

# Algorithmique Appliquée

BTS SIO SISR

Introduction à la complexité algorithmique



CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE

1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES



# Plan

- Intuition sur la complexité
- Complexité temporelle et spatiale
- Notation  $O(\dots)$
- Classes de complexité
- Comparaison des classes de complexité
- Limites de l'étude de la complexité
- Approche pragmatique
- Discussion concernant la parallélisation
- Discussion sur la distribution
- Problèmes NP-complet
- Discussion sur les machines quantiques

# Correction du travail à la maison



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**





# DM : Ensembles et calcul matriciel

[Lien vers le sujet de DM.](#)

# Intuition sur la complexité



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**



# Complexité conceptuelle et complexité algorithmique

- La **complexité conceptuelle** d'un algorithme est la difficulté à le comprendre.
- La **complexité algorithmique** s'intéresse à l'**efficacité** d'un algorithme.
- Un algorithme plus efficace peut être plus difficile à comprendre.
- Il s'agit d'un **compromis** entre la complexité conceptuelle et la complexité algorithmique.

# Recherche linéaire et dichotomique

- Une recherche linéaire est **très simple à comprendre**.
- Une recherche dichotomique est plus complexe à comprendre.
- Une recherche dichotomique est **plus efficace** qu'une recherche linéaire.
- On dit que la recherche dichotomique a une **meilleure complexité algorithmique**.

# Force brute

- Une manière **naïve** de rechercher une solution consiste à explorer toutes les solutions possibles et à vérifier celles qui sont correctes.
- Ce type de solution s'appelle une recherche en **force brute**.
- Exemple : recherche linéaire.



# Approximation

- Combien de temps va prendre mon programme ?
- Objectif : **comparer** les algorithmes **indépendemment d'une machine.**
- La comparaison ne doit pas se baser sur des mesures.
- Approximation : **compter le nombre d'instructions.**

# Instruction

- Dans ce modèle :
  - Une instruction (ou étape) prend un **temps fixe**.
  - Toute instruction prend le **même temps**.
- Une instruction peut être aussi bien :
  - Une opération arithmétique.
  - Assignment d'une variable.
  - Effectuer une comparaison.
  - Etc.

# Fonction des entrées

- Dans ce modèle, le **temps d'exécution** est fonction du **nombre d'instructions**.
- Si le nombre d'instructions varie avec la taille d'une entrée, alors le temps d'exécution est fonction de la **taille des entrées**.

# Exemple : recherche linéaire

```
def recherche(liste, x):  
    for element in liste:  
        if element == x:  
            return True  
    return False
```

Si la taille de la liste est de 10 éléments, on aura au maximum 10 comparaisons.

Si la taille de la liste est de 1 000 000 éléments, on aura au maximum 1 000 000 comparaisons.

# Exemple : déterminant de rang 25 (1/2)

- Soit  $m_{i,j}$ ,  $1 \leq i, j \leq 25$ , les éléments d'une matrice  $M$  dont on cherche le déterminant :

$$|M| = \sum_{\sigma \in S_{25}} \varepsilon(\sigma) m_{1,\sigma(1)} m_{2,\sigma(2)} \cdots m_{25,\sigma(25)}$$

- $S_{25}$  désigne l'ensemble des permutations de  $\{1; 2; \dots ; 25\}$ .
- $\varepsilon(\sigma)$  désigne la signature de la permutation  $\sigma$ .
- La signature d'une permutation vaut  $\pm 1$ .

# Exemple : déterminant de rang 25 (2/2)

- Il y a autant de produits à 25 termes à calculer que de permutations.
- C'est à dire  $25!$ .
- Formule de Stirling :  $n! \approx \left(\frac{n}{e}\right)^n \sqrt{2\pi n}$ .
- Cela implique donc environ  $1.5 \cdot 10^{25}$  instructions.
- Avec un processeur qui exécute 10 milliards de produits par secondes, il faudra environ **50 millions d'années** pour calculer ces produits.

# Loi de Murphy

- **Cas favorable** : le minimum d'instruction est exécuté.
  - Exemple : l'élément recherché est en 1er.
- **Pire cas** : le maximum d'instructions est exécuté.
  - Exemple : l'élément recherché est à la fin.
- **Cas moyen** : temps moyen pour des entrées classiques (par exemple, 90% des cas).
- **Loi de Murphy** : si un problème peut survenir, il surviendra. On se concentre donc sur le pire cas.

# Réflexion sur la complexité temporelle et spatiale



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**





# Complexité temporelle

- C'est le type de complexité algorithmique que nous avons discuté jusqu'à présent.
- On s'attache à évaluer le temps d'exécution sur une machine théorique.

# Complexité spatiale

- La **complexité spatiale** s'attache à déterminer la place mémoire nécessaire pour la résolution d'un algorithme.
- Il s'agit d'une fonction des entrées de l'algorithme étudié.

# Temporel et spatial

- On se focalise d'abord sur la complexité temporelle.
- Si 2 algorithmes ont la même complexité temporelle, on compare leurs complexités spatiales.

# Notation $O(\dots)$



CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE

1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES



# Notation asymptotique

- **Notation asymptotique** : manière formelle de relier le temps d'exécution à la taille des entrées.
- On s'intéresse au cas où la taille des entrées approche l'**infini**.

