

6/75

2 ex



THESE DE FIN D'ETUDES

A.R.O.M.E

Algorithme de Recherche d'un Optimum par le

Multiplicateur d'Everett



sujet proposé par:

M^r F. D. ARMINGAUD

étudié par:

. D. FERROUKHI

. M. GUEMIRI

المدرسة لوطنية للعلوم الهندسية

— المكتبة —

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

BIBLIOTHÈQUE

UNIVERSITE D'ALGER

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

département ECONOMIE

THESE DE FIN D'ETUDES

A.R.O.M.E

Algorithme de Recherche d'un Optimum par le

Multiplicateur d'Everett

sujet proposé par :

M^r E.-D. ARMINGAUD

étudié par :

.D. FERROUKHI

.M. GUEMIRI

PROMOTION .75 .

*****REMERCIEMENTS*****

*
* NOUS TENONS A REMERCIER TOUS CEUX QUI, D'UNE MA-
* NIERE OU D'UNE AUTRE, ONT CONTRIBUE A NOTRE FOR-
* MATION, AINSI QU'A CEUX QUI NOUS ONT AIDE DANS
* L'ELABORATION DE NOTRE TRAVAIL : EN PARTICULIER
* M^r - F.D. ARMINGAUD (PROMOTEUR), M^r - BOUMAH RAT
* (CHEF DE DEPARTEMENT ECONOMIE A L'E.N.P.A.)
* AINSI QUE MM^r - BEKOUCHA M, EDISSIA, MALOUM D.
*

=====SOMMAIRE=====

CHAPITRE-I-

-MECANISME D'EVERETT.

CHAPITRE-II-

-METHODE DE POWELL

CHAPITRE-III-

- REDUCTION DE L'INTERVALLE DE RECHERCHE.

CHAPITRE-IV-

-METHODE ALEATOIRE DE RECHERCHE DE L'INTERVALLE D'UNIMODALITE

CHAPITRE-V-

-METHODE DU NOMBRE D'OR OU SECTION DOREE.

=====
=====§§§§§§§§§§§§=====

On peut définir l'optimisation comme étant, la meilleure façon de faire ce que l'on doit faire. dans le domaine

-L'optimisation, revêt un intérêt certain de la production, de la gestion, du commerce, et bien entendu celui de la politique, pour lesquels un petit écart d'efficacité peut signifier la différence entre le succès et la faillite. L'optimisation a de nos jours acquis une place importante, avec le développement technologique et la complexité des moyens de production.

-Le problème revêt un intérêt particulier, dans un pays socialiste, où toutes les activités doivent être planifiées d'une façon scientifique et rationnelle ; pour parer au gaspillage, économique, rentabiliser les forces productives, et utiliser d'une manière optimale les ressources existentes.

-Comme nous pouvons le constater, le champs d'application de l'optimisation est très vaste; dans la totalité des actes de la vie courante, l'homme a l'habitude d'optimiser; le plus souvent cette démarche est faite instinctivement; mais les impératifs de rentabilité du monde moderne ont rendu nécessaire l'élaboration des différentes théories de l'optimisation qui permettent d'accomplir rationnellement cette démarche.

-Dans la pratique le problème se pose de la façon suivante:

-Optimiser (maximiser ou minimiser) une fonction $F(X)$ à plusieurs variables, cette fonction est appelée objectif ou fonction économique.

-Sous des contraintes $G(X) \leq B$

Les variables peuvent être des facteurs économiques.

Par exemple dans l'industrie, on sera amené à minimiser les coûts de production, sachant que l'on est confronté à des exigences particulières

Minimiser des pertes d'énergies dans un réseau électrifié, Maximiser un revenuetc. /

-Pour cela ,il existe des méthodes dites spécialisées telles que:

- Programmation linéaire
- " dynamique
- Méthode du gradient
- " statistique ...

Notre méthode qui s'appuie et utilise le Multiplicateur d'Everett,est générale du fait qu'elle ne fait aucune hypothèse sur la fonction à optimiser(dérivabilité,continuité,linéarité,...).

-Il est certain que notre méthode est moins performante que les méthodes des spécialisées,mais on en fera appel lorsque ces dernières ne seront pas disponibles ou non applicables .

Notre thèse comporte deux parties séparées:

- un support théorique(une synthèse des méthodes de recherche avec des tests pratiques vérifiés sur ordinateur IBM II30
- une partie destinée à l'utilisateur, qui décrit la marche à suivre pour arriver à l'optimisation et une idée assez approchée du temps de calcul par conséquent du coût d'exécution.

Ces deux parties sont exécutées sur deux photocopies distincts;pour faciliter d'une part la compréhension pour celui qui veut approfondir la recherche mathématique , et d'autre part pour aider dans l'utilisation celui qui sera intéressé par une quelconque application de notre méthode .

BIBLIOGRAPHIE.

- D-J -WILDE (recherche d'un optimum)
- THESE de M^r F.D. AR IGRUD.(multiplicateur d'Everett)
- CONFERENCES DONNEES A L'ENPA (département de génie chimique)
- KOWALIK J (methodes for unconstrained optimization).

I-Problème de base

On à maximiser la fonction $F(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$,
sous les contraintes : $G_1(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \leq b_1$
 $G_m(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \leq b_m$

On écrit le problème sous la forme :

$$\begin{aligned} \text{Max } F(\vec{X}) \\ G(\vec{X}) \leq b \quad \vec{X} \in E_n \end{aligned}$$

II-Fonction H d'Everett.

Everett introduit la fonction $H(x, y)$ telle que :

$$H(x, y) = F(x) - \vec{y} \cdot \vec{G}(x) \quad \text{avec } y \in E_m, \text{ est appelé le multiplicateur}$$

d'Everett. Les composantes de y sont positives ou nulles.

Le mécanisme d'Everett est un procédé itératif. Il consiste à se donner une valeur quelconque en général à y^0 et chercher le maximum de $H(x, y)$ sur E_n :

$$\text{Max } H(x) = H(x, y^0) \quad (\text{II})$$

Si F et G sont dérivables, il existe de nombreuses méthodes permettant de résoudre (II). Ce sont les techniques que l'on appelle de "descentes". On supposera dans notre étude, que l'on a aucune information sur les dérivées de F et G . Le problème ne sera que plus général.

Une fois, ayant trouvé un x optimal pour un y donné, deux cas peuvent se présenter :

-- x vérifie (I), alors x est l'optimum et on a fini la recherche.

-- x ne vérifie pas les contraintes de (I).

Par conséquent le mécanisme d'Everett consiste à adapter les suites $y(k)$ en fonction de $y(k+1)$ et de $x(k)$ de façon à aboutir à un x optimal.

Dans ce qui suivra, exposé brièvement les différentes propriétés des fonctions $G_i(x)$ et des Y_i . Cet exposé a été tiré du rapport interne de MONSIEUR

F.D. ARMINGAUD, pour le service du développement scientifique I.B.M., PARIS 1971.

III-Le multiplicateur d'Everett.

IIIa)-Propriétés.

Théorème I. Pour toute valeur de Y dans $R_+(m)$ le multiplicateur H , maximise $F(x)$ sous les contraintes $G(x) \leq G(x^0)$.

Démonstration :

$$H(x, y) = F(x) - y \cdot G(x)$$

Soit $x^0 = \arg \max H(x, \hat{y})$ et $x = g(x) = g(x^0) - e$

supposons :

$$\begin{aligned} f(x) = f(x^0) + d \quad \text{alors :} \quad H(x, \hat{y}) &= f(x^0) + d - y \cdot g(x^0) + y \cdot e \\ &= H(x^0, \hat{y}) + y \cdot e + d \quad H(x^0, \hat{y}) \end{aligned}$$

.../...

Ce qui est contraire à l'hypothèse:

IL n'existe pas de $x / f(x) > f(x^0)$ et $g(x) \leq g(x^0)$.

Par conséquent le problème posé : Max $f(x)$ sous $g(x) \leq b$ serait résolu si nous pouvons résoudre le problème posé par Everett à savoir (Max $H(x)$, trouver y^0

$$y^0 \geq 0 / g(x^0) \leq b \implies x^0 = \text{Max} H(x, y^0) .$$

III-a1/Influence du multiplicateur sur domaine d'optimalité

Théorème 2 :

-les $g_i(x^0)$ sont des fonctions non croissantes de y_i .

Soit $x_1 = \text{Max} H(x, y_1)$ et $x_2 = \text{Max} H(x, y_2)$

Par définition:

$$H(x_1, y_1) \geq H(x_2, y_1) \quad (1)$$

$$H(x_2, y_2) \geq H(x_1, y_2) \quad (2)$$

(1) +(2) nous donnent :

$$(y_2 - y_1)(g(x_2) - g(x_1)) \leq b$$

En particulier si $y_2 = y_1 + d$ avec $d > 0$

Alors :

$$g_i(x_2) \leq g_i(x_1) .$$

III-a2/Cas des contraintes inégalités

Les contraintes non saturées n'interviennent pas dans la solution optimale si l'on arrive à déterminer leur rang. Il devient possible de les éliminer et se ramener au problème des contraintes saturées.

Théorème 3/

S'il existe un y^0 tel que :

$$g(x^0) \leq b \text{ et } y^0 \cdot g(x^0) = y^0 \cdot b \text{ Alors:}$$

-a) les contraintes non saturées à l'optimum correspondent à une composante nulle du multiplicateur.

-b) x^0 est le Max cherché

$$\text{Soit } x_1 / f(x_1) = f(x^0) + d$$

$$H(x_1, y^0) = f(x^0) + d - y^0 \cdot g(x_1) > f(x^0) - y^0 \cdot g(x^0)$$

$$\implies y^0 \cdot (g(x_1) - b) \geq d$$

Posons:

$$B = (y^0 = 0)$$

Alors :

$$B \cdot y^0 \cdot (g(x_1) - b) > 0 \quad \text{Avec } B = \text{Matrice booléenne telle que :}$$

$$B + \bar{B} = I \quad \text{et} \quad B \cdot \bar{B} = 0 .$$

Toutes les composantes de y étant positives, on en déduit :

...../.....

$$\exists y / g(x^0) > b \quad , \text{Donc } \nexists x^1 / f(x^1) > f(x^0) .$$

x^0 = optimum cherché.

III-a3) Correspondance avec le Lagrangien classique

Théorème 4:

Si x^0 maximise $H(x, y^0)$ avec $y^0 \cdot g(x^0) = y^0 \cdot b$ Alors :

$$L(x, y^0) \leq L(x^0, y^0) \leq L(x^0, y) .$$

Conséquences:

— Le théorème 3, nous permet de conclure: tout procédé de recherche du multiplicateur optimal dans le cas des contraintes saturées, pourra être étendu au cas des contraintes non saturées par remplacement du test d'arrêt:

$$g(x^0) = b \quad \text{Par : } y \cdot (g(x) = y \cdot b$$

— les théorème 1; 2, 3, 4 ne font appel à aucune hypothèse sur les caractéristiques de f et g (continuité, dérivabilité, convexité,) et du domaine d'optimalité à la différence du Lagrangien.

III-b/ Domaine d'appartenance du multiplicateur optimal.

Soient $y_1, y_2, g(x_1), g(x_2)$.

des deux relations:

$$\begin{cases} (y_3 - y_1) \cdot (g(x_3) - g(x_1)) \leq 0 \\ (y_3 - y_2) \cdot (g(x_3) - g(x_2)) \leq 0 \end{cases}$$

On tire en posant : $y_3 = t y_1 + (1-t) y_2$

$$(1-t) \cdot (y_2 - y_1) \cdot (g(x_3) - g(x_1)) \leq 0$$

$$-t \cdot (y_2 - y_1) \cdot (g(x_3) - g(x_2)) \leq 0$$

En désignant par \hat{g} la projection de $g(x)$ sur $y_2 - y_1$, on aura :

$$\begin{array}{ll} t < 0 & \hat{g}_3 \leq \hat{g}_2 \\ 0 < t < 1 & \hat{g}_2 \leq \hat{g}_3 \leq g_1 \\ t > 1 & \hat{g}_1 \geq \hat{g}_3 . \end{array}$$

C'est à dire la fonction $(y_2 - y_1) \cdot g(x) = (y_2 - y_1) \cdot L(x)$ est monotone non croissante sur $\overline{y_1 \cdot y_2}$

III-b1/ Restriction du domaine de recherche I.

- Soit $y' \rightarrow l(y')$ et $B = (l(y') < b)$

On a donc :

$$L(y') - b = (\beta - B) \cdot W$$

Avec $W > 0$

Supposons que $y^0 = y' + (B - \beta) \cdot W$

Alors : $(y^0 - y') \cdot (L(y^0) - L(y')) \leq 0$

Et $(B - \beta) \cdot y \cdot (L(y^0) - L(y')) \leq 0$

La relation $\beta \cdot y \cdot L(y^0) \geq \beta \cdot y \cdot L(y')$ est impossible par définition. .../...

et $B \cdot y \cdot (L(y^0) - L(y')) \leq 0$ est impossible lorsque les contraintes sont saturées à l'optimum .

Dans ce dernier cas :

$$\forall y \in Y, y^0 \notin (B_i - B_i) \cdot v + y_i \text{ avec } v > 0$$

Donc, chaque essai élimine de la recherche un orthant centré sur Y .
III-b2/ Restriction du domaine de recherche II.

Si toutes les contraintes sont saturées en X^0 alors :

$$(y^k - y^0) \cdot (G(x^k) - G(x^0)) \leq 0 \Rightarrow y^0 \cdot (G(x^k) - b) \geq y^k \cdot (G(x^k) - b)$$

La projection de y^0 sur $G(x^k) - b$ est supérieure à celle de y^k , chaque essai de y^k élimine un 1/2 espace délimité par l'hyperplan d'équation

$$(y^k - y^0) \cdot (G(x^k) - b) = 0.$$

Remarque :

- Pour les contraintes non saturées, on essayera des algorithmes faisant tendre vers 0 les composantes de y associés à ces contraintes.

IV. RECHERCHE DU MULTIPLICATEUR OPTIMAL :

4-A)- Algorithmes Utilisant (III.b.2)

$$y^0 \cdot (G(x^k) - b) \geq y^k \cdot (G(x^k) - b) \Rightarrow \forall y^k, \exists r \geq 0 / :$$

$$\| y^k + r \cdot (G(x^k) - b) - y^0 \|^2 \leq \| y^k - y^0 \|^2$$

et l'algorithme peut être défini par $y^{k+1} = y^k + r^k \cdot v^k$ où v^k est un vecteur unitaire dans les composantes sont les cosinus directeurs pondérés ou non.

4-B)- Algorithme 2 :

$$v^k = \frac{G^k - b}{\|G^k - b\|}$$

$$r^k = r^{k-1} \cdot C$$

$$C = 0.5 \text{ si } G^k \leq b \text{ et } G^{k-1} \cdot w \leq b$$

$$C = 1 \text{ sinon}$$

La loi d'évolution de 2 a pour but d'assurer un point de fonctionnement au voisinage des contraintes. La distance de y^0 à un point saturant les contraintes est au plus = $a \cdot r$

4-C)- Point Stationnaire :

Le seul point stationnaire de l'algorithme est en toute rigueur est le point $y^0 / l(y^0) = b$

$$\text{Soit : } y^+ / u^+ \cdot r \cdot v = y^+ \text{ avec } y^+ \neq y^0$$

$$\forall i \Rightarrow \left| \frac{r \cdot v^i}{y^i} \right| < p = \text{précision des calculs .}$$

$y, r > 0$

$$r < \min \frac{y^i}{|v^i|} \cdot p \Rightarrow r < \frac{y^i}{|v^i|} \cdot p \Rightarrow |v^i| < \frac{y^i}{r} \cdot p \quad (a)$$

$$\text{le vecteur } v \text{ est normé } \rightarrow 1 = \sum (v^i)^2 \leq n \cdot \max (v^i)^2; \max |v^i| \geq \frac{1}{n^{1/2}} \quad (b)$$

une condition nécessaire pour éviter l'arrêt de la progression des y^k sur un point stationnaire non optimal est conséquent d'imposer d'après

(a) et (b) on a $r > p \sqrt{n} \cdot \max v^i$ ($p \approx 2^{-23} = 4 \cdot 10^{-7}$ en 1130, $r > 10^{-6}$)

* Programmation discrète .

Les contraintes sont pseudo-saturées

$$W \text{ tel que : } G(x^0) = b - W$$

W vecteur défini positif

Domaine de Recherche :

$$(y - y^0) (G(x) - b) \leq (y^0 - y) W.$$

le 2° algorithme s'applique ici si on a :

- 1) y doit majorer y^0
- 2) si $v^k \cdot v \leq 0 \Rightarrow$ revenir à y^{k-1} en diminuant r.

y^0 est alors approché ; et v doit vérifier (1)

V-) Algorithme d'Everett :

y est modifié de la façon suivante :

$$y^{k+1} = y^k + s^k \cdot v^k$$

$s_i^k = \pm 1$ détermine le sens de variation de y_i

$v_i^k =$ amplitude de y_i

$s_i^k = 1$ si $G_i^k > b_i$

$s_i^k = -1$ sinon

v_i^k sera adapté selon le régime de recherche .

- a . Convergence

si G_i^k meilleur que G_i^{k-1} alors $v_i^{k+1} = v_i^k * C$

pour accélérer la convergence du multiplicateur.

- b . Encadrement

si $b_i \in (G_i^k, G_i^{k-1})$

alors $v_i^{k+1} = v_i^k * e$ avec $e < 1$ et $v_i^{k+1} \in$ intervalle d'encadrement.

c- Divergence :

si G_i^{k-1} est meilleur que G_i^k la variation de y_j ($j \neq i$) a contrarié l'effet de y_j (Théorème 2) alors :

$$v_i^{k+1} = v_i^k * d \quad (d = \text{coefficient})$$

V-a) Choix des paramètres :

Everett propose empiriquement $C = 1.3$, $e = 0.25$, $d = 2$.
(Voir suggestions sur les paramètres dans l'exemple traité). On optimise la recherche une fois un encadrement obtenu.

