SÉMINAIRE DELANGE-PISOT-POITOU. Théorie des nombres

JEAN-LOUIS NICOLAS

Des exemples de programmation non linéaire en théorie des nombres

Séminaire Delange-Pisot-Poitou. Théorie des nombres, tome 14, n° 1 (1972-1973), exp. n° 10, p. 1-11

http://www.numdam.org/item?id=SDPP_1972-1973__14_1_A8_0

© Séminaire Delange-Pisot-Poitou. Théorie des nombres (Secrétariat mathématique, Paris), 1972-1973, tous droits réservés.

L'accès aux archives de la collection « Séminaire Delange-Pisot-Poitou. Théorie des nombres » implique l'accord avec les conditions générales d'utilisation (http://www.numdam.org/conditions). Toute utilisation commerciale ou impression systématique est constitutive d'une infraction pénale. Toute copie ou impression de ce fichier doit contenir la présente mention de copyright.



DES EXEMPLES DE PROGRAMMATION NON LINÉAIRE EN THÉORIE DES NOMBRES

par Jean-Louis NICOLAS

1. Problèmes de programmation mathématique.

Le problème général de programmation est le suivant : on cherche à maximiser, ou minimiser une fonction de k variables :

$$z = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

lorsque ces variables sont soumises à des contraintes :

(1)
$$g_{\alpha}(x_1, x_2, \dots, x_k) < ou = A_{\alpha}; \alpha \in I$$

Lorsque la fonction z et les contraintes g_{α} sont linéaires, la programmation est dite linéaire. Si les variables sont réelles, l'ensemble des solutions "possibles" du problème, c'est-à-dire le sous-ensemble de \mathbb{R}^k , satisfaisant aux contraintes (1), est une partie convexe de \mathbb{R}^k , et le problème a une solution qui est un des sommets de ce convexe. Lorsque les variables et les contraintes sont nombreuses, il n'est pas facile de trouver la solution. On utilise alors l'algorithme du simplexe.

Si on limite les variables à ne prendre que des valeurs entières, on a un problème de programmation linéaire en nombres entiers. On peut alors adapter l'algorithme du simplexe pour résoudre le problème (cf. GREENBERG, Integer programming [2]).

Lorsque la fonction f ou les contraintes g_{α} ne sont pas linéaires, on dit que le problème de programmation est non linéaire. Si les variables sont réelles, rappelons dans un cas simple la solution théorique du problème : S'il n'y a qu'une contrainte de la forme :

(2)
$$g(x_1, x_2, ..., x_k) = A$$

f a un extremum relatif à la condition nécessaire :

(3)
$$\frac{\mathbf{f}_{1}^{\mathbf{i}}}{\mathbf{g}_{1}^{\mathbf{i}}} = \frac{\mathbf{f}_{2}^{\mathbf{i}}}{\mathbf{g}_{2}^{\mathbf{i}}} = \dots = \frac{\mathbf{f}_{k}^{\mathbf{i}}}{\mathbf{g}_{k}^{\mathbf{i}}}$$

en notant $f_1' = \partial f/\partial x_1$. Les relations (2) et (3) permettent de calculer les variables x_i .

Une autre façon d'obtenir les relations (3) est celle des multiplicateurs de Lagrange: Supposons que, pour une valeur de ρ réelle, la fonction $f - \rho g$ ait un minimum absolu dans \mathbb{R}^k au point $\mathbf{x}^* = (\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_k^*)$, alors \mathbf{x}^* est une solution du problème de programmation:

minimiser
$$z = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

lorsque les variables x, sont soumises à la contrainte (2) pour la valeur

$$A = g(x^*).$$

En effet, quelque soit x vérifiant $g(x) = A = g(x^*)$, on aura :

$$f(x) - \rho g(x) > f(x^*) - \rho g(x^*)$$
,

ce qui entraîne

$$f(x) \ge f(x^*) + \rho[g(x) - g(x^*)] \ge f(x^*)$$

Pour que la fonction f - pg ait un minimum. il faut que :

$$\frac{\partial f}{\partial x_{i}} - \rho \frac{\partial g}{\partial x_{i}} = 0$$

En comparant avec (3), on peut interpréter le multiplicateur de Lagrange ρ comme la valeur commune des rapports $f_i^!/g_i^!$.

