) ssi il existe les constantes a, c telles que pour n tendant vers l'infini, $f(n) \le c \cdot g(n)$.

--> Ce qui est le cas ici car $2^{n+1} = 2 \cdot 2^n$ et $2 \cdot 2^n \le c \cdot 2^n$ pour tout $c \ge 2$.

• $2^{n+1} = \Omega(2^n)$? --> Oui

Selon la définition, $f(n) = \Omega(g(n))$ ssi il existe la constante c > 0 telle que pour n tendant vers l'infini, $f(n) \ge c \cdot g(n)$.

Ici, cette condition est satisfaite pour tout $0 < c \le 2$.

--> Ayant les conditions Big-Oh et Ω , on a $2^{n+1} = \Theta(2^n)$.

• $(x + y)^2 = O(x^2 + y^2)$? --> oui

Il nous faut trouver la constante c telle que $(x + y)^2 \le c(x^2 + y^2)$ pour x,y à grande valeur.

Si on développe : $(x + y)^2 = x^2 + y^2 + 2xy$.

Sans le terme 2xy, on aurait satisfaction pour c > 1.

--> On a donc besoin de lier $2xy à x^2 + y^2$.

Pour $x \le y$, $2xy \le 2y^2 \le 2(x^2 + y^2)$.

Pour $x \ge y$, $2xy \le 2x^2 \le 2(x^2 + y^2)$.

--> Dans les 2 cas, on a $2xy \le 2(x^2 + y^2)$.

Ce qui veut dire que $(x + y)^2 \le 3(x^2 + y^2)$.

Autres:

$$O(f(n)) \cdot O(g(n)) \rightarrow O(f(n) \cdot g(n))$$

$$\Omega(f(n)) \cdot \Omega(g(n)) \rightarrow \Omega(f(n) \cdot g(n))$$

$$\Theta(f(n)) \cdot \Theta(g(n)) \rightarrow \Theta(f(n) \cdot g(n))$$

XXIII- Cas simples : proposer et vérifier

Pour calculer la complexité dans les cas simples à partir l'équation de réc. T(N), on peut faire une substitution ascendante ou descendante.

Substitution ascendante:

```
Exemple factorielle où T(n)=T(n-1)+1 (avec T(1)=1) \rightarrow T(1)=1 supposons cette valeur arbitraire! \rightarrow T(2)=T(1)+1=1+1=2 .... \rightarrow T(n-1)= ... n-1 \rightarrow T(n)=T(n-1)+1 ....= (n-1)+1=n --> Semble être O(N)
```

La forme fermée pour la Factorielle sera T(n)=n.

Exemple chiffré:

pour N=5 et la condition initiale T(1)=1

$$\rightarrow$$
 T(1)=1

$$\rightarrow$$
 T(2) = T(1) + 1 = 1+1 = 2

....

$$\rightarrow$$
 T(5) = T(4)+1 = 4+1=5

- --> Cela suffit comme vérification
- --> On peut au besoin faire une preuve par Induction

Substitution descendante:

$$T(n) = T(n-1) + 1$$

$$= [T(n-2)+1]+1$$

$$= [[T(n-3)+1]+1]+1$$
...
$$= [...[[T(n-(n-1))+1]+1]....+1]+1 \qquad avec (n-1) fois '1'$$

$$= T(n-(n-1))+ (n-1) = = n$$

$$\rightarrow La forme fermée pour la Factorielle sera $T(n)=n$.$$

Exemple chiffré: pour N=5 et condition initiale T(1)=1

$$\rightarrow$$
 T(5) = T(4)+1 = (T(3)+1)+1 = ... = (T(1)+1)+1...+1=1+1+1+1+1=5 \rightarrow O(N)

• La vérification des résultats pour ces cas simples peut être triviale.

Rappel : ces techniques basiques sont utilisées pour les cas simples.

Mais elles ne donnent pas de résultat pour tous les cas moins simples.

Exemple : pour

$$Fib(n) = Fib(n-1) + Fib(n-2)$$
 et

$$Fib(1..2) = 1.$$

Les recettes pour les cas simples ne fonctionnent pas.

- Mais dans tous les cas, il faudra apporter la preuve de nos calculs.
 - --> La preuve de la solution proposée nous dira si la solution est juste.

XXIV- Preuve

On peut systématiser une preuve de l'hypothèse (une vérif.) de la complexité.

Comme toute preuve, celle de la complexité calculée peut être faite par différentes méthodes :

- intuitivement (cas simples), par l'absurde, directe, indirecte, ...
- "réécriture" (algébriquement),
- induction mathématique, etc...

XXIV.1- Exemple de preuve : Hanoi

Action hanoi(entier n, Dep, Aux, Arr): Si (n =< 0) rien Sinon hanoi(n-1, Dep, Arr, Aux) déplacer le disque sur Dep vers Arr hanoi(n-1, Aux, Dep, Arr)

- T(n)=2.T(n-1)+1 = 2.(2.T(n-2)+1)+1 = 2.(2.(2.T(n-3)+1)+1)+1 == $2^k T(n-k) + 2^{k-1} + 2^{k-2} + ... + 2^0$ substitutions ascendantes
- Hypothèse: on a la forme close $T(n)=2^n-1$ avec T(1)=1 (et t(0)=0): ok?

```
      Vérification
      T(n)=2.T(n-1)+1
      posons
      S(n)=T(n)+1

      S(n)=T(n)+1=[2.T(n-1)+1]+1=2[T(n-1)+1]
      et donc
      S(n)=2.S(n-1), n>0

      On voit clairement que S(n)=2^n
      d'où
      T(n)=2^n-1.
```

XXIV.2- Exemple de preuve : recherche Dichotomique

MI-ECL-2A-20-21

Renvoie -1 si $X \notin T$, sinon renvoie l'indice I tel que T[I]=X

```
fonction Recherche_binaire(indice Inf, indice Sup, val X, tableau T) =
Si (Inf > Sup) Alors -1  // par convention, '-1' vaut X ∉ T
milieu = (Inf+Sup)/2
Si (X=T[milieu]) Alors milieu
Sinon Si (X < T[milieu]) Alors Recherche_binaire(Inf, milieu-1, X, T)
Sinon Recherche_binaire(milieu+1, Sup, X, T)
```

```
• On a (hyp. n=2^k) T(1)=1 , T(2)=T(1)+1=2, T(4)=T(2)+1=3 , ... , T(8)=T(4)+1=4, ... T(n)=T(n/2)+1
• On "devine" T(n)=lg(n)+1 pour n=2^k
```

Est-ce vrai?

• Vérification intuitive : si l'hypothèse lg(n) est fondée, on aura
T(n) =T(n/2)+1 = [lg(n/2)+1]+1=[lg(n)-lg(2)+1]+1=lg(n)+1 ← Yes!

XXIV.3- Preuve par Induction

XXIV.3.1- Introduction à l'induction XXIV.3.1.a- Exemple 1

Montrer que $\sum_{i=1}^{n} i = n(n+1)/2 \quad \forall n > 0$

Cas de base: n=1 --> OK

<u>Hypothèse</u>: $\sum_{i=1}^{n} i = n(n+1)/2 \forall n > 0$

<u>Induction</u>: à partir du cas de base et l'hypothèse, peut on prouver que :

$$\sum_{i=1}^{n+1} i = (n+1)(n+2)/2 \ \forall n > 0 ?$$

Preuve:
$$\sum_{i=1}^{n+1} i = (n+1) + \sum_{i=1}^{n} i = (n+1)+[n.(n+1)]/2$$

= $[2(n+1) + n(n+1)]/2 = (n+1)(n+2)/2$ factorisation par (n+1) CQFD

XXIV.3.1.b- Exemple 2

Montrez que $\sum_{i=1}^{n} i \cdot i! = (n+1)! - 1, \ \forall n > 0$ <u>Cas de base</u>: on a pour n=1: $\sum_{i=1}^{1} i \cdot i! = (1+1)! - 1 = 1$ <u>Hypothèse</u>: cas général $\sum_{i=1}^{n} i \cdot i! = (n+1)! - 1 \forall n > 0$ <u>Induction</u>: peut on prouver que $\sum_{i=1}^{n+1} i \cdot i! = (n+2)! - 1$, $\forall n > 0$ On a: $\sum_{i=1}^{n+1} i \cdot i! = (n+1) \cdot (n+1)! \cdot \sum_{i=1}^{n} i \cdot i!$ Donc $\sum_{i=1}^{n+1} i \cdot i! = (n+1) \cdot (n+1)! \cdot (n+1)! - 1$ $= (n+1)! \cdot ((n+1) + 1) - 1$ $= (n+1)! \cdot (n+2) - 1$ = (n+2)! - 1 CQFD

XXIV.4- Utilisation dans la complexité

XXIV.4.1- Exemple 1

- A partir de l'équation de récurrence
- Exemple (on notera T(n) par t_n):

```
def fact(n) :
  if (n == 0) : return 1
  return n * fact(n - 1)
```

Si t_n = nombre de multiplications nécessaires pour un n donné (= nbr d'appels),

```
Alors on a t_n = t_{n-1} + 1
```

 t_{n-1} est la valeur de t dans les appels récursifs et t le coût de la multiplication

```
\Rightarrow t_n = t_{n-1} + 1 est l'équation de récurrence recherchée.
```

La condition initiale (nécessaire à la résolution) est ici $t_0 = 0$

Suite: Factorielle

```
def fact(n):

if (n == 0): return 1

return n * fact(n - 1)
```

On décide t₀=1 mais t₀=0 ne modifiera pas la complexité (linéaire) de "fact".

 \rightarrow cette constante sera négligeable devant la limite de n.

On peut alors calculer t_n pour différentes valeurs de n (par une subs. desc.) :

$$t_1 = t_{1-1} + 1 = t_0 + 1 = 1,$$

 $t_2 = t_{2-1} + 1 = t_1 + 1 = 2,$

On constate (hypothèse):

 $t_n = \dots = n$ appelée solution de l'équation de récurrence

Maintenant, prouvons que t_n=n est bien une solution (?)

Vérification par Induction :

Base de l'induction: $t_0=0$

Hypothèse d'induction : supposons avoir t_n=n

Étape d'induction: démontrer, par induction que : $t_{n+1} = n+1$

Facile!: il existe plusieurs autres "preuves" triviales

selon l'équation
$$t_n = t_{n-1} + 1 \rightarrow T_{(n+1)} = T_{(n+1)-1} + 1 = T_n + 1$$

CQFD!

Rappel: une induction ne peut pas <u>trouver</u> une solution mais permet de <u>vérifier</u> si une solution proposée en est une.

Notons cependant que l'induction constructive peut aider à trouver une solution.

XXIV.4.2- Exemple 2

```
t_n = t_{n/2} + 1 pour n > 1, n=2^k (une puissance de 2) t_1 = 1
```

Quelques valeurs de t_n :

$$t_1 = 1$$
 $t_2 = t_{2/2} + 1 = t_1 + 1 = 2$ $t_4 = t_{4/2} + 1 = t_2 + 1 = 3$ $t_{16} = 5$...

On propose une solution (constatée, flairée!) : $t_n = log n + 1$.

Vérifions :

Base: $t_1 = 1$

Hypothèse: $t_n = log n + 1$

Étape d'induction : $t_{2n} = log(2n) + 1$? si $n = 2^k$: la prochaine val. pour n est 2n

- --> De l'algorithme lui-même, on a : $t_{2n} = t_{(2n)/2} + 1 = t_n + 1$
- --> et de l'hypothèse, on a : $t_n = log(n) + 1$

D'où $t_{2n} = t_{n+1} = \log(n) + 1 + 1 = \log(n) + \log(2) + 1 = \log(2n) + 1$ CQFD

XXIV.4.3- Exemple 3 (à démontrer)

Soit la récurrence :

$$t_n = 7t_{n/2}$$
 pour n > 1, *n* une puissance de 2 $t_1 = 1$

Quelques valeurs de t_n :

$$t_1 = 1$$
 $t_2 = 7t_{2/2} = 7t_1 = 7$ $t_4 = 7t_{4/2} = 7t_2 = 7^2$ $t_{16} = 7^4$...

On constate une solution:

$$t_n = 7^{\log n}$$
 à démontrer par l'induction Math.

Remarque: on sait $7^{\log n} = n^{\log 7}$ $--> t_n = n^{\log 7} \simeq n^{2.81}$

XXIV.5- Vers des outils plus puissants

Les outils élémentaires utilisés jusqu'ici ne suffisent pas parfois.

XXIV.5.1- Exemple 1 (cas défavorable)

$$t_n = 2t_{n/2} + n - 1$$
 pour n > 1, *n* une puissance de 2 $t_1 = 0$

On a quelques valeurs de t_n :

$$t_1 = 0$$
 $t_2 = 2t_{2/2} + 2 - 1 = 2t_1 + 1 = 1$ $t_4 = 2t_{4/2} + n - 1 = 2 + 4 - 1 = 5$ $t_8 = 17$ $t_{16} = 49$...

Il n'y a pas de solution candidate comme dans les exemples précédents.

--> L'induction ne nous servira pas dans ce cas puisque l'induction sert à vérifier si une solution candidate est juste.

NB: la complexité de cet exemple sera $t_n = n$. $log(n) - (n-1) = n \cdot log(n) - n+1$ (voir + loin)

XXIV.5.2- Exemple 2 (cas défavorable) : Fib

Rappel Fib:
$$t_n = t_{n-1} + t_{n-2}$$

 $t_0 = 0$
 $t_1 = 1$

On peut écrire la première équation par :

$$t_n - t_{n-1} - t_{n-2} = 0$$

- → On est vite bloqué dans l'approche par équation de récurrence!
- → Au mieux, une forme exponentielle se dégage (si on fait des substitutions).
- \rightarrow On peut faire mieux,

La suite Fibonacci est définie par une équation linéaire homogène.

Comment résoudre ce type d'équation?

→ On va le voir après quelques exemples introductifs simples.

