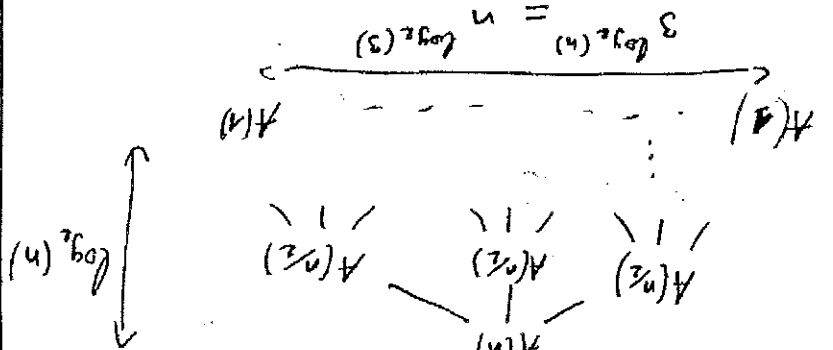


I La puissance de la méthode

Il s'agit d'une méthode récursive pour donner une solution à un problème, en trois étapes

- ① On divise le problème en ses problèmes de taille inférieure
- ② On traite récursivement les sous problèmes, et on "rejoint" directement sur les cas de base
- ③ On combine de manière appropriée les résultats

Remarque: la structure de recherche de l'algorithme est un arbre de taille 2, on a par exemple dans le cas d'une division en 3 sous problèmes



Exemple d'algorithme: recherche d'un élément dans un arbre

appartient (x, T)
 $S: T = \text{feuille}(y)$
 L renvoyer ou: si: $y = x$
 L sinon \vee appartient (x, T')
 $T' \text{ fils de } T$

II Correction d'algorithme

Toutes les preuves de correction se font par induction sur l'arbre de calcul.

Exemple d'algorithme: Recherche de distance minimale dans un ensemble de points

PPP $(A(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n))$
 Si: $n \leq 3$ $(n-2)$
 L $d = \min(|(x_1, y_1) - (x_2, y_2)|, |(x_1, y_1) - (x_3, y_3)|, |(x_2, y_2) - (x_3, y_3)|)$
 Sinon
 Séparer A en A_0 et A_1 , de même taille et tels que la probabilité de trouver le point est

Soit $d = \inf(\text{PPP}(A_0), \text{PPP}(A_1))$
 Pour $(x_i, y_i) \in A_0, (x_j, y_j) \in A_1$
 L $d = \min(d, |(x_i, y_i) - (x_j, y_j)|)$
 Retourner d

Preuve de correction

Cas $n \leq 3$: la distance est bien calculée.

Autres cas: En terminant, on se retrouve avec au moins 2 points par ensemble
 • La distance sur ces sous-ensembles est calculée à l'aide d'une méthode est effectuée soit dans le partie droite et gauche, soit alternativement.

La correction des algorithmes de type diviser pour régner est assez simple généralement, l'étude de la complexité est des plus intéressants.

III Calcul de complexité

1) Un exemple : multiplication de deux entiers

Soient x, y deux entiers codés sur $n = 2^k$ bits

$$\begin{cases} x = 2^{n/2} x_0 + x_1 \\ y = 2^{n/2} y_0 + y_1 \end{cases} \text{ où } x_0, y_0, x_1, y_1 \text{ sont codés sur } 2^{k-1} \text{ bits}$$

$$\text{Alors } xy = 2^n x_0 y_0 + 2^{n/2} (x_0 y_1 + x_1 y_0) + x_1 y_1$$

Les additions sont de complexité linéaire

$$T(n) \leq 4T(n/2) + O(n)$$

$$\Rightarrow \frac{T(n)}{n^2} = \frac{T(n/2)}{(n/2)^2} + O\left(\frac{1}{n}\right) \Rightarrow T(n) = O(n^2)$$