Enfin, dans le cas de programmation non linéaire en nombres entiers, il existe un algorithme qui s'appelle "programmation dynamique" que nous allons exposer. On veut résoudre le problème suivant :

(5)
$$\begin{cases} \text{Trouver des variables} & x_1, x_2, \dots, x_k \text{ entières et positives,} \\ \text{vérifiant } \sum_{i=1}^k a_i x_i \leqslant A, a_i > 0, a_i \text{ entiers} \\ \text{qui minimisent } z = f(x) = \sum_{i=1}^k f_i(x_i). \end{cases}$$

On suppose ici qu'il n'y a qu'une seule contrainte linéaire à coefficients entiers et que la fonction à optimiser est séparable.

Remarquons d'abord que le nombre N de solutions possibles est fini : On doit avoir $0 \leqslant x_i \leqslant \frac{A}{a_i}$ pour chaque i .

On définit, pour $\ j=1$, 2 , ... , k et $0\leqslant M\leqslant A$,

(6)
$$\Delta_{\mathbf{j}}(\mathbf{M}) = \min_{\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}, \dots, \mathbf{x}_{j}, \sum_{i} a_{i} \mathbf{x}_{i} \in \mathbf{M}} \sum_{i} f_{i}(\mathbf{x}_{i}), \quad 1 \leq i \leq j.$$

On voit que $\Delta_{L}(A)$ donnera la solution du problème (5).

D'autre part, les $\Delta_{i}(M)$ se calculent par récurrence.

$$\Delta_{1}(M) = \min_{x_{1} \leq M/a_{1}} f_{1}(x_{1})$$

$$\begin{split} \Delta_{\mathbf{j}}(\mathbf{M}) &= \min_{0 \leq \mathbf{x}_{\mathbf{j}} \leq \mathbf{M}/\mathbf{a}\mathbf{j}} \left[\mathbf{f}_{\mathbf{j}}(\mathbf{x}_{\mathbf{j}}) + \Delta_{\mathbf{j}-1}(\mathbf{M} - \mathbf{a}_{\mathbf{j}} \mathbf{x}_{\mathbf{j}}) \right] \\ &= \min \left[\mathbf{f}_{\mathbf{j}}(0) + \Delta_{\mathbf{j}-1}(\mathbf{M}), \quad \mathbf{f}_{\mathbf{j}}(1) + \Delta_{\mathbf{j}-1}(\mathbf{M} - \mathbf{a}_{\mathbf{j}}), \dots \right] \end{split}$$

2. Théorie des nombres.

RAMANUJAN [9] dit qu'un nombre N est hautement composé si tout nombre n < N a strictement moins de diviseurs que N .

Appelons d(n) le nombre de diviseurs de n . On sait que la fonction d est

multiplicative (si m et n sont premiers entre eux, α_i d(mn) = d(m) d(n)) et si la décomposition en facteurs premiers de n est n = $\prod_i p_i$, alors d(n) = $\prod_i (\alpha_i + 1)$.

On a donc: N est hautement composé si, et seulement si,,

$$n < N \rightarrow d(n) < d(N)$$

Soit un entier a ; cherchons $\max_{n\leqslant a} d(n)$. Soit n^* le plus petit entier où d(n) atteint ce maximum. Le nombre n^* est hautement composé. Et si l'on écrit

$$n = 2^{x_1} 3^{x_2} \dots p_k^{x_k} \dots \text{ avec } x_i \geqslant 0$$
,

n* est solution du problème de programmation suivant :

(7)
$$\begin{cases} x_1 \log 2 + x_2 \log 3 + \dots + x_k \log p_k \leq A = \log a \\ \max z = (x_1 + 1) \dots (x_k + 1) \end{cases}$$

Rappelons les résultats obtenus sur les nombres hautement composés (cf. [5],,où l'on trouvera d'autres références) : Une solution n* du problème (7) vérifie $x_1 > x_2 > \dots > x_k > \dots$ Pour le plus grand k , tel que $x_k = 0$, on a $x_k = 1$, sauf pour n* = 4 et n* = 36 . Enfin, si l'on pose :

 $Q(x) = Card\{nombres hautement composés \le x\}$,

on a:

$$(\log x)^{c_1} \leq Q(x) \leq (\log x)^{c_2}$$

pour x assez grand, avec $c_1 > 1$, et la conjecture :

$$\frac{\log Q(x)}{\log \log x} = 1 + \frac{1}{4} (\frac{\log 15}{\log 2} - 3) = 1,227.$$