# Example (1/2)

```
def f(x):  
    y = 0  
    for i in range(x):  
        for j in range(x):  
            y += 1  
            y += 1  
  
    for i in range(x):  
        y += 1  
  
    for i in range(99):  
        y += 1  
  
    return y
```

On a  $2x^2 + x + 100$  instructions.

# Exemple (2/2)

- Pour  $x = 3$ , on a  $2 \cdot 3^2 + 3 + 100 = 121$  instructions. On est dominé par le **facteur constant**.
- Pour  $x = 10$ , on a 310 instructions, dont 200 dans la première boucle imbriquée.
- Pour  $x = 100$ , la première boucle imbriquée **écrase** les autres : 20000 instructions contre seulement 200.

# Conclusions

- L'exemple précédent montre qu'asymptotiquement, quand  $x$  tend vers l'infini, **seul le terme de rang le plus élevé compte :  $2x^2$ .**
- On peut même dire que la croissance dépend essentiellement de  $x^2$ .
- Nous souhaitons simplifier l'étude de la complexité des algorithmes en **éliminant les termes insignifiants.**



# Notation $\sim$

## Approximation tilde

- Soit  $f(n)$  et  $g(n)$  deux suites positives indexées sur  $\mathbb{N}$ .
- On dit que  $g \sim f$ , si  $\lim_{\infty} \frac{g}{f} = 1$ .
- $f$  et  $g$  sont **asymptotiquement égaux**.

# Exemples avec $\sim$

Fonction	Approximation $\sim$
$2x^2 + x + 100$	$\sim 2x^2$
$3x^3 + 3000x + 100000000$	$\sim 3x^3$
$\log(x) + 100000$	$\sim \log(x)$
$300$	$\sim 300$

# Notation Grand $O$ (1/2)

- On l'appelle **notation de Landau**.
- Il s'agit de la **notation la plus utilisée** en algorithmique pour comparer des algorithmes.
- Cette notation se lit : **Grand  $O$  de [...]**.
- On l'appelle également **ordre de grandeur**, ou ordre de croissance.

# Notation Grand $O$ (2/2)

- Soit  $f(n)$  et  $g(n)$  deux suites positives indexées sur  $\mathbb{N}$ .
- On dit que  $g = O(f)$  s'il existe  $n_0$  et  $C > 0$  tels que pour tout  $n > n_0$ , on a  $g(n) \leq C f(n)$ .
- Autrement dit,  $g$  est dominé par  $f$  à partir d'un certain rang.

# Exemples avec $\sim$ et $O$

Fonction	Approximation $\sim$	Grand $O$
$2N^2 + N + 100$	$\sim 2N^2$	$O(N^2)$
$3N^3 + 3N + 3$	$\sim 3N^3$	$O(N^3)$
$\log(N) + 10$	$\sim \log(N)$	$O(\log(N))$
300	$\sim 300$	$O(1)$

# Notation petit o

- On dit que  $g = o(f)$  si pour tout  $\varepsilon > 0$ , il existe  $n_\varepsilon$  tel que si  $n > n_\varepsilon$ , alors  $g(n) \leq \varepsilon f(n)$ .
- Cette notation se lit : **g est un petit o de f.**
- Autrement dit, g est négligable devant f.
- Si  $f(n) \neq 0$ , alors  $\lim_{\infty} \frac{g}{f} = 0$ .
- C'est tout simplement l'**inverse de Grand O**.
- Notation alternative :  $g = o(f) \iff g = \Omega(f)$ .

# Notation $\asymp$

- On dit que  $g \asymp f$ , s'il existe  $n_0$  et  $C_1, C_2 > 0$  tels que si  $n > n_0$ , alors  $C_1 f(n) \leq g(n) \leq C_2 f(n)$ .
- $f$  et  $g$  sont **comparables**.
- Notation alternative :  $g \asymp f \iff g = \Theta(f)$ .

# Comparaison

	Approximation Tilde	Grand $O$	Grand Oméga	Grand Théta
Notation algo	$\sim$	$O$	$\Omega$	$\Theta$
Notation maths	$\sim$	$O$	$o$	$\asymp$
Définition	Asymptotiquement égal	Borne supérieure	Borne inférieure	Borne serrée
Utilité pratique	Très rare	<b>Très élevée</b>	Très rare	Elevée



# Abus de langage fréquent

On utilise si souvent la notation Grand  $O$  qu'on l'utilise parfois en lieu et place de Grand  $\Theta$ .

# Autres notations

Description	Description 🇬🇧	Notation	Explications
Plancher	Floor	$\lfloor x \rfloor$	Plus grand entier plus petit que $x$
Plafond	Ceil	$\lceil x \rceil$	Plus petit entier plus grand que $x$
Logarithme binaire	Binary logarithm	$\lfloor \log_2 N \rfloor$	Nombre de bits $-1$ dans la représentation binaire de $N$

- Exemples :

- $\lfloor 3.6 \rfloor = 3$
- $\lceil 3.6 \rceil = 4$
- $\lfloor \log_2 15 \rfloor = \lfloor 3.90689059560852 \rfloor = 3$

# Classes de complexité



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**



# Résumé

- $O(1)$  désigne une complexité **constante**.
- $O(\log N)$  désigne une complexité **logarithmique**.
- $O(N)$  désigne une complexité **linéaire**.
- $O(N \cdot \log N)$  désigne une complexité **linéarithmique**.
- $O(N^k)$  désigne une complexité **polynomiale**, en particulier :
  - $O(N^2)$  désigne une complexité **quadratique**.
  - $O(N^3)$  désigne une complexité **cubique**.
- $O(C^N)$  désigne une complexité **exponentielle**.

