

Le paradigme "Diviser pour régner" est une stratégie très courante en algorithmique.

I] Présentation de la méthode

1) Principe général

Cette méthode aboutit naturellement à des algorithmes récursifs et s'articule autour de 3 étapes :

(1) Diviser: On sépare notre problème sur une entrée de taille n en a sous-problèmes sur des entrées de taille $\lceil \frac{n}{b} \rceil$.

(2) Régner: On arrive récursivement à un problème de taille suffisamment petite pour être traité facilement.

(3) Combiner: On remet en commun les solutions des sous-problèmes résolus pour produire la solution totale.

Exemple 1: Recherche dichotomique dans un tableau trié T de taille n . $T = [e_1, \dots, e_n]$

cherche(T, x): si T est vide \rightarrow non

sinon si $e_{\frac{n}{2}} = x \rightarrow$ oui

sinon si $e_{\frac{n}{2}} > x \rightarrow$ cherche($[e_1, \dots, e_{\frac{n}{2}-1}], x$)

sinon cherche($[e_{\frac{n}{2}+1}, \dots, e_n]], x)$

2) Complexité de tels algorithmes [Pap]

On note $T(n)$ le temps d'exécution de l'algorithme sur une entrée de taille n .

On note $D(n)$ le temps nécessaire à l'étape (1) et $C(n)$ le temps nécessaire pour l'étape (3).

On obtient donc une relation de récurrence de la forme: $T(n) = a T(\lceil \frac{n}{b} \rceil) + D(n) + C(n)$ (*)

Pour simplifier la résolution, on pose $f(n) = D(n) + C(n)$. Si $f(n) = O(n^d)$ pour un certain $d \geq 0$, on résoud la relation (*) grâce au théorème suivant:

Théorème Général: Si $T(n) = a T(\lceil \frac{n}{b} \rceil) + O(n^d)$ avec $a > 0, b > 1, d \geq 0$ alors:

$$T(n) = \begin{cases} O(n^d) & \text{si } d > \log_b a \\ O(n^{\lfloor d \rfloor} \log n) & \text{si } d = \log_b a \\ O(n^{\lceil d \rceil}) & \text{si } d < \log_b a \end{cases}$$

De plus, la complexité T est une fonction croissante donc si $T(n) = a T(\lceil \frac{n}{b} \rceil) + O(n^d)$ alors $T(n) \leq a T(\lceil \frac{n}{b} \rceil) + O(n^d)$ et on a bien les mêmes résultats que dans le théorème. Ceci permet aussi d'ommettre les $T(0)$ et $T(1)$. Il existe une version plus précise de ce théorème mais l'on peut se contenter de celui-ci en première approche.

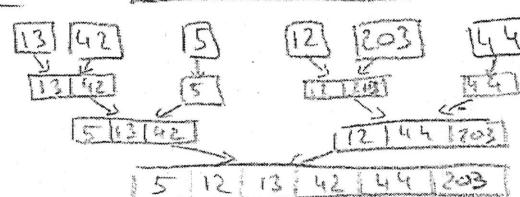
II - Quelques exemples classiques [Pap/Coh]:

1) Des tris

► le tri fusion: [Pap]

Il s'agit de séparer le tableau de taille n en 2 tableaux de taille $\frac{n}{2}$ et de les trier. La combinaison de deux tableaux triés de taille $\frac{n}{2}$ en un tableau trié de taille n se fait en $O(n)$.

ex: $T = [13, 42, 15, 12, 20, 3, 44]$



$$\left. \begin{aligned} T(n) &= 2 T\left(\frac{n}{2}\right) + O(1) + O(n) \\ &= 2 T\left(\frac{n}{2}\right) + O(n) \\ &\rightarrow O(n \log n) \end{aligned} \right\}$$

► le tri rapide: [Pap]

On choisit arbitrairement un élément p du tableau, le pivot, puis on sépare les éléments du tableau en deux sous-tableaux: les éléments $\leq p$ et les éléments $> p$. On trie ensuite ces deux sous-tableaux.