V-b) Oscillations :

si y_i^k tend vers zéro les oscillations v_i^k seront amortées.

y_i ne peut revenir en y_i^k si elle ne rencontre pas un encadrement dans le cas le plus défavorable la condition $v_i^{k+j} < v_i^{k-1}$
(y_i a subi j convergence, $e < 1$), nous donne $v_i^{k+j} < v_i^{k-1} \Rightarrow e^j < 1$

$$\text{En effet : } \Rightarrow \begin{cases} v_i^{k+j} = v_i^k \cdot e^{c \cdot j-1} \\ v_i^{k-1} = v_i^k \end{cases} \Rightarrow v_i^k \cdot e^{c \cdot j-2} < \frac{v_i^k}{e} \Rightarrow e^{c \cdot j} < 1$$

- Début de recherche. on n'a pas d'idée sur l'encadrement au début de la recherche. Mais on connaît une valeur majorante de y_i (Prix duaux, Khen-tucker)
 $a_i =$ valeur estimée du multiplicateur.

$\alpha =$ Risque de ne pas trouver d'encadrement en K itérations:
 $a_i < y_i^k = v^0 (1 + c + \dots + c^{k-1}) + y^0$ (valeur de départ y^0).
C'est à dire:

$$v_i > (c-1)(a_i - y_{i,0}) / (c^k - 1)$$

- Fin de recherche. en fin de recherche les y_i sont voisins de leur valeur optimale, on se limitera à des convergences et encadrement, en posant;

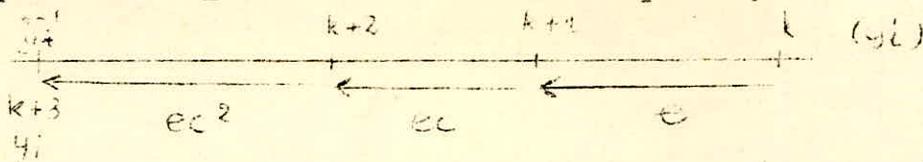
$$(I) \quad e \cdot (c^j - 1) / (c - 1) = 1 \text{ on perd un minimum d'information}$$

pour la valeur de j choisie. En effet d'après Λ , on est proche de la valeur optimale, donc très proche de 1.

En particulier : pour $j=3$ (I) $e \cdot (c^2 + c + 1) / (c - 1) = 1$

$$\text{Ceci qui nous donne : } c^2 + c = \frac{1 - e}{e} = 0$$

Les paramètres d'Everett satisfont à cette équation.



- Perte minimale d'information quand on suppose que :

$$y_i^{k-1} = y_i^{k+3}$$

VI-Taux de contraction par itération;

VI-a/Taux

Si l'on pose $t_j = c^j * e$
 $t = \sqrt[j]{\beta} = c \cdot \sqrt[j]{e}$

t représente le taux de contraction par itération .

VII-b/Risque

Si y_i^0 se trouve dans l'intervalle d'encadrement; le risque de ne pas l'avoir à nouveau encadré après $y-1$ itérations est:

$$e \cdot c^{j-1} = \beta / c$$

Si ϵ est la probabilité estimée d'avoir y hors de l'intervalle avec c optimal alors: $\epsilon = (1 - \epsilon) \cdot \beta / c$

Alors deux remarques peuvent être faites:

- a-) j peut être choisi indépendamment de la valeur présumée de ϵ .
- b-) choisir β et c revient à donner à la valeur implicite:

$$\epsilon = \beta / c + \beta$$

Le taux de contraction sera: $t = \sqrt[j]{\frac{\epsilon - c}{1 - \epsilon}}$

c-) Si comme on l'a présumé ϵ diminue en fin de recherche, on pourra augmenter la vitesse de convergence en estimant au fur et à mesure sa valeur à l'aide de la formule précédente, et ce d'autant plus que j est grand.

d-) c et ϵ fixés, la convergence est d'autant meilleure que j est faible.

Application.

Pour $j = 2$

$$e \cdot (1 + c) = 1 \text{ ou :}$$

$$e \cdot (c^2 - 1) = c - 1$$

$$e \cdot c^2 - c + (1 - e) = 0$$

$$\Delta = + 4 \cdot e^2 - 4 \cdot e + 1$$

Racine unique:

$$\left\{ \begin{array}{l} e = 0.5 \\ c = 1. \end{array} \right.$$

Le risque associé est de 0.33 et $\beta = 0.5$ avec $t = 0.702$

Voire exemple traité.

VII-Exemple d'application du multiplicateur d'Everett.

Soit à maximiser, la fonction $F(x_1, x_2) = x_1 + x_2$ sous les contraintes suivantes:

$$\begin{cases} \frac{x_1^2}{9} + \frac{x_2^2}{64} \leq 1 \\ \frac{x_1^2}{49} + \frac{x_2^2}{25} \leq 1 \end{cases}$$

Au départ Y est :

$$\begin{cases} y_1 = 0,7 = y_1^0 \\ y_2 = 0,4 = y_2^0 \end{cases}$$

Le calcul donne:

$$NV1 = G1(X) - 1 = 0,6551$$

$$\|G1\|$$

$\|G1\|$: norme euclidienne

$$NV2 = G2(X) - 1 = 0,7551$$

$$\|G2\|$$

On en conclut que X ne vérifie pas les contraintes

$$g_1(X) - 1 > 0$$

$$g_2(X) - 1 > 0$$

Si $s_i = +1$ Alors:

$$y_1 = \begin{cases} y_1^1 = y_1^0 + NV1 * 1 \\ y_1 = y_2^0 + NV2 * 1 \end{cases} \quad R^1 = R^0 * 1$$

$$\text{Et : } x_2 = \begin{cases} 3,2 \\ 6,9 \end{cases} \Rightarrow NV1 > 0, \quad NV2 > 0$$

On refait les mêmes calculs que précédemment. On trouve:

$$x_3 = \begin{cases} 2,075 \\ 4,41118 \end{cases} \quad NV1 < 0, \quad NV2 < 0$$

Par conséquent x_3 vérifie les contraintes avec $R^3 = R^2 * 0.5$

Remarque:

G^4 est moins bon que G^3 ; donc on revient vers y^3 , l'intervalle d'encadrement est à ce niveau:

$$1.8780 \leq Y_1 \leq 2.1396$$

$$1.3495 \leq Y_2 \leq 1.7755$$

On continue le processus j'usqu'à ce que l'on est:

$$\|g^k(x) - b\| \leq 0,001$$

Ce qui donne:

...../.....

$$\vec{Y}^{\circ} = \begin{cases} y_1 & = 2.1093 \\ y_2 & = 1.4876 \end{cases}$$

$$\vec{X}^{\circ} = \begin{cases} x_1 & = 2.4367 \\ x_2 & = 4.6960 \end{cases}$$

Conclusions:

D'après les résultats obtenus à l'aide de l'exemple traité, deux remarques peuvent être faites :

a-) X^2 ne satisfait pas les contraintes, donc R est multiplié par le coefficient $c = 1$.

NV1 passe par la valeur 0,7845 à la valeur -0,5233

NV2 passe de la valeur 0,6200 à la valeur -0851

Everett propose alors de multiplier R par 0.5, coefficient qui est trop grand dans notre cas car on obtient:

NV1 = 0,7371

NV2 = 0,6757

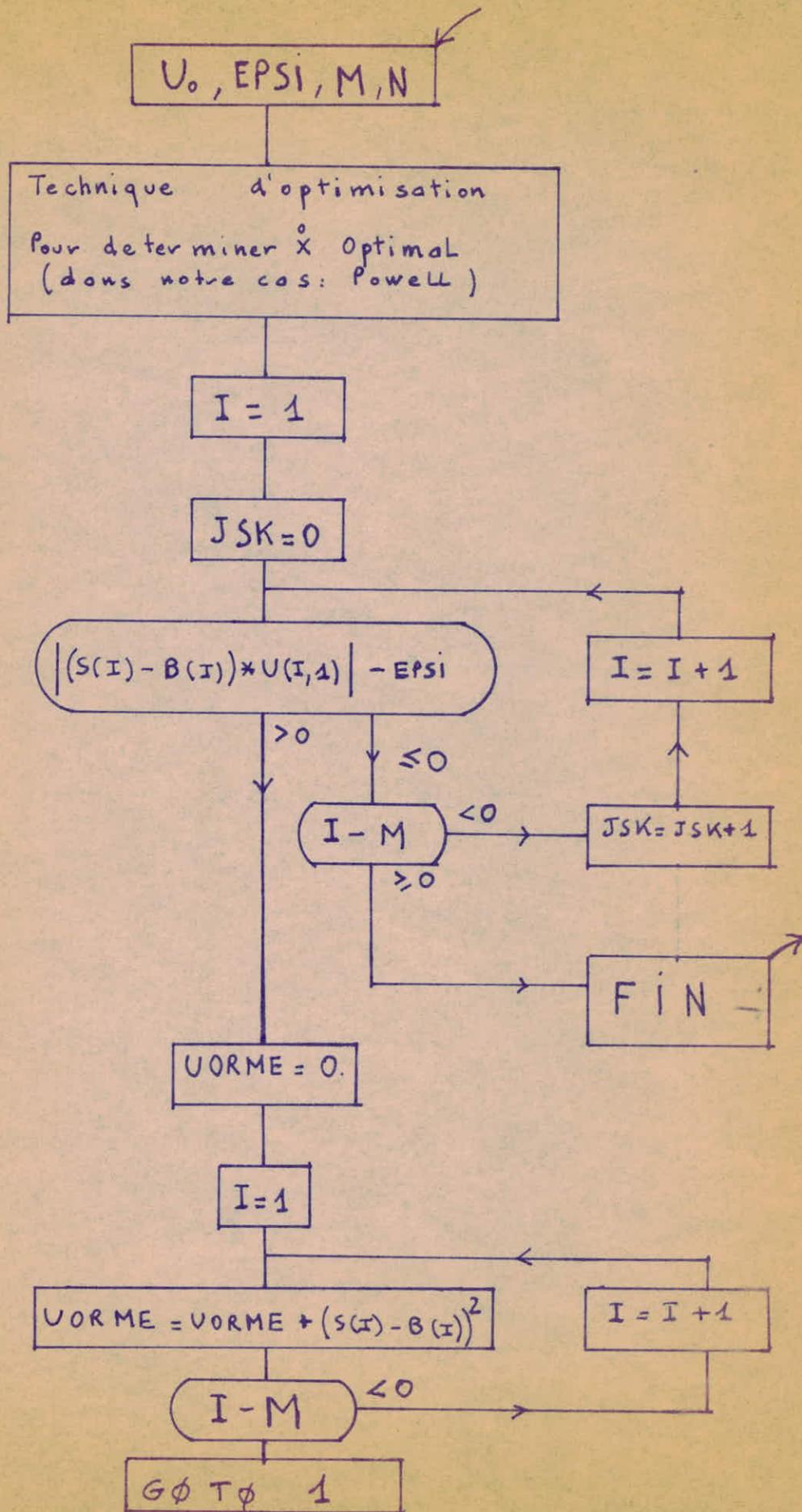
C'est à dire qu'on sort du domaine des contraintes.

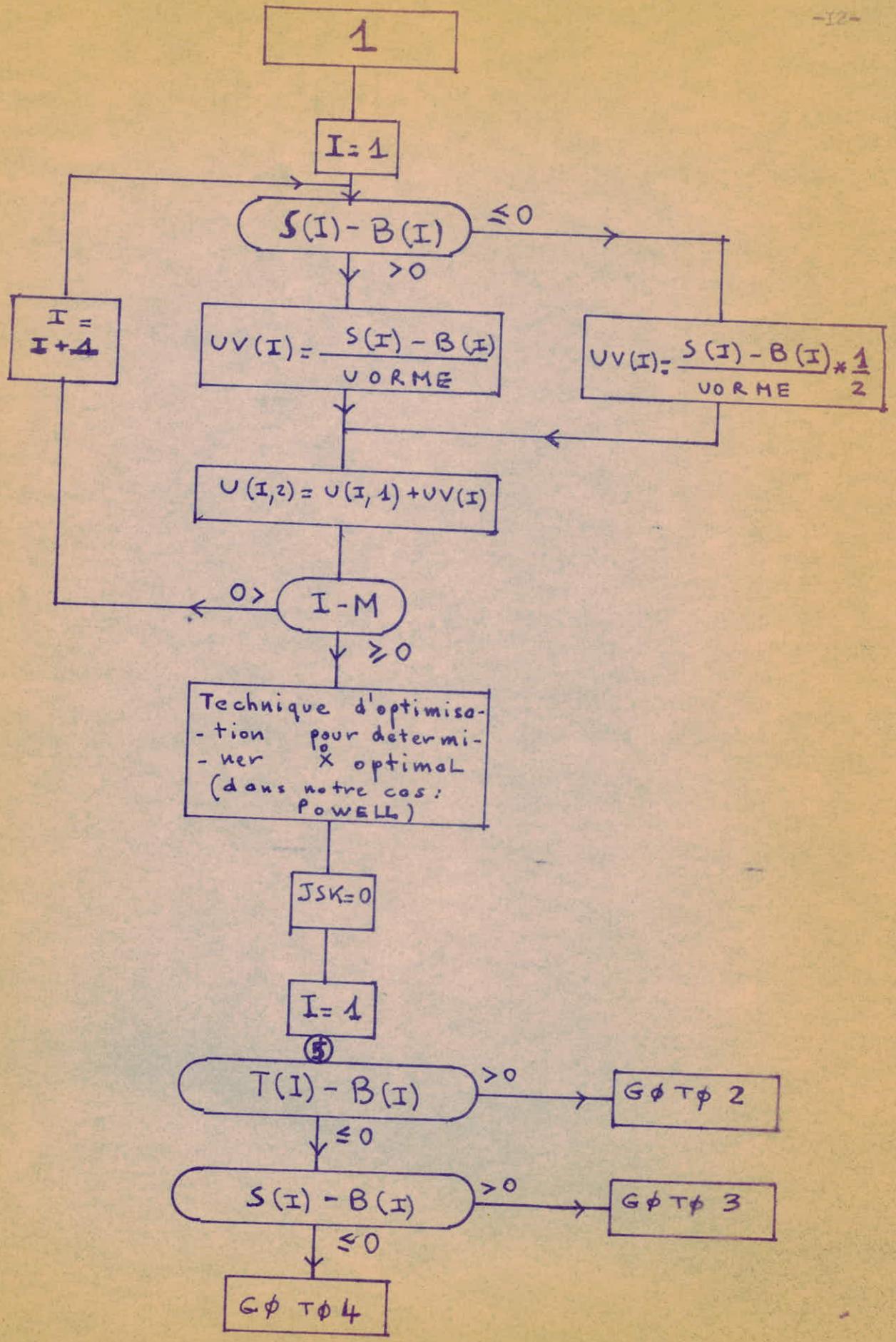
Donc il aurait été préférable de donner à c une valeur plus petite pour avoir plus de chance de rester dans le domaine.

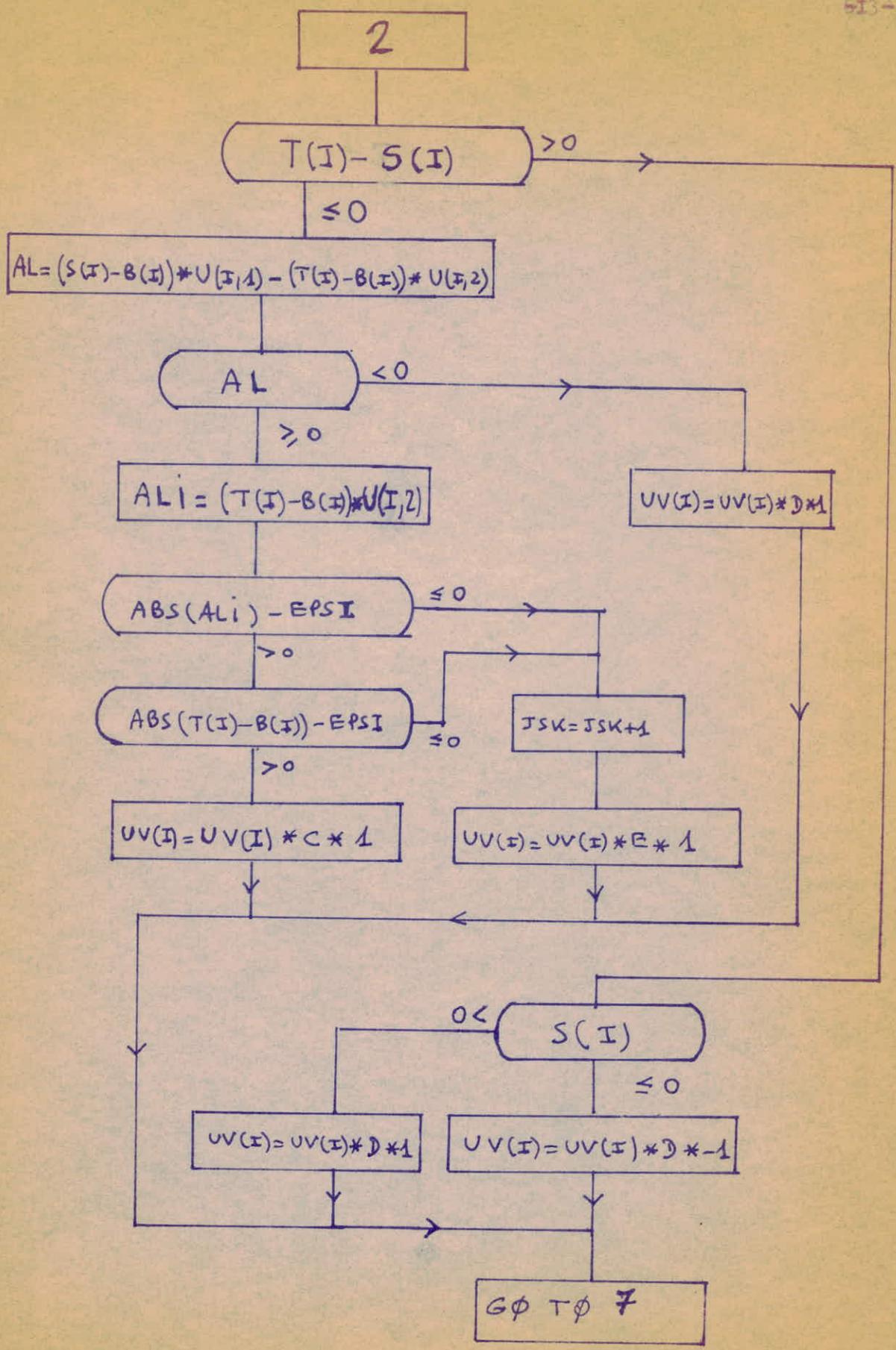
D'une manière générale, il faudrait adapter les paramètres pour chaque cas que l'on traite.