XXV- Résolution de l'équation caractéristique

Supposons l'équation suivante (l'exemple Fib est traité à la suite) :

$$t_n - 5t_{n-1} + 6t_{n-2} = 0$$
 pour n>1

$$t_0 = 0$$

$$t_1 = 1$$

Si l'on note

$$t_n = r^n$$

On aura alors

$$t_n - 5t_{n-1} + 6t_{n-2} = r^n - 5r^{n-1} + 6r^{n-2}$$

Dans ce cas, $\mathbf{t}_n = \mathbf{r}^n$ est une solution à cette récurrence si \mathbf{r} est la racine de l'équation

$$r^{n} - 5r^{n-1} + 6r^{n-2} = 0$$

Résolution:

On a
$$r^n - 5r^{n-1} + 6r^{n-2} = r^{n-2}(r^2 - 5r + 6)$$

les racines : r=0 et celles de $r^2 - 5r + 6 = 0$

qui sont obtenues par $r^2 - 5r + 6 = (r-3)(r-2) = 0$

Les racines de l'équation : r=0, r=3 et r=2

C'est à dire:

 $t_n=0$, $t_n=3^n$ et $t_n=2^n$ sont tous trois solutions à l'équation Réc.

On note:

Si 0, 3ⁿ et 2ⁿ sont des solutions,

Alors toute solution de la forme générale (= une combinaison linéaire des tn):

$$t_n = c_1 3^n + c_2 2^n$$

(c_1 et c_2 sont des constantes arbitraires)

Est aussi une solution (voir le théorème-1 suivant).

N.B.: On peut démontrer que ce sont <u>les seules</u> solutions.

- On a une infinité de solutions (suivant c1 et c2) mais laquelle choisir?
 - --> Ce choix est déterminé par les conditions initiales :

$$t_0=0$$
 $t_1=1$. D'où $t_0=c_1 \ 3^0+c_2 \ 2^0=0$

$$t_1 = c_1 3^1 + c_2 2^1 = 1$$

L'ensemble se simplifie par : $c_1 + c_2 = 0$

$$3 c_1 + 2 c_2 = 1$$

On obtient:

$$c_1 = 1$$
 et $c_2 = -1$

La solution à l'équation de récurrence sera :

$$t_n = 1 (3^n) - 1 (2^n) = 3^n - 2^n$$

N.B.: avec les conditions initiales $t_0=1$ et $t_1=2$, on aurait la solution $t_n=2^n$

Cela veut dire que la récurrence représente une classe de fonctions.

NB: l'équation (r^2 - 5r + 6 = 0) est appelée **l'équation caractéristique** de la récurrence.

Cette équation est définie comme suit

XXV.1- Théorème 1

Théorème 1 (preuve dans le support "long" du cours):

- L'équation caractéristique de l'équation de récurrence linéaire et homogène à

coefficients constants $a_0t_n + a_1t_{n-1} + ... + a_kt_{n-k} = 0$

est définie par : $a_0 r^k + a_1 r^{k-1} + ... + a_k r^0 = 0$

avec k racines distinctes $r_1, r_2 \dots r_k$

- L'unique solution à la récurrence sera alors (ci constantes arbitraires):

$$t_n = c_1 r_1^n + c_2 r_2^n + ... + c_k r_k^n$$

Par exemple:

L'équation caractéristique pour $5t_n - 7t_{n-1} + 6t_{n-2} = 0$

est $5r^2 - 7r + 6 = 0$ avec un ordre k=2.

XXV.1.1- Exemple 1

Résoudre l'équation de récurrence :

$$t_n - 3t_{n-1} - 4t_{n-2} = 0$$
 pour n>1
 $t_0 = 0$
 $t_1 = 1$

L'équation caractéristique $r^2 - 3r - 4 = 0 = (r - 4)(r + 1)$

D'où

$$r = 4$$
 et $r = -1$

 \rightarrow N.B.: la racine r=0 n'apporte aucune information.

La solution générale: $t_n = c_1 4^n + c_2 (-1)^n$

Trouver les constantes c1 et c2 en utilisant les conditions initiales :

--> D'où
$$c_1 = 1/5$$
 et $c_2 = -1/5$

On obtient la solution finale

$$t_n = 1/5 4^n - 1/5 (-1)^n$$

XXV.1.2- Exemple 2 : une autre définition de Fib

Nous avons vu plus haut une autre définition récursive pour Fib :

$$fib(2n) = fib(n)^2 + 2fib(n).fib(n-1)$$
 pour tout entier n pair $fib(2n+1) = fib(n)^2 + fib(n+1)^2$ pour tout entier n impair

Pour Simplifier, on considère le premier cas. Il est représentatif.

Le 2^e cas a un terme supplémentaire.

$$T_{2n} = \frac{(T_n)^2}{2} + 2T_n \cdot T_{n-1}$$

 \rightarrow Hyp: le coût de $(T_n)^2$ est simplement le coût de $T_n + X$ (X disparaîtra!)

$$T_{2n} = \frac{T_{n+} \times + 2T_{n}.T_{n-1}}{T_{n-1}}$$

$$D'où \rightarrow r^{2n} = r^{n} + X + 2r^{n} r^{n-1}$$

$$\rightarrow$$
 rⁿ . rⁿ = rⁿ + X + 2rⁿ rⁿ⁻¹

$$\rightarrow r^{n} \cdot r^{n} - r^{n} - X - 2r^{n} r^{n-1} = 0$$

$$\rightarrow r^{n} (r^{n} - X/r^{n} - 2r^{n-1}) = 0$$

$$\rightarrow$$
 r = 0 est une racine et on a :

$$|r^n - X/r^n - 2 r^{n-1} = 0|$$
:

$$\rightarrow r^{n-1}(r - X/r^{2n-1} - 2) = 0$$

 \rightarrow r = O(on le sait déjà), la quantité X/ r^{2n-1} est <u>négligeable</u>

$$\rightarrow$$
 r - 2 = 0

$$\rightarrow$$
 r = 2

Pour CETTE VERSION de Fib, on a une complexité $O(2^N)$.

Comparer r=2 à 3/2 < r < 5/3 de ci-dessus.

XXVI- Cas de racines multiples : théorème-2

 Le théorème-1 ci-dessus indique que les k racines de l'équation caractéristique sont distinctes.

Comment utiliser ce théorème dans le cas d'une équation caractéristique

de la forme $(r-1)(r-2)^3 = 0$

C-à-d. le terme (r-2) est à la puissance 3?

- Dans ce cas, la racine r=2 est appelée la racine de multiplicité 3 de l'équation.
- Le théorème suivant permet alors à une racine d'avoir une multiplicité.

XXVI.1- Théorème 2

Si r est une racine de multiplicité m de l'équation caractéristique.

Alors:

$$t_n = r^n$$
, $t_n = n r^n$, $t_n = n^2 r^n$, $t_n = n^3 r^n$, ..., $t_n = n^{m-1} r^n$

sont toutes des solutions à la récurrence.

C'est-à-dire, pour chacune de ces solutions, un terme est inclus dans la solution générale de la récurrence.

XXVI.1.1- Exemple 1

Soit la récurrence :

$$t_n - 7 t_{n-1} + 15 t_{n-2} - 9 t_{n-3} = 0$$
 pour n>2

$$t_0 = 0$$

$$t_1 = 1$$

$$t_2 = 2$$

• L'équation caractéristique $r^3 - 7 r^2 + 15r - 9 = 0$

$$\rightarrow$$
 r³ - 7 r² + 15r - 9

$$= (r-1)(r-3)^2 = 0$$

où la racine 3 est de multiplicité 2.

4

→ La solution générale sera alors :

$$t_n = c_1 1^n + c_2 3^n + c_3 n 3^n$$

On introduit les termes 3ⁿ et n 3ⁿ car la racine 3 est de multiplicité 2.

Les conditions initiales (à l'aide de t_0 , t_1 et t_2) donnent

$$c_1 = -1$$

$$c_2 = 1$$

$$c_1 = -1$$
, $c_2 = 1$ et $c_3 = -1/3$

d'où:

$$t_n = (-1) 1^n + (1) 3^n + (-1/3) n 3^n$$

= -1 + 3n - n3ⁿ⁻¹

XXVI.1.2- Exemple 2

Soit la récurrence :

$$t_n - 5 t_{n-1} + 7 t_{n-2} - 3 t_{n-3} = 0$$
 pour n>2
 $t_0 = 0$
 $t_1 = 2$
 $t_2 = 3$

On obtient l'équation caractéristique

$$r^3 - 5 r^2 + 7r - 3 = (r-3)(r-1)^2 = 0$$

- → La racine 1 est de multiplicité 2.
- \rightarrow La solution générale sera alors: $t_n = c_1 3^n + c_2 1^n + c_3 n 1^n$
 - \rightarrow Conditions initiales: $c_1 = 0$, $c_2 = 1$ et $c_3 = 1$

$$\rightarrow \qquad t_n = 0 \ 3^n + 1 \ 1^n + 1 \ n \ 1^n$$

$$= 1 + n$$

XXVII- Récurrence linéaire non homogène

Le cas où le terme à droite de l'équation n'est pas = 0 mais f(n).

Une récurrence de le forme

$$a_0 t_n + a_1 t_{n-1} + ... + a_k t_{n-k} = f(n) \neq 0$$

où ai sont des constantes et f(n) une fonction non nulle appelée une

équation de récurrence linéaire non Homogène à coefficient constant.

Il n'y a pas de méthode générale connue pour résoudre cette équation.

Par contre, on propose une solution pour une forme particulière où :

$$a_0t_n + a_1 t_{n-1} + ... + a_k t_{n-k} = b^n p(n)$$

Deux exemples:

$$t_n - 3t_{n-1} = 4^n$$

$$t_n - 3t_{n-1} = 4^n (8n+7)$$

XXVII.1- Théorème 3

Une équation de récurrence linéaire non Homogène à coefficient constant de la forme

$$a_0t_n + a_1 t_{n-1} + ... + a_k t_{n-k} = b^n p(n)$$

peut être transformée en

$$(a_0r^k + a_1r^{k-1} + ... + a_k) (r-b)^{d+1} = 0$$

où $d = \text{le degré de } p(n) \text{ et } P(n) \text{ est un polynôme en } IN \rightarrow IR$

 \rightarrow N.B.: noter l'origine de k (en rouge), b sera une <u>nouvelle</u> racine.

Résolution : cette équation est alors composée de 2 parties :

- 1- <u>l'équation caractéristique</u> pour la partie homogène (premier terme à gauche)
- 2- un terme obtenu de la partie non homogène de la récurrence.
- ⇒ S'il y a plus d'un terme de la forme bⁿ p(n) à droite, chacun contribuera à un terme de l'équation caractéristique.

XXVII.1.1- Exemple 1

Soit

$$t_n - 3 t_{n-1} = 4^n (2n+1)$$
 pour n>1

$$t_0 = 0$$

$$t_1 = 12$$

Démarche :

1- On obtient l'équation caractéristique pour la partie homogène

$$t_n - 3 t_{n-1} = 0 \rightarrow r^1 - 3 = 0$$

2- On obtient de la partie non homogène de la forme bⁿ P(n):

$$4^{n}$$
 (2n¹+1) où $b = 4$ et $d = 1$ (degré de p(n))

Le terme de la partie non homogène sera : $(r - b)^{d+1} = (r - 4)^{1+1}$

3- On applique le théorème 3 pour obtenir une équation caractéristique :

L'équation caractéristique sera $(r-3)(r-4)^2$

- 4- La résolution de l'équation $(r 3) (r 4)^2 = 0$ donne les racines r=3 et r=4 r=4 est de multiplicité 2
- 5- Par le théorème 2 : $t_n = c_1 3^n + c_2 4^n + c_3 n4^n$.

- 6- Calcul des constantes : ici, on n'a que deux cas basiques (to et t1)
- \rightarrow Mais on peut calculer t_2 par $t_2 3 t_1 = 4^2 (2 * 2 + 1)$ Sachant $t_1 = 12$, on obtient $t_2 = 116$.
 - → La forme générale se la solution sera : $t_n = 20(3^n) 20(4^n) + 8 n 4^n$.

XXVII.1.2- Exemple 2

Soit la récurrence

$$t_n = 3 t_{n-1} + 2^n$$

$$t_0 = 1$$

Rappel:

Une équation de récurrence linéaire non Homogène à coefficient constant de la forme

$$a_0t_n + a_1 t_{n-1} + ... + a_k t_{n-k} = b^n p(n)$$

peut être transformée en

$$(a_0r^k + a_1r^{k-1} + ... + a_k) (r-b)^{d+1} = 0$$

où $d = \text{le degré de } p(n) \text{ et } P(n) \text{ est un polynôme en } IN \rightarrow IR$

- → la racine de la partie homogène est r=3
- \rightarrow la partie droite est de la forme $(r-2)^{0+1}$ et p(n)=1 d'où le degré d = 0.

La complexité sera de la forme $T(n)=c1 3^n + c2 2^n$

Et les calculs donneront c1=3 et c2=-2

$$c1=3 et c2 = -2$$

$$T(n)=3.3^n-2.2^n$$

Remarque:

Si l'équation de récurrence (non homogène) est de la forme

$$a_0t_n + a_1 t_{n-1} + ... + a_k t_{n-k} = Cste$$
 (une constante)

Alors Cste représente P(n) et non bⁿ

Car si P(n) est constante, alors n=0.

Dans le cas contraire, on introduirait une racine supplémentaire r=b

→ incohérent!

Pour un exemple de ce cas : voir les tours de Hanoï.

XXVII.1.3- Exercice 1

Soit la somme
$$f(n) = \sum_{j=0}^{n} j^3 = 1^3 + 2^3 + 3^3 + \ldots + n^3$$

dont l'équation de récurrence est donnée par :

$$t_0=0$$
, $t_1=1$, $t_2=9$, $t_3=36$, $t_4=100$
 $t_n=t_{n-1}+n^3$

On est dans le cas d'une équation de récurrence non homogène car $t_n - t_{n-1} = n^3$

(I) Calculer les détails cette complexité.

Indication:

le résultat devrait être $t_n = c_1 + c_2 n + c_3 n^2 + c_4 n^3 + c_5 n^4$

(II) Calculer les coefficients et en déduire une relation entre les fonctions f(n) des deux exemples précédents.