Amélioration : $x_0 y_0 + x_1 y_1 = (x_0 + x_1)(y_0 + y_1) - x_0 y_1 - x_1 y_0$

On peut économiser une multiplication et ajouter

addition : $T'(n) = 3T'(n/2) + O(n)$

$$\Rightarrow T'(n) = \frac{n \log_2(3)}{T'(n/2)} + O(n^{1-\log_2(3)})$$

On retrouve cette idée pour la multiplication de matrices

2) Théorème général

Soit $a \geq 1, b > 1$ et $T(n)$ défini par la relation de récurrence $\begin{cases} T(n) = aT(\lfloor n/b \rfloor) + f(n) \\ T(1) = 1 \end{cases}$ Alors $f(n) = O(n^d)$ et si $f(n) = O(n^d)$ si $d > \log_b(a)$ si $d = \log_b(a)$ si $d < \log_b(a)$ $O(n^{\log_b(a)})$

remarque L'algorithme par la multiplication horizontale est un exemple de troisième cas

3) Application du deuxième cas : Algorithme de fusion

Tri fusion $a[1, \dots, n]$

si $n \leq 1$ retourner fusion ($a[1, \dots, n]$)

si non $\left\{ \begin{array}{l} \text{retourner } a[1, \dots, n/2] \\ \text{retourner } a[n/2+1, \dots, n] \end{array} \right.$

avec fusion ($a[1, \dots, k], b[1, \dots, l]$)

si $k=0$, retourner b

si $l=0$, retourner a

si non $\left\{ \begin{array}{l} \text{si } a[1] \leq b[1] \\ \text{retourner } a[1] \text{ o fusion } (a[2, \dots, k], b[1, \dots, l]) \\ \text{si non } \\ \text{retourner } b[1] \text{ o fusion } (a[1, \dots, k], b[2, \dots, l]) \end{array} \right.$

o fusion récursive en $O(n)$

$$T(n) = 2T(n/2) + O(n) \text{ or } T = \log_2(2)$$

$$\Rightarrow T(n) = O(n \log n)$$

On peut adapter le tri fusion à d'autres modèles de calcul : TRI POLYPHASE (Développement)

4) Division en sous problèmes de taille variable

L'algorithme suivant calcule le k-ième élément par ordre décroissant dans une liste non triée

Recherche (K, S[1, ..., n])

pivot = S[1]

- S_e: éléments égaux au pivot
- S_f: éléments inférieurs au pivot
- S_s: éléments supérieurs au pivot

Si $K \leq |S_e|$, Recherche (K, S_f)

Si $K \geq |S_e| + |S_f|$, Recherche (K - |S_e| - |S_f|, S_s)

S_s non retourné pivot

Complexité: Dans le pire des cas, on est en O(n²)

chaque fois: $n + (n-1) + \dots + 1 = O(n^2)$

en moyenne, si le pivot est dans le 2^{ème} ou 3^{ème} quart du tableau (50% dans), on réduit le tableau d'un tiers 3/4

L'espérance du nb d'itérations avant de trouver un élément dans le 2^{ème} ou 3^{ème} quart du tableau est 2.

Donc $E[T(n)] \leq E[T(3n/4)] + O(n) + O(n)$

$\log_{3/4}(n) \leq 1 \Rightarrow E[T(n)] = O(n)$

IV Applications en analyse numérique

1) Transformée de Fourier rapide

La transformée de Fourier rapide permet la multiplication polynomiale en $O(n^2)$ (Développement)

de polynômes de degré $\leq n$ en temps $O(n \log n)$

2) Multiplication de matrices

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{pmatrix}$$

$$AB = \begin{pmatrix} A_{11}B_{11} + A_{12}B_{21} & A_{11}B_{12} + A_{12}B_{22} \\ A_{21}B_{11} + A_{22}B_{21} & A_{21}B_{12} + A_{22}B_{22} \end{pmatrix}$$

On a $T(n) = 8T(n/2) + O(n^2) \Rightarrow T(n) = O(n^3)$

L'algorithme de Strassen propose une méthode pour arriver à effectuer plus d'additions mais moins de multiplications

de 2^{ème} matrices (7) à la manière de la multiplication de grande taille - On obtient un complexe

$T(n) = 7T(n/2) + O(n^2) \Rightarrow T(n) = O(n^{\log_2(7)})$

De meilleurs algorithmes existent, avec des complexités jusqu'à $O(n^{2.373})$, ce découpe les matrices en plus de 256 problèmes plus petits.