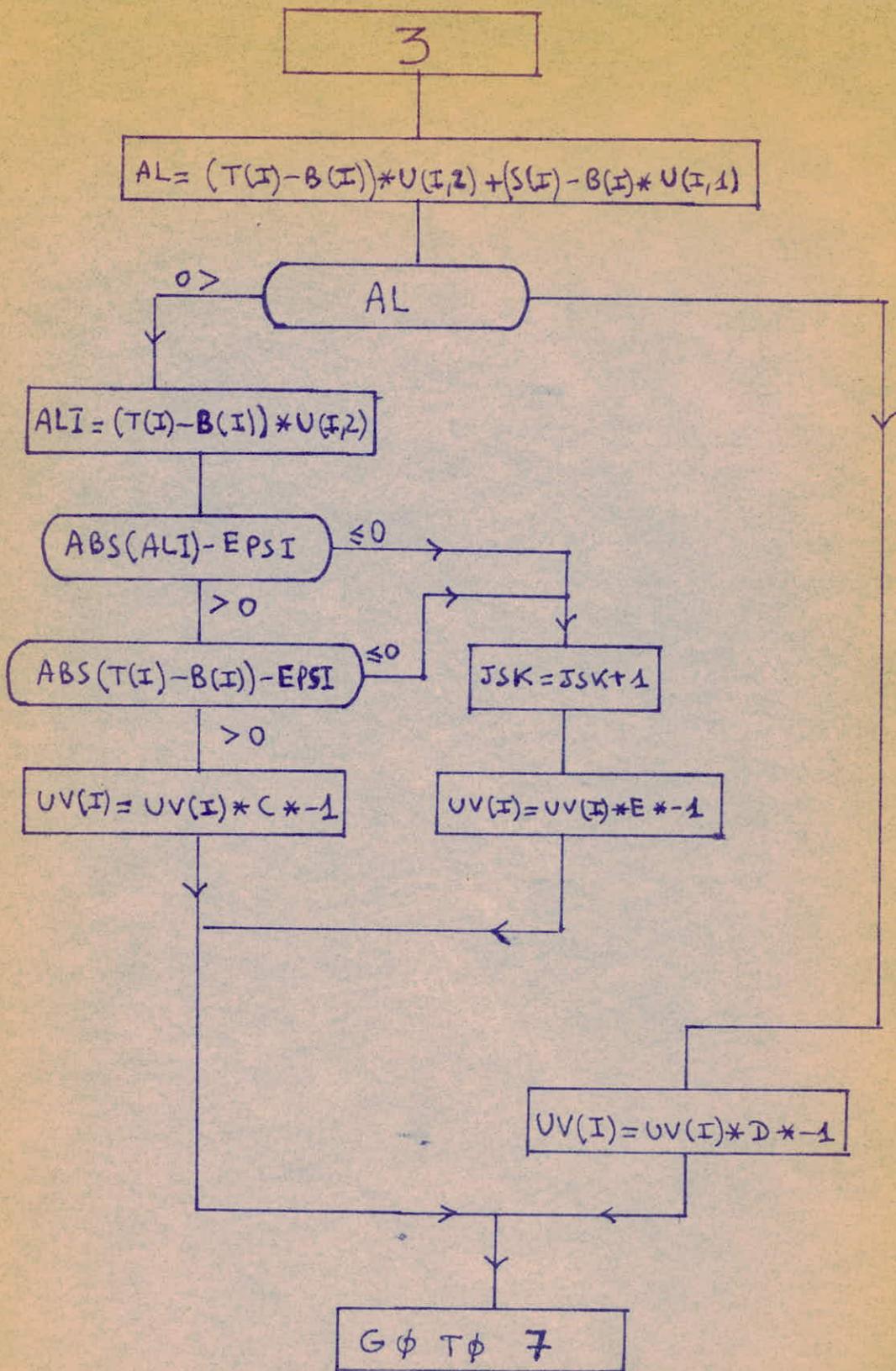
b-) Il n'est pas nécessaire de faire intervenir $S_i = \pm 1$, car la valeur de $G(X) - b$ inclut justement ce signe.

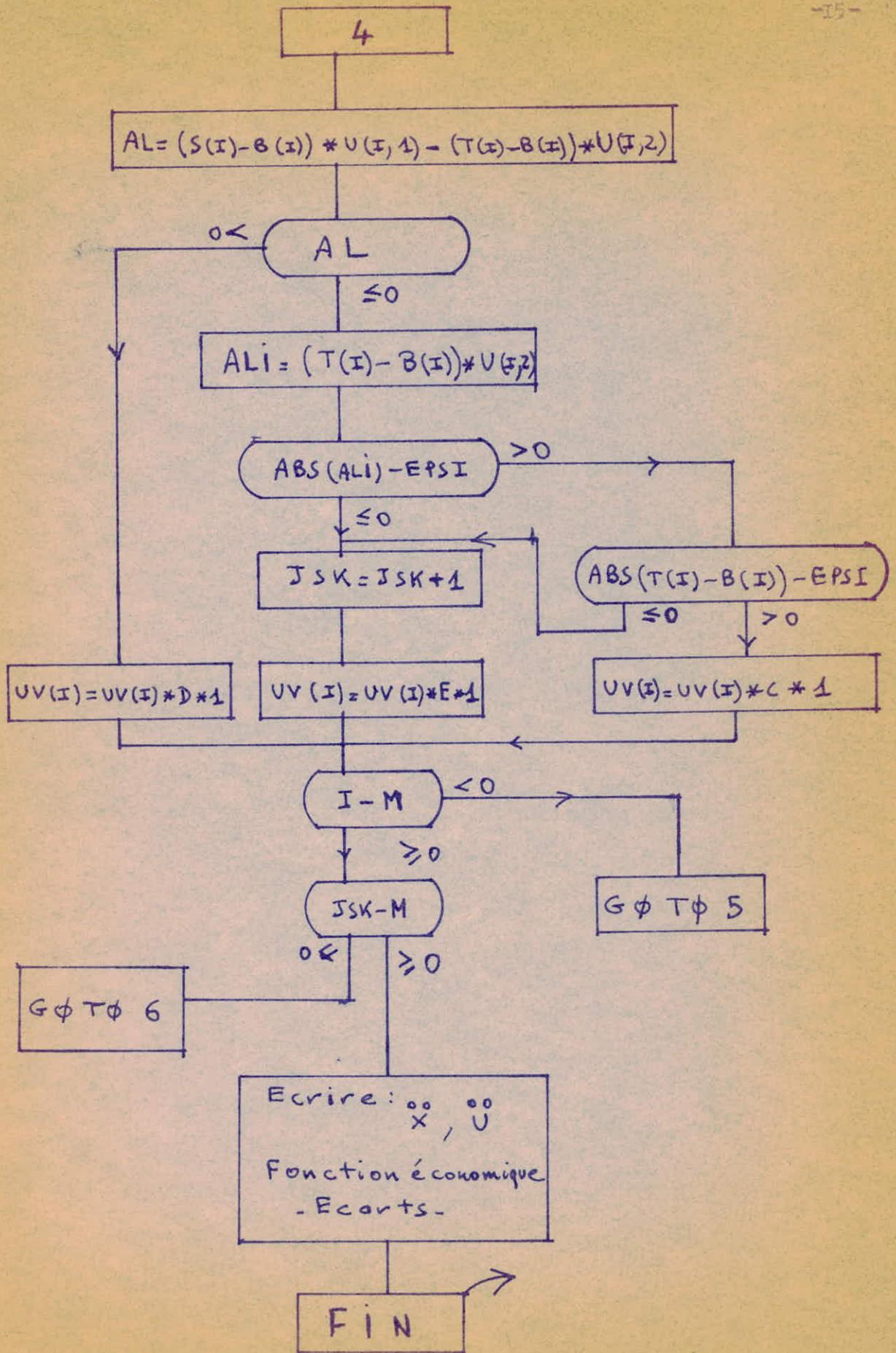
(Voir dans ce suit, courbes et programme.)

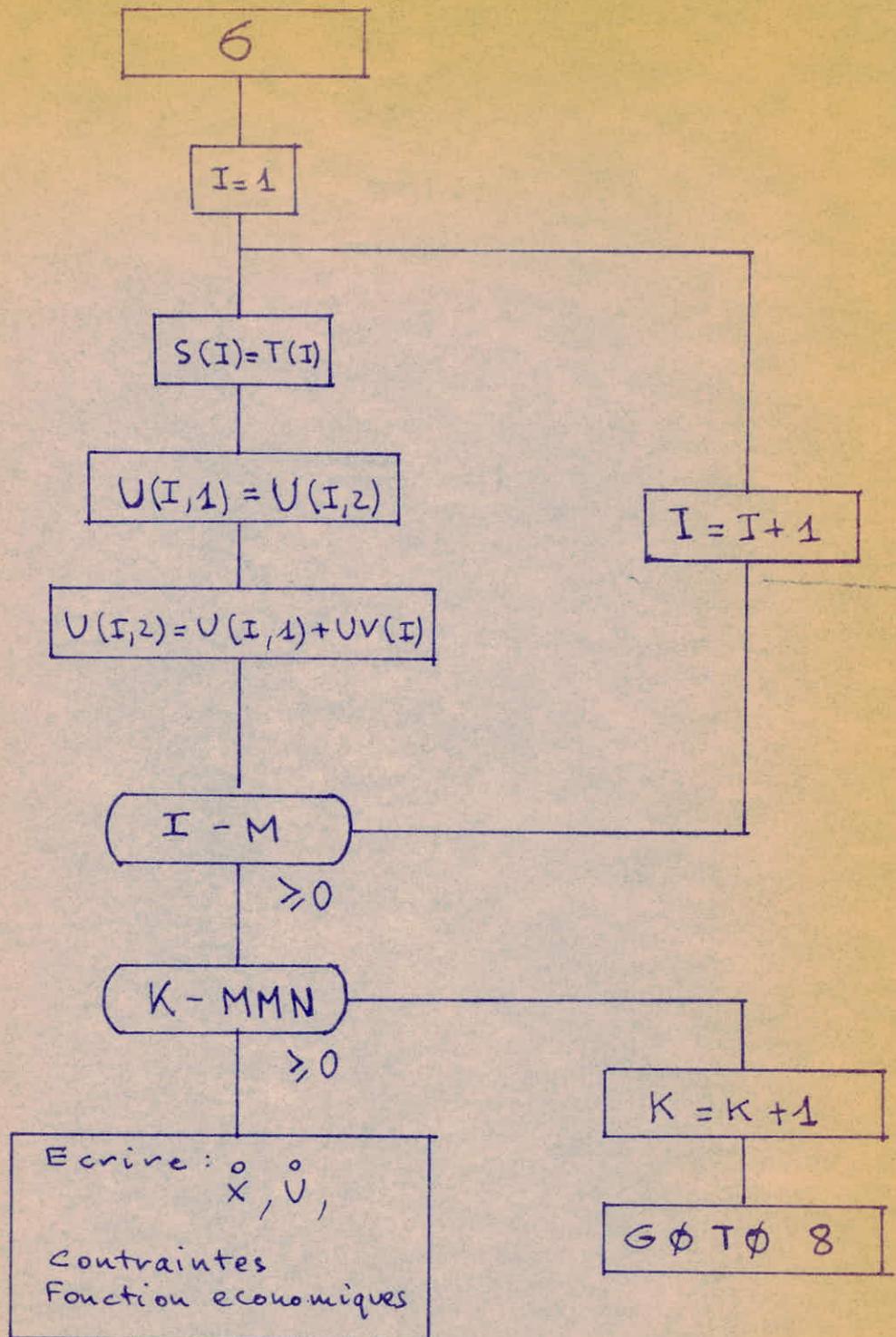










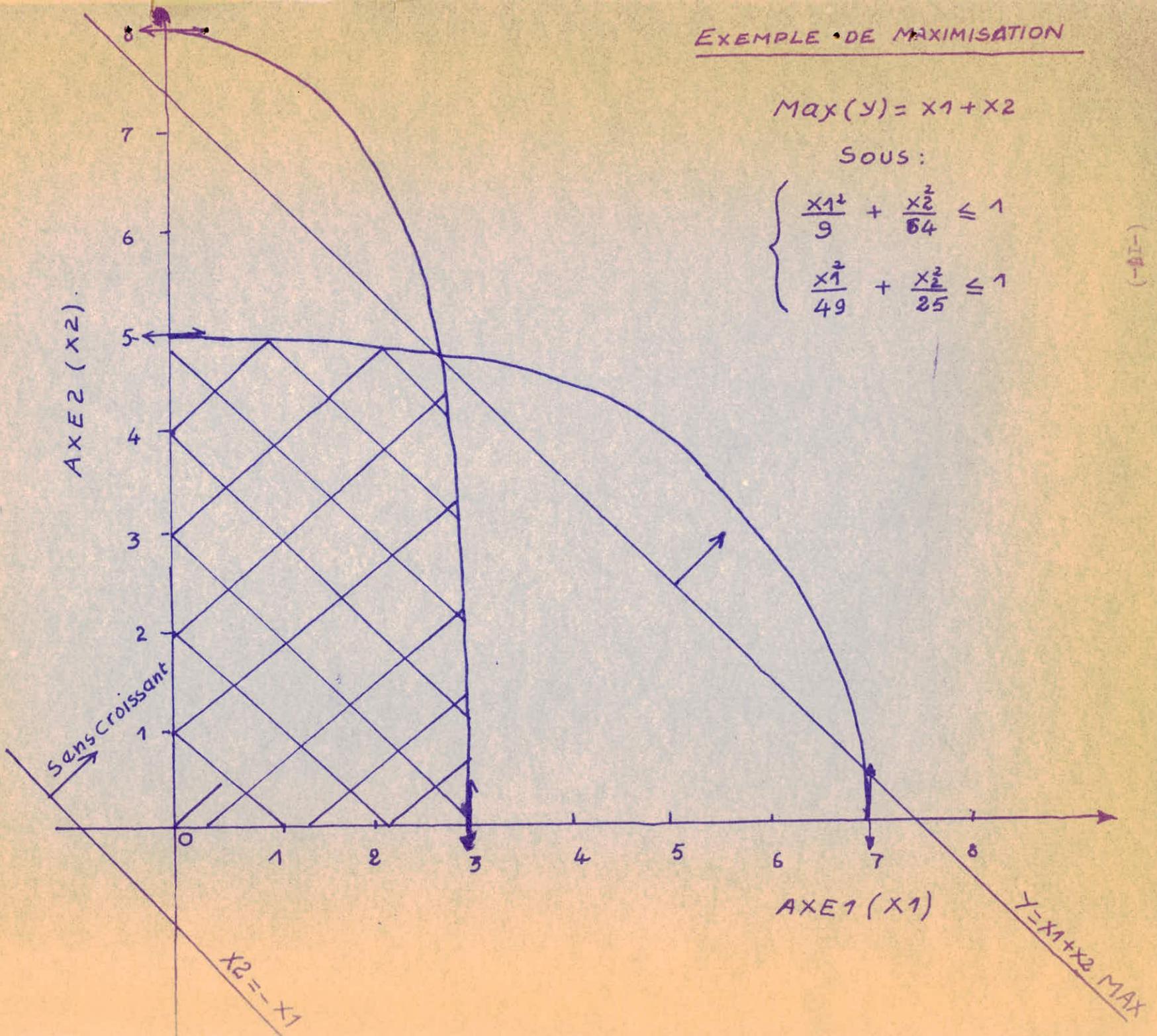


EXEMPLE DE MAXIMISATION

$$\text{Max}(y) = x_1 + x_2$$

Sous :

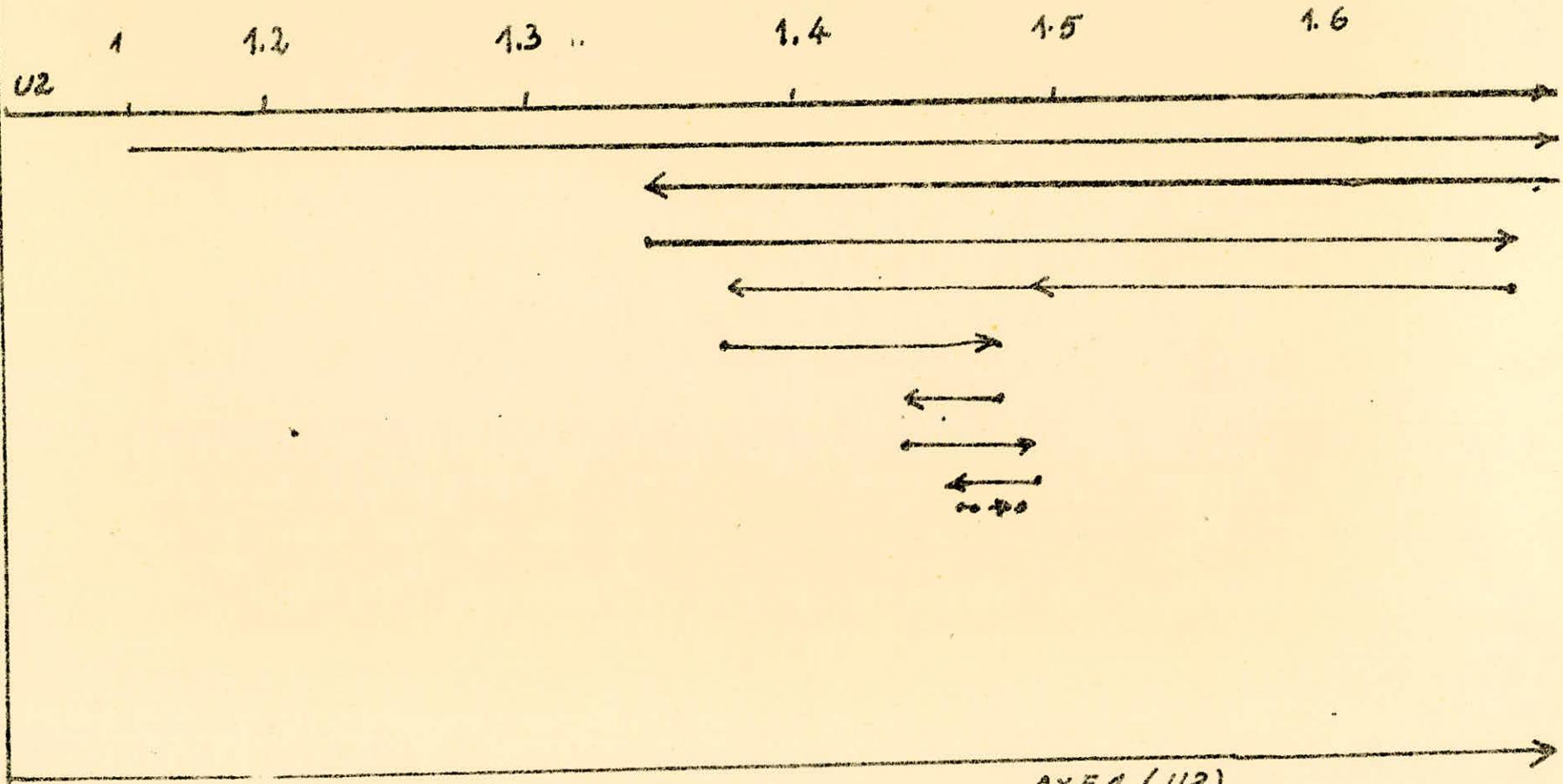
$$\begin{cases} \frac{x_1^2}{9} + \frac{x_2^2}{64} \leq 1 \\ \frac{x_1^2}{49} + \frac{x_2^2}{25} \leq 1 \end{cases}$$