D'autre part, on a étudié le même problème, en remplaçant la fonction d(n) par les fonctions :

$$\sigma(n) = \text{somme des diviseurs de } n \text{, et } \frac{\sigma(n)}{n} \text{ (cf. [1]),}$$

et des généralisations avec les fonctions :

$$\sigma_{\mathbf{r}}(n) = \sum_{d \mid n} \frac{1}{d^{\mathbf{r}}} \quad (\mathbf{r} = 0, \sigma_{\mathbf{r}}(n) = d(n); \quad \mathbf{r} = -1, \sigma_{\mathbf{r}}(n) = \sigma(n)$$

et

 $d_{t}(n) = nombre de manières de décomposer n en t facteurs .$ avec t=2 , $d_{t}(n)=d(n)$ (cf. [7] et [8]).

Désignons par g(n) l'ordre maximum d'un élément du groupe des permutations S_n . On peut montrer que (cf. [4] et [6]):

(8)
$$g(n) = \max_{\ell(i) \le n} j,$$

où la fonction & est ainsi définie :

si
$$n = \prod_{i=1}^{\alpha} \alpha_{i}$$
, $\alpha_{i} \geqslant 1$, alors:

$$\ell(n) = \sum_{i}^{\alpha_{i}} p_{i}$$
 et $\ell(1) = 0$

(ainsi
$$\ell(180) = \ell(4 \cdot 9 \cdot 5) = 4 + 9 + 5 = 18$$
).

Le problème de calculer g(n) est un problème de programmation

(9)
$$\begin{cases} \ell(2^{x_1}) + \ell(3^{x_2}) + \dots + \ell(p_k^{x_k}) \leq n \\ \max j = x_1 \log 2 + x_2 \log 3 + \dots + x_k \log p_k \end{cases}$$

avec
$$\ell(p^x) = p^x$$
 si $x \ge 1$ et $\ell(p^0) = 0$.

Remarquons que dans [6], pour faire une table de g(n) jusqu'à n = 8.000, l'algorithme utilisé était un algorithme de programmation dynamique.

Rappelons quelques propriétés de la fonction g(n) définie par (8): g(n) est croissante, mais non strictement croissante, et il existe des intervalles aussi grands que l'on veut sur lesquels g(n) est constante. D'autre part, les exposants x_i dans la décomposition en facteurs premiers de g(n), qui sont la solution du problème (9) ne sont pas tout à fait décroissants : pour i < i', on a

$$x_i, \leqslant x_i + 1$$
,

et l'on a une infinité de fois i < i' et $x_{i} = x_{i} + 1$.

Pour démontrer ces propriétés, ainsi que les propriétés des nombres hautement composés, nous avons utilisé la méthode des nombres hautement composés supérieurs de RAMANUJAN, que nous exposerons au paragraphe 3.

RAMANUJAN dit qu'un nombre N est hautement composé supérieur s'il existe $\epsilon > 0$ tel que, pour tout entier M , on ait :

$$\frac{\mathrm{d}(\mathrm{M})}{\mathrm{M}^{\varepsilon}} \leqslant \frac{\mathrm{d}(\mathrm{N})}{\mathrm{N}^{\varepsilon}} .$$

On peut montrer que de tels nombres existent, et sont solution du problème (7) pour certaines valeurs de A. Par la méthode des "bénéfices", que l'on exposera au paragraphe 4, on peut obtenir des renseignements sur les solutions du problème (7) pour d'autres valeurs de A. Ces méthodes peuvent s'appliquer à d'autres problèmes de programmation.

3. La méthode des nombres hautement composés supérieurs de RAMANUJAN.

Soit le problème de programmation en nombres entiers :

(10)
$$\begin{cases} g(x) = \sum_{i=1}^{k} a_{i} x_{i} \leq A ; a_{i} \geq 0 ; x_{i} \geq 0 ; x_{i} \text{ entier} \\ \min z = f(x) = \sum_{i=1}^{k} f_{i}(x_{i}) , f_{i} \text{ convexe} \end{cases}$$

La différence entre ce problème et le problème de programmation dynamique (5) est: les a peuvent ne pas être entiers, mais les fonctions f doivent être convexes, c'est-à-dire

$$f_{i}(n-1) - f_{i}(n) \ge f_{i}(n) - f_{i}(n+1)$$
 pour n entier ≥ 1 .