# Complexité constante

$$O(1)$$

```
def f(N):  
    return N + 3
```

- Nombre fixe d'opérations.
- Complexité asymptotique indépendante de la taille des entrées.

# Complexité logarithmique (1/3)

$$O(\log N)$$

```
def serialize(N):  
    """Séréalise l'entier N positif en chaîne de caractères."""  
    if N == 0:  
        return "0"  
  
    chiffres = "0123456789"  
    resultat = ""  
  
    while N > 0:  
        resultat = chiffres[N % 10] + resultat  
        N //= 10  
  
    return resultat
```

# Complexité logarithmique (2/3)

$$O(\log N)$$

- L'ordre de grandeur est proportionnel au **logarithme** de la taille des entrées.
- Une recherche dichotomique est en  $O(\log N)$ .
- Si à chaque itération d'une boucle, on divise par 2 la taille des données restant à traiter, on a une complexité logarithmique.

# Complexité logarithmique (3/3)

- La base de la fonction  $\log$  n'interfère pas avec l'ordre de grandeur.
- En effet, il existe un **facteur multiplicatif constant** entre les bases.

$$\forall \{a, b, N\} \in \mathbb{N}_+^3, \log_b(N) = \frac{\log_a(N)}{\log_a(b)}$$

Exemple :

$$O(\log_2(N)) = O\left(\frac{\log_{10}(N)}{\log_{10}(2)}\right) = O\left(\frac{1}{\log(2)} \log(N)\right) = O(\log(N))$$



# Complexité linéaire (1/2)

$$O(N)$$

```
def f(N):  
    resultat = 0  
    for i in range(N):  
        resultat += i ** 2  
  
    return resultat
```

- Le temps d'exécution est **proportionnel** à **N**.
- En général : une boucle **for** .

# Complexité linéaire (2/2)

$$O(N)$$

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

- Une fonction récursive peut aussi être **linéaire**.

# Complexité linéarithmique

$$O(N \cdot \log N)$$

- Le temps d'exécution pour des entrées de taille  $N$  est  $N \cdot \log N$ .
- Cette classe de complexité est légèrement plus complexe.
- Typiquement les algorithmes Tri Fusion et Tri Rapide ont cette classe.
- Nous étudierons ces algorithmes en détail dans un prochain cours.

# Complexité quadratique

$$O(N^2)$$

```
def verifie_paires(liste):  
    """Retourne le nombre de paires égales dans la liste."""  
    N = len(liste)  
    compteur = 0  
    for i in range(N):  
        for j in range(i + 1, N):  
            if liste[i] == liste[j]:  
                compteur += 1  
  
    return compteur
```

- Le temps d'exécution est proportionnel au carré de  $N$ .
- En général : 2 boucles `for` imbriquées.

# Complexité cubique

$$O(N^3)$$

```
def verifie_triplets(liste):  
    """Retourne le nombre de triplets dont la somme est nulle."""  
    N = len(liste)  
    compteur = 0  
    for i in range(N):  
        for j in range(i + 1, N):  
            for k in range(j + 1, N):  
                if liste[i] + liste[j] + liste[k] == 0:  
                    compteur += 1  
  
    return compteur
```

- Le temps d'exécution est proportionnel au cube de  $N$ .
- En général : 3 boucles `for` imbriquées.

# Complexité polynômiale

$$O(N^k)$$

- Le temps d'exécution est proportionnel à  $N^k$ .
- En général, on a  $k$  boucles imbriquées.
- Les boucles peuvent être disséminées dans des sous-fonctions ou des appels récursifs.
- Au-dessus de  $k = 3$ , on obtient des temps d'exécution assez long lorsque  $N$  grandit.

# Complexité exponentielle

$$O(C^N)$$

```
def fibonacci(N):  
    return 1 if N <= 1 else fibonacci(N - 2) + fibonacci(N - 1)
```

- Cette implémentation de Fibonacci est en  $O(2^N)$ .
- Même pour  $C = 2$ , le nombre d'instructions devient ingérable pour  $N > 50$ .
- Malheureusement, de **nombreux problèmes** sont dans cette classe.

# Complexité d'un problème

- S'il existe plusieurs algorithmes pour résoudre un problème, alors la complexité de ce problème correspond à la classe de l'algorithme la plus efficace.
- Exemple : il existe des algorithmes en  $O(N)$  et  $O(\log N)$  pour trouver un nombre dans une liste triée. Ce problème a donc pour complexité  $O(\log N)$ .