OSCILLATIONS DE y_2 AUTOUR DE $y_2^0 = 1.4876$.

y_2 départ = 0.4

AXE 2

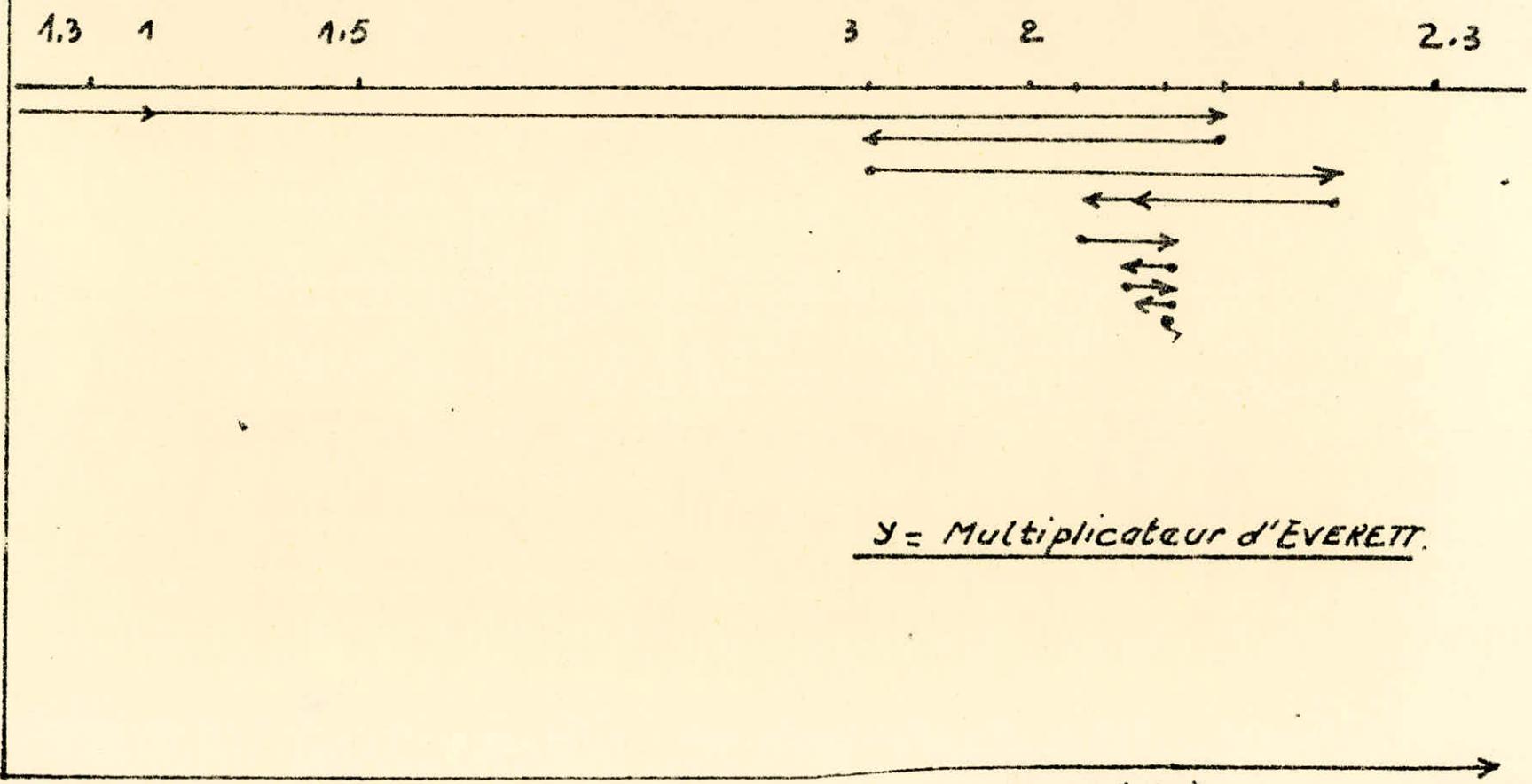


AXE 1 (U_2)

OSCILLATIONS DE y_1 AUTOUR DE $y^0_1 = 2.1093$

y_1 départ = 0.7.

AXE 2



y = Multiplicateur d'EVERETT.

AXE 1 (U_1)

Exemple : Maximiser. $F(x_1, x_2) = x_1 + x_2$.

Sous :

$$\begin{cases} \frac{x_1^2}{9} + \frac{x_2^2}{64} \leq 1 \\ \frac{x_1^2}{49} + \frac{x_2^2}{25} \leq 1 \end{cases}$$

x_1	x_2	y_1	y_2	R	NV1	NV2	NORME.
8.5135	14.5985	1.3551	1.1555	1.0000	0.6554	0.7555	13.7484
3.2041	5.9194	2.1196	1.7755	1.0000	0.7845	0.6200	1.4335
2.0750	4.4118	1.8780	1.3495	0.5000	-0.5233	-0.6521	0.2551
2.6587	5.1971	2.2465	1.6874	0.5000	0.7371	0.6257	0.3043
2.1428	4.3018	2.0871	1.4948	0.2500	-0.6375	-0.7704	0.2604
2.3959	4.6797	2.0466	1.3765	0.1250	-0.3241	-0.9459	0.0211
2.5678	4.8967	2.1194	1.4781	0.1250	0.5824	0.8128	0.1207
2.4097	4.6880	2.0721	1.4373	0.0625	-0.7569	-0.6535	0.0292
2.4753	4.7463	2.1111	1.4861	0.0625	0.6233	0.7819	0.0419
2.4013	4.6439	2.0904	1.4627	0.0312	-0.6611	-0.7502	0.0297
<u>2.4367</u>	<u>4.6960</u>	<u>2.1093</u>	<u>1.4876</u>	0.0312	0.6037	0.7971	0.0054

Valeurs Initiales :

$$\begin{cases} y_{10} = 0.7 \\ y_{20} = 0.4 \\ R = 1. \end{cases}$$

L'optimum (Max) est obtenu pour :

$$\begin{cases} x_1 = 2.4367 \\ x_2 = 4.6960 \\ y_1 = 2.1093 \\ y_2 = 1.4876 \end{cases}$$

CHAPITRE-I-

METHODE DE FLETCHER -POWELL

I-ORIGINE DE LA METHODE FLETCHER -POWELL

II-METHODE DE FLE-POWELL

II-1-Hypothese sur la fonction à optimiser

II-2-Directions Conjuguées

II-2-1-Exemple

II-2-2-Theoreme

II-3- Description de la methode

II-4- Algorithme

III- AMELIORATION DE L'ALGORITHME DE FLETCHER-POWELL

III-1- Demonstration

III-2- Lemme -1

III-3- Lemme- 2

III-4- Corollaire

III-5- Remarque

III-6- Conclusion

III-7- Algorithme de Fle-Powell Modifié

IV- EXEMPLE NUMERIQUE DE PROCEDURE DE FLE-POWELL

V- EXEMPLE GRAPHIQUE DE LA PROCEDURE

VI- QUELQUES REMARQUES SUR LA METHODE DE FLE-POWELL

VI-1-Avantages

VI-2-inconvenients

VII- ORGANIGRAMME ET TESTS

I- ORIGINE DE LA METHODE

On rappelle que le probleme de maximisation de $f(\vec{x})$ sous les contraintes :

$$G_i(x) \leq B_i \quad i=1,2,\dots,m$$

à été ^{transformé} en probleme de:

$$\text{Maximisation : } H(\vec{x}, \vec{y}) = f(\vec{x}) - \vec{y} \cdot \vec{G}(\vec{x}) \quad \vec{y} \in E_M \quad (I)$$

Pour une valeur donnée \vec{y}_0 de \vec{y} , il existe de nombreuses permettant de résoudre (I)

ON citera en particulier :

- La methode de plus grande pente
- La methode de MONTE-CARLO
- Etc

La premiere methode est basée sur le Gradient de $H(x,y)$, vecteur noté: $\vec{\nabla} H$

et dont les composantes les dérivées partielles de H par rapport à chacune des variables $x_i \quad i=1,2,\dots,N$

$$\vec{\nabla} H \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial H}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial H}{\partial x_i} \\ \vdots \\ \frac{\partial H}{\partial x_n} \end{array} \right.$$

Lors de l'explication du mecanisme d'Everett, il n'a été, à aucun moment, fait appel à la notion de dérivée.

On essayera de résoudre (I) sans faire appel à la notion de dérivée. En effet, même dans le cas où la fonction H est connue, le calcul des dérivées partielles de H est assez délicat; d'autre part, une fonction Revenu ou Cout, est connue en des points de fonctionnement, mais on ignore sa forme Analytique. PAR conséquent cette premiere methode ne se prete guere a la resolution de (I).

Quant à la seconde methode, elle est difficilement maitrisable q. le nombre de variables est assez grand.

Donc ,arrivés à l'etape de maximisation de H , on pourra employer la methode de HOOKE-JEEVES ou celle de ROSENBROCK.ON emploiera la " FLETCHER-POWELL , qui est une methode recente et plus genera- -le que les deux methodes citées ci-dessus .

II- METHODE DE FLE-POWELL

II-1- Hypothèse Importante:

On suppose que la fonction H peut etre etroitement approximée au voisinage du maximum par une forme quadratique definie negative.
(ou positive s'il s'agit d'un minimum)

Cette hypothèse est aussi valable pour les methodes de plus grande pente. En fait, il existe presque toujours une quadrique osculatrice au voisinage de l'optimum.

II-2-Directions conjuguées: (D-C)

Deux directions sont dites conjuguées,Uet V ,en respectant la matrice A definie positive si:

$$U^T \cdot A \cdot V = 0 \quad (U^T = \text{transposée de } U)$$

Il est possible de generer une suite de directions conjuguées par un processus analogue à celui de GRAM-SCHMIDT de procédure d'orthogo- -nalisation . (voir D-C)

II-2-1-Exemple: supposons que l'on démarre avec

un vecteur d1 ; d2=A.d1-b11.d1 si :

$$b_{11} = \frac{d_1^T \cdot A \cdot d_1}{d_1^T \cdot A \cdot d_1} \quad \text{et}$$

$$d_3 = A \cdot d_2 - b_{22} \cdot d_2 - b_{21} \cdot d_1 \quad \text{si :}$$

$$b_{22} = \frac{d_2^T \cdot A \cdot d_2}{d_2^T \cdot A \cdot d_2} \quad \text{et} \quad b_{21} = \frac{d_1^T \cdot A \cdot d_2}{d_1^T \cdot A \cdot d_1}$$

D'une manière générale :

$$d_{i+1} = A \cdot d_i - \frac{d_i^T \cdot A^2 \cdot d_i}{d_i^T \cdot A \cdot d_i} d_i - \frac{d_i^T \cdot A \cdot d_{i-1}}{d_{i-1}^T \cdot A \cdot d_{i-1}} d_{i-1}$$

et pour $j = 1, 2, \dots, i$ on a.

$$d_{i+1} = A \cdot d_i - \sum_{s=1}^i \text{bis} \cdot d_s$$

avec $\text{bis} = 0$ si $S \ll i - 1$.

Si les vecteurs D_1, d_2, \dots, d_n sont mutuellement conjugués, ils sont linéairement indépendants.

La signification des directions conjuguées est la suivante :

2.1. THEOREME.

Si D_1, d_2, \dots, d_n est une suite de vecteurs mutuellement conjugués en respectant la matrice positive définie A , alors le minimum de la quadrique :

$$F = a + b^T \cdot x + \frac{1}{2} x^T \cdot A \cdot x$$

peut être atteint à partir d'un point x^0 de départ arbitraire en un nombre fini de descentes dans lesquelles chaque vecteur d_i est utilisé comme direction de descente à la fois - l'ordre dans lequel les d_i sont utilisés est indifférent.

Démonstration Voir (D-C) page 40.

.../...

.../...

3°. DESCRIPTION DE LA METHODE DE POWELL.

Le principe de la méthode est basé sur le fait que si 2 minimums sont trouvés à partir de points différents suivant une direction donnée

\vec{V} , alors le vecteur joignant ces 2 minimums est conjugué à

\vec{V} - (voir figure 3 - a).

Soit 2 minimums x_1 et x_2 obtenus en partant de 2 points différents et dans la même direction de \vec{V} .

Si x_1 et x_2 sont les minima, alors :

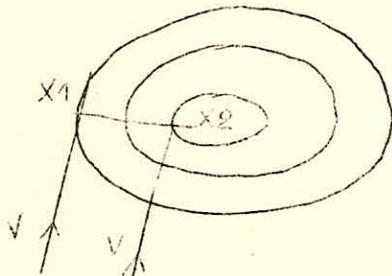


Fig. 3 - a.

Le vecteur ^{joignant} 2 minima trouvés dans la direction de \vec{V} est conjugué à \vec{V} .

Conditions nécessaires d'optimalité de X_1 et X_2 .

$$\left. \begin{aligned} V^T \cdot (AX_1 + b) &= 0 \\ V^T \cdot (AX_2 + b) &= 0 \end{aligned} \right\} \implies$$

$$\boxed{V^T A (X_1 - X_2) = 0}$$

est donc le vecteur figurant les minima suivant un vecteur \vec{V} est conjugué à \vec{V}

.../...

4°. ALGORITHME DE FLETCHER-POWELL.

L'Algorithme de Powell utilise le résultat suivant : Si la recherche pour chaque minimum est faite le long de plusieurs directions conjuguées, alors si l'on joint ces deux minima, le vecteur faisant le point est conjugué à toutes ces p directions.

Ceci étant un résultat du théorème 21 = En effet, le résultat de chaque recherche dépend seulement des points de départ et pas de l'ordre dans lequel chaque " descente " est réalisé. Par conséquent, ce résultat peut être exploité et donnera l'algorithme d'optimisation suivant :

Voir exemple dans le cas de 2 dimensions.

4 - A.

Algorithme : Supposons qu'il existe n vecteurs indépendants D_1, D_2, \dots, D_n initiaux

A) Choisir λ_0 qui minimise $F(X^0 + \lambda_0 d_n)$ et poser

$$X^1 = X^0 + \lambda_0 d_n$$

B) pour $i = 1, 2, \dots, n$, calculer λ_i qui minimise $F(X^i + \lambda_i d_i)$ et poser

$$X^{i+1} = X^i + \lambda_i d_i$$

C) Prendre $d_i = d_{i+1}$ pour $i = 1, \dots, n-1$.

D) Prendre $d_n = X^{n+1} - X^i$ comme nouvelle direction à

la place de d_n et comme nouveau point de départ $X = X^{n+1}$

$$X^0 = X^{n+1}$$

E) Revenir en A.

La procédure s'arrête lorsqu'il n'y a plus moyen de minimiser davantage la fonction.

En effet, si l'algorithme a été exécuté K fois, et que la fonction objectif a diminué constamment au cours de ces K itérations et si la (K + 1,) une exécution de l'algorithme, on ne peut plus améliorer la fonction, alors l'optimum atteint est celui de la K^{ième} itération.

A la fin du 1er cycle d'itération	$- X^{n_1 + 1}$	$- X^1$	est conjugué à
d_{n_1} - fin du 2ème cycle d'itération	$X^{n_2 + 1}$	$- X^1$	" " " à
d_{n-1}	etc.....		

Après (-1) cycles d'itérations, n_1 directions conjuguées sont obtenues.

A la fin d'un cycle d'itérations, on utilise un critère permettant d'estimer si la nouvelle direction générée est efficace ou non.- On rejette cette direction générée si elle ne satisfait pas le critère et on répète un nouveau cycle en utilisant les anciens vecteurs conjugués. Dans le cas contraire, on accepte la nouvelle direction qu'on pose à la place d'un des vecteurs utilisés à cette étape. Lequel des vecteurs sera remplacé ?

LEMME 1. X_1, X_2, \dots, X_n sont des vecteurs tels que :
 $X_i^T \cdot A \cdot X_{i-1} \cdot V_j(X) = X_j$. Alors le déterminant de X est maximum quand les vecteurs X_j sont mutuellement conjugués en respectant A.

(Démonstration -- Voir - D.C -).

Ce lemme procure le critère de Powell suivant :

On teste la nouvelle direction pour voir si'il est possible de l'ajouter à la place de l'une des directions conjuguées utilisées à cette étape. Pour cela il faut que la matrice obtenue après telle substitution ait un déterminant non décroissant. Evidemment, ceci étant fait en ne faisant appel qu'aux valeurs de la fonction. Pour cela, on aura besoin de :

LEMME 2.

Si X_i est un vecteur scalaire tel que $X_i^T A X_i = 1$,
 Alors , la composante du vecteur $(X^{n+1} - X^1)$ suivant la direction
 de X_i est :

$$\sqrt{x_i^2} = 2 (F(x_i) - F(x^{i+1}))$$

COROLLAIRE.