XXVII.1.4- Exercice 2

Calculer la complexité de

$$t_n = 7 t_{n-1} - 10 t_{n-2} + (2n+5) 3^n$$

et déduire qu'elle est $\Theta(5^n)$.

Indication:

dans la partie non homogène, on a $b^n = 3^n$ et p(n)=2n+5 d'où la partie homogène sera multipliée par $(r-3)^{1+1}$.

XXVIII- Boite à outils (Cook Book)

La généralisation de certains de ces calculs a donné lieu à une boite à outils.

Il s'agit d'une méthode dite "principale" ($main\ method$) qui permet de calculer (rapidement) une complexité Θ (Théta).

--> Le calcul de O(.) est également possible.

Elles peuvent remplacer le calcul dans le cas d'équation non-homogènes.

XXVIII.1- Méthode principale (MM) et la famille Thêta

- Cook-Book des cas fréquents calculés par différentes techniques.
- Utilisé (souvent) pour trouver la complexité Θ (mais aussi O et Ω)
- Permet d'éviter des calculs détaillés et donne directement la solution.
- Le Cook-Book s'applique bien aux algorithmes de type "diviser pour régner"
 Rappel : <u>découpent</u> en sous-problèmes, <u>résolvent</u> ces sous-roblèmes de taille n/b puis <u>combinent</u> ces réponses en un temps O(n^d).
- Pour a,b,d > 0, leur temps d'exécution T(n) peut s'écrire :

$$T(n) = aT(n/b) + O(n^d)$$

- --> "n/b" : $\lceil n/2 \rceil$ et $\lfloor n/2 \rfloor$ (par excès /défaut pour équilibrer le découpage).
- Le "Théorème Maître" (MM) permet de déterminer la complexité de la plupart des algorithmes de type "diviser pour régner".

- Le but (de MM): résoudre la récurrence de la forme générique :
- \circ T(n) = a T(n/b) + cn^k avec n>1, n=b^m (n est une puissance de b, m>=0)
- T(1) = d (condition initiale)
- b >= 2, k >= 0 sont des constantes entières,
- \circ a > 0, c > 0, d >= 0 des constantes

Suivant l'algo. étudié, on pioche dans le cook-book et on choisit un des cas :

```
I T(n) = \Theta(n^k) si a < b^k

II T(n) = \Theta(n^k \cdot lg(n)) si a = b^k

III T(n) = \Theta(n^{lg_b(a)}) si a > b^k
```

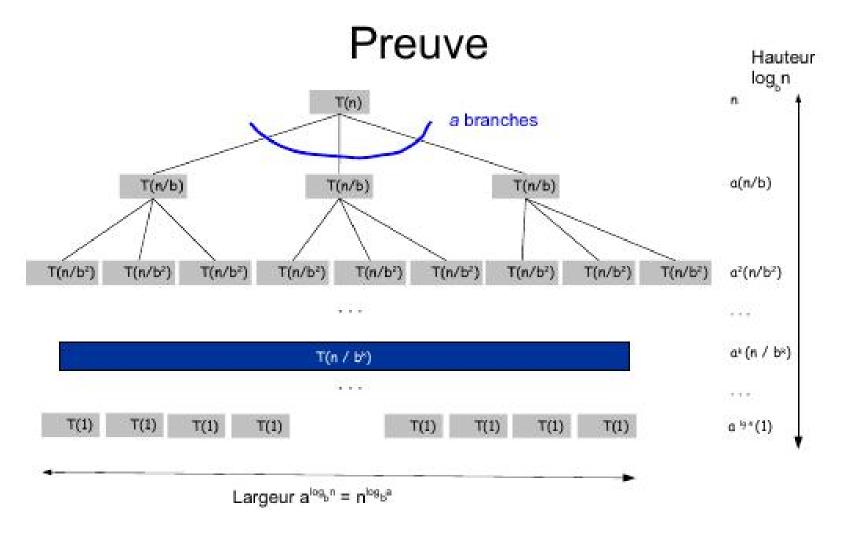
- → Remarque : fournit une complexité Theta
- → Pour big-Oh / Ω , remplacer "T(n)=" par "T(n) <=" ou "T(n) ≥"

XXVIII.1.1- Exemples

Il suffit d'identifier simplement chaque cas de figure.

- $T(n) = 16 T(n/4) + 5n^3$
- a=16, b=4, k=3 et 16 < 4^3 donc cas (I): $T(n) = \Theta(n^k)$ si a < b^k
- $T(n) = \Theta(n^k) = \Theta(n^3)$
- T(n) = 2 T(n/2) + n
- \circ a=2, b=2, k=1 et 2=2¹ donc cas (II) : $T(n) = \Theta(n^k, \lg(n))$ si a = b^k
- $\qquad \qquad \mathsf{T}(\mathsf{n}) = \Theta(\mathsf{n}^{\mathsf{k}} \, . \, \mathsf{lg}(\mathsf{n})) = \Theta(\mathsf{n}^{\mathsf{1}} \, . \, \mathsf{lg}(\mathsf{n}))$
- T(n) = 8 T(n/2) + n
- o a=8, b=2, k=1 et 8 > 2^1 donc cas (III) : $T(n) = \Theta(n^{lg_b(a)})$ si a > b^k
- $\qquad \qquad \mathsf{T}(\mathsf{n}) = \Theta(\mathsf{n}^{\mathsf{l}\mathsf{g}_{\mathsf{b}}}(\mathsf{a})) = \Theta(\mathsf{n}^{\mathsf{l}\mathsf{g}(8)}) = \Theta(\mathsf{n}^3)$

XXVIII.2- Illustration de MM



Le niveau k est composé de a^k sous-problèmes, chacun de taille n/b^k

XXVIII.3- Méthode principale généralisée (MMG)

- Pour résoudre la récurrence : si on a les conditions suivantes
- \circ T(n) = a T(n/b) + f(n) avec n>1, n=b^m (n est une puissance de b)
- \circ T(1) = d (cond. initiale)
- \circ b >= 2 une constante entière et a > 0, d >= 0 des constantes

Suivant l'algorithme que l'on étudie, on choisit un des cas :

```
I') T(n) = \Theta(f(n)), si f(n) = \Omega(n \log_b (a + \epsilon)) et a.f(n/b) \leftarrow cf(n) pour c \leftarrow 1 este et n \rightarrow \infty

II') T(n) = \Theta(n \log_b (a) \cdot \log(n)) , si f(n) = \Theta(n \log_b (a))

III') T(n) = \Theta(n \log_b (a)) , si f(n) = O(n \log_b (a - \epsilon)) \log_b \cdot \log_b = 0 en base b
```

Avec $\varepsilon > 0$, $|g_b|$ est important car le paramètre b est présent dans T(n)

Rappel:

```
I') T(n) = \Theta(f(n)), si f(n) = \Omega(nlg_b (a+\epsilon)) et a.f(n/b) \leftarrow cf(n) pour c \leftarrow 1 este et n \rightarrow \infty

II') T(n) = \Theta(nlg_b (a). lg(n)) , si f(n) = \Theta(nlg_b (a))

III') T(n) = \Theta(nlg_b (a)) , si f(n) = O(nlg_b (a-\epsilon)) lg_b : log en base b
```

Avec $\varepsilon > 0$, \lg_b est important car le paramètre b est présent dans T(n)

• Le cas (I') peut être ré-écrite en $n^{lg_b(a+\epsilon)} = O(f(n))$.

Car si
$$f(n)=\Omega(g(n)) \rightarrow g(n)=O(f(n))$$

Ce cas (I') est souvent ignoré à cause de sa condition complexe!

XXVIII.3.1- Exemples

A partir de la récurrence T(n), identifier f(n) et extraire la complexité.

•
$$T(n) = 2 T(n/2) + n$$

Nous avons : a = 2, b=2, f(n) = n, $lg_b(a) = lg(2)$

→ cas (II'):
$$f(n) = n = n^1 = \Theta(n^{|g_b(a)})$$

II')
$$\to$$
 T(n) = $\Theta(n^{\lg_b(a)})$. $\lg(n)$ = $\Theta(n^{\lg(2)})$. $\lg(n)$ = $\Theta(n \cdot \lg(n))$

•
$$T(n) = 8 T(n/2) + n$$

On a
$$a = 8$$
, $b = 2$, $f(n) = n$, $lg_b(a) = lg(8) = 3$ et $2=2^1$

$$\rightarrow$$
 cas (III') : f(n) = n = $O(n^{3-1})$ avec $\varepsilon = 1$

III')
$$\rightarrow$$
 T(n) = $\Theta(n^{lg_b(a)})$ = $\Theta(n^{lg(8)})$ = $\Theta(n^3)$

Remarques:

- Les 3 cas de MM (I,II,III) sont des cas particuliers de MMG (I',II', III').
- P. ex. : Si $T(n) = a T(n/b) + cn^k$ satisfait la condition de (II) : $a=b^k$

Alors on peut écrire (en utilisant le cas II'):

$$a=b^{k}$$

$$lg_b(a) = lg_b(b^{k}) = k$$

$$\rightarrow f(n) = cn^{k} = cn^{lg_b(a)} \in \Theta(n^{lg_b(a)})$$

cf. la condition du cas général (II')

XXVIII.4- Exemples de calcul et Master Theorem

Les algorithmes comparés ci-dessous sont développés ensuite.

Rappels Pour $T(n) = aT(n/b) + O(n^d)$, le terme général est :

```
\begin{split} & I \qquad T(n) = \Theta(n^k) \qquad \qquad \text{si } k > \log_b a \qquad (\text{\'etait} \equiv a < b^k) \\ & II \qquad T(n) = \Theta(n^k \cdot \lg(n)) \qquad \text{si } k = \log_b a \qquad (\text{\'etait} \equiv a = b^k) \\ & III \qquad T(n) = \Theta(n^{\lg_b b} \cdot a) \qquad \text{si } k < \log_b a \qquad (\text{\'etait} \equiv a > b^k) \end{split}
```

- Algorithme **mult**: T(n) = 4T(n/2) + O(n)a=4, b=2, k=1 et donc $1<2=\log_2 4 \rightarrow O(n^{\log 4})=O(n^2)$
- Algorithme mult2: T(n) = 3T(n/2) + O(n)a=3, b=2, k=1 et donc $1<1,58 \approx log_2 3 \rightarrow O(n^{log 4}) = O(n^{1,58})$
- Algorithme Merge-sort: T(n) = 2T(n/2) + O(n)a=2, b=2, k=1 et donc $1=1=log_2$ $2 \rightarrow O(n log n)$

XXVIII.4.1- Algorithme mult

```
def mult(x,y): # x et y sur n chiffres / bits

si n = 1:

renvoyer x * y

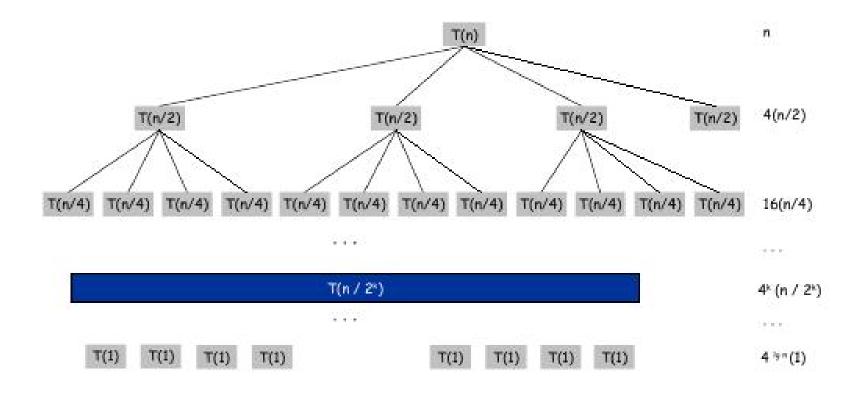
partitionner x en a,b et y en c,d

renvoyer mult(a,c)*2<sup>n</sup> + (mult(a,d)+ mult(b,c))*2<sup>n/2</sup> + mult(b,d)
```

Ex. décimal:

La complexité de mult :

L'arbre des appels récursifs de mult :



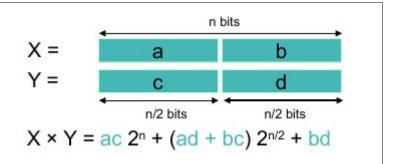
A chaque niveau k de l'arbre, il y a 4^k nœuds.

La complexité de cet algorithme est : T(n) = 4T(n/2) + O(n)

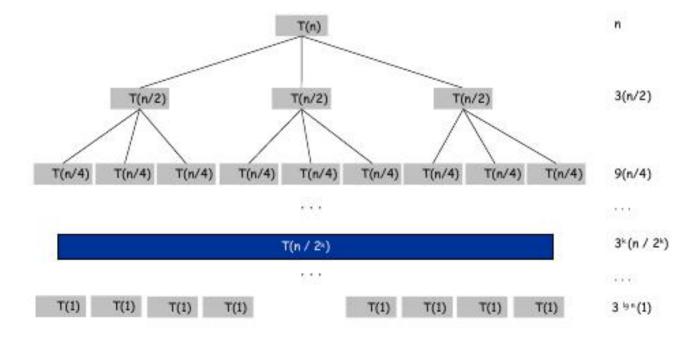
XXVIII.4.2- Mult2: une modification de mult

def mult2(x,y): # deux entiers x et y sur n chiffres/bits
si n = 1 : renvoyer x * y
partitionner x en a,b et y en c,d
P3= mult(a+b,c+d); P4= mult(a,c); P5= mult(b,d)

renvoyer $P4*2^n + (P3-P4-P5)*2^{n/2} + P5$



Avec le dernier terme qui est en fait équivalent de celui de mult, on a :

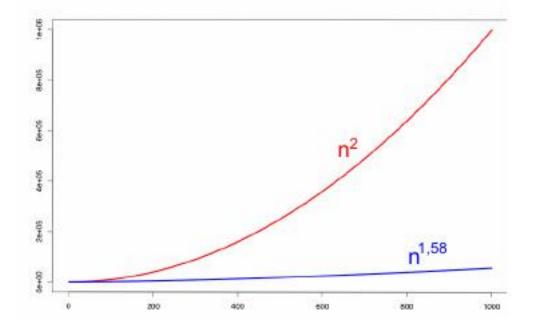


La complexité de mult2 : à l'aide de cet arbre, on obtient:

$$T(n) = \sum_{k=0}^{\log_2 n} n \left(\frac{3}{2}\right)^k = n \frac{\left(\frac{3}{2}\right)^{1 + \log_2 n} - 1}{\frac{3}{2} - 1} = 2 n \left(\left(\frac{3}{2}\right)^{\log_2 n} \frac{3}{2} - 1\right) = 2 n \left(n^{\log_2 \frac{3}{2}} \frac{3}{2} - 1\right) = 3 n^{\log_2 3} - 2 n$$

--> On obtient une complexité : $3n^{\log_2 3}$ -2n \in O($n^{1,58}$) car $\log_2 3$ = 1,58

Le gain est appréciable : on compare mult et mult2 : $O(n^{1,58}) \leftrightarrow O(n^2)$



MI-ECL-2A-20-21

Résumé : principe de Diviser pour Régner :

DIVISER le problème en a sous-pbs de taille n/b

RESOUDRE les sous-problèmes récursivement

FUSIONNER les réponses aux n/b sous-pbs en O(n^k) afin d'obtenir la réponse au problème de départ.