Filtre: $\leq p$ | p | $\geq p$

La complexité au pire survient donc lorsque le tableau est tel que le pivot est \geq ou \leq que tous les éléments du tableau (ex : tableau déjà trié quand le pivot est le premier élément du tableau).
 On a alors $T(n) = \sum_{k=1}^n k-1 = \frac{n(n-1)}{2} = O(n^2)$. En moyenne on obtient deux sous tableaux de taille $(\frac{n}{2})$ et $T(n) = O(n \log n)$

2) Multiplications en tout genre

► multiplication d'entiers (Karatsuba)

On considère deux entiers x et y et leur écriture binaire : $x = \boxed{x_2 \mid x_1 \mid x_0} = 2^{n-2}x_2 + x_1 + x_0$ et $y = \boxed{y_2 \mid y_1 \mid y_0} = 2^{n-2}y_2 + y_1 + y_0$

On remarque que $x_0y_0 + y_0x_0 = (x_0 + x_0)(y_0 + y_0) - x_0y_0 - x_0y_0$.
 Pour multiplier 2 entiers de taille n , il suffit de faire 3 multiplications sur des entiers de taille $\frac{n}{2}$.

$$T(n) = 3T\left(\frac{n}{2}\right) + O(n) \xrightarrow{\text{théorème}} O(n^{1.55})$$

multiplication de matrices (Strassen)

On considère deux matrices carrées A et B que l'on considère de taille $n = 2^m$, quitte à rajouter un bloc

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ \hline A_3 & A_4 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} B_1 & B_2 \\ \hline B_3 & B_4 \end{bmatrix}$$

$$\text{on adors } AB = \left[\begin{array}{c|c} P_5 + P_4 - P_2 + P_6 & P_1 + P_2 \\ \hline P_3 + P_4 & P_1 + P_5 - P_3 - P_7 \end{array} \right]$$

$$\text{avec } P_1 = A_1(B_2 - B_4); \quad P_2 = (A_1 + A_2)B_4; \quad P_3 = (A_3 + A_4)B_4 \\ P_4 = A_4(B_3 - B_1); \quad P_5 = (A_1 + A_4)(B_1 + B_3); \quad P_6 = (A_2 - A_4)(B_3 + B_1); \\ P_7 = (A_1 - A_3)(B_1 - B_3)$$

Il suffit donc de calculer les 7 matrices P_i qui décrivent chacune une multiplication de matrices de taille $\frac{N}{2}$.

$$T(n) = 7T\left(\frac{n}{2}\right) + O(n^2) \xrightarrow{\text{Master Theorem}} T(n) = O(n^{\log_7 7})$$

multiplication de polynôme (FFT)

On considère deux polynômes: P et Q de degré $n=2^k$.
 On peut alors les multiplier grâce à un procédé de

transformée de Fourier rapide (FFT)

$$P = \{p_m\}_{m \in \mathbb{N}}, Q = \{q_m\}_{m \in \mathbb{N}} \xrightarrow{\text{evaluation}} (x_j, P(x_j)), (x_j, Q(x_j))$$

multiplication
 directe en
 $O(n^2)$

multiplication
 en $O(n)$

$$PQ = \left(\sum_{i,j \in \mathbb{N}} p_i q_j \right)_m \xleftarrow{\text{interpolation}} (x_j, PQ(x_j))$$

→ complexité totale en $O(n \log n)$

III - Des exemples un peu moins classique : les algorithmes géométriques.

1) Recherche des points les plus proches

Une stratégie naïve consiste à tester toutes les paires de points; cet algorithme donne une complexité en $O(n^2)$. Pour améliorer ça, on utilise une méthode divisée-pour-répartie.

On sépare l'ensemble des points en deux demi-plans contenant chacun $(\#P)$ éléments. Il y a alors 3 possibilités

- Soit les points les plus proches sont dans le demi-plan de droite, soit dans le demi-plan de gauche soit un de chaque côté. On teste les deux premiers cas dans la récurrence et le dernier au moment de la combinaison.

$$s \models x \quad x \quad x \models s \quad \text{and } \beta = \min(s, s')$$

→ on obtient de cette manière une complexité en $\mathcal{O}(n \log n)$.