Si $\eta^T A \eta = 1$, alors le minimum de la fonction F suivant la direction
 η à partir d'un point y est à :

$$x = y + \sqrt{2 (F(y) - F(x))} \cdot \eta \quad (A)$$

(Démonstration - voir - (D C))

Donc on doit remplacer k_e d_p par d (nouvelle direction conjuguée obtenue
 à cette étape) pour lequel la quantité.

$$\sqrt{2 (F(x^p) - F(x^{p+1}))} \quad p = 1, \dots, n$$

est maximale.

Ceci nous assurera que le déterminant de la matrice des directions nouvelles
 est le plus grand d'après la relation (A).

En effet : $x^{n+1} - x^1 = d$ où $d^T A d = 1$

(B)

$$\text{deter} (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_{p-1}, d, \varepsilon_{p+1}, \dots, \varepsilon_n) = \frac{\alpha}{\beta} \text{deter} (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$$

Le resultat de B permettra de nous indiquer si le determinant de la matrice des coefficients des directions a augmenté ou non de l'incorporation de la nouvelle direction .

-Démonstration .

Posons : $x^{n+1} - x^I = \mu \cdot d$

où $d^T \cdot A \cdot d = I$

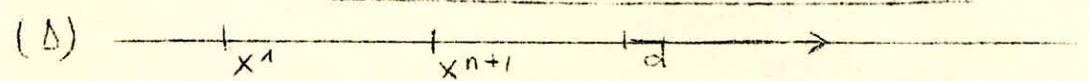
$\text{Deter}(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_{p+1}, d, \varepsilon_{p+2}, \dots, \varepsilon_n) = \frac{\lambda \mu}{\mu} \text{Deter}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_p, \dots, \varepsilon_n)$

On remplacera ε_p par d pour lequel la quantité /

$\sqrt{2 \cdot (F(x^p) - F(x^{p+1}))}$ est maximale .

Pour calculer désignons par $x^{n+1} + \gamma \cdot d$, le minimum suivant la direction d à partir du point x^{n+1} . A partir du corollaire précédent :

$x^{n+1} + \gamma \cdot d = x^{n+1} + \sqrt{2 \cdot (F(x^{n+1}) - F_S)} \cdot d \quad (\Delta)$



Sur la droite (Δ) le minimum atteint par la fonction F suivant la direction d est le même que si l'on partait de x^I ou de x^{n+1} :

$x^{n+1} + \gamma \cdot d = x^I + \sqrt{2 \cdot (F(x^I) - F_S)} \cdot d \quad (B)$

avec $F_S = (F(x^{n+1} + \gamma d))$.

Si $x^{n+1} + \gamma \cdot d$ sont des minimums suivant d , il est nécessaire que l'on ait:

$d^T \cdot A (x^{n+1} + \gamma \cdot d + (-x^{n+1} - \gamma d)) = 0$

$d^T \cdot A (x^{n+1} - x^I + \sqrt{2 \cdot (F(x^{n+1}) - F_S)} \cdot d - \sqrt{2 \cdot (F(x^I) - F_S)} \cdot d) = 0$

Donc on aura :

$d^T \cdot A (\mu \cdot d + (\sqrt{2 \cdot (F(x^{n+1}) - F_S)} - \sqrt{2 \cdot (F(x^I) - F_S)}) \cdot d) = 0$

$\Rightarrow \mu + \sqrt{2 \cdot (F(x^{n+1}) - F_S)} - \sqrt{2 \cdot (F(x^I) - F_S)} = 0$

$\Rightarrow \mu = \sqrt{2 \cdot (F(x^I) - F_S)} - \sqrt{2 \cdot (F(x^{n+1}) - F_S)} \quad (B)$

Remarque

Si le point $X^{n+1} + Y.d$ se trouve entre les points X^{n+1} et X^1 , Alors :

$$\alpha = \frac{2 \cdot (F(X^{n+1}) - F(X^{n+1} + Y.d))}{\dots} \text{ avec } Y.d < 0$$

Et par conséquent (II) devient :

$$\mu = \sqrt{2 \cdot (F(X^1) - F_s)} + \sqrt{2 \cdot (F(X^{n+1}) - F_s)} \quad (III)$$

De (III) on tire :

$$\mu = \sqrt{2 \cdot (F(X^1) - F(X^{n+1}) + F(X^{n+1}) - F_s)} + \sqrt{2 \cdot (F(X^{n+1}) - F_s)}$$

D'où :

$$|\Delta| < \sqrt{2 \cdot (F(X^1) - F(X^{n+1}))}$$

On sait que :

$$|\Delta| < \sqrt{2 \cdot (F(X^1) - F(X^{n+1}))}$$

Donc :

$$|\mu| > |\Delta|$$

Finalement, le déterminant de la matrice des nouvelles directions est croissant si/

$$|\Delta_d| / |\mu| \geq 1$$

Alors on est sûr que $DET(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{n-1}, \mu, \varepsilon_n) \geq DET(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$

D'après (3) on peut conclure;

a-) Si $|\Delta_d| / |\mu| \geq 1$ on remplace l'ancienne direction par $X^{n+1} - X^1$ et on continue le processus.

b-) Sinon on continue un nouveau cycle d'itérations en utilisant les anciennes directions.

Si le minimum de la fonction F se trouve entre X^1 et X_{n+1} , alors le critère est automatiquement non vérifié et on se branchera en B.

-III-6) CONCLUSION

Elle repose sur un changement de direction après chaque cycle d'itérations (N itérations par cycle) .

Chaque cycle correspond à N recherches (si H est une fonction à N variables) à une direction le long de chacune des directions précédentes .

La nouvelle direction de recherche est celle qui joint les deux points correspondant à la plus grande et la plus petite valeur de la fonction H .

Les directions prises correspondent au voisinage de l'optimum, aux diamètres conjugués des courbes de niveau qui deviennent des ellipses' .

III-7 - Algorithme de FLE-POWELL modifié

Est-ce que les directions générées par l'algorithme initial sont toujours performantes? Non, car ces directions peuvent devenir de plus en plus mauvaises donc moins efficaces quand on augmente le nombre d'itérations.

POWELL emploie un critère qui permet d'affirmer si la nouvelle direction générée est bonne ou non.

I) Choisir λ_n qui minimise $F(X^0 + \lambda_n d_n)$ et poser :

$$X^I = X^0 + \lambda_n d_n$$

II) pour $i = 1, 2, \dots, n$ calculer λ_i qui minimise :

$F(X^i + \lambda_i d_i)$ et poser :

$$X^{i+1} = X^i + \lambda_i d_i$$

III) Choisir m tel que $I \leq m \leq n$

$$\Delta = (2(F(X^P) - F(X^{P+I}))^{I/2} \text{ soit minimum.}$$

IV) Calculer :

$$\mu = \frac{(2 \cdot (F(X^I) - F_S))^{I/2} - (2 \cdot (F(X^{n+1}) - F_S))^{I/2}}{\Delta}$$

F_S est telle que : y minimise :

$$F_y = F(X^{n+1} + y \cdot d)$$

$$\text{avec } d = X^{n+1} - X^I$$

$$\text{alors } F_S = F_y$$

v) Si $\mu/\Delta \leq 1$ alors on remplace la direction d_m par la direction

$X^{n+1} - X^I$ et on continue la procédure avec le nouveau point de

départ :

$$X^0 = X^{n+1} + y \cdot d$$

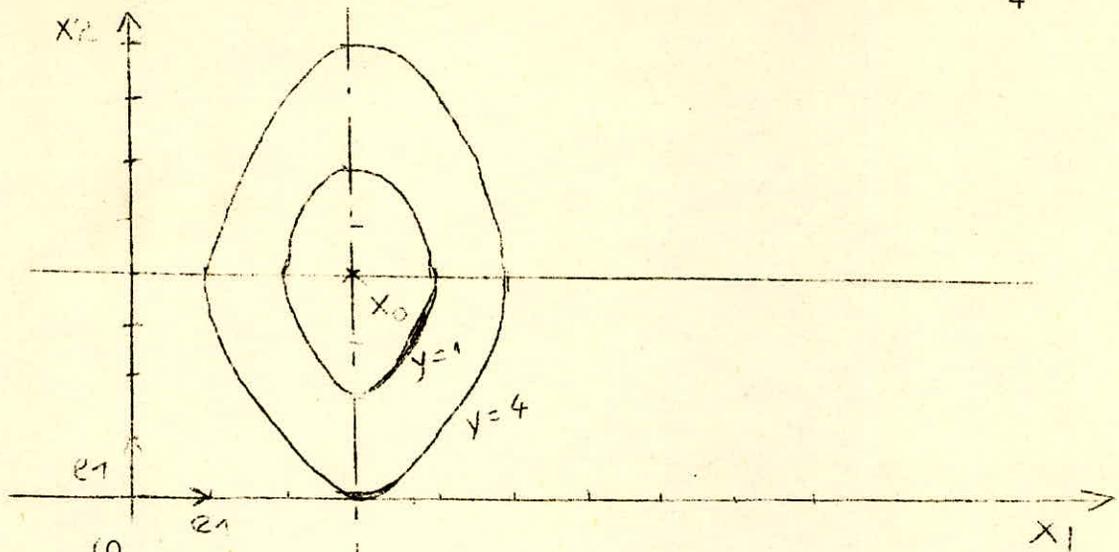
VI-Sinon on fait un autre cycle d'itérations : $X^0 = X^{n+1}$

VII-La procédure s'arrête lorsqu'on ne peut plus minimiser F suivant aucune direction. l'optimum est obtenu pour $X = X^{n+1} \dots/\dots$

V-EXEMPLE NUMERIQUE DE LA PROCEDURE DE POWELL.

Soit à minimiser la fonction $f(x_1) = Y + (x_1 - 3)^2 / 4 + (x_2 + 4)^2 / 4$

Les surfaces de niveau sont des ellipses concentriques en $\begin{matrix} 3 \\ 4 \end{matrix}$



$x_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$
Cycle I-

*1) - $x^1 = x_0 + \lambda e_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \lambda \end{pmatrix} \Rightarrow Y(\lambda) = 9 + 1/4(\lambda^2 - 8\lambda + 16)$

$\partial Y / \partial \lambda = 0 \Rightarrow \lambda = 4$ et $Y(4) = 9.$

*2) - $x^2 = x^1 + \lambda e_1 = \begin{pmatrix} \lambda \\ 4 \end{pmatrix} \Rightarrow Y(\lambda) = \lambda - 1 \Rightarrow \lambda = 1$ et $Y(1) = 4$

*3) - $x^3 = x^2 + \lambda e_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 + \lambda \end{pmatrix} \Rightarrow Y = 4 + \lambda^2 / 4 \Rightarrow \lambda = 0$
 et $Y(0) = 4.$

Direction générée: $x^3 - x^1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \equiv e_1.$

Cycle II

$x_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \end{pmatrix}$ *1) - $x^1 = x_0 + \lambda e_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 + \lambda \end{pmatrix} \Rightarrow \lambda = 0$ et $Y(0) = 4$

*2) - $x^2 = x^1 + \lambda e_1 = \begin{pmatrix} 1 + \lambda \\ 4 \end{pmatrix} \Rightarrow \lambda = 2$ et $Y(2) = 0$

*3) - $x^3 = x^2 + \lambda e_2 = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 + \lambda \end{pmatrix} \Rightarrow \lambda = 0$ et $Y(0) = 0$

Direction générée $'X^3 - 'X^1 = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix} = d.$

-34-

On voit que si l'on remplace e_1 ou e_2 par d , le déterminant

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ ou } \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ est supérieur à celui de } \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

On remplacera par exemple EI par d .

CYCLE III.

$$''XO = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} \text{ car } ''XO = X^3 + Yd \text{ et on trouve que } y = 0 \text{ rend minimum } Y$$

$$''X^1 = ''X^0 + \lambda e_2 = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 + \lambda \end{pmatrix} \Rightarrow \lambda = 0 \Rightarrow -Y = 0$$

$$''X^2 = ''X^1 + \lambda d = \begin{pmatrix} 3 + 2\lambda \\ 4 \end{pmatrix} \Rightarrow \lambda = 0 \Rightarrow Y = 0$$

$$''X^3 = ''X^2 + \lambda e_2 = \begin{pmatrix} 3 \\ 4 + \lambda \end{pmatrix} \Rightarrow \lambda = 0 \Rightarrow Y = 0$$

On remarque qu'au cours de 3ème cycle, Y n'a pu être diminué donc l'optimum est le point de départ du IIIème cycle, c'est à dire :

$''XO \quad \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \end{pmatrix} \text{ et } Y = 0$

Ce qu'on vérifie facilement pas la méthode classique.

0 : point de départ.

0)
1 { points optimaux obtenus successivement lors de la première étape.
2)

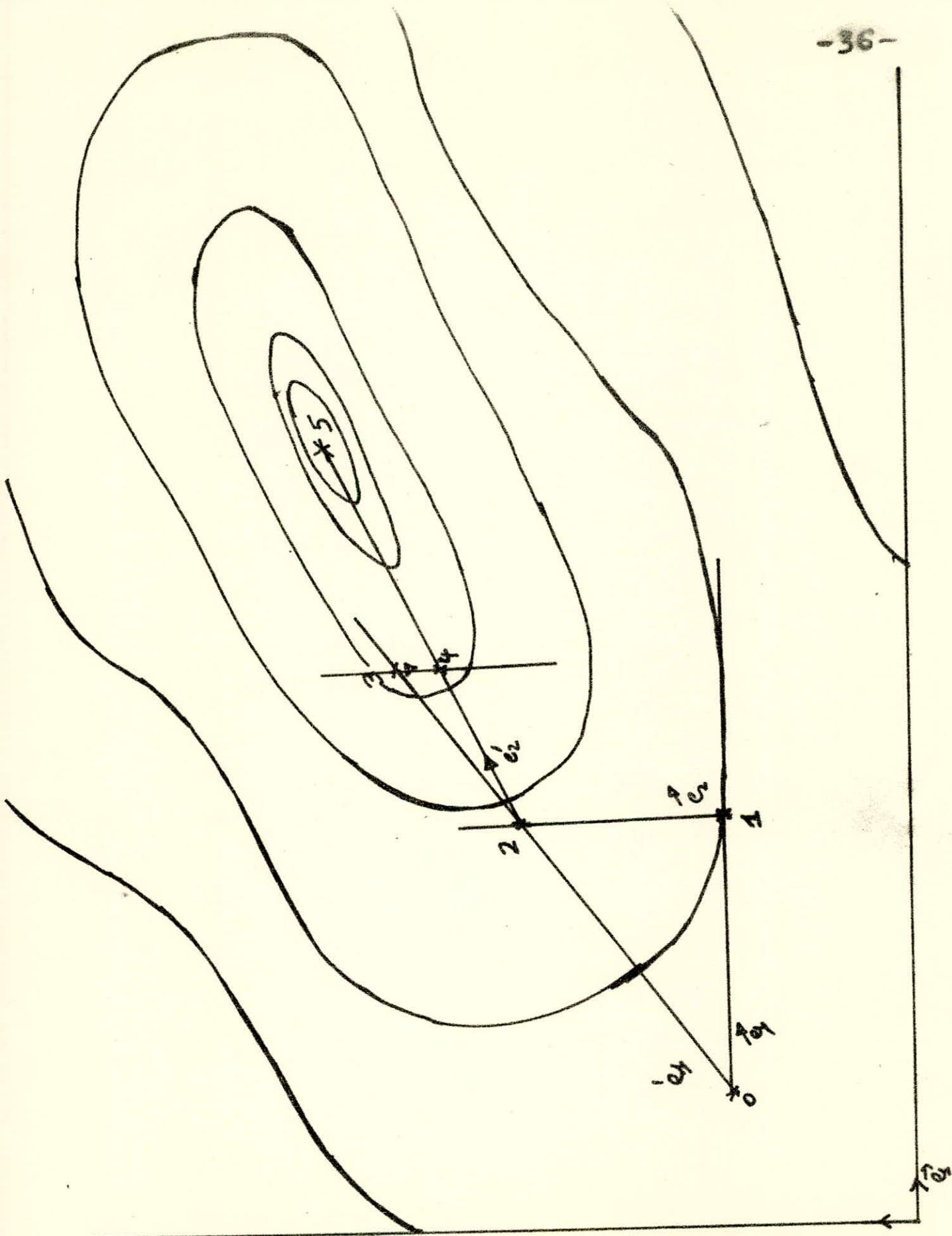
Direction générée lors de cette itération : $\vec{02}$.

2)
3 { points optimaux obtenus successivement lors de la deuxième étape.
4)

Nouvelle direction générée lors de cette itération : $\vec{24}$

Cette direction ($\vec{2.4.}$), dans ce cas particulier, nous mène directement à l'optimum (5).

On remarque que les directions de recherche correspondent, pour cette dernière itération, aux diamètres conjugués des courbes de niveaux au voisinage de l'optimum.



exemple de cheminement

τ_{02}

τ_{01}

VII - QUELQUES REMARQUES SUR LA METHODE DE POWELL.

La méthode de POWELL, comme toutes les autres techniques d'optimisation possède des avantages et des inconvénients.

AVANTAGES /- en ce sens qu'elle ne nécessite pas d'emploi de dérivés.

INCONVENIENTS /- A. pour optimiser une fonction H, on a besoin de 2 techniques d'optimisation : dans notre cas, c'est le nombre d'or, et la recherche aléatoire.

- Par la recherche aléatoire, on commet une certaine erreur car toute méthode compte une erreur inhérente.

On détermine l'intervalle qui contient l'optimum avec une certaine erreur (intervalle $H(\lambda)$ sera supposé unimodale).

- Une fois ayant déterminé cette intervalle, on cherche la valeur de λ qui optimise $H(\lambda)$ par la méthode du nombre d'or. Cette valeur de λ étant toujours déterminée avec une certaine erreur (qu'on peut rendre aussi petite que l'on voudra : il suffit en effet d'augmenter le nombre d'expériences n).

CONCLUSIONS /-

Il est donc indispensable d'ammener nos efforts sur la méthode aléatoire car c'est à partir d'elle que le processus d'optimisation de la fonction d'everett sera engendré. Et toute erreur commise à ce niveau là risque de nous donner des résultats très érronés.

1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82, 83, 84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95, 96, 97, 98, 99, 100

B). Dans le procédé de l'algorithme de POWELL, il faut se donner un point de départ X_0 - Le comportement de la méthode dépend en effet du point de départ de recherche.