# Comparaison des classes de complexité

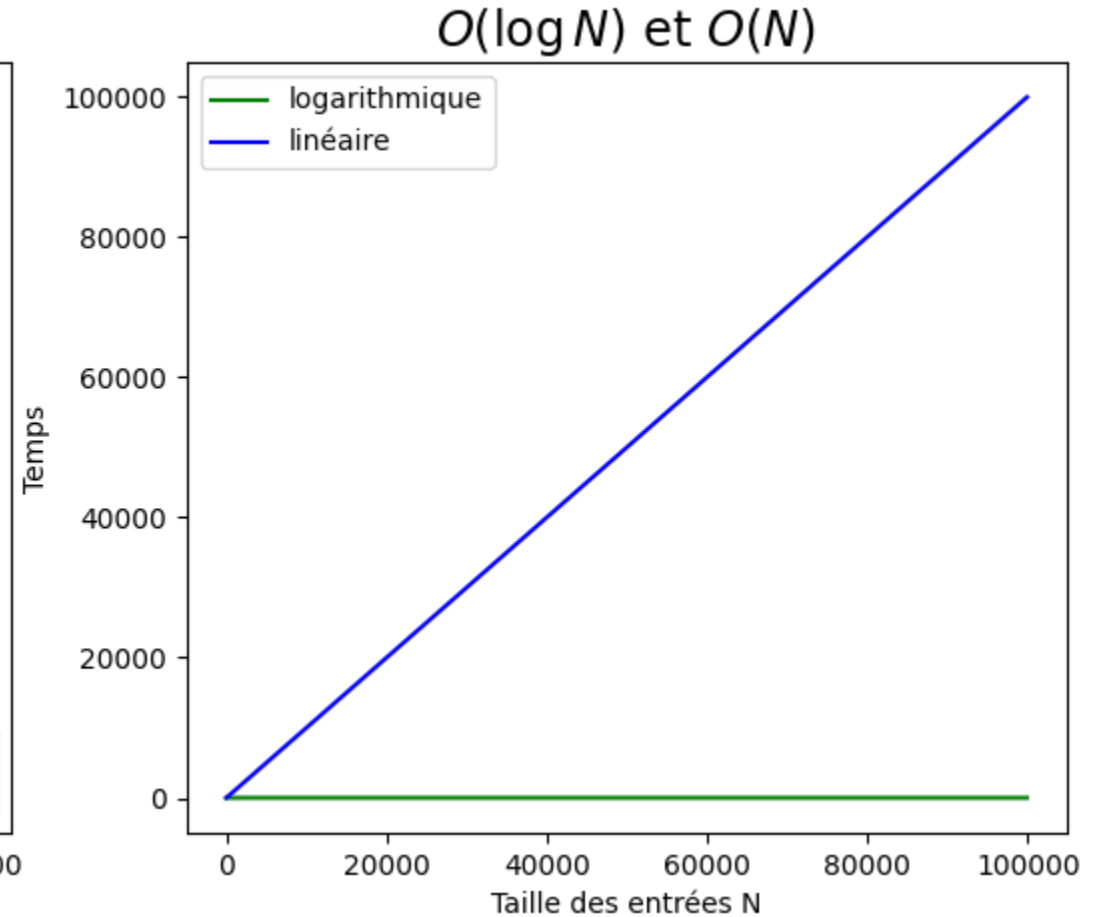
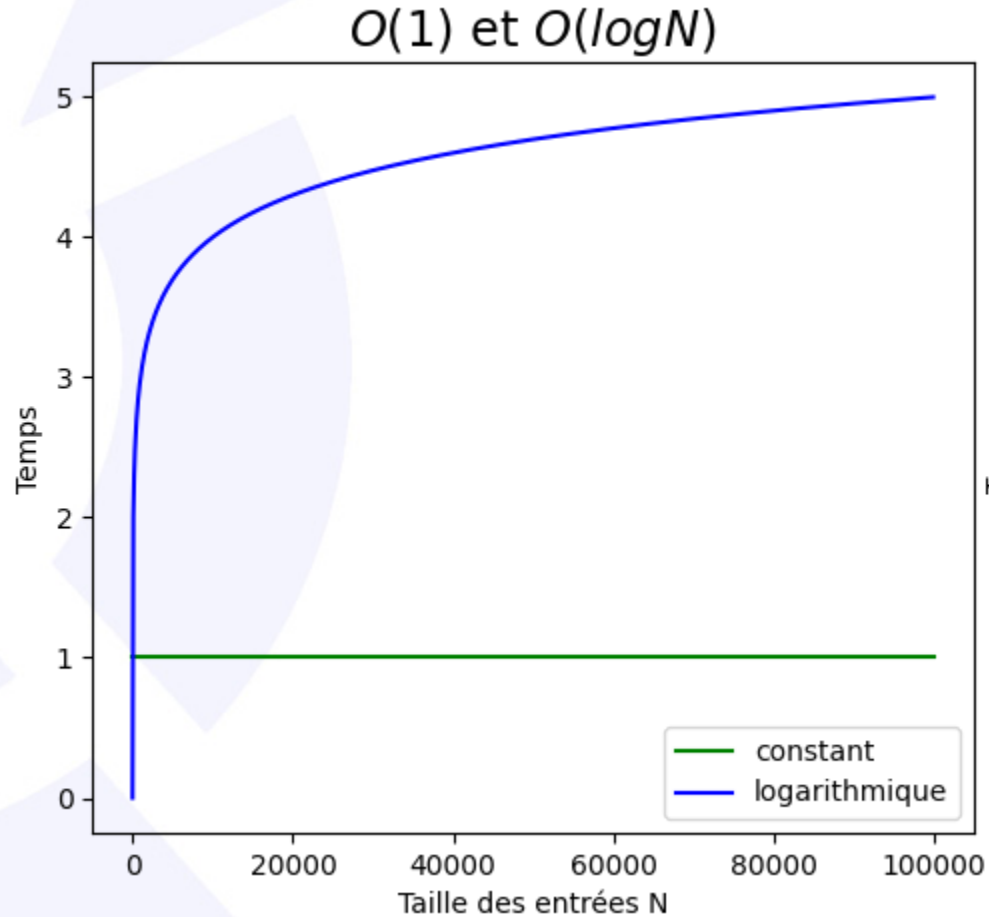