A chaque nombre A correspond une solution $\mathbf{x}(A) = \mathbf{x}_1(A)$, $\mathbf{x}_2(A)$, ..., $\mathbf{x}_k(A)$, avec $\mathbf{z} = \mathbf{z}(A) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(A))$. On dira que A est une borne intéressante du problème si $\mathbf{g}(\mathbf{x}(A)) = A$. Les bornes intéressantes, rangées par ordre croissant, forment une suite discrète A_1 , A_2 , ..., A_n , ... sous-ensemble de l'ensemble discret des valeurs prises par la fonction \mathbf{g} .

En utilisant la méthode des multiplicateurs de Lagrange, exposée précédemment, mais cette fois avec des valeurs entières des variables, on peut construire explicitement une sous-suite A de la suite A des bornes intéressantes, avec la solution correspondante du problème (10).

Construction des bornes hautement intéressantes du problème (10). – Étant donné ρ réel, positif, on cherche si la fonction $f(x) + \rho g(x)$ a un minimum absolu en x.

Pour qu'une fonction séparable $\varphi(x) = \sum_{i} \varphi_{i}(x_{i})$ ait un minimum en

$$x = x_1, x_2, \ldots, x_k$$

il faut et il suffit que, pour tous les i , ϕ_i f_i ait un minimum en x_i . Pour que $f(x)+\rho g(x)$ ait un minimum en x, il faut que $f_i(x_i)+\rho a_i$ x_i ait un minimum en x_i , ce qui entraîne

$$f_{i}(x_{i} + 1) + \rho a_{i}(x_{i} + 1) \ge f_{i}(x_{i}) + \rho a_{i} x_{i}$$

et

$$f_{i}(x_{i} - 1) + \rho a_{i}(x_{i} - 1) \ge f_{i}(x_{i}) + \rho a_{i} x_{i}$$

ce qui entraîne

(11)
$$f_{i}(x_{i}-1)-f_{i}(x_{i}) \geq \rho a_{i} \geq f_{i}(x_{i})-f_{i}(x_{i}+1).$$

Comme les fonctions f ont été supposées convexes, les inégalités (11) entraînent :

$$(12) \frac{f_{i}(0) - f_{i}(1)}{a_{i}} \geqslant \frac{f_{i}(1) - f_{i}(2)}{a_{i}} \geqslant \cdots \geqslant \frac{f_{i}(x_{i} - 1) - f_{i}(x_{i})}{a_{i}} \geqslant \rho \geqslant \frac{f_{i}(x_{i}) - f_{i}(x_{i})}{a_{i}}.$$

Le nombre ρ étant fixé, les inégalités (12) déterminent la valeur de x_i (si les inégalités sont strictes).

Les inégalités (12) entraînent également que, pour tout entier n,

(13)
$$f_{i}(n) - \rho a_{i} \quad n \geq f_{i}(x_{i}) - \rho a_{i} \quad x_{i}$$

Par exemple, pour $n < x_i$, on a

$$\frac{f_{i}(n) - f_{i}(x_{i})}{a_{i}} = \frac{f_{i}(n) - f_{i}(n+1)}{a_{i}} + \dots + \frac{f_{i}(x_{i}-1) - f_{i}(x_{i})}{a_{i}} \geqslant (n-x_{i}) \rho.$$

L'inégalité (13) montre qu'en $x=x_1$, x_2 , ..., x_k , la fonction $f(x)+\rho g(x)$ a un minimum absolu, qui fournit une solution au problème (10) pour la valeur A=g(x).

En effet, quelque soit y vérifiant $g(y) < g(x) = \Lambda$, on a $f(y) \,+\, \rho g(y) \,\geqslant\, f(x) \,+\, \rho g(x)$,

ce qui entraîne

$$f(y) \geqslant f(x) + \rho[g(x) - g(y)] \geqslant f(x)$$
.

En faisant varier ρ , on obtiendra diverses solutions du problème (10) pour les valeurs de A: A_n , A_n , ..., A_n , qui forment une sous-suite de l'ensemble des bornes intéressantes.

<u>Définition</u>. - Les éléments de cette sous-suite seront appelés bornes hautement intéressantes du problème (10).