EXEMPLE /-

Considérons la fonction $H (X_1, X_2)$ dont les courbes de niveaux sont représentées sur la figure (II)

L'Optimum réel (Maximum) est $F (X_1, X_2) = 90$

a) prenons comme point de départ X_0 et recherchons l'optimum suivant \vec{e}_1
 $\implies 70 = F (X_1^*)$.

A partir de X^* , recherchons l'optimum suivant $\vec{e}_2 \implies 80 = F (X_2^*)$.

La recherche suivant direction $(X_2^* - X_1^*)$ donnera toujours $F = 80$.

donc $F = 80$ Si X_0 est ^{pris} comme
 point de départ (Maximum relatif)

b) Prenons comme point de départ X''_0 . En appliquant l'algorithme de POWELL et en prenant comme première direction de recherche \vec{e}_1 , on aboutit au vrai maximum (Absolu).

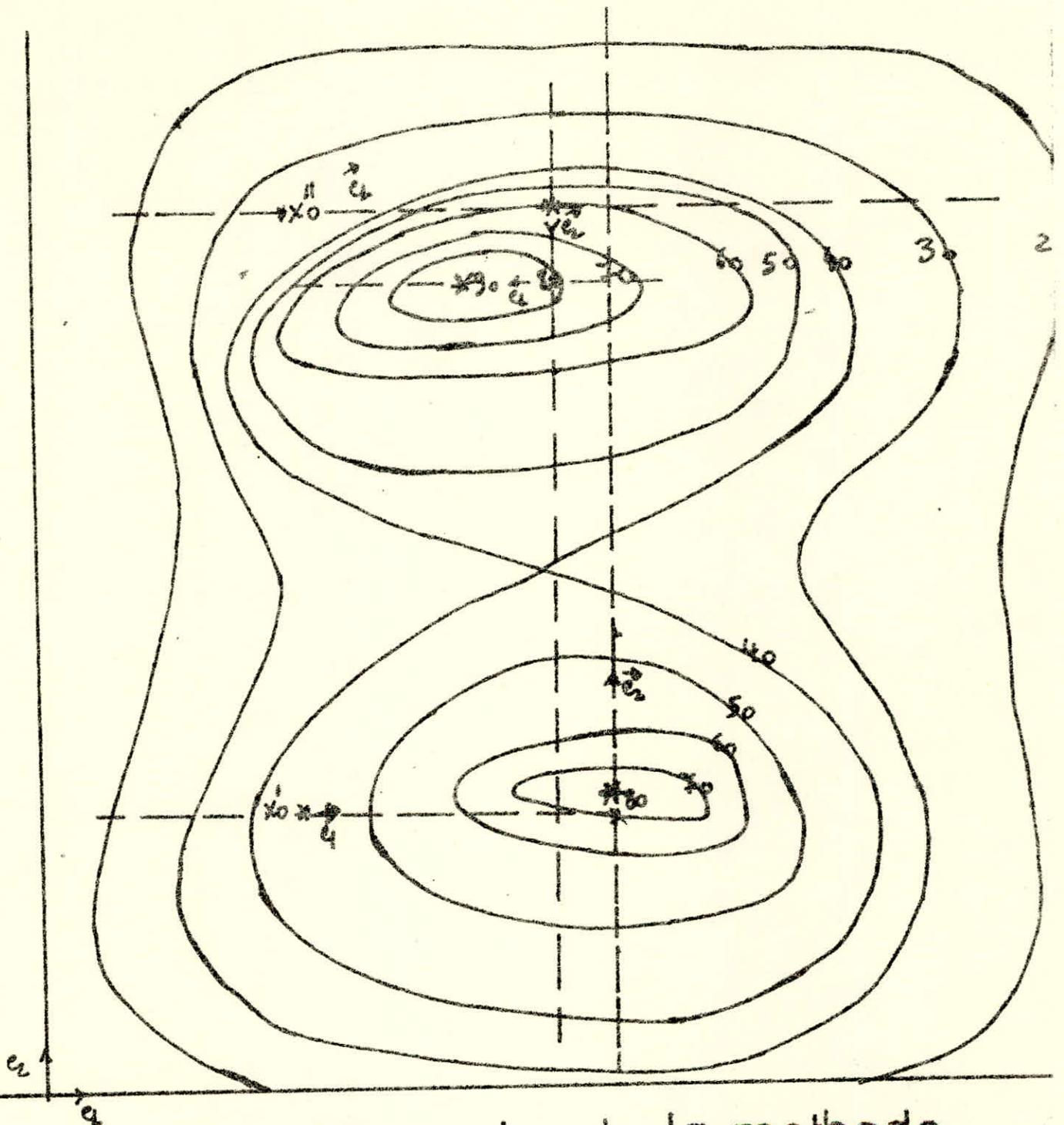
$F = 90$ Si X''_0 est le point de départ.

* Remarque que l'hypothèse de POWELL est vérifiée dans ce cas de figure :

En effet, au voisinage de l'optimum X^* , $F (X^*) = 90$, la fonction (F est F^*) est approximée par une quadrique définie négative.

* La remarque (B) n'est pas spécifique au procédé de POWELL, mais s'applique aussi aux méthodes de descentes.

L'inconvénient (A) provient surtout du fait que l'on utilise pas de dérivées.



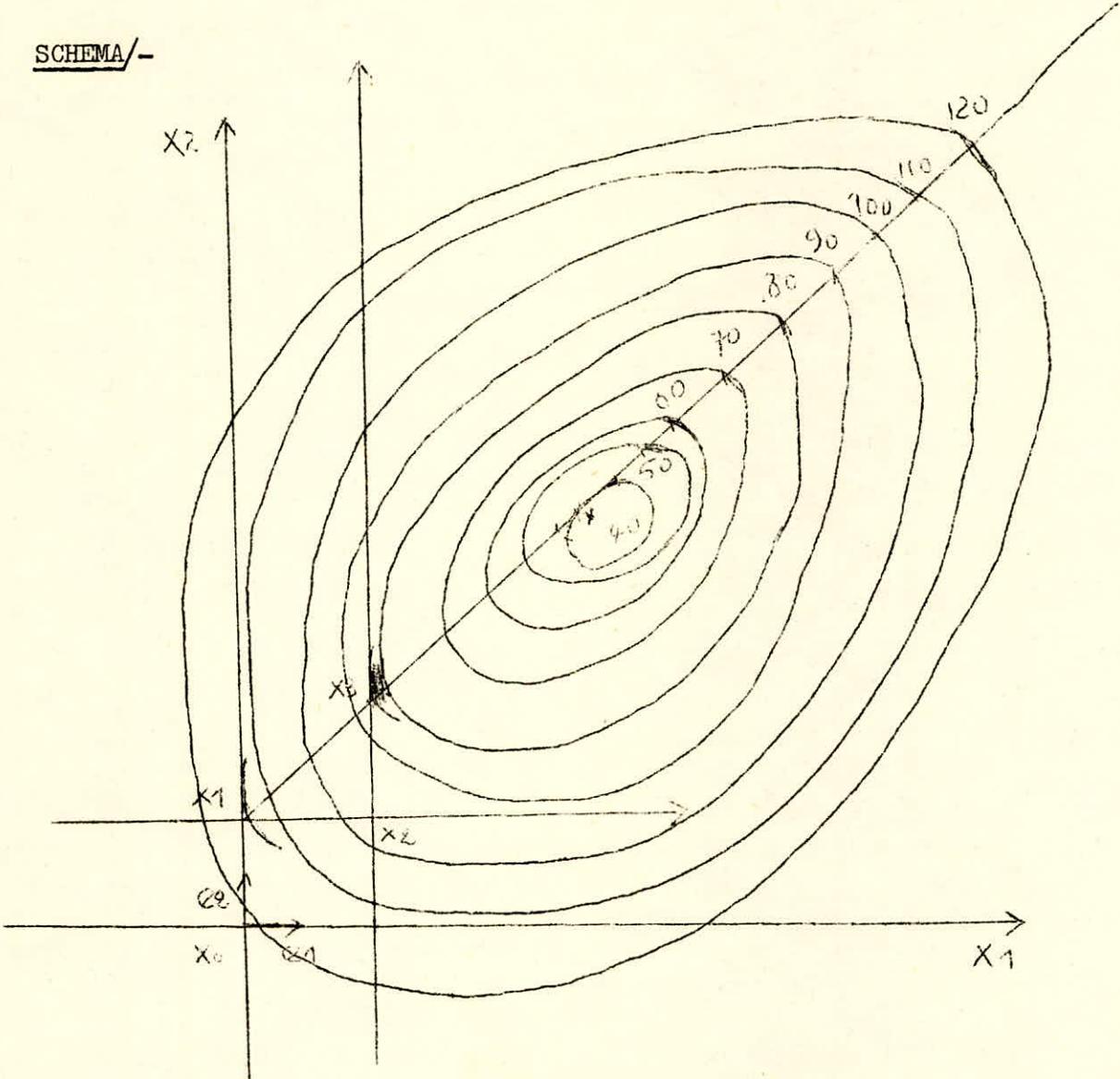
comportement de la methode
 de Powell en fonction
 du point de depart

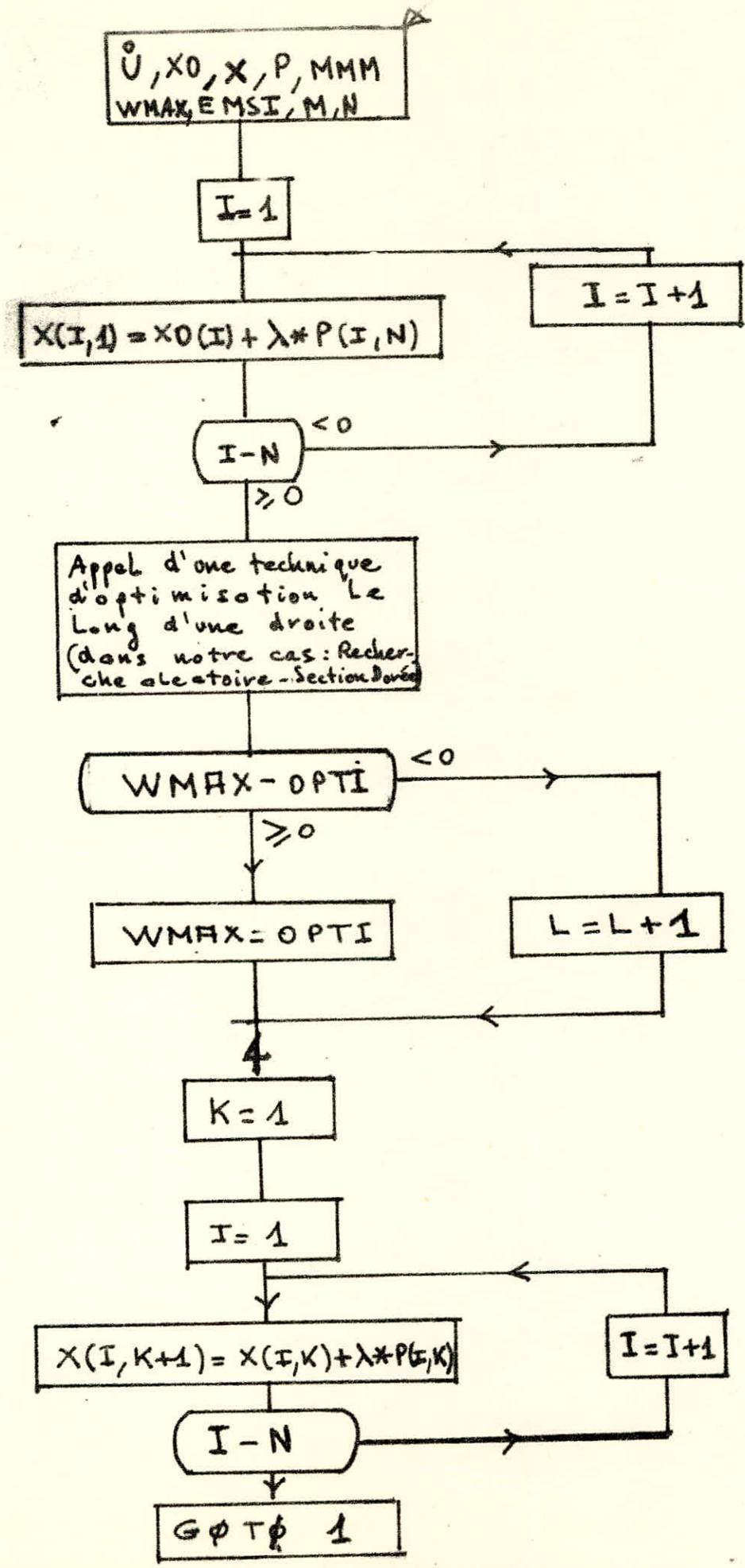
R.1.

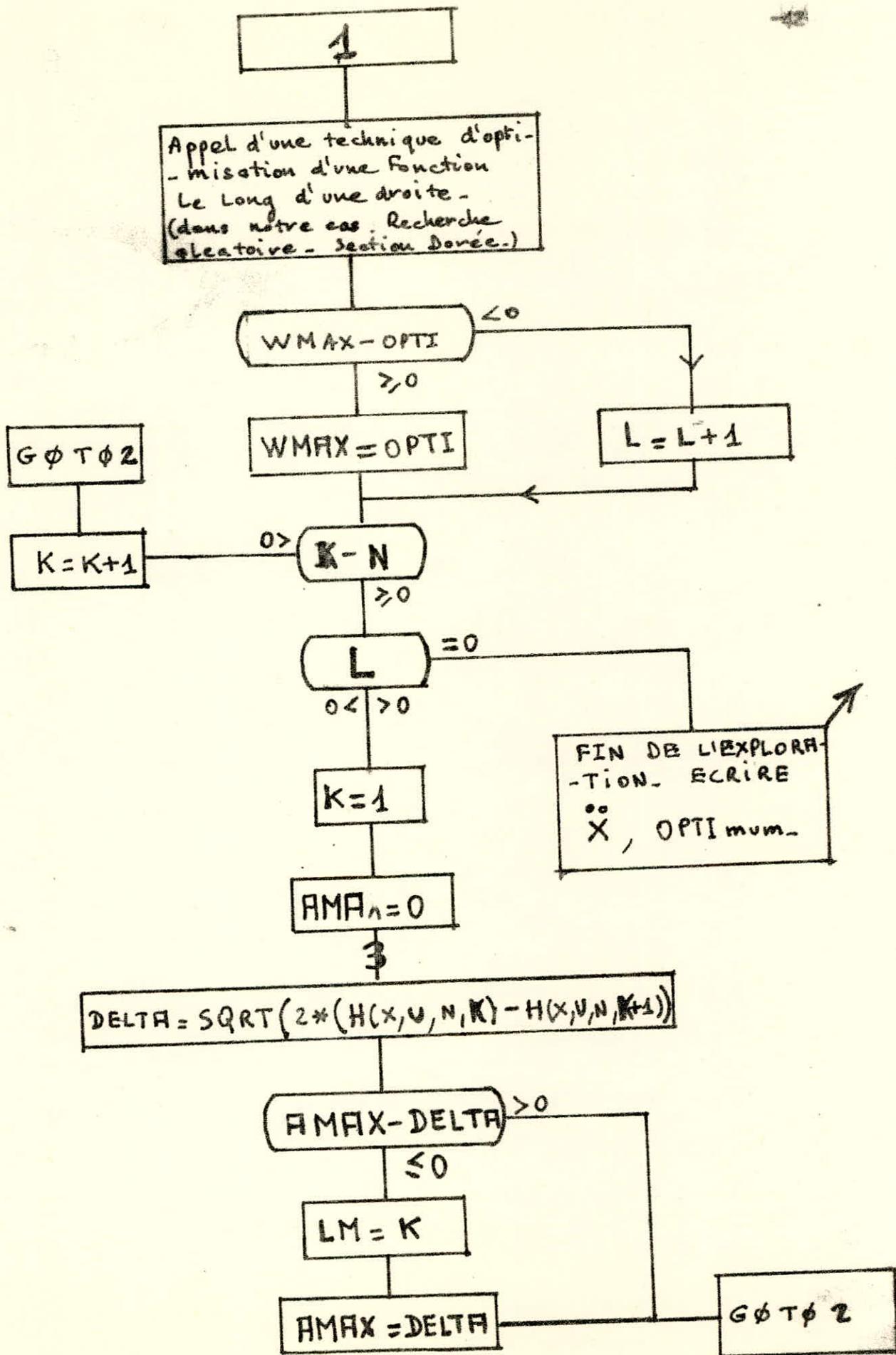
Si l'expression de la fonction H est une forme quadrique (positive) si l'on cherche un minimum, ou négative si l'on cherche un maximum, alors il est inutile de faire appel à la méthode aléatoire, car sur toute direction, $F(\lambda)$ est unimodale.

En effet, suivant toute direction, on atteint un seul minimum ou un seul maximum.

SCHEMA / -







2

$K - N < 0$
 ≥ 0

G O T O 3

Appel d'une technique d'optimisation d'une fonction le long d'une droite. (dans notre cas: Recherche aleatoire - Section doree).

$$VMUE = \text{SQRT}(2 * (H(\hat{X}) - OPTI)) - \text{SQRT}(2 * (H(\hat{X}^{N+1}) - OPTI))$$

$|VMUE / A_{MAX}| - 1 > 0$
 ≤ 0

$$P(N, LM) = X^{N+1} - X^N$$

$$X_0 = X + VMIN * P(N, LM)$$

$$X_0 = X^{N+1}$$

$LU - MMM \geq 0$
 < 0

FIN DE L'EXPLORATION - ECRIRE
 $X^0, OPTI_{MIN}$

G O T O 4

1. Exemple :

Minimiser : $F(x) = -x^2 e^{-x}$

le programme nous donne :

$$\text{optimum} = \begin{cases} X = 1.98946 \\ F(x) = -0.541 \end{cases}$$

2. Exemple :

Minimiser : $F(x) = -x e^{-x}$

$$\text{optimum} : \begin{cases} x = 1.00465 \\ F(x) = -0.367 \end{cases}$$

* optimisation sur la droite $x_1 = 0 \Rightarrow$ ce qui donne $x_2 = 0$
Car F est une fonction d'une seule variable.