**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

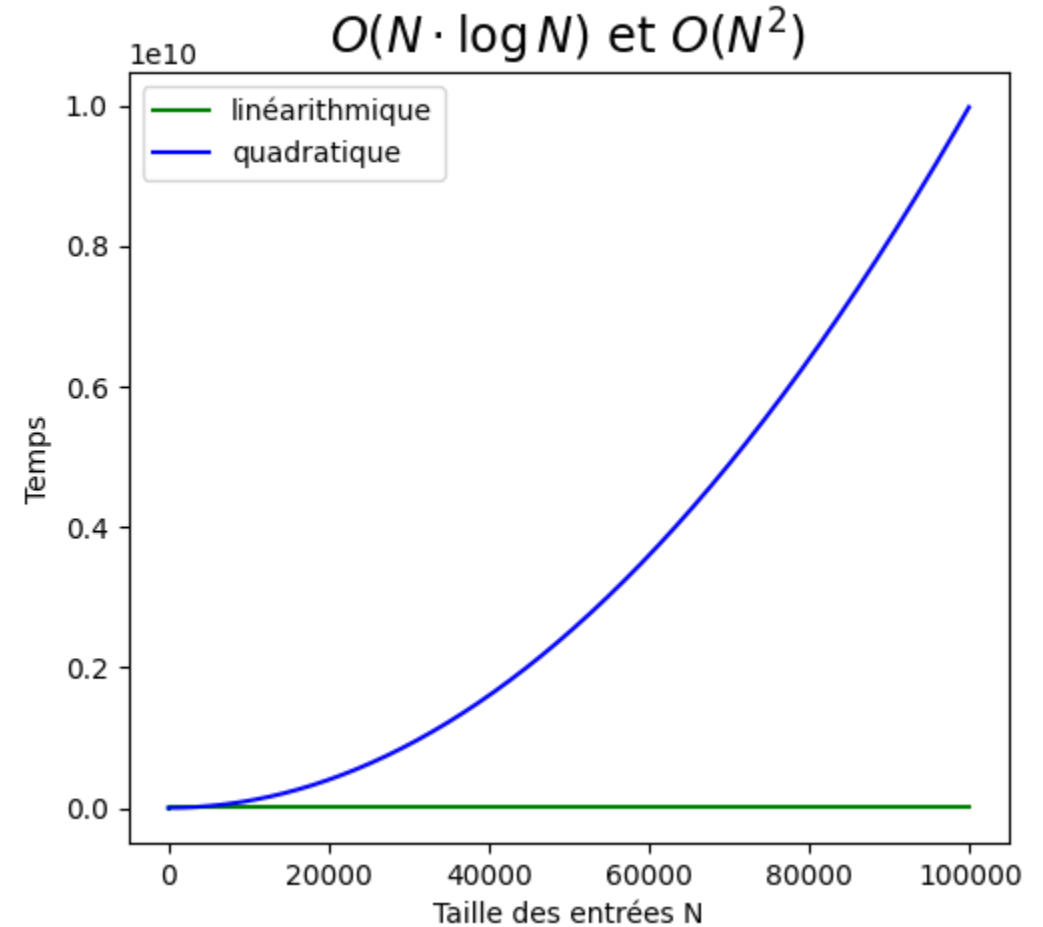
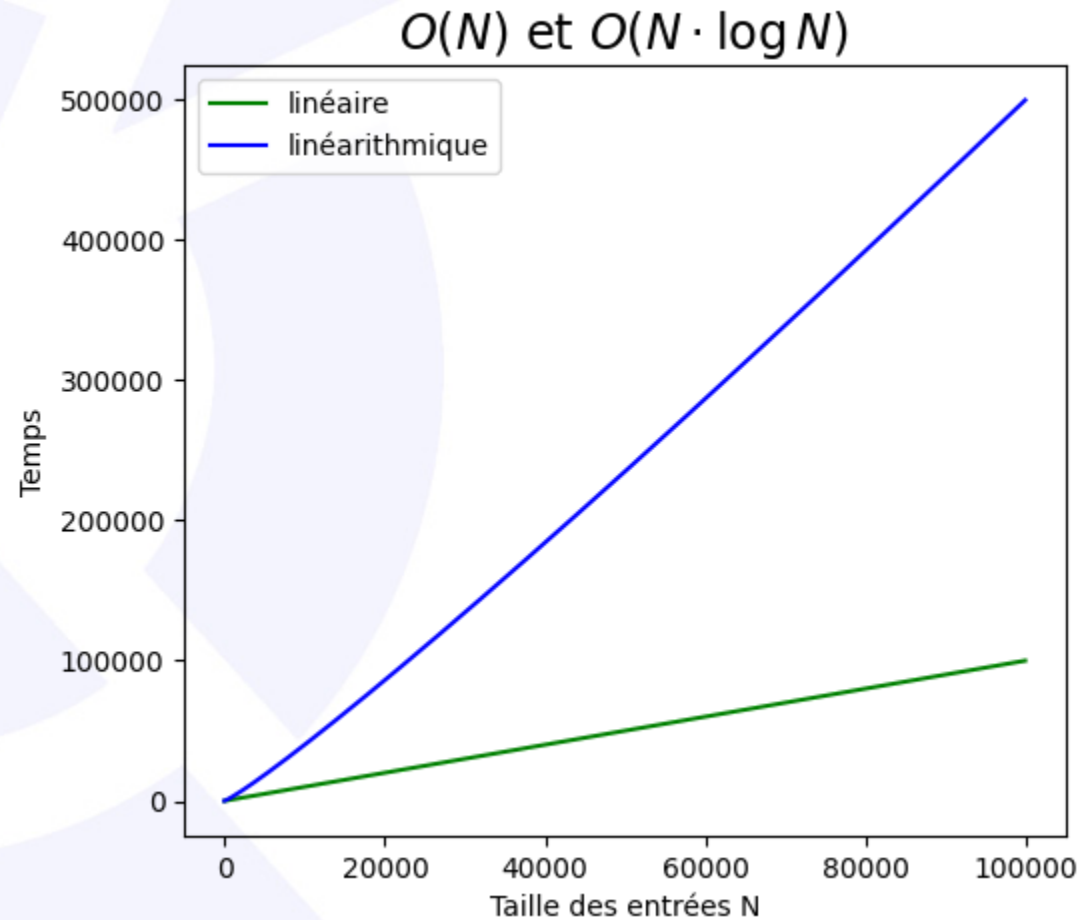
**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**