EXEMPLE nº 1 : Les nombres hautement composés supérieurs. - On a : $\begin{cases} g(x) = \sum_{i=1}^{k_1} \log p_i \ x_i \text{ , où } p_i \text{ désigne le i-ième nombre premier} \\ \min \ f(x) = \sum_{i=1}^{k} -\log(x_i + 1) \text{ .} \end{cases}$

Les inégalités (12) deviennent:

$$\frac{\log 2}{\log p_{\mathbf{i}}} \geqslant \frac{\log 3/2}{\log p_{\mathbf{i}}} \geqslant \frac{\log 4/3}{\log p_{\mathbf{i}}} \geqslant \cdots \geqslant \frac{\log(x_{\mathbf{i}}/(x_{\mathbf{i}}-1))}{\log p_{\mathbf{i}}} \geqslant \rho \geqslant \frac{\log(x_{\mathbf{i}}+1)/x_{\mathbf{i}}}{\log p_{\mathbf{i}}}$$

dont les valeurs numériques sont :

	p _i = 2	1	0,585	0,415	0,322	0,263
	3	0,631	0 ,3 69	0,262	0,203	0 ,16 6
(14)	5	0,431	0,252	0,179	0,139	0,113
	7	0 , 356	0,208	0,148	0,115	0,094
	11	0,289	0,169	0,119	0,093	0,076

On voit sur le tableau précédent que si l'on choisit $\rho > 1$, on obtient $x_1 = 0$ pour tout i . Si l'on choisit $\rho = 0,3$, on trouve : $x_1 = 4$; $x_2 = 2$; $x_3 = 1$; $x_4 = 1$; $x_5 = 0$.

	ρ	х	e	(x) = N		$\frac{-f(x)}{e} = d(N)$
	4	0,0,0,0			1	1
	1	1,0,0,0,0	2	-	2	2
	0,631	1,1,0,0,0	2.3		6	4
	0,585	2,1,0,0,0	4.3	=	12	6
(15)	0,431	2,1,1,0,0	4.3.5	-	60	12
	0,415	3,1,1,0,0	8.3.5	****	120	16
	0 ,3 69	3,2,1,0,0	8.9.5	*****	360	24
	0 , 356	3,2,1,1,0	8.9.5.7	· =	2520	48
	0,322	4,2,1,1,0	16.9.5.	7 =	5040	60
	0,289	4,2,1,1,1	16.9.5.	7.11 =	55440	120

EXEMPLE n° 2 : <u>Le stockage des pièces de rechange d'un sous-marin</u>. - Dans le livre de HADLEY ([3], p. 362), un problème de stockage des pièces de rechange pour un sous-marin, et traité par la programmation dynamique, revient à minimiser la fonction :

$$f = \sum_{j=1}^{3} f_j = \sum_{j=1}^{3} \pi_j \varphi_j$$
 avec $\pi_j = 2 800$; 600; 1300

et

$$\varphi_{j}(x) = \begin{cases} \mu_{j} P(x-1, \mu_{j}) - x P(x, \mu_{j}) & \text{si } x \geq 1 \\ \mu_{j} & \text{si } x = 0 \end{cases}$$

avec $\mu_j = 4$; 2; 1. La fonction $P(x, \mu)$ est la fonction cumulative de Poisson:

$$P(x, \mu) = \sum_{n=x}^{\infty} \frac{\mu^n e^{\mu}}{n!},$$

et la contrainte est $x_1 + 2x_2 + 2x_3 \le A = 10$.

Les valeurs de la fonction $P(x, \mu)$ sont données par les tables (cf. [10]). On a :

	μ	$\mathbf{x} = 0$	x = 1	x = 2	x = 3	x = 4	x = 5	x = 6	x = 7
j = 1	4	1	0,9817	0,9084	0,7619	0 , 5665	0,3712	0,2149	0,1107
j = 2	2	1	0,8646	0,5940	0 , 32 3 2	0,1428			
j = 3	1	1	0,6320	0,2642	0,0802				

On en déduit la table des valeurs de $(f_i(x_i - 1) - f_i(x_i))/a_i$ qui vaut π .

$$\frac{\pi_{i}}{a_{i}} [\varphi_{i}(x_{i} - 1) - \varphi_{i}(x_{i})] = \frac{\pi_{i}}{a_{i}} P(x, \mu_{i}).$$

		x = 1	x = 2	x = 3	x = 4	x = 5	x = 6	x = 7
(16)	i = 1	785,36	726,72	609,52	453,20	296,96	171 , 92	88,56
	i = 2	259 ,3 8	178,20	96,96	42,84			
	i = 3	410,80	171,73	52,13				