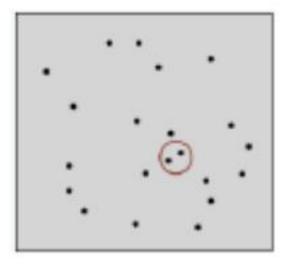
Avec les valeurs des paramètres a, b et k, le théorème maître permet de déterminer "automatiquement" la complexité d'une méthode de type diviser pour régner.

XXVIII.5- Exercice : paire de points les plus proches

Étant donné n points dans un plan, trouver une paire de points les plus proches au sens de la distance euclidienne.

Applications: vision, systèmes d'informations géographiques, contrôle aérien, modélisation moléculaire...

1 - Algorithme naïf : tester toutes les paires de points en $\Theta(n^2)$

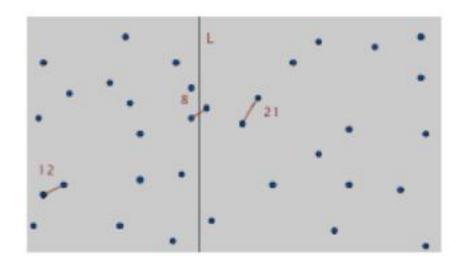


2- Approche Diviser pour régner :

Diviser: tracer une droite verticale L de façon à obtenir n/2 points dans chaque sous-région (médiane); nécessite un tri;

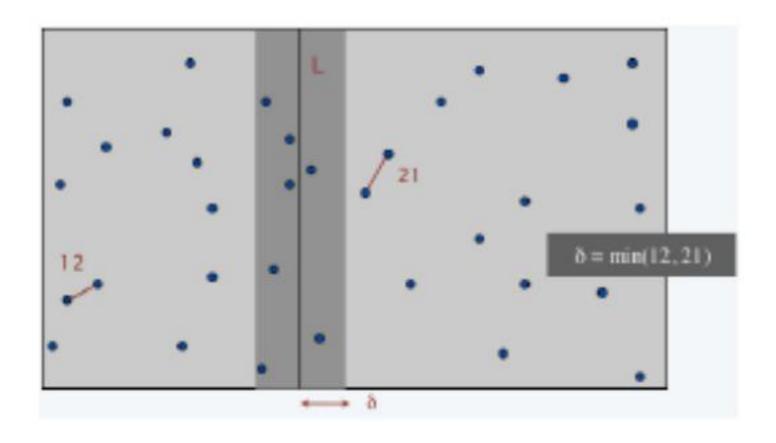
Régner: trouver la paire de points les plus proches dans chaque sous-région trouver la paire de points les plus proches avec un point dans chaque sous-région

Combiner : comparer et renvoyer la meilleure des trois solutions trouvées

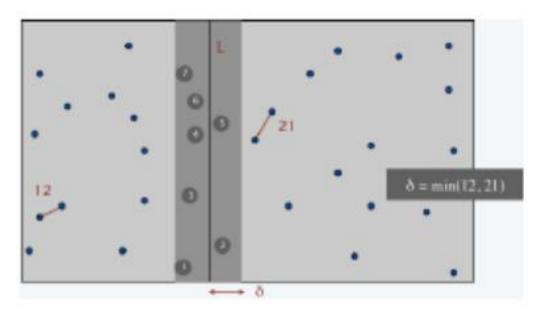


Comment trouver la paire de points les plus proches avec un point dans chaque sous-région ?

Idée : on peut se contenter d'examiner seulement les points de distance $\le \delta$ de la droite L, où δ = min(d_{min} (regG),d_{min}(regD))



Donc, on peut trier les points dans la bande de largeur 2δ selon leurs ordonnées.



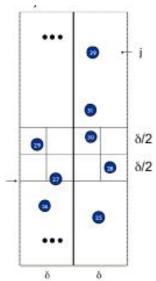
Soit s_i le point de la bande de largeur 2δ de ième plus petite ordonnée

Propriété Si $|i-j| \ge \delta$, alors la distance entre s_i et s_j est $\ge \delta$.

Preuve : 1 seul point dans chaque carré

Deux points séparés par au moins deux bandes

horizontales sont distants d'au moins $2(\delta/2)$



```
PairePlusProche(p_1, ..., p_n):
```

Si n <= 3 alors renvoyer le min(distances) entre les points (∞ si n=1) Sinon calculer la ligne de séparation L

- 1. d_{min} (regG) ← PairePlusProche(points regG)
- 2. d_{min} (regD) ← PairePlusProche(points regD)
- 3. δ = min(d_{min}(regG), d_{min}(regD)) 4. Supprimer dans L tous les points à distance supérieure à δ
- 5. Examiner les points dans l'ordre de leurs ordonnées croissantes et Comparer la distance entre chacun avecles 8 suivants. Si une de ces distances est $\leq \delta$, mettre à jour δ
- 6. Renvoyer(δ)

Étapes 1 et 2 : division de l'ordre 2T(n/2)

Étapes 4,5 et 6: recomposition de l'ordre O(n)

On dispose de deux listes des points triés par ordre d'abscisses croissantes et d'ordonnées croissantes (calculées une fois pour toute en O(n log n))

Calcul de la complexité :

Soit T(n) la fonction complexité (big-oh) de PairePlusProche(p 1,...,pn)

On a:

$$T(1)=O(1)$$

$$T(n) = T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lceil n/2 \rceil) + O(n) = 2 T(n/2) + O(n)$$

La complexité de l'algorithme diviser pour régner pour le calcul d'une paire de points les plus proches est $O(n \log n)$.

A comparer oà $O(n^2)$

N.B.: il existe une solution à cet exercice par l'utilisation des quad-trees.

XXIX- Complexité : complément technique

Ci-dessous, quelques exemples qui montrent différentes autres techniques de réécriture algébriques employées pour le calcul de la complexité.

XXIX.1- Changement de variable (cas homogène)

Nous avions vu un premier exemple de changement de variable : Preuve par induction de la complexité de Hanoi.

D'autres exemples ci-après.

XXIX.1.1- Exemple : Recherche dichotomique

Pour un cas dichotomique tel que:

$$T(n) = T(n/2) + 1$$
 $n>1$ et $n = k^2$
 $T(1) = 1$.

- On pose $n=2^k \to k = \log n$ et donc $T(2^k) = T(2^k/2) + 1 = T(2^{k-1}) + 1$
- Poser ensuite $T(2^k) = t_k$ d'où $t_k = t_{k-1} + 1$

--> On sait résoudre cette équation par le théorème 3 et obtenir

$$t_k = c_1 + c_2 k$$
 et donc $T(2^k) = c_1 + c_2 k$

- Ensuite, on substitue *n* pour 2^k et log(n) pour $k \rightarrow T(n) = c_1 + c_2 log(n)$
- On obtiendra $c_1=c_2=1$ par ailleurs et au final :

$$T(n) = 1 + \log(n)$$

XXIX.1.2- Exemple: Tri Fusion

```
On a T(1)=T(0)=0
T(n) = 2 T(n/2) + n
```

- Soit $n=2^k$ d'où k=log(n)
 - --> On aura $T(2^k) = 2 T(2^k/2) + 2^k$. -> $T(2^k) = 2 T(2^{k-1}) + 2^k$.
- Soit $t_k = T(2^k)$ pour tout entier k.
 - --> D'où l'équation de récurrence $t_k = 2t_{k-1} + 2^k$
 - \rightarrow l'équation caractéristique $r^k = 2 r^{k-1} + 2^k$.
- En accord avec le théorème 3 (non homogène), on aura $(r^k 2 r^{k-1})(r-2)=0$.
 - \rightarrow qui donne (r-2)(r-2): une racine double r=2.
- La forme générale de la solution tk= c₀+ c₁ 2^k+ c₂ k 2^k.
 - \rightarrow Et donc t_n = c1 n + c2 n log(n).
- Les calculs des coefficients donnent c1=0 et c2=1/2.
 - \rightarrow D'où t(n) = 1/2 n log(n) = O(n. log(n))

N.B.: une autre technique ad-hoc pour ce même exemple :

On peut utiliser une soustraction pour aboutir aux mêmes résultats :

On avait (de la solution précédente) :

(1)
$$t_k = 2t_{k-1} + 2^k$$
.

Et on pose

(2)
$$t_{k-1} = 2t_{k-2} + 2^{k-1}$$
.

On multiplie (2) par 2: (3) $2t_{k-1} = 4t_{k-2} + 2^k$.

(3)
$$2t_{k-1} = 4t_{k-2} + 2^k$$

On soustrait (1) et (3):

$$t_{k} = 4t_{k-1} - 4t_{k-2}$$
.

$$\rightarrow$$
 $r^{k} - 4 r^{k-1} + 4 r^{k-2} = 0$

$$\rightarrow$$
 $r^{k-2} (r^2 - 4r + 4)=0 \rightarrow (r^2 - 4r + 4) = (r-2)(r-2).$

Les racines : r=0, r=2 (racine double)

et la forme générale : $t_k = cO + c1 \ 2^k + c2 \ k \ 2^k$.

Le reste est identique à la solution précédente.

XXIX.2- Changement de variable dans une cas non homogène

La récurrence de la forme

$$t_n = a t_{n/b} + f(n)$$

est résolu pour obtenir T(n) en posant

$$S(n) = T(b^k)$$
 et donc

$$s_k = t_b{}^k = a t_b{}^k/_b + f(b^k) = a t_b{}^{k-1} + f(b^k) = a s_{k-1} + f(b^k).$$

Ce qui nous ramène aux cas précédents.

Exemple: 72.

XXIX.2.1- Exemple

Soit $t_n = 3 t_{n/2} + n lg(n)$ pour n>1 et $t_1 = 2$

On pose
$$S(n) = T(2^k)$$

On pose
$$S(n) = T(2^k)$$
 avec $n=2^k \rightarrow k=lg(n)$ et donc

$$s_k = t_2^k = 3 t_2^{k/2} + 2^k \cdot \lg(2^k) = 3 t_2^{k-1} + 2^k \cdot k = 3 s_{k-1} + k \cdot 2^k$$

La résolution de ce cas non homogène donnera :

$$(r-3)(r-2)^{1+1}=0$$
 et donc $s_k = c1 3^k + c2 \cdot 2^k + c3 k \cdot 2^k$.

Pour les conditions initiales sur S:

$$S(0) = T(2^0) = T(1) = 2$$

$$S(1) = T(2^1) = T(2) = 8$$

 $S(1) = T(2^1) = T(2) = 8$ que l'on calcule à l'aide du système initial

$$S(2) = T(2^2) = T(4) = 32$$

On peut maintenant calculer les constantes et obtenir :

$$S(k) = 8.3^{k} - 6.2^{k} - 2.k.2^{k}$$

On s'occupe maintenant de calculer T(n) :

Avec
$$S(n) = T(2^k)$$
 et $k=lg(n)$, on a:

$$T(n) = S(lg(n))$$

$$T(n) = 8. 3^{lg(n)} - 6. 2^{lg(n)} - 2. lg(n). 2^{lg(n)}.$$

N.B.:
$$3^{\lg(n)} = (2^{\lg(3)})^{\lg(n)} = (2^{\lg(n)})^{\lg(3)} = n^{\lg(3)}$$
.

- La forme finale de la complexité sera donc $T(n)=8n^{lg(3)}-6n-2nlg(n)$
- → Sachant que 1 < lg(3) < 2 (car $2^1 < 3 < 2^2$)

 on a une complexité $O(n^2)$ pour $n=2^k$.

MI-ECL-2A-20-21

Une remarque générale:

Une règle appelée la *règle de lissage* permet d'affirmer ceci.

si $T(n) = \Theta(f(n))$ pour **n** une puissance de b >= 2

et si f(n) est nice polynomiale

--> f(n) est dite nice si elle n'est ni exponentielle ni factorielle

alors T(n) est réellement $\Theta(f(n))$ pour toute valeur de n

Dans le cas de l'exemple présent, n > 1.

XXX- Cas particulier : racines imaginaires !

Il arrive (rarement) que l'on ait besoin de racines imaginaires.

XXX.1- Exemple 1

Soit
$$U_n = U_{n-1} - 2 U_{n-2}$$

 $U_0 = ...$

Pas très simple : les racines seront complexes.