# Complexité constante, linéaire et logarithmique



# Complexité linéaire, linéarithmique et quadratique



# Complexité quadratique, cubique et exponentielle



# Une comparaison de toutes les classes (1/2)



# Une comparaison de toutes les classes (2/2)



# Prédictions basées sur l'ordre de grandeur

Programme prenant quelques heures pour une taille  $N$

Description	Fonction	Facteur 2x	Facteur 10x	Temps pour $10N$	Temps pour $10N$ avec une machine 10x plus rapide
linéaire	$N$	2	10	un jour	quelques heures
linéarithmique	$N \log N$	2	10	un jour	quelques heures
quadratique	$N^2$	4	100	quelques semaines	un jour
cubique	$N^3$	8	1000	plusieurs mois	quelques semaines
exponentielle	$2^N$	$2^N$	$2^{9N}$	jamais	jamais

# TD : Evaluation de complexité



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**







# **TD : Evaluation de complexité**

**Lien vers le sujet de TD.**

# Limites de l'étude de complexité



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**



# Architecture d'un processeur

- Les architectures modernes des CPUs sont **complexes** et **difficiles à modéliser** mathématiquement.
- Il peut arriver que l'exécution d'un algorithme théoriquement plus efficace soit **plus lente** qu'un algorithme plus naïf.

# Exemples

- **Prédiction de branche** : un CPU peut prédire statistiquement quel code devra être exécuté, et l'exécuter en avance.
- **Hiérarchie de mémoires** : certains algorithmes compactes en mémoire permettent d'utiliser efficacement les hiérarchies de cache et de pagination.
- **Appels systèmes** : par exemple, les allocations mémoires peuvent avoir des impacts importants.

# Grandes constantes

- On a vu que  $O(2N^2 + CN) = O(N^2)$ .
- Si la constante  $C$  est **très grande**, l'ordre de grandeur  $O$  peut être trompeur en pratique.
- Exemple :  $C = 10^{100}$ .

# Boucle interne non-dominante

- Le modèle de coût s'intéresse essentiellement à la **boucle interne**.
- De nombreux algorithmes comportent un nombre significatif d'instructions en-dehors de la boucle interne.

```
compteur = 0
for i in range(N):
    for j in range(N):

        #
        # Potentiellement de nombreuses instructions ici
        #

        for k in range(N):
            # On dit juste que l'on est en  $O(N^3)$ 
            compteur += 1
```

# Temps d'instruction

- Le modèle suppose que chaque instruction prend un temps équivalent.
- Cela est faux en pratique : cela dépend de l'**unité arithmétique et logique** du processeur.
- Même les accès à un très grand tableau ne sont pas nécessairement en temps constant. En effet, si le tableau ne rentre pas dans le cache du processeur, il peut y avoir des **fautes de cache** (cache miss) voire des **fautes de page**.

# Plusieurs paramètres

- On s'est concentré sur le cas où le temps d'exécution dépend de 1 paramètre  $N$ .
- De nombreux problèmes dépendent de plusieurs paramètres  $N$ ,  $M$ ,  $K$ , etc.
- Exemple : Il peut s'agir de listes différentes.



# Approche pragmatique

Mesures et benchmarks



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**



# Mesurer, mesurer, mesurer

- Le scientifique cherche un modèle mathématique : la théorie de la complexité.
- L'artisan, le technicien et l'ingénieur font des mesures et des abaques.
- Les 2 approches **se complètent**.

# Rappel sur `time`

```
import time

def fonction_a_mesurer(N):
    pass

debut = time.process_time()

N = 10000
fonction_a_mesurer(N)

fin = time.process_time()
temps_ecoule = fin - debut
print(f"Temps d'exécution : {temps_ecoule}s")
```

# Même chose avec `datetime`

```
from datetime import datetime

def fonction_a_mesurer(N):
    pass

debut = datetime.now()

N = 10000
fonction_a_mesurer(N)

fin = datetime.now()
temps_ecoule = fin - debut
print(f"Temps d'exécution : {temps_ecoule.total_seconds()}s")
```

# Problèmes

- Les mesures avec `time` et `datetime` ne sont **pas indépendantes**.
- Ces mesures sont fortement impactées par les autres processus exécuté par la machine au même moment.