Références:

- Algorithmique, Cormen, Leiserson, Rivest, Stein
DUNOD

- Algorithmes, Dasgupta, Papadimitriou, Vazirani,
McGraw-Hill Higher Ed.

Tri polyphasé

Mathias Millet

9 janvier 2015

Froidencour.

Modèle de calcul

On se place dans le modèle suivant :

- Un processeur avec un une mémoire centrale de taille M
- Des bandes magnétiques pour stocker les données, chacune équipée d'une tête de lecture qui peut lire ou écrire une case mémoire à la fois. On supposera les bandes de longueur non bornée.

On dispose donc des opérations supplémentaires suivantes :

- $\text{var} \leftarrow \text{lis}_i$: donne à la variable var la valeur lue sur la bande i
- $\text{écri}_i(\text{var})$: écrit la valeur de var sur la bande i
- avance_i : avance d'une case mémoire sur la bande i
- recule_i : recule d'une case mémoire sur la bande i

Complexité Entrées/Sorties Dans ce modèle de calcul, on peut définir la complexité entrées/sorties d'un algorithme comme le nombre d'opération *avance* et *recule* effectuées pendant une exécution.

Tri polyphasé

Définition : Monotonie Une monotonie est tableau trié par ordre croissant, placé sur une bande magnétique

Définition : Fusion On définit une fusion de deux monotopies de taille m et n placées chacune sur une bande différente comme la création d'une nouvelle monotonie, sur une autre bande, obtenue en interclassant les éléments de chacune des monotopies de départ. La complexité est en $O(m+n)$ (en supposant que les têtes de lecture sont initialement placées aux bons endroits). On suppose en général que les données lues sont effacées au fur et à mesure.

Algorithme du tri polyphasé On suppose que les données à trier se trouvent sur une seule bande. La taille de ces données est N . On effectue les étapes suivantes :

- On trouve n tel que $\frac{N}{F_n} > M \geq \frac{N}{F_{n+1}}$
- On découpe les données en paquets de taille $t = \left\lfloor \frac{N}{F_{n+1}} \right\rfloor$ (on obtient donc F_{n+1} paquets), \leftarrow on crée dans M des éléments dans M
- On trie en mémoire, puis qu'on replace sur les autres bandes, obtenant ainsi des monotopies. On en place F_n sur une bande, F_{n-1} sur l'autre.
- On fusionne alors les paquets selon la façon explicite ci-dessous.

1. F_n représente $n^{\text{ème}}$ élément de la suite de Fibonacci, où l'on a choisi $F_0 = 0$ et $F_1 = 1$

Fusion des monotones Au début de la $i^{\text{ème}}$ étape de fusion, on a la situation suivant

1. Une bande avec F_{n-i} monotones de taille $t \cdot F_i$
2. Une bande avec F_{n-i+1} monotones de taille $t \cdot F_{i+1}$
3. Une bande vide

On fusionne alors 2 à 2 les monotones des deux premières bandes, en plaçant les nouvelles monotones obtenues sur la troisième bande. On effectue ainsi F_{n-i} fusions, de complexité $F_i + t \cdot F_{i+1}$.

On obtient à la fin de la fusion :

1. Une bande vide
2. Une bande avec F_{n-i-1} monotones de taille $t \cdot F_{i+1}$
3. Une bande avec F_{n-i} monotones de taille $t \cdot F_{i+2}$

On obtient une unique monotone à la fin de la $(n-1)^{\text{ème}}$ fusion. Les données sont alors triées !