On obtient alors le tableau des bornes hautement intéressantes :

	ρ	x	A = g(x)	f(x)
		000	0	5700
	785,36	100	1	4914
	726,72	200	2	. 4188
	609,52	300	3	3 578
	453,20	400	4	3125
(17)	410,80	4 0 1	6	2285
	296,96	5 O 1	7	1989
	259 ,3 8	5 1 1	9	1470
	178,20	5 2 1	11	1114
	171,92	6 2 1	12	942
	171,73	6 2 2	14	599

4. La méthode des "bénéfices".

L'inconvénient principal de la méthode exposée au paragraphe précédent est de ne pas fournir toutes les bornes intéressantes : Dans l'exemple n° 2, le tableau (17) ne donne pas la solution pour A = 5 , 4 , 8 , 10 , 13 . Nous allons voir comment on peut y remédier. Les hypothèses sont toujours celles du problème (10).

Soit une borne hautement intéressante A , associée à un nombre ρ , et la solution x correspondante du problème (10). Soit $\xi=(\xi_1\ ,\ \xi_2\ ,\ \dots\ ,\ \xi_k)$ un vecteur à coordonnées entières, alors on a :

(18)
$$f(x + \xi) = f(x) - \rho g(\xi) + bén(\xi)$$
 avec bén $\xi = \sum_{i=1}^{k} bén \xi_i$ et bén $\xi_i = f_i(x_i + \xi_i) - f_i(x_i) + \rho a_i \xi_i$.

Calcul du bénéfice.

Si
$$\xi_i > 0$$
,
$$\xi_i = 1$$
, on a $bén(\xi_i = 1) = a_i [\rho - \frac{f_i(x_i) - f_i(x_i + 1)}{a_i}]$

où le crochet fait intervenir les termes de l'inégalité (12) que l'on avait mis en tables dans les exemples (tableaux (14) et (16)).

$$\xi_{i} = 2$$
, on a: $b\acute{e}n(\xi_{i} = 2) = b\acute{e}n(\xi_{i} = 1) + a_{i}[\rho - \frac{f_{i}(x_{i} + 1) - f_{i}(x_{i} + 2)}{a_{i}}]$ etc.

Si
$$\xi_i < 0$$
, on a:
$$bén(\xi_i = -1) = a_i \left[\frac{f_i(x_i) - f_i(x_i - 1)}{a_i} - \rho \right]$$
$$bén(\xi_i = -2) = bén(\xi_i = -1) + a_i \left[\frac{f_i(x_i - 2) - f_i(x_i - 1)}{a_i} - \rho \right]$$

etc.

Exemple numérique. - Dans l'exemple 1 précédent, prenons $\rho = 0,3$; on avait $x_1 = 4$, $x_2 = 2$; $x_3 = x_4 = 1$, $x_5 = 0$, et on a:

$$bén(\xi_2 = 1) = (0,3 - 0,262) \log 3 = 0,042$$

$$bén(\xi_2 = 2) = bén(\xi_2 = 1) + (0,3 - 0,203) \log 3 = 0,042 + 0,107 = 0,151$$

Remarque. - Le bénéfice, défini par (18) dépend non seulement de la solution x hautement intéressante mais aussi de ρ . Dans l'exemple numérique précédent, $\rho=0,31$ donnait la même solution x , mais pas les mêmes valeurs de bénéfice.

THÉOREME. - On a, pour tout ξ_i , bén $\xi_i \geqslant 0$.

Comme $f(x) + \rho g(x)$ est un minimum, on a :

$$f(x + \xi) + \rho g(x + \xi) \geqslant f(x) + \rho g(x),$$

et (18) donne le résultat.

THÉORÈME de majoration des bénéfices (cf. [5], proposition 2). - Soient

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_k) et y^t$$

deux solutions possibles du problème (10), et soit z une solution exacte du même problème, avec la valeur A = g(z), et vérifiant l'une ou l'autre des conditions :

- (i) $g(y) \leq g(z) \leq g(y')$
- (ii) $f(y') \leq f(z) \leq f(y)$

Soit x une solution hautement intéressante du problème (10) associée à ρ, par rapport à laquelle on définit les bénéfices. Alors on a :

(19)
$$b\acute{e}n(z-x) \leqslant b\acute{e}n(y-x) + \rho[g(y')-g(y)]$$

et

(20)
$$bén(z - x) \leq bén(y' - x) + f(y) - f(y')$$
.