# Benchmark avec `timeit`

- On utilise une fonction d'ordre supérieur avec `timeit`

```
from timeit import timeit

def fonction_a_mesurer(N):
    pass

N = 10000
test = lambda: fonction_a_mesurer(N)

timeit(test, number=1)
```

# Avantages

- Les mesures avec `timeit` sont indépendantes donc beaucoup plus fiables.
- On peut spécifier le nombre de fois à exécuter, pour faire plus facilement des statistiques.

# Discussion concernant la parallélisation



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**





# Plusieurs choses en même temps

- Un ordinateur peut comporter **plusieurs CPU** (processeur de calcul) et **GPU** (processeur graphique).
- Un CPU moderne peut comporter quelques dizaines de coeurs.
- Un GPU moderne peut comporter quelques centaines voire milliers de coeurs.
- Chaque coeur peut exécuter **une instruction en même temps**.

# Parallélisme et concurrence

- **Parallélisme** : les tâches sont découpées et exécutées par la même ressource pour donner l'illusion de parallélisme.
- **Concurrence** : les tâches sont exécutées en même temps.



# Amélioration de l'efficacité

- Peut-on améliorer l'efficacité de nos algorithmes en les parallélisant ?
- Oui mais cela **ne change pas la classe de complexité** d'un algorithme.
- Cela permet malgré tout des gains substantiels.

# Principe de parallélisation

- On divise une tâche en **sous-tâches**.
- On **distribue** les sous-tâches sur différents coeurs (via des fils d'exécution).
- On récupère le **résultat local** de chaque sous-tâche.
- On **combine les résultats** des sous-tâches pour déterminer la solution globale de la tâche principale.

# Evaluation des gains

- De combien peut-on améliorer un algorithme en le parallélisant ?
- Naïvement, on dirait que le facteur multiplicateur est le nombre de coeurs.
- En pratique, il existe de nombreuses limitations :
  - certaines parties du code **ne sont pas parallélisables**.
  - il est nécessaire d'**orchestrer et synchroniser** les calculs.

# Loi d'Amdahl

Pour tout  $s \in \mathbb{N}$  représentant le nombre de coeurs exploitables, et  $p \in [0; 1]$  le pourcentage de temps d'exécution passé dans le code parallélisable *avant* la parallélisation, la loi d'Amdahl défini la fonction  $f$  d'**accélération théorique maximale** :

$$f(s, p) = \frac{1}{1 - p + \frac{p}{s}}$$

# Représentation graphique de la loi d'Amdahl



# Supercalculateurs

- Il s'agit d'un ordinateur massif rassemblant un grand nombre de processeurs.
- Un système d'exploitation particulier gère tous ces processeurs.
- Le supercalculateur Fugaku rassemble **7,3 millions de processeurs**.
- Il atteint **415 PFLOPS**, c'est-à-dire  $415 \cdot 10^{15}$  instructions à virgule flottante par seconde.



# Conclusions

- La parallélisation du code permet d'obtenir des **gains significatifs**.
- Ces gains sont **limités** par la loi d'Amdahl.
- La parallélisation **ne change pas la classe de complexité**, qui reste le facteur déterminant de l'efficacité.

# Discussion sur la distribution de calcul

Cluster et sur le Cloud



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**




# Noeuds de calcul

- La parallélisation sur le CPU et GPU d'une machine se fait **localement**.
- Il est possible de **distribuer** un calcul sur un **cluster de machines** mises en réseau.
- Chaque machine s'appelle, dans ce contexte, un **noeud de calcul**.

# On-Premise ou dans le Cloud

- **On-Premise** : exécution dans un cluster appartenant à l'entité (entreprise/personne) effectuant le calcul.
- **Cloud Computing** : exécution dans un cluster localisé dans un datacenter appartenant à un fournisseur tiers.

# Avantages

- **Le coût :**
  - Un supercalculateur est généralement trop onéreux.
  - Mettre en réseau des ordinateurs du marché est généralement moins coûteux.
  - Possibilité de **location** de noeuds de calcul dans le Cloud et de payer à **l'usage**.
- **L'évolutivité horizontale** (scalability 

# Défis supplémentaires

- **Lenteur du réseau** : les échanges de données sur un réseau sont beaucoup plus lents qu'au sein d'une machine.
- **Pannes** : chaque noeud de calcul peut être sujet à des pannes.

# Algorithmes distribués

- Il existe de nombreux algorithmes et techniques dédiés au calcul distribué.
- De nombreuses technologies offrent des solutions sur étagère pour répondre à ces problématiques complexes.
- Exemple : Map Reduce.

# Conclusions

- Avec des supercalculateurs ou des clusters de calcul dans le Cloud, on a accès à de très grandes puissances de calcul.
- Pourquoi a-t-on besoin d'autant de puissance ?
- Pourquoi ne peut-on pas utiliser que des algorithmes de complexité logarithmique ?



# Problèmes NP-complet



CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE

1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES



Yvo  
Solutions

# Problèmes "faciles" et "difficiles"

- On en a eu l'intuition : les algorithmes exponentiels ne sont pas vraiment applicables en pratique.
- **Problème "facile"** : il existe un algorithme polynômial (ou meilleur) pour résoudre ce problème.
- **Problème "difficile"** : on n'a pas (encore) trouvé d'algorithme polynômial et on est obligé d'utiliser un algorithme exponentielle.
- On recherche s'il existe des algorithmes non-exponentiels permettant de résoudre le problème.