* 2^e itération : Réduction de l'intervalle initial :

$$[-5, 4] \rightarrow [1.0013, 1.0079] \text{ (section dorée).}$$

$x_1 = 0, x_2 = 1.0046; F(x) = -0.367.$

* 3^e itération :

$$\text{optimisation suivant } \begin{cases} x_1 = 1.00465 \\ F(x) = -0.367 \end{cases}$$

3. Exemple.

Minimiser : $F(x) = e^{((x_1-1)^2 + (x_2-2)^2)}$

optimum :

$$\begin{aligned} x_1 &= 1.00465 \\ x_2 &= 1.99204 \end{aligned}$$

$$F(x_1, x_2) = 1.00.$$

* Point de départ $x \begin{cases} 0 \\ 0 \end{cases}$

- Réduction de l'intervalle $(-5, 4) \rightarrow (2.0044, 2.0110)$
valeur de $F = 2.718$ au point $x \begin{cases} 0 \\ 2.0776 \end{cases}$

- Réduction de l'intervalle $(-5, 4) \rightarrow (1.0079, 1.0013)$.

- On arrive à l'optimum à la 3^e itération.

- FORMES QUADRATIQUES -
=====

RAPPELS.

L'hypothèse fondamentale lors de l'élaboration de la méthode POUVELL, on a supposé que la fonction à optimiser était approximée par une forme quadratique au voisinage de l'optimum. On va montrer que cela n'est pas suffisant en général et que l'optimum peut être atteint dans certains cas.

Rappelons brièvement la définition mathématique d'une forme quadratique.

DEFINITION.

L'expression mathématique d'une forme quadratique homogène de degré K est :

$$(I) \quad \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \Delta x_i \cdot \Delta x_j \cdot m_{ij} \quad m_{ij} = \text{est.}$$

Au voisinage de l'optimum, et quand les coefficients de degré égal ou supérieur à 3 du développement de TAYLOR sont négligeables, la fonction peut être approximée par une forme quadratique et l'on peut écrire :

$$F = F - F^* = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_1^2} (\Delta x_1)^2 + \frac{\partial^2 F}{\partial x_1 \partial x_2} (\Delta x_1 \cdot \Delta x_2) + \frac{\partial^2 F}{\partial x_2^2} (\Delta x_2)^2 \right] + O^* (\Delta x)^3$$

Dans le cas d'une première fonction de deux variables.

Si toute combinaison de Δx_1 et Δx_2 ne fait que diminuer DF (c'est à dire dans le cas d'un maximum), ou l'augmenter (si c'est un minimum), alors la fonction F est dite définie négative (Maxi) ou définie positive (Minimum) et elle possède des contours elliptiques.

.../...

REMARQUE : (I)

Comme on s'intéresse aux fonctions dont on ignore les dérivées, les coefficients " m_{ij} ", c'est à dire les dérivées secondes peuvent être approximées.

Si une fonction de plusieurs variables $f(x_1, \dots, x_n)$, désignons par H la matrice des dérivées partielles du deuxième ordre.

$$H = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{pmatrix}$$

Le théorème de Sylvester précise que $F-F^*$ sera définie positive (donc le définit stationnaire est un minimum) si les mineurs principaux de H sont tous positifs :

$$H_1 = h_{11} \quad H_2 = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} \quad \dots \quad H_n = \begin{bmatrix} h_{11} & \dots & h_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n1} & \dots & h_{nn} \end{bmatrix}$$

* Si $(F-F^*)$ est définie positive le point stationnaire est un maximum.

* Si ni $(F-F^*)$ ni $-(F-F^*)$ ne sont définies positives, le point stationnaire est un col.

CONTOURS HYPERBOLIQUES.

Il est bien connu qu'une forme quadratique peut avoir, à part les contours elliptiques, des contours hyperboliques. Le point x est alors appelé col et n'est pas l'optimum.

CONCLUSION.

On constate que même si la fonction peut être approximée à un quadrique au voisinage de l'optimum, cela ne nous garantie pas de trouver l'optimum à coup sûr.

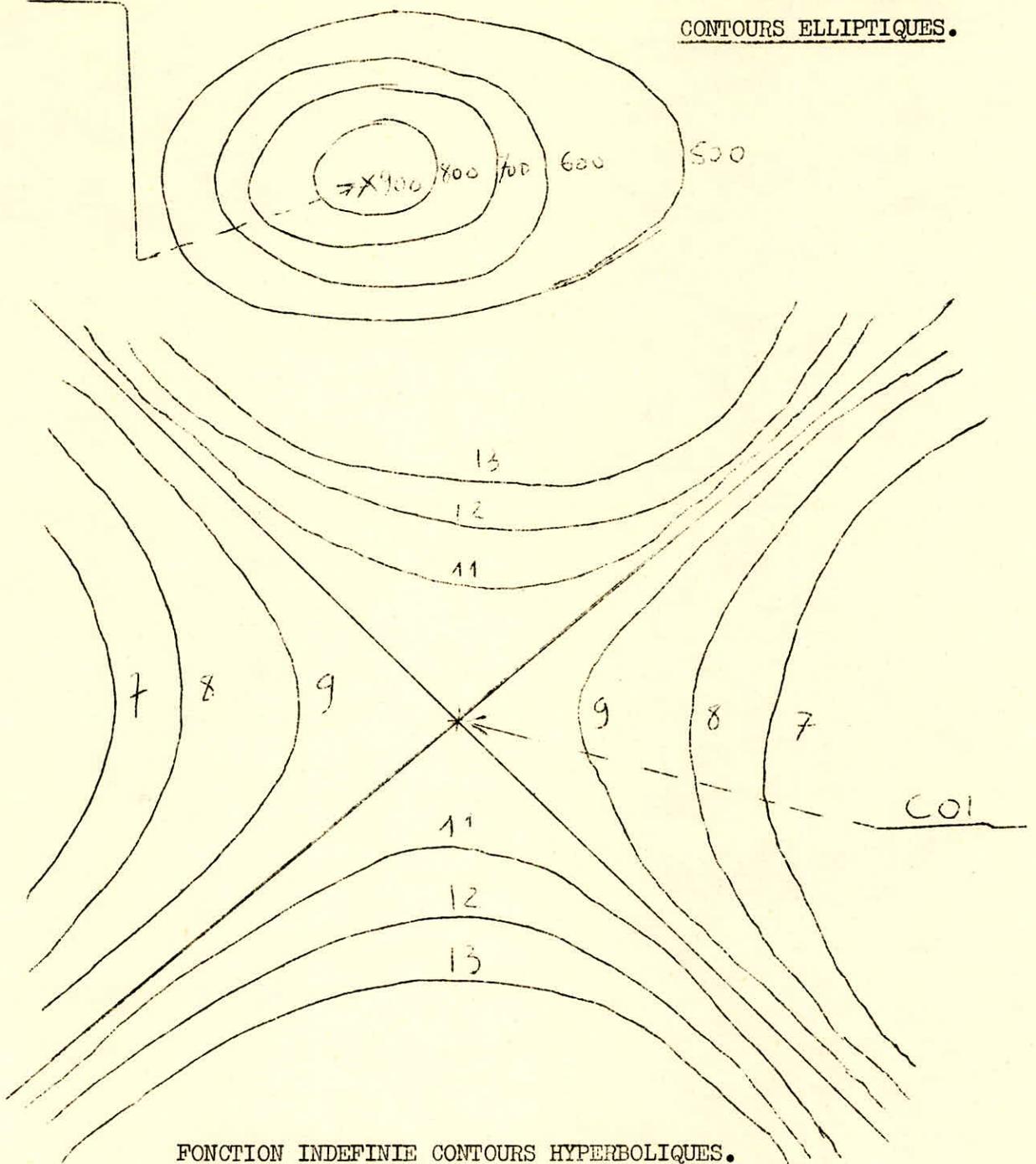
Même si $(F-F^*)$ sera définie positive (ou négative), le print stationnaire risque d'être un optimum relatif.

(voire discussion de la méthode de Powell).

Maximum.

FONCTION DEFINIE NEGATIVE

CONTOURS ELLIPTIQUES.



FONCTION INDEFINIE CONTOURS HYPERBOLIQUES.

-CHAPITRE -III-

C/ -REDUCTION DE L'INTERVALLE DE RECHERCHE DE λ .

CI-CAS OU ON NE DISPOSE AUCUNE INFORMATION SUR L'INTERVALLE

CII-CAS OU CONNAIT LES LIMITES DE L'INTERVALLE

CIII-ORGANIGRAMME ET PROGRAMME

CIV-TEST.

-CI-Cas où l'on ne possède aucune information

Si on ne possède aucune information sur l'intervalle de recherche, on prendra tout simplement tout l'intervalle que peut nous fournir la machine.

-CII-Cas où on possède l'intervalle.

Généralement l'utilisateur a toujours une "idée" sur le domaine de variation des variables X_i , et pourra de ce fait nous fournir une borne supérieure et une borne inférieure de l'intervalle de recherche.

Pour chaque variable X_i , les limites seront donc:

$$A(I,1) \leq X_i \leq A(I,2)$$

A chaque étape, de l'algorithme de POWELL on est amené à chercher:

$$X^{i+1} = X^i + d_i \quad d_i = \text{direction donnée.}$$

Ce qui équivaut à:

$$A(i,1) \leq X(I,LJ) + P(I,JK) \leq A(I,2)$$

A) Si $P(I,JK) > 0$

La borne inférieure de l'intervalle est donnée par:

$$DEB = \text{MAX}((A(i,1) - X(I,LJ)) / P(I,JK))$$

La borne supérieure dans ce cas est:

$$FIN = \text{MIN}((A(I,2) - X(I,LJ)) / P(I,JK)) .$$

B-) Si $P(I,JK) < 0$

alors:

$$DEB = \text{MAX}((X(I,LJ) - A(I,2)) / P(I,JK))$$

$$FIN = \text{MIN}((X(I,LJ) - A(i,1)) / P(i,JK)) .$$

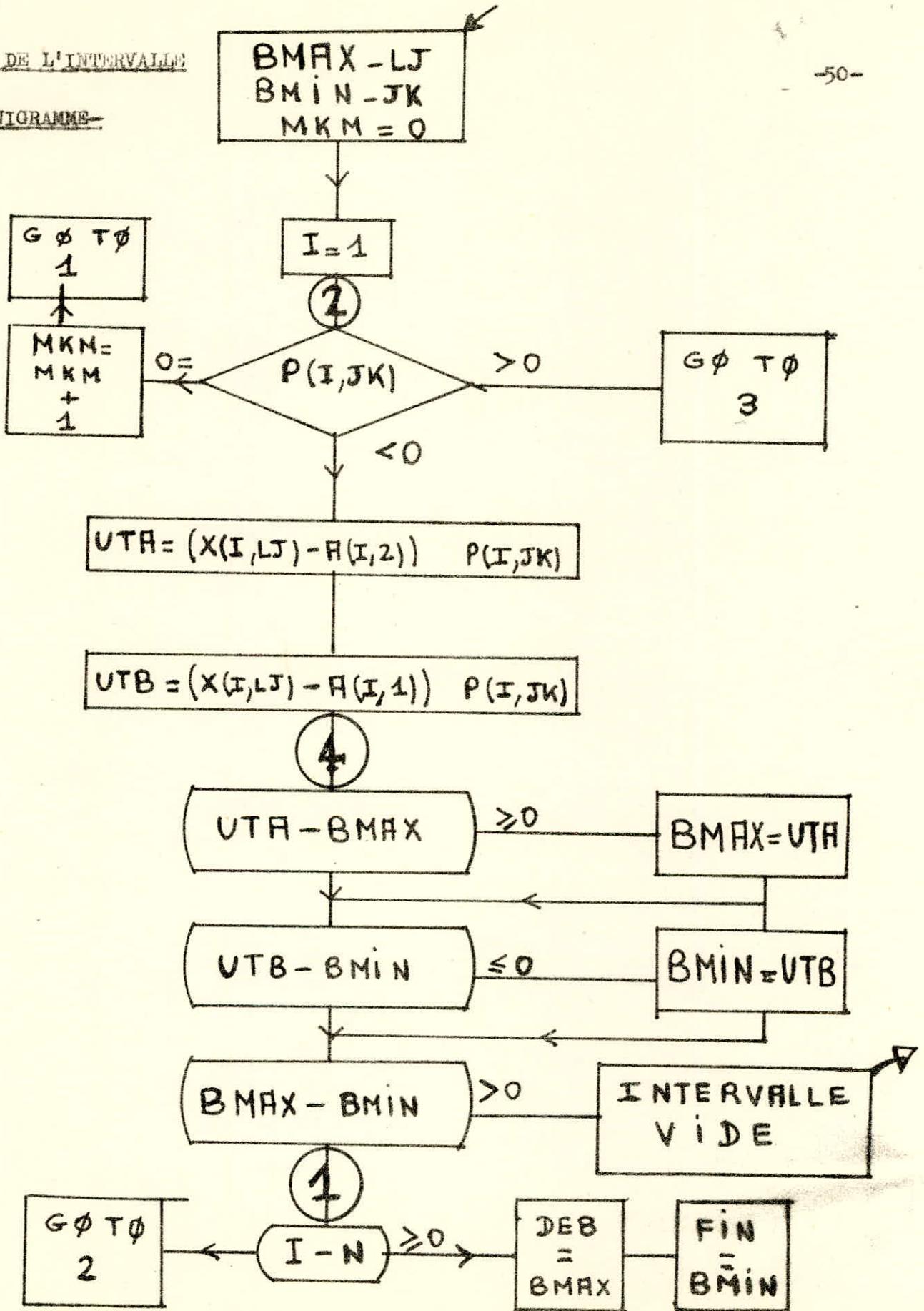
Avec $I_i \cap I_{i+1} = \emptyset$

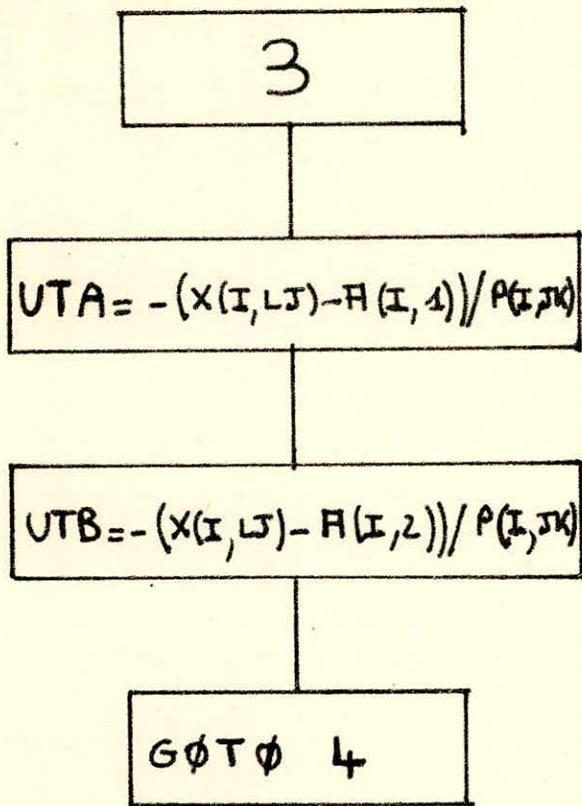
$$I_1 = \{ I \in \mathbb{N} / P(I,JK) > 0 \}$$

$$I_2 = \{ I \in \mathbb{N} / P(I,JK) < 0 \}$$

.../...

ORGANIGRAMME





reduction de l'intervalle
de
recherche

DIMENSION X(2,2),A(2,2),P(2,2).

-52-

N=2

JK=2

LJ=1

BMIN=32100.

BMAX=-32100.

READ(2,1) ((X(I,J),P(I,J),A(I,J),J=1,N),I=1,N)

1 FORMAT (6(F4.1))

DO 101 LM=1,N

IF(P(LM,JK))102,103,104

104 UTA=-(X(LM,LJ)-A(LM,1))/P(LM,JK)

UTB=-(X(LM,LJ)-A(LM,2))/P(LM,JK)

GO TO 105

102 UTA=(X(LM,LJ)-A(LM,2))/P(LM,JK)

UTB=(X(LM,LJ)-A(LM,1))/P(LM,JK)

105 IF(UTA-BMAX)106,107,107

107 BMAX=UTA

106 IF(UTB-BMIN)108,108,109

108 BMIN=UTB

109 IF(BMAX-BMIN)101,101,101

101 CONTINUE

103 DEB=BMAX

FIN=BMIN

WRITE(3,2) FIN,DEB

2 FORMAT (5X,2(F5.2,2X))

GO TO 111

101 WRITE(3,3)

3 FORMAT (6X,'INTERVALLE VIDE')

111 CALL EXIT

END

Ce Programme a été Testé Pour:

$$\begin{cases} 5 \leq x_1 \leq -6 \\ 8 \leq x_2 \leq 4 \end{cases}$$

Ce qui nous a donné un domaine de variation vide :

$$\begin{cases} 4 \leq 3\lambda \leq -7 \\ -3 \leq 2\lambda \leq -7 \end{cases}$$

-REDUCTION DE L'INTERVALLE DE RECHERCHE-

A-ORIGINE

Au dernier stade de résolution du problème de maximisation de H , on a abouti à optimiser H par la methode du nombre d'or .Celle-ci n'etant efficace que H(λ) est unimodale sur l'intervalle de variation de .

A-II- Deux problème surgissent alors :

1) En travaillant sur un ordinateur, l'intervalle de variation de est limité du fait que la capacité du mot est limitée.

Ex = en simple précision sur un ordinateur IBM 1130.

$$\lambda \in [-32767, +32768] \text{ pour un Entier}$$

L'optimum peut tés bien se trouver à l'extérieur de cet intervalle.

2) H n'est pas fixement unimodale, mais généralement de forme quelconque Pour résoudre alors H, tout en utilisant la méthode du nombre d'or, on a va diviser l'intervalle H = en inter-
valles éga ux , asse z ^{petits} traduits, de façon à supposer que sur chacun d'eux, la fonction H(λ) est unimodale.

Par la suite, essayer de tirer 1 de ces intervalles ayant la plus grande probabilité de contenir la valeur de λ optimale.

Comment déterminer cet intervalle ?