<u>Démonstration</u>. - L'hypothèse (i) entraîne :

$$g(y) \leqslant g(z) = A \Longrightarrow f(y) \geqslant f(z)$$
, car z minimise f .

L'hypothèse (ii) entraîne :

$$f(y') \leq f(z) \Rightarrow g(y') > A = g(z)$$

Dans les deux cas, on a :

$$b\acute{e}n(z - x) = f(z) - f(x) + \rho[g(z) - g(x)]$$

(21)
$$bén(z - x) \leq f(y) - f(x) + \rho[g(y') - g(x)]$$

Le membre de droite de (21) est égal au membre de droite de (19) et de (20).

Dans la pratique, on cherchera des solutions possibles y, y', y'', ... entre deux solutions hautement intéressantes consécutives, et on majorera avec le théorème précédent le bénéfice d'une solution intéressante éventuelle. On éliminera alors les valeurs de ξ_i qui auraient un trop grand bénéfice, il ne restera plus qu'un petit nombre de valeurs de $\xi = z - x$ à essayer.

Exemple n° 2 avec $\rho = 250$: la solution hautement intéressante est

$$x_1$$
, x_2 , $x_3 = 5$, 1, 1.

Le tableau des bénéfices s'obtient à partir du tableau (16):

		$b\acute{e}n(\xi_{i}=-2)$	$b\acute{e}n(\xi_{i} = -1)$	$b\acute{e}n(\xi_{i}=1)$	$bfx(\xi_1=2)$
	i = 1	249	46	78	240
(22)	i = 2	### **********************************	18	144	451
	i = 3	and the top topology and the two tills bell and the top and	321	 157	553

On cherche une solution z telle que g(z) = 10. On a une solution possible y = 6, 1, 1. On applique le théorème avec la condition (i) et $y = y^{\dagger}$. On obtient:

$$b\acute{e}n(z - x) \leq b\acute{e}n(y - x) = 78$$
.

Les composantes de z-x, si bén(z-x)<78, doivent être : $\xi_1=0$ ou -1, $\xi_2=0$ ou -1, $\xi_3=0$. Dans tous les cas, on aurait g(z)< g(x). La solution du problème de l'exemple n° 2 pour A=10 est donc x=6, 1, 1.

On pourrait montrer de même que, pour A = 13, la solution est 5, 2, 2.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] ALAOGLU (L.) and ERDOS (P.). On highly composite and similar numbers, Trans. Amer. math. Soc., t. 56, 1944, p. 448-469.
- [2] GREENBERG (H.). Integer programming. New York, Academic Press 1971 (Mathematics in Science and Engineering, 76).
- [3] HADLEY (G.). Non linear and dynamic programming. Reading, Palo Alto London, Addison-Wesley publishing Company, 1964 (Addison-Wesley series in management science and economics).
- [4] NICOLAS (J.-L.). Ordre maximal d'un élément du groupe S des permutations et highly composite numbers, Bull. Soc. math. France, t. 97, 1969, p. 129-191.

- [5] NICOLAS (J.-L.). Répartition des nombres hautement composés de Ramanujan. Canad. J. Math., t. 23, 1971, p. 116-130.
- [6] NICOLAS (J.-L.). Calcul de l'ordre maximum d'un élément du groupe symétrique S_n, R. I. R. O., 3e année, n° R-2/1969, p. 43-50.
- [7] PILLAÏ (S.). Highly abundant numbers, Bull. Calcutta math. Soc., t. 35, 1943, p. 141-156.
- [8] PILLAÏ (S.). Highly composite number, J. Indian math. Soc., t. 8, 1944, p. 61-74.
- [9] RAMANUJAN (S.). Highly composite numbers, Proc. London math. Soc., Series 2, t. 14, 1915, p. 347-400; and Collected papers, p. 78-128. Cambridge, at the University Press, 1927.
- [10] Tables of individual and cumulative terms of Poisson distribution. Princeton, D. Van Nostrand Company, 1962.

(Texte reçu le 12 mars 1973)

Jean-Louis NICOLAS Tour Mexico 65 rue du Javelot 75013 PARIS