# Exemples de problèmes "difficiles"

- **Problème de satisfaisabilité Booléenne (SAT) :**  
Etant donné un ensemble  $M$  d'équations impliquant  $N$  variables Booléennes, trouver des valeurs pour chaque variable telles que toutes les équations sont satisfaites, or rapporter qu'aucune solution n'existe.
- **Applications :** diagnostique, planification, vérification de modèle, cryptographie.

# Exemples de problèmes "difficiles"

- **Load Balancing** : Etant donné un ensemble de tâches d'une durée spécifiée et une limite de temps  $T$ , comment ordonnancer ces tâches sur 2 processeurs identiques de telle sorte qu'elles se terminent avant  $T$  ?
- **Application** : Routage de paquets sur un réseau.

# Exemples de problèmes "difficiles"

- **Chemin Hamiltonien** : Etant donné un graphe, trouver un chemin qui visite chaque vertex exactement une fois, ou reporter qu'aucune solution n'existe.
- **Applications** : GPS, jeu vidéo.

# Formalisation

- **P** est l'ensemble de tous les problèmes qui peuvent être résolus en temps **polynômial** par une Machine de Turing déterministe (c'est-à-dire un ordinateur classique).
- **NP** est l'ensemble de tous les problèmes décidés par une Machine de Turing **Non-Déterministe** en temps **Polynômial**.

# Problème NP-complet

- Un problème est NP-complet si :
  - on peut facilement et rapidement vérifier qu'une solution est correcte.
  - tous les problèmes de la classe NP se ramènent à celui-ci via une réduction polynomiale.
- Cela signifie que le problème est au moins aussi "difficile" que les autres problèmes de la classe NP.

# Implications concrètes

- Il existe certains problèmes pour lesquels **on n'a aujourd'hui pas de meilleure solution** que :
  - un algorithme exponentiel,
  - une solution en force brute consistant à explorer tout l'espace de solution (quant il est fini).
- **On n'est pas encore capable de prouver l'existence, ou non, de meilleures solutions.**



# Discussion sur les machines quantiques

Qubit



CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE

1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES



# Machine de Turing déterministe

- Sur nos machines actuelles, un bit a pour valeur 0 ou 1.
- Un octet est codé sur 8 bits.
- Un octet peut donc prendre des valeurs entre  $[0; 2^8 - 1]$ , soit  $[0; 255]$ .
- Les opérations principales sur un bit sont celles de la logique Booléenne : AND, OR, XOR, NOT, SHIFT.

# Physique quantique

- En physique quantique, la fonction d'onde d'une particule prend une valeur **au moment de son observation**.
- Tant qu'elle n'est pas observée, une particule est dans un **état quantique**.
- Cet état quantique est régi par **des probabilités**.

# Le chat de Schrödinger

- On met le chat dans une boîte.
- Un incident survient.
- Tant que l'on ne regarde pas dans la boîte, le chat est à la fois mort **ET** vivant.
- Ce n'est qu'une fois que l'on regarde dans la boîte que le chat est mort *ou* vivant.

# Bit quantique - Qubit (1/2)

- Un bit quantique est représenté par un vecteur  $(p, q)$ .
- $p$  est la probabilité pour que le bit soit égal à 0.
- $q$  est la probabilité pour que le bit soit égal à 1.
- Lorsqu'on lit la valeur du bit quantique, il a pour valeur 0 ou 1.

# Bit quantique - Qubit (2/2)

- On a :  $p + q = 1$ , puisque soit  $p$ , soit  $q$  est vérifié.
- On pose le vecteur d'amplitudes  $(\alpha, \beta)$  tel que  $p = \alpha^2, q = \beta^2$ .
- On a donc  $\alpha^2 + \beta^2 = 1$ .
- On peut donc représenter l'espace d'amplitude sur un cercle trigonométrique.
- Les opérations principales sur un bit quantique sont : rotation, symétrie, porte d'Hadamard, etc.

# Machine de Turing Non-Déterministe

- Une machine quantique permet de simuler une machine de Turing Non-Déterministe.
- Par conséquent, elle vise à traiter les **problèmes NP** en un temps meilleur que les machines déterministes.

# Etat de l'art (1/3)

- Il existe déjà près d'une **centaine d'algorithmes quantiques**.
- Les applications possibles sont variées : cryptographie, apprentissage par machine, calcul scientifique.
- La recherche sur le sujet est très actif.



# Etat de l'art (2/3)

- Les machines quantiques actuelles :
  - coûtent **très chers**,
  - ne comportent que **quelques qubits**,
  - **ne permettent pas d'exécuter** la plupart des algorithmes quantiques.

# Etat de l'art (3/3)

- Il existe déjà des **langages de programmation quantiques** (ex : Q# de Microsoft).
- On **simule des machines quantiques** sur des ordinateurs classiques.

# TP : Benchmark et complexité



**CHAMBRE DE COMMERCE  
ET D'INDUSTRIE**

**1<sup>er</sup> ACCÉLÉRATEUR DES ENTREPRISES**





# TP : Benchmark et complexité

[Lien vers le sujet de TP.](#)