On obtient (avec l'aide de Maple): $Un = \left(\frac{U_0}{2} - i\left(\frac{2u_1 - u_0}{2\sqrt{7}}\right)\right)r_1^n + \left(\frac{U_0}{2} + i\left(\frac{2u_1 - u_0}{2\sqrt{7}}\right)\right)r_2^n$

La résolution donnera

$$r_1, r_2 = \frac{1 \pm i\sqrt{7}}{2}$$

XXX.2- Exemple 2

Soit

$$t_n = 2 t_{n-1} - 2 t_{n-2},$$
 $t_0 = 0,$
 $t_1 = 2$

Pour le cas $t_n = 2 t_{n-1} - 2 t_{n-2}$, dont l'équation caractéristique est $r^2 - 2r + 2 = 0$

- \rightarrow les racines seront r=1+i et r=1-i (et r=0 par ailleurs).
- \rightarrow dans ce cas, on aura $T(n) = c1 (1+i)^n + c2 (1-i)^n$.
- On obtient des conditions initiales c1+c2=0 et c1-c2=-2i
 - \rightarrow et donc T(n) = i.[(1-i)ⁿ (1+i)ⁿ]
 - \rightarrow Cette fonction oscille entre $\sqrt{2^n}$ et $-\sqrt{2^n}$ avec une période de 4 ;

en particulier, on a
$$T(4n) = 0$$
 car $(1-i)^4 = (1+i)^4 = -4$

$$(1-i)^4 = (1+i)^4 = -4$$

N.B.: la présence de racine imaginaire laisse supposer un terme (ici la complexité) négatif, mais il se peut que T(n) > 0.

P. Ex. : si les racines d'un équation sont 2, 1+i et 1-i on aura une complexité oscillant autour de $c2^n$ (supposons des conditions initiales ad-hoc) qui sera toujours positif.

XXXI- Compléments

Cette partie contient des complément sur les points abordés dans ce cours.

- Classe NP
- Ex de problèmes indécidables
- Définition Little-oh et little-oméga
- Complexité et vitesse de calcul
- Idée intuitive Big-Oh et big-Oméga
- Sur les algorithmes et les ressources de calcul
- Stratégies et complexité (recherche de "vis")
- Complexité et 'bon' et 'mauvais' algorithme
- Résumé et remarques sur les ordres
- Complexité et stratégies : n-reines
- Complexité et stratégies : table des moyennes
- Complexité et stratégies : : anagramme
- Complexité et stratégies : égalité de 2 tableaux
- Détails algorithme mariage stable
- Algo médiane

- La complexité de Fib est dans un intervalle
- Remarques sur Fib
- Une autre solution (matricielle) à Fib
- Fib et les lapins
- Exercice : coloration de graphes
- Exercice de complexité : Tris, Fib (autres)
- Exemples de complexité (homogène) : Hanoi
- Exemples de complexité (non homogène) : 4 exemples

XXXI.1- Classe d'algorithmes NP

On dit qu'un problème est NP-complet (par exemple, le *TSP*) quand :

- On ne lui connaît pas d'algorithme polynomial (c-à-d.: O(nk), k constante).
- Mais on ne connaît pas <u>non plus</u> la preuve de l'inexistence d'un tel algo.

Exemples NP:

- La méthode RSA et la difficulté de la factorisation des nbrs. entiers
- Autres exemples NP:

Sac à dos, Bin Packing, Flux, Coloration de graphes, etc

Pas de panique : on traitera des cas plus simples (Cavalier, N-reines, SENDMOREY, Dijkstra, MST, ..)

En plus de la classe NP, certains problème sont réputés indécidables

--> (pas d'algorithme du tout!).

XXXI.2- Exemples de problèmes indécidables

1- "The Halting problem": étant donné un programme P et des données D en entrée, existe-t-il un algorithme finissant en un temps fini capable de décider si P termine en un temps fini.

2- Un(e) variant(e) de ce problème :

étant donné un programme P et des données D en entrée, existe-t-il un algorithme finissant en un temps fini capable de décider si P boucle (à l'infini).

3- Carrelage / remplissage de n'importe quelle surface avec un ens. quelconque de petits carreaux (e.g. surface 20×20 cm et petits carreaux de 3×3 cm).

- 4- Un variant : la forme de la surface / petits carreaux est libre!
- 5- Déterminer en un temps fini si l'on peut résoudre une équation "Diophantienne" en un nombre fini d'opérations est indécidable.

Une équation "Diophantienne":

C'est une équation polynomiale avec plusieurs inconnues et à solutions dans / et avec des coefficients dans Z

(dont l'une des plus célèbres est l'identité de *Bezout* ax+by=c, utilisé pour la preuve de l'algorithme d'Euclide).

6- Toute expression en logique des prédicat est-elle démontrable (prouvable) est indécidable.

XXXI.3- Définition du Little-oh (et de little-oméga)

- Dans les déf. de O, Ω et Θ , on a les relations \leq et \geq .
- --> En passant à < et > (stricte), on définit o (little-oh) et ω (little-omeag).
- P. Ex., certains logiciels Temps Réels exigent little-o.

Définition: soit f et g deux fonctions de \mathbb{R} dans \mathbb{R} .

On dit que **f** est d'ordre de **o**(**g**) si l'on peut trouver un réel x_0 et **pour** <u>tout</u> **réel** positif **c** tel que $\forall x \geq x_0 > 0$, $f(x) \leq c$. g(x).

- Ici, la relation se vérifie pour toute constante c.
- La définition de O(.) utilise " $x_0 \ge 1$ " et le terme "il existe un réel positif c > 0" tandis que la définition de (little-oh), on a " $x_0 > 0$ " et "pour tout c".

N.B.: si on a T(N) = o(f(N)), on a T(N) = O(f(N)) mais $T(N) \neq \Theta(N)$.

 \rightarrow En d'autres termes, o(N) = O(N) avec '<' strict.

O(N) peut être $\Theta(N)$ mais pas o(N).

Définition: Si f(n) = o(g(n)) Alors $f(n) \in O(g(n))$ implique $f(n) \in \Omega(g(n))$

C-à-d: f(n) est O(g(n)) mais pas dans $\Omega(g(n))$.

De manière analogue, on définit ω (little-oméga) par rapport à Ω .

Les "littles" apportent une précision accrue :

- Little-oh est <u>Pessimiste</u> mais plus précise que big-oh
- little-oméga (ω) est Optimiste mais plus précise que big-Oméga
 - --> On connaît les limites que l'on n'atteindra pas !

Exemple: $f(n) = 12n^2 + 6n$ est $o(n^3)$ et w(n).

f(n) sera toujours <u>au-dessous</u> n^3 et toujours <u>au-dessus</u> de n, sans jamais être "="

XXXI.4- Remarque sur la Complexité et vitesse de calcul

Un algorithme rapide contient au pire une complexité polynomiale.

Un algorithme lent (qui ne peut pas garantir une réponse rapide) contient un terme qui croît plus rapidement que tout polynôme (de la forme e.g. eL ou).

La notion de rapidité ou lenteur dépend en général du nombre de bits nécessaires pour coder les entrées (dépendance aux structures de données).

On dira qu'un algorithme est traçable (tractable) s'il est rapide (il n'est pas lent).

Un exemple : soit l'algorithme A qui produit, pour une donnée en entrée de taille L, une réponse en au plus 7L³ minutes.

L: longueur d'un tableau (longueur en nombre de bits d'un entier)

Si pour le même pb. , un algo. A' garantie une réponse en au + $0.57L^{23}$ min.

→ Alors A est plus rapide que A'

XXXI.5- Idée intuitive: big-Oh et Oméga

Exemple:

soit à estimer la croissance de la somme

$$f(n) = \sum_{0}^{n} x^{2} = 1^{2} + 2^{2} + 3^{2} + \dots + n^{2}$$
.

1 - On sait que:

$$\sum_{1}^{n-1} x^{2} \leq \int_{1}^{n} x^{2} dx = \left[\frac{x^{3}}{3}\right]_{1}^{n} = \frac{(n^{3}-1)}{3}$$

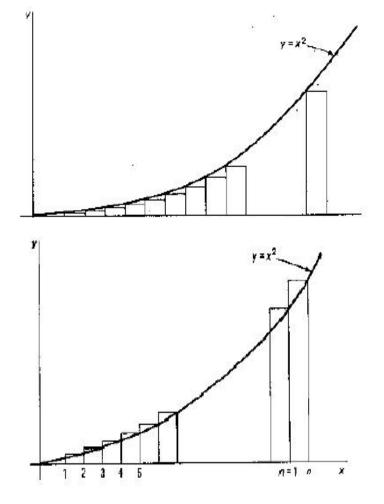
Si on passe de n à n+1 (big-O):

$$f(n) \le \int_1^{n+1} x^2 dx \le \frac{((n+1)^3 - 1)}{3}$$

2- De même (Oméga):

$$f(n) = 1^2 + 2^2 + 3^2 + \dots + n^2 \ge \int_0^n x^2 dx = \frac{n^3}{3}$$

$$d'où \int_1^{n+1} x^2 dx \ge f(n) \ge \int_0^n x^2 dx$$



XXXI.6- Algorithmique et les ressources

Algorithmique: l'étude de la conception et l'analyse des algorithmes.

On a vu : une démarche (méthode) pour aboutir, d'un état donné (initial) à un état final en décrivant les transitions successives d'états (séquentiel vs. Parallèle).

 \rightarrow La question de ressource est prise en compte dans l'algorithmique.

Question de ressources disponibles:

- Calculer sur un ordi., un boulier, une machine "FACIT", ...
- Les ressources en <u>temps</u> de calcul et en <u>espace</u> mémoire?
 - Espace: l'unité bit (ou octet); universellement admise.
 - Temps: une sec. sur un processeur récent n'est pas la même que sur un 6802.
- Les premiers ordinateurs : dans les années 40 (Turing "Bombe" puis "Colossus")
- Les premiers algorithmes: l'antiquité (Euclide, PGCD).



XXXI.7- Complexité : 'bons' et 'mauvais' algorithmes

• Classification grossière:

Algorithmes polynomiaux (de complexité de l'ordre d'un polynôme) et les autres dits exponentiels.

- --> Exemple de complexité polynomiale : log n, n^{0.5}, n log n, n², ...
- --> Exemple de complexité exponentielle : e^n , 2^n , $n^{\log n}$, n!, n^n , ... ($n^{\log n}$ est sous exponentielle)

Un bon algorithme est polynomial.

Ce critère d'efficacité est confirmé par la pratique :

Une exponentielle dépasse tout polynôme pour n assez grand.

Par exemple, 1.1° croit d'abord lentement mais finit par <u>dépasser</u> n¹⁰⁰.

- En pratique, il est rare de trouver / utiliser des algorithmes polynomiaux d'ordre supérieur à $5 ext{ (n}^5)$.
- Les polynômes ont des propriétés de fermeture intéressantes.
 - --> L'addition, la multiplication et la composition des polynômes des polynômes.

On peut construire de grands algos. polynomiaux à partir des petits.

Remarque:

- Une complexité polynomiale d'ordre n est meilleure si pas de terme d'ordre < n

- De même : n^2 est mieux que $n^2 + 15n$ même si les deux sont $O(n^2)$.
- Cette même complexité est encore meilleure si le coefficient de n² diminue :
 - --> n^2 est mieux que $2n^2$ même si les deux sont $O(n^2)$.

XXXI.8- Résumé et remarques sur les ordres

- L'ordre de croissance de $T(N) \le f(N)$ --> T(N) = O(f(N)) big-oh
- L'ordre de croissance de $T(N) \ge f(N)$ $--> T(N) = \Omega(f(N))$ Oméga
- L'ordre de croissance de $T(N) \simeq f(N)$ --> $T(N) = \Theta(f(N))$ théta
- L'ordre de croissance de T(N) < f(N) --> T(N) = o(f(N)) little-oh
 - --> little-oh n'accepte pas l'égalité (=) comme le fait big-oh
- T(N) = O(f(N)): T(N) ne va pas croître à une vitesse plus grande que f(N).
- --> f(N) est une borne supérieur pour / de T(N).
- $T(N) = O(f(N)) \longrightarrow f(N) = \Omega(T(N)) \longrightarrow T(N)$ est une borne inférieure de f(N).

Par exemple, N^3 croît plus vite que N^2 , on peut donc dire que :

$$N^2 = O(N^3)$$
 ou $N^3 = \Omega(N^2)$.

- Avec $f(N)=N^2$ et $g(N)=2.N^2$, les deux croient à la même vitesse,
- \rightarrow donc: f(N) = O(g(N)) et $g(N) = \Omega(f(N))$.

- Quand deux fonctions croissent au même taux, on pourra utiliser ⊕ selon les contextes.
 - --> Par exemple, si $g(N)=2.N^2$, on a $g(N)=O(N^4)=O(N^3)=O(N^2)$.
 - --> Cependant, $O(N^2)$ est la meilleure estimation (la facteur 2 de $2.N^2$ peut dépendre de l'ordinateur).
 - --> Si l'on écrit $g(N) = \Theta(N^2)$, on dira que non seulement $g(N) = O(N^2)$ mais aussi que le résultat est **très proche de l'estimation**.

Notons: avec les catégories de complexité (avec k > j > 2 et b > a > 1): $\Theta(\log n) < \Theta(n) < \Theta(n \log n) < \Theta(n^2) < \Theta(n^j) < \Theta(n^k) < \Theta(a^n) < \Theta(b^n) < \Theta(n!)$

- --> Si une fonction de complexité g(n) est dans une catégorie qui est à gauche (ordre cidessus) de celle contenant f(n), alors g(n) o(f(n)) (strictement inférieur)
- --> On constate que toute complexité logarithmique est meilleure que les polynomiales, et les polynomiales sont meilleures que les exponentielles, et les exponentielles sont éventuellement meilleures que les factorielles.

Par exemple: $\log n < o(n)$, $< n^{10} < o(2^n)$, $< 2^n < o(n!)$

- Pour $c \ge 0$, d > 0, Si $g(n) \in O(f(n))$ et $h(n) \in \Theta(f(n))$ alors $c. g(n) + d. h(n) \in \Theta(f(n))$ (et bien sur O(f(n)))
- $g(n) \in O(f(n))$ \underline{ssi} $f(n) \in \Omega(g(n))$ $g(n) \in \Theta(f(n))$ \underline{ssi} $f(n) \in \Theta(g(n))$.

Autres remarques:

• Si a,b>1, $\log_a n \in \Theta(\log_b n)$

Les complexités logarithmiques sont toutes dans la même catégorie.