2) Enveloppe convexe

¶ Pour faire le calcul de l'enveloppe convexe d'un ensemble de point P, on sépare comme dans la recherche de paire de points les plus proches notre ensemble P en deux sous ensembles séparés par une droite verticale. On calcule les enveloppes convexes de ces deux sous-ensembles, puis on les réunit intelligemment (Fusion)

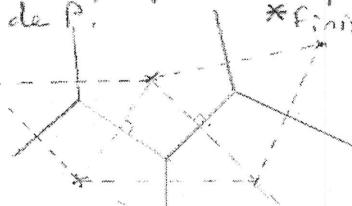
Cet algorithme donne le résultat en $O(n \log n)$.

3) Diagramme de Voronoi

Un troisième exemple d'algoirthme géométrique est l'algorithme permettant le calcul du diagramme de Voronoi d'un ensemble de points du plan.

Cet algorithme peut notamment servir pour la modélisation de croissance de structures cristallines.

Le diagramme de Voronoi d'un ensemble P de points du plan est un pavage du plan par des polygones tel que chacun de ces polygones contient un et un seul élément x de P et pour tout point y à l'intérieur du polygone, ce point est plus proche de x que de n'importe quel autre point de P .



* finis ou non

Pour calculer le diagramme on sépare les points de P comme pour le calcul de l'enveloppe convexe, on calcule le diagramme de Voronoi de chacun des 2 sous-ensembles et on fusionne en $O(n)$.

$$\rightarrow T(n) = 2T\left(\frac{n}{2}\right) + O(n) \rightarrow O(n \log n)$$

IV - Application à la théorie

1) Complexité en espace

On peut montrer par une méthode de diviser pour régner le théorème de Savitch:

Théorème: Soit s une fonction $s: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}^+$, $s = \Omega(n)$

Alors toute machine de Turing non déterministe de complexité spatiale en $O(s(n))$ est équivalente à une machine de Turing déterministe de complexité spatiale en $O(s^2(n))$.

Pour démontrer ce théorème, on utilisera le lemme technique (admis) suivant:

Lemme Soit Π une machine de Turing de complexité temporelle $t(n)$ et de complexité spatiale $s(n)$ alors il existe $k > 0$ telle que $t(n) \leq 2^{k s(n)}$

Le théorème de Savitch permet alors de démontrer que $\text{PSPACE} = \text{NPSPACE}$.

2) Approximation du problème de voyageur de commerce euclidien

Le problème du voyageur de commerce consiste à trouver, étant donné un ensemble P de points du plan, un chemin de longueur minimal passant exactement une fois par chaque point de P .

Pour cela, il existe une approche globale mais cette approche tourne en temps quadratique ce qui n'est pas assez rapide lorsque l'on a beaucoup de points, c'est à dire très fréquemment en pratique.

Pour une méthode diviser-pour-réunir on cherche une solution acceptable, bonne sans forcément être optimale en réduisant à une complexité $O(n \log n)$.

Pour cela on considère le plus petit rectangle contenant tous les points de P .

À l'étape de partition, on sépare le rectangle en deux rectangle horizontalement ou verticalement tel que la séparation est parallèle au plus petit côté, passe par un point de P et sépare les points en deux sous-ensembles de même cardinal et ce jusqu'à avoir suffisamment peu de point pour utiliser une méthode de recherche exhaustive.

L'étape de combinaison des sous-problèmes est alors soit optimale mais très coûteuse, soit approchée mais plus rapide.

Ex: The diagram illustrates the recursive step of the divide-and-conquer algorithm. It shows a large rectangle containing several points. The rectangle is divided into two smaller rectangles by a vertical line passing through a point. This process is repeated until the subproblems are small enough to be solved directly.

le point important est de garder les points proches dans les mêmes sous-problèmes c'est pourquoi on peut aussi penser à une approche diviser pour régner basée sur le diagramme Voronoi.

Référence:

- [Pap]: Papadimitriou, Algorithms (Kl)
- (Assumpt):
- [Cor]: Cormen, Introduction à l'algorithme (portrait)
- [Bor]: Boissonnat-Yvinec, géométrie algorithmique (Kl & livre)
- [Car]: Carbin, langage formal (Kl & document)
- [Esh]: Preparata-Shamos, Computational geometry (Tutoriel)