Calcul de complexité On obtient donc pour la complexité globale de l'algorithme :

$$O\left(\sum_{i=1}^{n-1} F_{n-i} \cdot t \cdot F_{i+2}\right)$$

On dispose de la formule (magique) : $\sum_{k=0}^n F_{n-k} F_k = \frac{n-1}{5} F_n + \frac{2n}{5} F_{n-1}$

On a alors :

$$\begin{aligned} C &= t \cdot \sum_{i=1}^{n-1} F_{n-i} F_{i+2} = t \cdot \sum_{i=1}^{n-1} F_{n+2-(i+2)} F_{i+2} = t \cdot \sum_{k=3}^{n+1} F_{n+2-k} F_k \\ &= t \cdot \left(\sum_{k=0}^{n+2} F_{n+2-k} F_k - (2 \cdot F_0 F_{n+2} + F_1 F_{n+1} + F_2 F_n) \right) \\ &= t \cdot \left(\frac{n+1}{5} F_{n+2} + \frac{2(n+2)}{5} F_{n+1} - F_{n+2} \right) = t \cdot \left(\frac{n-4}{5} F_{n+2} + \frac{2(n+2)}{5} F_{n+1} \right) \end{aligned}$$

Or on sait que $t = \frac{N}{F_{n+1}}$, on a donc $C = N \cdot \left(\frac{n-4}{5} \frac{F_{n+2}}{F_{n+1}} + \frac{2(n+2)}{5} \right)$

On utilise maintenant la deuxième formule magique : $F_n = \frac{1}{\sqrt{5}}(\phi^n + \bar{\phi}^n)$ avec $|\phi| > 1$, $|\bar{\phi}|$ de laquelle on tire $\frac{F_{n+2}}{F_{n+1}} = O(1)$, et

$\log(F_n) = -\frac{1}{2} \log(5) + n \log(\phi) + \log(1 + o(1)) \iff n = O(\log(F_n))$

On obtient donc que $C = O(N \log(F_n))$

Finalement, comme $\frac{N}{F_n} > M$, $F_n = O\left(\frac{N}{M}\right)$, et la complexité de l'algorithme est

$$\boxed{O\left(N \log\left(\frac{N}{M}\right)\right)}$$

Transformée de Fourier rapide

Référence: Cormen

about

Il existe deux méthodes pour représenter les polynômes de degré inférieur à n :

1. par la liste des coefficients du polynôme;
2. par n couples (point, valeur).

Les deux représentations sont équivalentes, le passage de la première à la deuxième par évaluation, la transformation inverse par interpolation e Lagrange . Voici le cout des opérations élémentaires dans les deux représentations:

représentation	addition	multiplication
coefficients	$O(n)$	$O(n^2)$
couples (point, valeur)	$O(n)$	mais nécessité de $2n$ couples

La transformée de Fourier rapide donne une conversion en complexité $O(n \log n)$ et donc une multiplication en $O(n \log n)$ pour la représentation classique par coefficients.

Idée de l'algorithme

Soit P un polynôme de degré inférieur à n donné par ses coefficients. A priori, l'évaluation de $P(x)$ est une opération en $O(n)$, donc pour obtenir n couples (point, valeur), une complexité $O(n^2)$. Cependant, on peut mutualiser des opérations pour l'évaluation, lorsqu'on en fait plusieurs en même temps (on suppose que n est pair):

$$\begin{aligned}
 P(X) &= a_0 + a_1X + \dots + a_{n-1}X^{n-1} \\
 P_0(X) &= a_0 + a_2X + \dots + a_{n-2}X^{n/2-1} \\
 P_1(X) &= a_1 + a_3X + \dots + a_{n-1}X^{n/2-1}
 \end{aligned}$$

Alors $P(x) = P_0(x^2) + xP_1(x^2)$ et $P(-x) = P_0(x^2) - xP_1(x^2)$. On s'est ramené à l'évaluation de 2 polynômes de degrés inférieurs à $n/2$. Si on suppose que n est une puissance de 2 et qu'on utilise les nombres complexes, en particulier les racines de l'unité, on peut itérer le procédé . L'algorithme suivant fourni une évaluation d'un polynôme P de degré inférieur ou égal à $n = 2^p$ donné par ses coefficients sur les racines n -ièmes de l'unité.