Exemple: $\Theta(\log_4 n) = \Theta(\log n)$

--> la relation entre \log_4 (n) et $\log(n)$ est du même ordre (Θ) que $7n^2+5n$ vs. n^2

• De même : si a,b>0, $a^n \in o(b^n)$

Les complexités exponentielles NE sont PAS toutes dans la même catégorie.

Pour tout a>0, aⁿ ∈ o(n!) voir ex. limite (un peu + loin).
 n! est pire que toute fonction de complexité exponentielle.

XXXI.9- Complexité et Stratégies / Heuristiques dans les algorithmes

Rappel : la stratégie, la logique et le contrôle, les structures de données et les heuristiques utilisées peuvent jouer un rôle important dans la complexité.

- Exemple 1 : rechercher un nom dans l'annuaire de 20 millions de références. Une recherche linéaire $\approx 2 \times 10^7$ comparaisons possibles (cas pire). Une recherche dichotomique : $\log (2 \times 10^7) \approx 17$ comparaisons possibles (cas pire).
- Exemple similaire: rechercher un mot dans un dictionnaire?

On développe plusieurs exemples ci-dessous.

XXXI.9.1- Stratégies et complexité (ex. "Vis")

Il y a souvent plusieurs méthodes (algorithmes) pour résoudre un problème.

Dans Logique + Contrôle : plusieurs Contrôles possibles pour une même logique.

Exemple de TRI de S: on peut permuter S jusqu'à tomber juste!!

Un Exemple (trivial):

On a 15 boîtes de vis de différentes longueurs rangées dans un bloc de rangement avec 15 tiroirs.

→ Comment faut-il ranger ces vis afin de les retrouver facilement?

- 1 Naïve: ranger n'importe comment, rechercher de gauche à droite.
- --> En moyenne: 8 (longueurs équiprobables et toutes les vis représentées):
- → La probabilité pour que le Kième tiroir soit le bon, k=1..n est 1/15,
- \rightarrow Pour arriver à l'indice k=1..15, on aura fait les comparaisons :

$$\sum \left(\frac{1}{15} * k\right) = \frac{1}{15} \sum k = \frac{1}{15} * \frac{16*15}{2} = 8$$
 consultations en moyenne.

- 1'-Variante: ranger les vis selon la fréquence des demandes.
 - \rightarrow tjs 8 en moyenne.

2- Naïve 'Las Vegas': Naïve mais plus démocratique

- Recherche aléatoire (au lieu de gauche-droite):
- --> Consulter un tiroir : si <u>non-marqué</u> et c'est le bon alors trouvé, sinon <u>marquer</u> celui-ci et choisir un autre...

L'espérance du nombre de consultations : 8

$$\frac{1}{15} * 1 + \frac{14}{15} * \frac{1}{14} * 2 + \frac{14}{15} * \frac{13}{14} * \frac{1}{13} * 3 + \frac{14}{15} * \frac{13}{14} * \frac{12}{13} * \frac{1}{12} * 4 + \dots$$

$$= \frac{1}{15} * \frac{2}{15} * \frac{3}{15} * \dots * \frac{15}{15} = \frac{1}{15} \sum_{i=8}^{1} i = 8$$

- --> Le nombre de consultations à chaque recherche varie et dépend du choix init.
- --> Ce même calcul peut aussi être fait pour le cas naif.

- 3- Tri: on range les vis selon la longueur de la plus petite à la plus grande.
- On cherche par la méthode Dichotomique.
 - --> Au pire, on fera 4 consultations ($\approx \log_2 15$).
 - --> En moyenne 3,26 comparaisons: supposons trouver à l'indice 15 (cas défavorable)
- trouver en 1e tentative sur le tiroir du milieu (soit T₈): 1/15 T=Tiroir
- en 2^e tentative: ne pas trouver en T_8 et trouver en T_{12} : 14/15 * 1/7 = 2/15
- $\underline{\text{trouver en } 3e}$: ne pas trouver en T_8 $\underline{\text{ni}}$ en T_{12} $\underline{\text{et}}$ trouver en T_{14} :

14/15 * 6/7 * 1/3 = 4/15, .. et enfin, trouver en T₁₅.

La somme:
$$\frac{1}{15} * 1 + \frac{2}{15} * 2 + \frac{4}{15} * 3 + \frac{8}{15} * 4 = \frac{49}{15} = 3,26$$

🖙 On a supposé que la vis recherchée était (sûrement) présente.

Dans le cas contraire : la probabilité 1/15 des cases devient 1/30 (voir + loin)

XXXI.9.2- Complexité et stratégies : le problème de N-reines

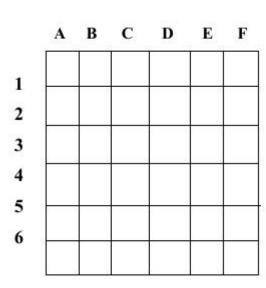
--> Problème général d'affectation sous contraintes.

But : Placer N pions sur un échiquier N x N de sorte que :

C1: 2 pions ne soient pas sur la même colonne

C2: 2 pions ne soient pas sur la même ligne

C3: 2 pions ne soient pas sur la même diagonale.



Idées de la combinatoire (cas pire)

- 1- N variables (pions) et pour chacune, une case $(1..N^2)$ possibles
 - --> N^2 ! possibilités (si l'on ne mettra pas 2 pions dans la même case);
 - --> sinon, il y a (N²)^N possibilités.

- 2- Considérer chaque case de l'échiquier comme une variable (N^2 variables) dont le domaine est {vrai, faux}.
 - ⇒ Une case=vraie si elle contient un pion dans la solution; fausse sinon.
 - \Rightarrow Combinatoire = $(2^N)^2$.
- 3- Associer un pion par ligne (ou colonne).
 - ⇒ N^N possibilités mais plus efficace.

Aperçu de quelques méthodes de résolution de N-reines :

- 1. Naïve: on jette les pions au hasard et on vérifie les contraintes $(O(N^2)^N)$
- 2. Constructive: réserver une colonne par pion (supprime la contrainte C1).
 - Puis, placer un pion sur une ligne et vérifier les contraintes C2 et C3;
 - Utiliser le mécanisme de retour arrière pour les autres tentatives :
 - Pour tout état partiel E ainsi crée :

Si E = état final alors fini

Trouver un nouvel état partiel E = successeur(E) respectant C2 et C3, Recommencer.

- --> Combinatoire: NN possibilités
- 3. Centrée Contraintes: vérifier en permanence la validité d'un ensemble de contraintes --> Complexité théorique: N^N, mais méthode très efficace.

XXXI.9.3- Complexité et stratégies : égalité de 2 tableaux

- Soit 2 tableaux T1 et T2 d'entiers de taille N dont les éléments sont uniques.
 - --> Vérifier que les deux tableaux contiennent les mêmes éléments.

XXXI.9.3.a- Première version (en C++)

- On vérifie que chaque élément de T1 figure dans T2.
- On sait que les deux tableaux ont <u>la même taille</u>.

Analyse de la première version :

La boucle externe est exécutée N fois.

La boucle interne est exécutée (au pire) N fois --> O(n²)

Remarque: une étude plus approfondie permet de constater:

La boucle interne conduit à un nombre de comparaisons : 1+2+ ... N

--> On a une complexité = $\frac{n.(n+1)}{2}$ = $\Theta(n^2)$ car à la fois $O(n^2)$ et $\Omega(n^2)$

XXXI.9.3.b- Deuxième version (en C++)

Utiliser un bon algorithme de tri (O(N. log N)) puis faire une comparaison O(N).

Analyse de la deuxième version :

Le tri des deux tableaux : 2. O(N.log N) , La boucle : O(N)

La complexité = 2. O(N.log N) + O(N) = O(N.log N)

Remarques sur cet exemple:

- On peut faire pire: trier les deux tableaux mais appliquer le premier algorithme!
- <u>Encore pire</u>: pour le tri, utiliser un algorithme O(N²) mais appliquer première version de l'algorithme!

• Exercice : étudier le cas où les éléments des deux tableaux ne sont pas forcément uniques.

XXXI.9.4- Complexité et stratégies : anagrammes

- Soient deux chaînes de caractères (2 phrases) données dans deux tableaux T1
 et T2 de taille N1 et N2 (on vérifiera si les 2 tailles sont identiques).
- Vérifier si on a une anagramme (mots différents utilisant les mêmes lettres).

Solution: Traitement commune à toutes les solutions proposées:

- Supprimer les espaces dans chaque phrase : O(N) avec N=max (N1,N2).
- Si les deux tableaux restants n'ont pas la même taille N alors échec
- Transformer tous les caractères de T1 et de T2 en minuscule (ou en majuscule)
 (complexité O(N))
- \rightarrow Complexité de la partie commune : 4. O(N) = O(N)

1 - Première méthode :

- Trier T1 et T2 par une méthode : O(N.log N)
- Comparer l'égalité des deux tableaux triés : O(N)
- → Complexité globale = O(N.log N)

• 2- Deuxième méthode :

- Créer un tableau Occ[1..26] de lettres pour chacun des tableaux T1 et T2 Occ1[1] = nombre d'occurrences de la lettre 'a' dans T1 ... \Rightarrow O(N)
- Comparer les tableaux Occ1 et Occ2 : O(N)
 - → Complexité globale = O(N)

- 3- Une variante: Créer un seul tableau d'entiers Occ[1..26];
- Le remplir avec les occurrences de chaque lettre dans T1 : O(N)
- Parcourir T2 et décrémenter Occ[i] pour chaque lettre rencontrée dans T2 : O(N)
- Arrêter avec échec dès que Occ[j] < 0, j = 1..26. teste fait à chaque décrémentation

A la fin du traitement, on doit avoir Occ[j]=0, pour $j=1..26:O(N) \rightarrow Complexité$ globale = O(N)

 \rightarrow Écrire les algorithmes correspondants.

XXXI.9.5- Complexité et stratégies : tableau des moyennes cumulatives

Soit T un tableau de N entiers.

Créer le tableau A tel que A[i] = moyenne de T[1] .. T[i]

$$A[i] = \frac{\sum_{j=1}^{i} T[j]}{i}$$

 \rightarrow On peut avoir un algorithme $O(N^2)$ ou un O(N) ../..

XXXI.9.5.a- Première version

Pour chaque élément de A, on calcule la moyenne (depuis T[1]).

```
def moyennes1(T): # T est de la classe vector_d_entiers
N=T.size()
A = vector_d_entiers(N)
for i in range(N):
    Somme_jsq_i=0
    for j in range(i+1): # On recalcule la somme à chaque fois
        Somme_jsq_i += T[j]
        A[i] = Somme_jsq_i / (i+1)
return A
```

Analyse de la première version :

La boucle externe est exécutée N fois. Celle interne au pire N fois

1+2+... N =
$$\frac{n.(n+1)}{2}$$
 La complexité = $O(n^2)$.

Y a-t-il une version d'une meilleure complexité?

XXXI.9.5.b- Deuxième version

→ Conserver en permanence la somme des éléments T[0] .. T[i].

```
def moyennes2(T): # T est de la classe vector_d_entiers
  N=T.size()
  A = vector_d_entiers(N)
  Somme_partielle=0
  for i in range(N):
       Somme_partielle += T[i]
       A[i] = partielle / (i+1)
  return A
```

Analyse de la deuxième version :

la complexité = O(n). calcul trivial.

XXXI.10- Mariages stables (stable matching)

Construction / vérification d'un couplage stable.

Un couplage est instable s'il contient deux personnes A et B non appareillées (non mariées) ensemble qui se préfèrent mutuellement à leur conjoints.

P. Exemple, on a 'fêté' ces mariages (f,F,g,G): F est mariée avec g

G est mariée avec f

Mais 'ça' ne tiendra pas (instable) car : F préfère G à g

G préfère F à f

Questions:

- Commet vérifier qu'un couplage est stable?
- Un couplage stable existe-il toujours? Si oui, peut-on le trouver (par un algo?)

Ce problème n'a pas toujours une solution.

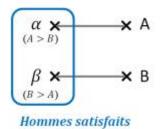
P. Ex: on a deux hommes a et β et deux femmes A et B tels que

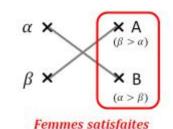
a préfère A,

Mais A préfère B

β préfère B,

Mais B préfère a





Exemple de données :

Des femmes : Alice, Bénédicte, Camille

Des hommes : Élie, François, Gondran

Préférences des femmes :

A: G, E, F

B: F, E, *G*

C: G, E, F

Préférences des hommes :

E: A, B, C

F: B, C, A

G: A, C, B

==> Comment constituer des couples (stables)?

Applications:

Répartition des biens rares (lorsque les mécanismes habituels et simples ne fonctionnent pas).

Affectation des candidats aux postes / places

Élève vs. École

Travailleur vs. Poste de travail

Internes vs. Services hôpitaux

Étudiants vs. Universités

Élevés 1A vs. PEs 1A (ou stages), etc

Dons d'organes (reins), jurys TIPE!

Etc.

XXXI.11- Algorithmes de mariage stable

XXXI.11.1- Solution par un matching (couplage) maximum

Le couplage maximum dans les graphes bipartis peut être appliquée à n'importe quel problème d'affectation.

MI-ECL-2A-20-21

Remplacez les gars par des employés et les filles par des tâches.

Les arêtes sont établies si l'employé est qualifié pour accomplir la tâche.

Si les employés ne peuvent gérer qu'une seule tâche à la fois, alors, en tant qu'employeur, votre meilleure ligne de conduite est de choisir un couplage maximum.

Important: dans la suite, nous n'allons pas utiliser la théorie des graphes.

--> Le terme 'matching' utilisé veut dire 'mettre en correspondance' (ne veut pas dire 'couplage' comme en théorie des graphes).

Variant:

Tenir aussi compte des capacités des employés à bien accomplir les tâches.

Dans le problème du mariage, cela nous amène à considérer les préférences des garçons et des filles.

Une façon simple de le faire est d'associer les niveaux d'attraction aux arêtes.

Ces niveaux pourraient être plus élevés pour les couples qui sont plus disposés à aller au bal ensemble.

Le problème sera alors de trouver une mise en correspondance maximum pondérée.

Pour créer une instance de ce problème, ajoutons les arêtes manquantes entre les garçons et les filles et donnons-leur un niveau d'attraction nul.

Commençons par trouver un matching maximum (au sens 'mise en correspondance' et non 'matching' de la théorie des graphes).

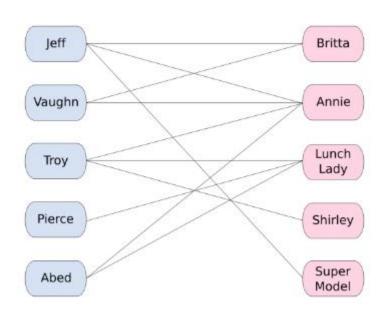
Ensuite, on peut améliorer les résultats si et seulement si le réseau résiduel dans lequel les arcs inversés s'opposent au niveau d'attraction de l'arc contient un cycle avec un niveau d'attraction positif cumulé. Répéter cela conduira à une correspondance avec le niveau d'attraction maximum.

Une instance du problème des mariages :

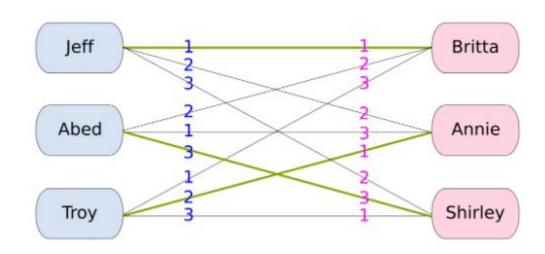
On part de cette instance pour trouver une solution.

N.B.: Il est également possible d'appliquer la méthode du flow Maximum et trouver une solution optimale

(cf. http://www.science4all.org/article/marriage-problem-and-variants/)



Simplifions et ajoutons les préférences (1, 2 et 3 : niveau de préférences) :



La méthode utilisée (algorithme de Gale-Shapley : 1962 qui a valu à Shapley un récent prix Nobel d'économie) :

A chaque itération, les hommes non fiancés se proposent à la fille qu'ils préfèrent qui ne les a pas encore refusés, même s'ils sont fiancés à quelqu'un d'autre.

Dans notre exemple, à la première itération,

Jeff et Troy se proposent à Britta,

Abed se propose à Annie.

Ensuite, les filles choisissent le garçon qu'elles préfèrent parmi ceux avec qui elles sont déjà fiancées et ceux qui viennent de se proposer (elles n'ont pas besoin d'être fidèles!).

Chacun est maintenant fiancé à une personne.

Dans notre cas, à la première itération,

Britta se fiance à Jeff,

Annie est fiancée à Abed.

Dans le cas général, nous continuons à itérer jusqu'à ce que tout le monde soit fiancé.

À la deuxième itération,

Troy est le seul à ne pas être engagé.

Britta l'a refusé, alors il se proposera à sa prochaine fille préférée : Annie.

Annie peut désormais choisir entre son fiancé actuel, Abed, et le challenger Troy.

Elle préfère Troy.

==> Ainsi, elle se fiance à Troy tout en rejetant c dans le processus.

À la troisième itération,

Abed se propose à sa deuxième fille préférée, Britta.

Britta a le choix entre Jeff et Abed, mais elle préfère Jeff, c'est pourquoi elle décide de rester avec son fiancé.

Abed se fait à nouveau larguer et n'est toujours pas fiancé.

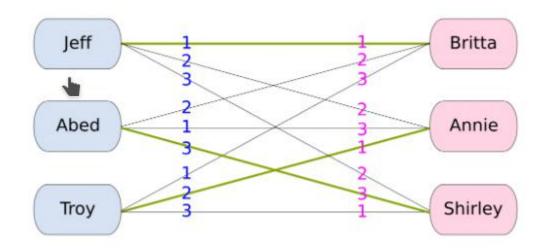
À la quatrième itération,

Abed se propose à sa troisième fille préférée, Shirley.

Shirley n'est pas encore fiancée, alors elle accepte.

Tout le monde est désormais assorti.

L'algorithme se termine par les mariages stables suivant.



Voir http://www.science4all.org/article/marriage-problem-and-variants/ pour la suite des discussions.

Les détails de l'algorithme sont donnés ci-dessous.

XXXI.11.2- Algorithme de mariage stable Chez MitHic

Soit un ensemble de garçons {g1, ..., gn}

et un ensemble de filles {f1, ..., fn} qui cherchent âme-sœurs.

MitHic demande à chacun (e) d'établir une liste de préférences.

But: mettre les âme-sœurs ensemble.

Notions utilisées : instabilité , engagement.

Au lieu d'appliquer un algorithme exhaustif et naïf qui se perd à vérifier 2 à 2 les compatibilités (voyez p.ex. dans le cas de stages ?)

MitHic applique un algorithme à base de graphe bipartie

→ Dans son principe, cet algorithme cherche à renforcer le "statu quo"

Algorithme d'appariement stable (stable matching) de Gale-Shapley :

```
Initialement, tous les q (garçons) et f (filles) sont libres
Tant que il y a un garçon q libre et non proposé aux filles
     Choisir un garçon g
     Soit f la fille en tête des préférences de q à qui q ne s'est pas proposé
     Si f est libre (non engagée) alors <g, f> deviennent engagés
     Sinon: f est actuellement engagé auprès de g'
         Si f préfère g' à g alors g reste libre
         Sinon: f préfère g à g'
           <q, f> deviennent engagés
           g' devient libre
         Fin si
     Fin si
Fin Tant que
Renvoyer l'ensemble 5 des couples engagés.
```

Cet algorithme (appariement stable = stable matching) est à la base de la solution à plusieurs types de problèmes similaires.

XXXI.12- Pseudo-algorithme de calcul de la médiane d'une séquence

```
fonction médiane(Séquence, Seq Prec, K, K prec):
 Si taille(Séquence) =0 : return -1
 Si taille(Séquence) = taille(Seq Prec) & K!= K prec: renvoyer Séquence[0]
 Si K=1 & taille(Séquence) = 1 renvoyer Séquence[0]
 pivot=Séquence[0]
 Left = les éléments de Séquence < pivot
 Right = les éléments de Séquence > pivot
 Eg pivot = les éléments de Séguence = pivot
 Si Left = vide and Right = vide : renvoyer Eq pivot[K-1]
                                                              // tout est dans Eq pivo
 Choix=[]; Val=0
 Si taille(Left) >= K:
      Choix= Left
      Val=K
 Sinon Si taille(Left) + taille(Eq_pivot) >= K :
            Choix= Eq pivot
            Val= K-len(Left)
          Sinon:
            Choix = Right
            Val = K - taille(Left) - taille(Eq pivot)
            renvoyer médiane(Choix, Séquence, Val, K)
```

Exemple : chercher le 5e plus petit élément d'une séquence L

Soit L = une séquence de 100 nombres aléatoires med = médiane(L, L, Seq_Prec, 5, K_prec)

Pour avoir la médiane, fixer k = taille(L) / 2.

XXXI.13- Fib : pourquoi les lapins remercient Fibonacci ?

Un jour, un éleveur de lapins a soumis à Fibonacci le problème suivant.

Soit: on ouvre un élevage avec un couple de lapins.

Combien de couples de lapins aurais-je en 12 mois si chaque couple engendre tous les mois un nouveau couple à compter du second mois de son existence?

```
Janvier: 1 couple → Février: 1 couple
```

Mars:
$$1 + 1 = 2$$
 couples, \rightarrow Avril: $2 + 1 = 3$ couples

Mai:
$$3 + 2 = 5$$
 couples, \rightarrow Juin: $5 + 3 = 8$ couples

Juillet:
$$8 + 5 = 13$$
 couples, \rightarrow Août: $13 + 8 = 21$ couples

Ce qui donne:

Soit Fn est le nombre de couples de lapins au mois n.

F(n) = nombre de couples au mois (n-1) + nombre de couples nés au mois n

= nbr. de couples au mois (n-1) + nombre de couples productifs au mois (n-1)

= nbr. de couples au mois (n-1) + nombre de couples nés au mois (n-2)

D'où

$$F(n) = F(n-1) + F(n-2)$$

$$F(1) = 1$$

$$F(12) = 233$$

XXXI.14- Pourquoi Fib(N) est $\Omega(3/2)N$ et O(5/3)N

Selon la formule de fib(n) = fib(n-1) + fib(n-2):

- (1) $t_n = t_{n-1} + t_{n-2}$
- (2,3) $t_0 = 0$, $t_1 = 1$
 - De (1), on obtient $t_n t_{n-1} t_{n-2} = 0$.
 - En posant $t_n = r^n$: $r^n r^{n-1} r^{n-2} = 0$

$$r^{n-2}(r^2 - r - 1) = 0$$
 équation caractéristique

- Ce qui donne les racines r = 0, $r = \frac{(1+\sqrt{5})}{2}$ et $\frac{(1-\sqrt{5})}{2}$

sachant que (cas pire)

$$3/2 < r = \frac{(1+\sqrt{5})}{2} < 5/3.$$

N.B.: le nombre $\frac{(1+\sqrt{5})}{2} \approx 1,6180339887$ est le **nombre d'or**.

Ce nombre est le ratio entre le terme Fib d'indice (n+1) et le terme d'indice n, lorsque n tend vers l'infini.

En appliquant le théorème ci-dessus, on a :

$$t_n = c_1 (r = \frac{1+\sqrt{5}}{2})^n + c_2 (r = \frac{1-\sqrt{5}}{2})^n$$

L'application des conditions initiales donne $c_1 = \frac{1}{\sqrt{5}}$ et $c_2 = -\frac{1}{\sqrt{5}}$

La solution générale (qui donne la valeur du nième terme de la suite Fibonacci):

$$\frac{\left[\frac{\left(1+\sqrt{5}\right)}{2}\right]^{n}-\left[\frac{\left(1-\sqrt{5}\right)}{2}\right]^{n}}{\sqrt{5}}$$

XXXI.15- Remarques sur Fib

Remarque-1:

Sur la base de la définition de Fib(n), on devrait écrire

- (1') $t_n = t_{n-1} + t_{n-2} + 1$ (+1 pour l'addition des 2 termes)
- (2,3) $t_0 = 0$, $t_1 = 1$
 - De (1'), on obtient $t_n t_{n-1} t_{n-2-1} = 0$.
 - En posant $t_n = r^n$: $r^n r^{n-1} r^{n-2} = 0$

$$r^{n-2}(r^2 - r - 1 - 1/r^{n-2}) = 0$$
 équation caractéristique

Mais le terme $1/r^{n-2}$ est très négligeable.

Remarque-2:

Finement calculé, Fib(n) demande en fait 20.694n additions.

--> Le calcul de Fib(200) requiert de l'ordre de 2^{140} additions.

Sur le super-calculateur Tianhe-2 capable de 33.86 pétaflops (33.86x10¹⁵ \approx 33.86x2⁴⁰ \approx 2⁴⁵ opérations/sec.), cela prendra 2⁹⁵ secondes > 126x10²⁰ ans)



Tianhe-2 : U. nat. de technologie de la défense, Chine qui occupait (en 2018) la 4e place des super calculateurs dans le monde

Le supercalculateur Frontier (HP, USA) avec 1102 pétaflops mettra 2^{90} secondes diminuera le temps total seulement d'un facteur de 2^5 (=32x10 20 ans)

XXXI.16- Une autre solution à Fib

Une autre façon de calculer F(n) (merci à F. Pascual & O. Spanjaard, Sorbonne U.):

On écrit F₁=F₁ et F₂=F₀+F₁ en matriciel :

$$\left(\begin{array}{c} F_1 \\ F_2 \end{array}\right) = \left(\begin{array}{cc} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{array}\right) \cdot \left(\begin{array}{c} F_0 \\ F_1 \end{array}\right)$$

où F₀=0 et F₁=1. De même,

$$\begin{pmatrix} F_2 \\ F_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} F_1 \\ F_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}^2 \cdot \begin{pmatrix} F_0 \\ F_1 \end{pmatrix}$$

Et plus généralement

$$\begin{pmatrix} F_n \\ F_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}^n \cdot \begin{pmatrix} F_0 \\ F_1 \end{pmatrix}$$

Calcul de F_n: élever la matrice à la puissance n.

$$\left(\begin{array}{c} F_n \\ F_{n+1} \end{array}\right) = \left(\begin{array}{cc} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{array}\right)^n \cdot \left(\begin{array}{c} 0 \\ 1 \end{array}\right)$$

On sait que pour une matrice M, le calcul de M^n nécessite $O(\log n)$ multiplications matricielles (besoin de $O(\log n)$ mises au carrée si $n=2^k$).

Ex. de calculs jsq M^3 : F(2) ... F(2³)=34: $\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$ $\begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}$ $\begin{pmatrix} 13 & 21 \\ 21 & 34 \end{pmatrix}$

XXXI.16.1- Exercice : Coloration de graphes

But: Affecter une couleur à chaque nœud d'un graphe d'incompatibilité.

Minimiser le nombre de couleurs utilisées.

Contraintes: deux nœuds voisins ne doivent pas avoir la même couleur.

Combinatoire théorique (cas pire): N nœuds et N couleurs --> NN (classe NP)

--> Ici, 5 nœuds, un ensemble de K couleurs --> Combinatoire (théorique): K⁵.

N.B.: Applications de la coloration

Stratégies:

Méthode Gloutonne: 3 couleurs,

Méthode Heuristique (et contraintes): 2 couleurs.

Calculer la complexité de chaque méthode

XXXI.16.2- Exercice 1 : Tris

- Étudier les algorithmes de tri les plus efficaces (O(N log N))
- Remarque importante sur le choix d'un algorithme de TRI

XXXI.16.3- Exercice 2 : autres complexités de Fib

- Démontrer que
 - Fib(N) est de complexité O(5/3)N
 - Fib(N) est $\omega(2^{N/2})$
 - Fib(N): calcul de complexité par induction $T(N) > 2^{N/2}$

XXXI.17- Exemple de complexité Homogène : Hanoï

On a vu un calcul intuitif de la complexité de Hanoï.