FFT($P[a_0 \dots a_{n-1}]$)

Si $n=1$

Retourner a_0

Sinon

$$\omega_n = e^{2\pi i/n}$$

$$\omega = 1$$

$$P_0 = [a_0; a_2 \dots a_{n-2}]$$

$$P_1 = [a_1; a_3 \dots a_{n-1}]$$

$$y^0 = \text{FFT}(P_0)$$

$$y^1 = \text{FFT}(P_1)$$

Pour k de 0 à $n/2-1$

$$y_k = y_k^0 + \omega y_k^1$$

$$y_{k+n/2} = y_k^0 - \omega y_k^1$$

$$\omega = \omega \omega_n$$

Retourner y

Complexité $2T(n/2)$

Complexité $O(n)$

Complexité finale $O(n \log n)$

Transformée de Fourier inverse

Le calcul précédent est également la multiplication du vecteur des coefficients par la matrice de demande V_n :

$$\begin{pmatrix} y_0 \\ \vdots \\ y_{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \omega_n & \omega_n & \dots & \omega_n^{n-1} \\ \omega_n^2 & \omega_n^2 & \dots & \omega_n^{2(n-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_n^{n-1} & \omega_n^{n-1} & \dots & \omega_n^{(n-1)^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_{n-1} \end{pmatrix}$$

Pour effectuer la transformée de Fourier inverse, il suffit d'inverser la matrice V_n . Or $[V_n^{-1}]_{j,k} =$ En effet, si $W_n = (\frac{\omega_n^{-kj}}{n})_{j,k}$

$$\begin{aligned} [V_n W_n]_{i,j} &= \sum_{k=0}^{n-1} \omega_n^{ki} \frac{\omega_n^{-kj}}{n} \\ &= \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} \omega_n^{k(i-j)} \\ &= \delta_j^i \end{aligned}$$

L'algorithme pour la transformée de Fourier rapide inverse s'en déduit, en modifiant légèrement pour la transformée de Fourier rapide:

FFTI($Y[y_0 \dots y_{n-1}]$)

Si $n=1$

Retourner y_0

Sinon

$\omega_n = e^{-2\pi i/n}$

$\omega = 1/n$

$Y_0 = [y_0; y_2 \dots y_{n-2}]$

$Y_1 = [y_1; y_3 \dots y_{n-1}]$

$P^0 = \text{FFTI}(Y_0)$

$P^1 = \text{FFTI}(Y_1)$

Pour k de 0 à $n/2-1$

$P_k = P_k^0 + \omega P_k^1$

$P_{k+n/2} = P_k^0 - \omega P_k^1$

$\omega = \omega \omega_n$

Retourner P

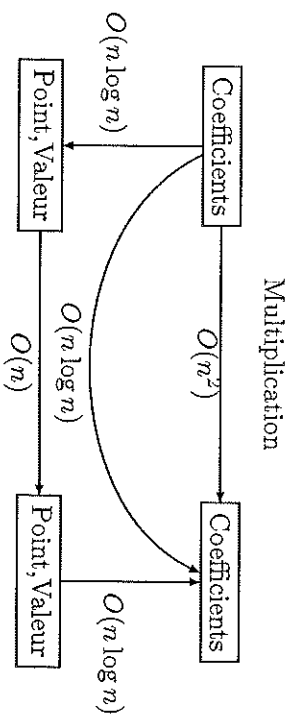
Complexité $2T(n/2)$

Complexité $O(n)$

Complexité finale $O(n \log n)$

Conclusion

On dispose d'un algorithme asymptotiquement plus rapide que la multiplication classique pour tripler entre eux deux polynômes donnés par leurs coefficients:



Est-ce que la transformée de Fourier est la meilleure manière de réaliser cela ?