Trace pour n=3

Détails (intuitifs):

pour n=0 0 appels

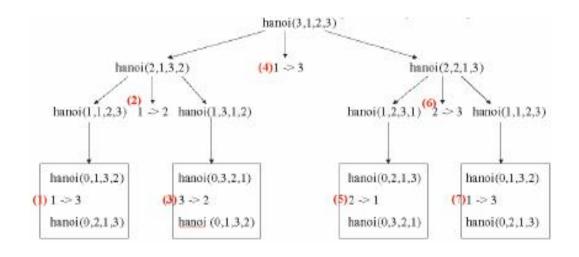
pour n=1 2 appels

n=2 6

n=3 15

n=4 31

n=5 63



l'ordre de la fonction Hanoï est $O(2^n)$, n>=1, ... (voir plus loin)

• Si H_n = le temps pour exécuter la fonction (n>0 nombre de disques), on a :

$$H_n = 2 H_{n-1} + C$$

C: le coût du déplacement d'un disque

Posons
$$H_n = r^n$$
 $\rightarrow r^n - 2r^{n-1} - C = 0$.

--> d'où l'équation caractéristique $r^{n-1}(r-2-C/r^{n-1})=0$ à résoudre.

La quantité C/r^{n-1} (pour r^{n-1} non nul) négligeable \rightarrow la racine r=2 (et r=0).

D'où Hn =
$$r^n = 2^n --> T(N) = O(2^n)$$
.

- Plus exactement, $T(N) = c. 2^n$ et $T(1)=c.2^1=1 \rightarrow c=1/2$
 - → Et donc : T(N)=1/2. $2^n \angle T(N) = O(2^n)$.

Nota Bene :

1- Après quelques termes de Hanoi, on aura deviné une complexité :

l'ordre de la fonction Hanoï est $O(2^n)$, n>=1, ...

On peut démontrer cette complexité par Induction.

2- Une (autre) analyse triviale des tours de Hanoi (cas particulier) :

Si le coût d'un déplacement = 1, l'approche descendante nous donne :

$$\rightarrow$$
 T(n) = 2 T(n-1) + 1

$$\rightarrow$$
 T(n) + 1 = 2 T(n-1) + 1 + 1

$$\rightarrow$$
 [T(n) + 1] = 2 [T(n-1) + 1]

La multiplication par 2 apparaît clairement d'où la complexité O(2ⁿ).

XXXI.18- Exemples complexité non Homogène

XXXI.18.1- Exemple 1

$$t_n = 5 t_{n-1} + -6 t_{n-2} + 3. 2^n$$

 $t_0 = t_1 = n+1$

• On obtient $(r2 - 5r + 6)(r-2)^{0+1} = 0$

$$\rightarrow$$
 (r-3)(r-2)²=0.

Les constantes seront calculées et c1=12, c2=-11 et c2=-6
 d'où T(n) = 12.3ⁿ -11 . 2ⁿ -6 . n . 2ⁿ.

N.B.: on aurait pu conclure sur une complexité $\Theta(3^n)$ sans même calculer les constantes.

XXXI.18.2- Exemple 2

Soit la somme
$$f(n) = \sum_{j=0}^{n} j^2 = 1^2 + 2^2 + 3^2 + \ldots + n^2$$

dont l'équation de récurrence est donnée par :

$$t_0=0$$
, $t_1=1$, $t_2=5$, $t_3=14$
 $t_n=t_{n-1}+n^2$

On est dans le cas d'une équation de récurrence non homogène : $t_n - t_{n-1} = n^2$

Résolution:

- la partie homogène : $t_n t_{n-1} = 0 \rightarrow r^n r^{n-1} = 0$ et les racine sont r=0 et r=1.
- la partie non homogène à comparer avec b^n p(n) est n^2

$$\rightarrow$$
 n² = 1¹(n²) d'où b=1, d=2 et (r-b)^{d+1} = (r-1)³

On a donc les racines r=0 et r=1 de multiplicité 4 (3+1).

La complexité: $t_n = c_1 0^n + c_2 1^n + c_3 n \cdot 1^n + c_4 n^2 \cdot 1^n + c_5 n^3 \cdot 1^n$

 \rightarrow t_n = c₁ + c₂ n + c₃ n² + c₄ n³ (les constantes indicées à partir de 1)

Les conditions initiales permettent de trouver $c_1 = 0$, $c_2 = 1/6$, $c_3 = 1/2$, $c_4 = 1/3$

$$\rightarrow$$
 t_n = n/6 + n²/2+ n³/3

Rappel:

on sait par ailleurs que la somme des carrées f(n) = 1/6(n.(n+1).(2n+1))

XXXI.18.3- Exemple 3

Résoudre l'équation de récurrence suivante :

$$u_n = 3u_{n-1} - 4u_{n-3} + 3n$$

avec $u_0 = 27/4$, $u_1 = 81/4$, $u_2 = 34$.

Solution:

• La partie Homogène : l'équation linéaire homogène associée est

$$u_n = 3u_{n-1} - 4u_{n-3}$$

Et son polynôme caractéristique

$$r^3 - 3r^2 + 4 = (r+1)(r-2)^2$$

Il admet une racine simple (r=-1) et r=2 sera une racine double.

Les solutions de l'équation linéaire homogène associée sont donc de la forme

$$u_n = c1(-1)^n + 2^n(c2 + n. c3)$$

• La partie non homogène à comparer avec bⁿ p(n) est n

$$\rightarrow$$
 3n = 3¹(n) d'où b=3, d=1 et (r-b)^{d+1} = (r-3)²

On a donc les racines r=-1, r=2 et r=3 de multiplicité 2

• En reportant dans l'équation de récurrence, on obtient c = 27/4.

L'ensemble des solutions de l'équation non homogène est donc de la forme

$$u_n = c1(-1)^n + 2^n(c2 + n. c3) + 3^n (c4+n. c5)$$

• Compléter les calculs pour trouver les constates.

Indication: de U_0 , on obtient c4=27/4.

XXXI.18.4- Exemple 4

Une banque propose une épargne rémunérée de la manière suivante :

 Si un client laisse une somme s sur son compte épargne durant une année complète, alors à la fin de l'année, le compte épargne du client est crédité de 10% d'intérêt, plus une somme fixe de 1000 euros.

 Soit u0, la somme déposée par un client à la fin de l'année A, et soit un l'argent disponible sur le compte épargne à la fin de l'année A+n en supposant qu'il n'a jamais retiré d'argent de son compte épargne.

Déterminer et résoudre l'équation de récurrence vérifiée par la suite un .

Solution: l'équation de récurrence est $u_n = 1.1u_{n-1} + 1000$.

On a une équation de récurrence linéaire non homogène d'ordre 1.

- L'équation homogène associée admet pour solutions les suites de la forme

$$u_n = c1(1.1)^n$$

- L'équation non homogène admet une solution particulière constante c2 qui vérifie

$$c2 = -10 000$$

- L'ensemble des solutions est donc formé des suites de la forme

$$u_n = c1(1.1)^n - 10000$$

D'après la condition initiale, on a $c1 = u_0 + 10000$, et donc finalement

$$u_n = (u_0 + 10000) * (1.1)^n - 10000.$$

N.B.: comme pour Hanoï, on pourrait ignorer la quantité (1000/rⁿ) et donc la constante 10 000 (-c2) disparaît de la solution.

XXXII- Table des matières

I- Quelques références bibliographiques	2
II- Objectifs du cours et éléments abordés	3
III- Pourquoi faut-il des algorithmes ?	5
IV- Qu'est-ce qu'un algorithme ?	6
IV.1- Exemple 2 :Tours de HANOI	7
IV.2- Exemple 3 : mariages stables (stable matching)	
V- Ce que l'on peut attendre des algorithmes	
VI- Propriétés	11
VII- Idée de la complexité	12
VIII- Complexité et Contrôle	14
VIII.1- Exemple 1 : Comparatif recherche d'une "vis"	
VIII.2- Exemple 2 : séquence de Fibonacci	
IX- Tableau des croissances relatives	
IX.1- Comparaisons des courbes des croissances usuelles	
IX.2- Comparaison de qq. ordres de de complexité	
X- Éléments d'analyse de la complexité	23
XI- Sensibilité à la puissance des machines	25
XII- Déf. de big-oh (upper bound, pessimiste)	29
XII.1- Exemples de calcul de big-oh	31
XIII- La fonction Ω (lower bound : optimiste)	35
XIII.1- Exemples de calcul de Ω	36
XIV- La fonction Θ (égalité entre O et Ω)	
XIV.1- Exemples de calcul de ⊖	
XV- Illustration des 3 fonctions O, Ω , Θ	41
XVI- Calculs : le Modèle (de la machine)	42

XVII- Règles basiques et empiriques de calcul	43
XVIII- A propos de la complexité moyenne A(n)	
XIX- Complexité et Stratégies	49
XIX.1- Exemple 1 : calcul de la médiane d'une suite	
XIX.1.1- Meilleure Solution : un stratégie Diviser pour régner	
XIX.1.2- Détails du déroulement pour cet exemple	53
XIX.1.3- L'algorithme Aho & al.	
XIX.2- Exemple 2 : séquence de somme maximale	56
XX- Propriétés des limites de fonctions	
XX.1- Exemple trivial d'utilisation des limites	
XX.2- Application : approximation de la complexité par programme	69
XX.3- Exemple 1	
XX.3.1- Estimation empirique de la complexité de l'exemple	
XX.4- Exemple 2	
XXI- Outils de calcul de la complexité	
XXI.1- Introduction : Équation de récurrence	
XXI.2- Propriétés des solutions à l'équation de récurrence	79
XXII- Calcul de la complexité	81
XXII.1- Exemples de calcul de complexité	82
XXII.1.1- Calcul à partir des ordres de croissances $(0,\Omega,\Theta)$	82
XXIII- Cas simples : proposer et vérifier	86
XXIV- Preuve	90
XXIV.1- Exemple de preuve : Hanoi	91
XXIV.2- Exemple de preuve : recherche Dichotomique	
XXIV.3- Preuve par Induction	
XXIV.3.1- Introduction à l'induction	
XXIV.4- Utilisation dans la complexité	
XXIV.4.1- Exemple 1XXIV.4.2- Exemple 2	
XXIV.4.3- Exemple 3 (à démontrer)	
XXIV.5- Vers des outils plus puissants	
XXIV.5.1- Exemple 1 (cas défavorable)	
XXIV.5.2- Exemple 2 (cas défavorable) : Fib	
XXV- Résolution de l'équation caractéristique	102
YYV 1 Théoròma 1	106

XXV.1.1- Exemple 1	
XXVI- Cas de racines multiples : théorème-2	
XXVI.1- Théorème 2	
XXVI.1- Theoreme 2	
XXVI.1.2- Exemple 2	
XXVII- Récurrence linéaire non homogène	115
XXVII.1- Théorème 3	
XXVII.1.1- Exemple 1	
XXVII.1.2- Exemple 2	
XXVII.1.3- Exercice 1	
XXVIII- Boite à outils (Cook Book)	
XXVIII.1- Méthode principale (MM) et la famille Thêta	
XXVIII.1.1- Exemples	
XXVIII.2- Illustration de MM	
XXVIII.3- Méthode principale généralisée (MMG)	
XXVIII.3.1- Exemples	
XXVIII.4- Exemples de calcul et Master Theorem	
XXVIII.4.1- Algorithme mult	
XXVIII.5- Exercice : paire de points les plus proches	
XXIX- Complexité : complément technique	
XXIX.1- Changement de variable (cas homogène)	
XXIX.1.1- Exemple : Recherche dichotomique	
XXIX.1.2- Exemple: Tri Fusion	
XXIX.2- Changement de variable dans une cas non homogène	
XXIX.2.1- Exemple	
XXX- Cas particulier : racines imaginaires !	
XXX.1- Exemple 1	
XXX.2- Exemple 2	
XXXI- Compléments	155
XXXI.1- Classe d'algorithmes NP	
XXXI.2- Exemples de problèmes indécidables	
XXXI.3- Définition du Little-oh (et de little-oméga)	
XXXI.4- Remarque sur la Complexité et vitesse de calcul	
XXXI 5- Idée intuitive: hig-Oh et Oméga	163

XXXI.6- Algorithmique et les ressources	
XXXI.7- Complexité : 'bons' et 'mauvais' algorithmes	165
XXXI.8- Résumé et remarques sur les ordres	
XXXI.9- Complexité et Stratégies / Heuristiques dans les algorithmes	172
XXXI.9.1- Stratégies et complexité (ex. "Vis")	
XXXI.9.2- Complexité et stratégies : le problème de N-reines	177
XXXI.9.3- Complexité et stratégies : égalité de 2 tableaux	180
XXXI.9.4- Complexité et stratégies : anagrammes	184
XXXI.9.5- Complexité et stratégies : tableau des moyennes cumulatives	187
XXXI.10- Mariages stables (stable matching)	190
XXXI.11- Algorithmes de mariage stable	193
XXXI.11.1- Solution par un matching (couplage) maximum	193
XXXI.11.2- Algorithme de mariage stable Chez MitHic	
XXXI.12- Pseudo-algorithme de calcul de la médiane d'une séquence	203
XXXI.13- Fib : pourquoi les lapins remercient Fibonacci ?	205
XXXI.14- Pourquoi Fib(N) est $\Omega(3/2)$ N et O(5/3)N	207
XXXI.15- Remarques sur Fib	209
XXXI.16- Une autre solution à Fib	211
XXXI.16.1- Exercice: Coloration de graphes	
XXXI.16.2- Exercice 1 : Tris	213
XXXI.16.3- Exercice 2 : autres complexités de Fib	
XXXI.17- Exemple de complexité Homogène : Hanoï	214
XXXI.18- Exemples complexité non Homogène	217
XXXI.18.1- Exemple 1	
XXXI.18.2- Exemple 2	
XXXI.18.3- Exemple 3	
XXXI.18.4- Exemple 4	22
VVII labla daa matiàraa	201