A-III- Exemple I : Supposons que notre intervalle soit divisé en 1000 intervalles égaux et supposons qu'on cherche les 100 meilleurs intervalle classés par ordre décroissant de H sur chacun d'eux pour tirer un inter-
valle au hasard et qui l'appartienne aux 100 meilleurs, est la probabili-
té est :

$$\frac{100}{1000} = 0,1$$

par conséquent, la probabilité de ne pas tirer 1 des 100 meilleurs en un seul éssai est : $1-0,1=0,9$

La probabilité d'échouer 2 fois est: $0,9 \times 0,9 = 0,81$ en tirant 2 éléments au hasard.

D'une façon générale, après tirage au hasard de n intervalles, la probabilité p(0,1) d'en tirer au moins un qui appartienne au 100 meilleurs est:

$$p(0,1) = 1 - (0,9)^n$$

Si f est la fonction la plus intéressante de la région expérimentale, alors alors le nombre de tirages ou d'essais est donné par:

$$n = \log(1 - p(f)) / \log(1 - f)$$

ou p(f) est la probabilité de trouver au moins un élément appartenant à la fonction f. Ce procédé de recherche aléatoire présente deux caractéristiques intéressantes:

- a) il ne nécessite aucune hypothèse sur la forme de H(λ)
- b) la fonction f est indépendante du nombre de dimension.

(voir , le WLDE , pour plus de précisions.)

Tableau du nombre d'essais pour la recherche d'un maximum à l'aide de la méthode aléatoire :

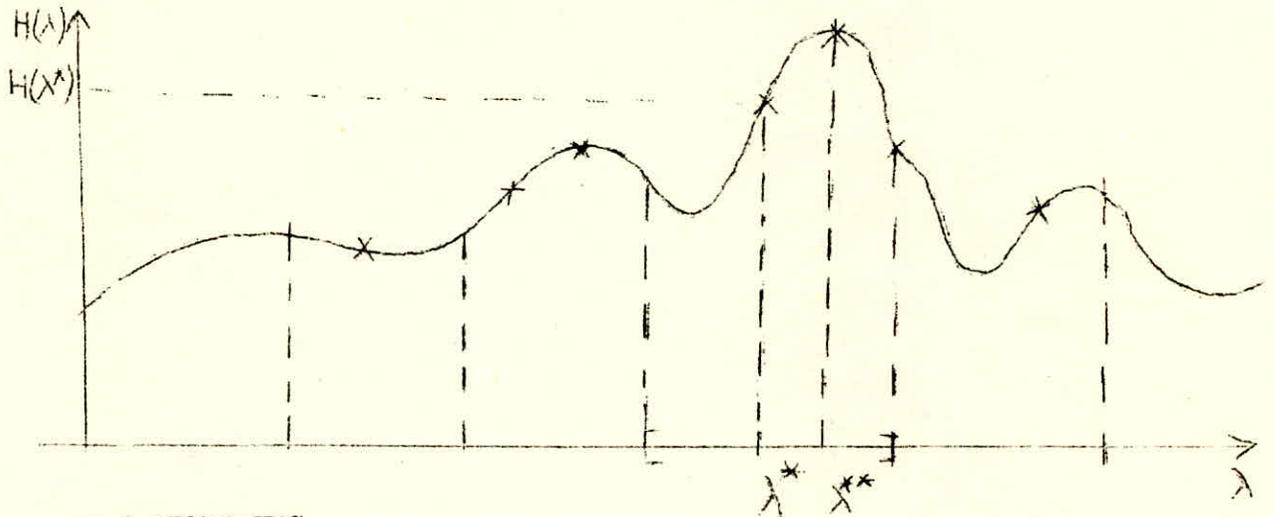
f	P(f)			
	0.80	0.90	0.95	0.99
0.1	16	22	29	44
0.05	32	45	59	90
0.025	64	91	119	182
0.01	164	230	299	459
0.005	322	460	598	919

A-4/ EXEMPLE II

Supposons que $H(\lambda)$ ait la forme de figure (I), on a à calculer la valeur de $H(\lambda)$ en cinq POINTS ($n = 5$).

Le point λ^* s'avère d'après ces calculs, le meilleur point. Et comme l'intervalle auquel appartient λ^* est assez réduit, H est unimodale.

On pourra alors appliquer la méthode du nombre d'or pour déterminer λ^{**} .



A-5 REMARQUES

La méthode aléatoire n'est pas sans inconvénients. En effet c'est une méthode essentiellement simultanée et séquentielle. La méthode séquentielle est de placer la $n^{i\text{ème}}$ expérience ou essai en fonction des $(n-1)$ essais précédents, ce qui accélère la recherche de l'optimum

— Pour terminer l'étude complète du problème, il ne reste qu'à déterminer la longueur de l'intervalle et comment placer les n essais sur l'intervalle [0,1], par un échantillonnage.

Si m est le nombre d'intervalle, la probabilité de tirer le meilleur en un seule essai est : $1/m$

La probabilité d'échouer est $(1-1/m)$

" " " " Pour deux essais est : $(1-1/m)^2$

etc

La probabilité de tirer le meilleur intervalle au bout de n essais:

$p(1/m) = 1 - (1-1/m)^n$

Ce qui donne :

$$N = \log(I - p(I/m)) / \log(I - I/m)$$

Si l'on fixe le nombre d'intervalles m et la probabilité avec laquelle on veut obtenir le meilleur intervalle p(I/m), il est facile de déterminer le nombre d'essais à réaliser.

Pour trouver l'emplacement de n essais il suffit de générer des nombres au hasard appartenant à: []

Si m = 10 I/m = 0,1 et p(0,1) = 0,95

le nombre d'essais est de : N = 29

A-6/CONCLUSION

ON est confronté au problème suivant;

-Si choisit un nombre élevé d'intervalles, on aura un nombre d'essais pour la localisation de l'optimum assez élevé mais par contre une meilleur précision de l'optimum .(il ya une grande chance pour que H soit unimodale sur cet intervalle)

-Si l'on choisit un nombre d'intervalles faible, le nombre d'essais pour la localisation de l'optimum sera réduit mais une précision moins bonne sur l'optimum.

B-GENERATION DES NOMBRES AU HASARD

B-I /NOMBRES PSEUDO AU HASARD

La meilleure méthode pour obtenir des nombres au hasard (pseudo) (car la plupart des problèmes pratiques s'accomodent fort bien à ce que nous appelons des series pseudo -nombres au hasard); sur une machine arithmétique binaire , consiste à considérer l'équation suivante:

$$R_{n+1} \equiv R_n \cdot k \pmod{2^N}$$

- avec : R_n } Nombre au hasard numero un
- (I) R_{n+1} } " " " n+1
- k } Constante multiplicative
- N } Nombre de chiffres binaires d'un

- mot du calculateur .

Dans la plupart des machines , il est facile de réaliser l'opération MOD 2^n en effectuant d'abord exactement la multiplication $K.R_n$, puis en prenant pour R_{n+1} la moitié du produit .En partant de R_0 impair on tirera 2^{n-2} nombres avant de retrouver le même . Ces nombres peuvent être considérés comme indépendants et uniformément distribués entre 0 et 1.0

-Remarque:

la relation établie plus haut n'est pas la seule pour l'obtention des nombres "pseudo au hasard" Il existe bien d'autres : méthode du milieu du carré de VON NEUMAN, etc..

On ne peut utiliser les tables de nombres au hasard (fisher and Yates, MG KENDALL and "banigton rand corporation ...) , pour la bonne raison qu'elles nécessitent d'être enregistrées sur calculateur pour pouvoir être consultées. Ce qui prendrait beaucoup de place sur ordinateur .

Pour toute recherche aléatoire, on emploiera le S/P RANDU qui existe sur I.B.M II30 , dans la bibliothèque des S/P;

Ce S/P calcule des variables aléatoires uniformément distribuées réelles entre 0 et 1.0 et des entiers compris entre: 0 et 2^{15}

B-2 UTILISATION

CALL RANDU (IX,IY,YFL)

IX: premier nombre entier qui doit être compris entre

(1 et 32767)

IY: résultat entier ou nombre aléatoire entier $\in [1, 32767 [$

YFL : nombre aléatoire réel $\in]0, 1 [$

IY : sera la prochaine variable d'entrée de RANDU.

-B-3 CONCLUSION

Ce chapitre a été introduit pour mettre en évidence la difficulté de :
recherche d'un optimum d'une fonction à une seule variable lorsque cette
fonction n'est pas unimodale sur l'intervalle de recherche .

Plus le nombre de calcul est grand (c'est à dire le nombre d'expériences
à réaliser), plus les chances d'approcher l'optimum augmentent.

Comme notre méthode est destinée à être appliquée par des utilisateurs
il faudrait que la recherche de l'optimum soit fonction du coût que
l'utilisateur est prêt à sacrifier. D'autre part diviser le segment en
segments égaux demanderait plus de temps Machine, de ce fait un coût
élevé . Dans qui suivra nous verrons comment éviter cela tout en tenant
compte du temps de calcul.

C-RECHERCHE ALEATOIRE -II- methode heuristique

-EXPOSE DE L'ALGORITHME

La recherche au hasard ,méthode due à LUIS et JAKOLA (1974) ,permet une réduction systématique de l'intervalle de recherche.

Sait une fonction $H(\vec{X})$; $\vec{X} \in R^n$

a-) Choisir un point de départ \vec{X}_0 , et une amplitude de variation pour chaque variable \vec{X}_0^*, R_{0i}

$$X_{0i} - 0.5 * R_{0i} \leq X_i \leq X_{0i} + 0.5 R_{0i}$$

$$i = 1, \dots, n$$

b-) Choisir p nombres au hasard entre -0.5 et +0.5 et les noter

p_k ; $k = 1, \dots, p$ mettre le compteur d'itérations j à 1

c-) Définir pour chaque variable X_i p valeurs: chaque valeur est calculée par la formule suivante :

$$X_i^j = X_i^{j-1} + p_k \cdot R_i^{j-1} \quad k = 1, \dots, p$$

d-) Trouver les X_i^j , c'est à dire X , qui optimisent $H(X)$ et incrémenter j de plus un (1)

e-) Arrêter le calcul si le nombre d'itérations fixé est atteint.

f-) Réduire l'amplitude de variation R_i ($i=1, \dots, n$) d'une quantité

$$R^j = (1 - \xi) R^{j-1} \quad 0$$

g-) Retourner en b-

Cette méthode a l'avantage de converger vers l'optimum global de la fonction $H(\vec{X})$ si celle-ci présente des optimums locaux.

C -2) DETERMINATION DE R_{0i} ET DE X_{0i}

Lors de l'étude de réduction de l'intervalle de recherche du optimal , on est arrivé à déterminer les bornes de cet intervalle DEB et FIN.

Dans notre cas , ce n'est pas une fonction à plusieurs variables, que l'on a à étudier mais une fonction à une seule variable : $H(\lambda)$.
...../...

$$\underline{DEB \leq \lambda \leq FIN}$$

D'où :

$$\begin{array}{l} \lambda_0 - 0.5 \cdot R_0 = DEB \\ \lambda_0 + 0.5 \cdot R_0 = FIN \end{array}$$

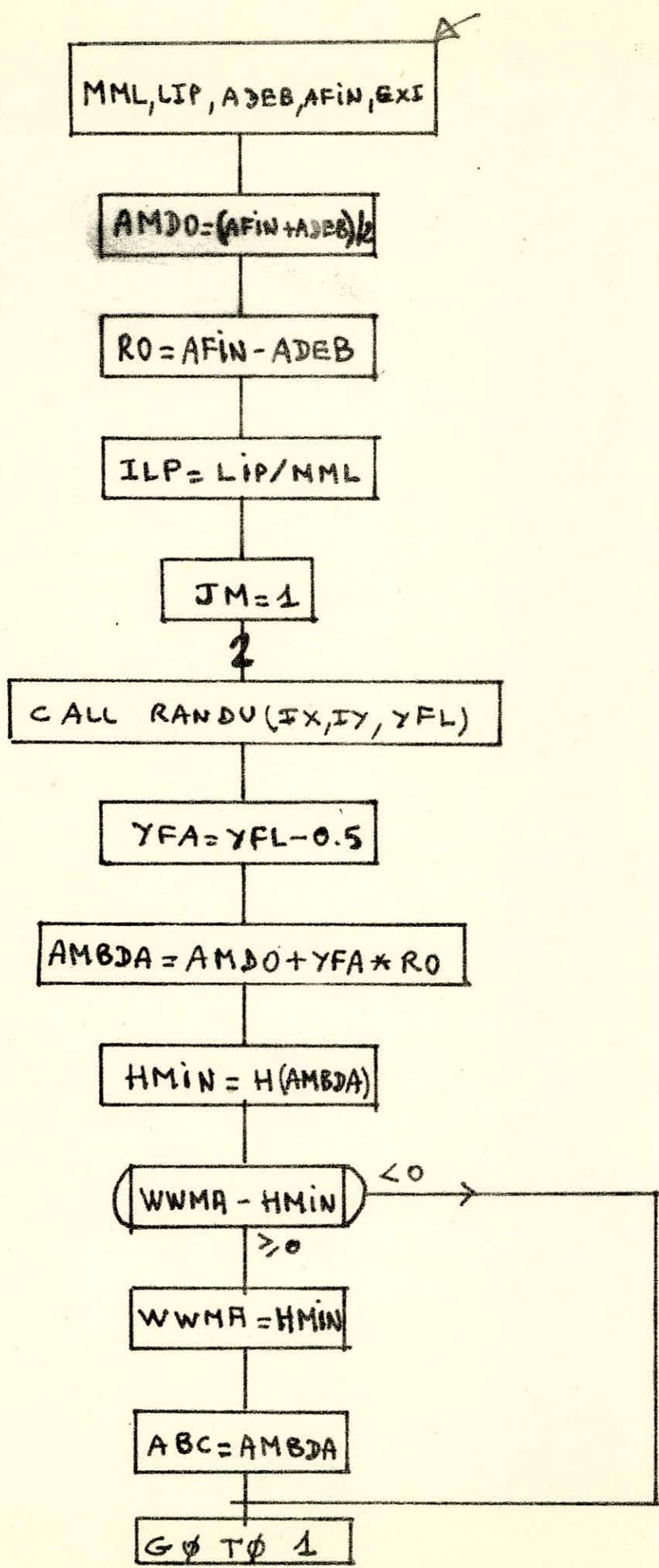
Ce qui donne :

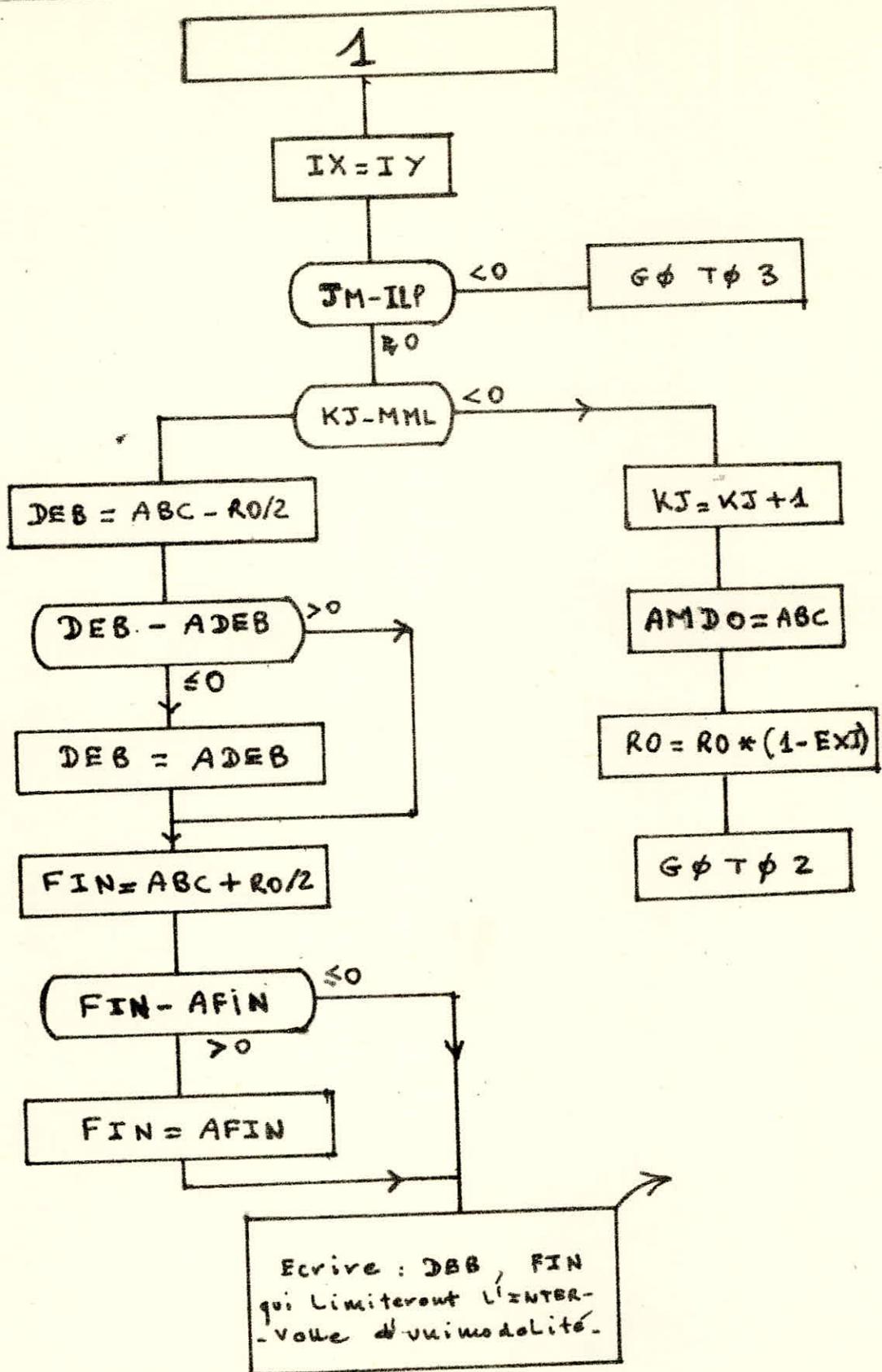
$$\lambda_0 = (DEB + FIN) / 2$$

$$\underline{R_0 = FIN - DEB}$$

C-3-ORGANIGRAMME ET TEST -

(voir pages suivantes)





Recherche - Aléatoire -

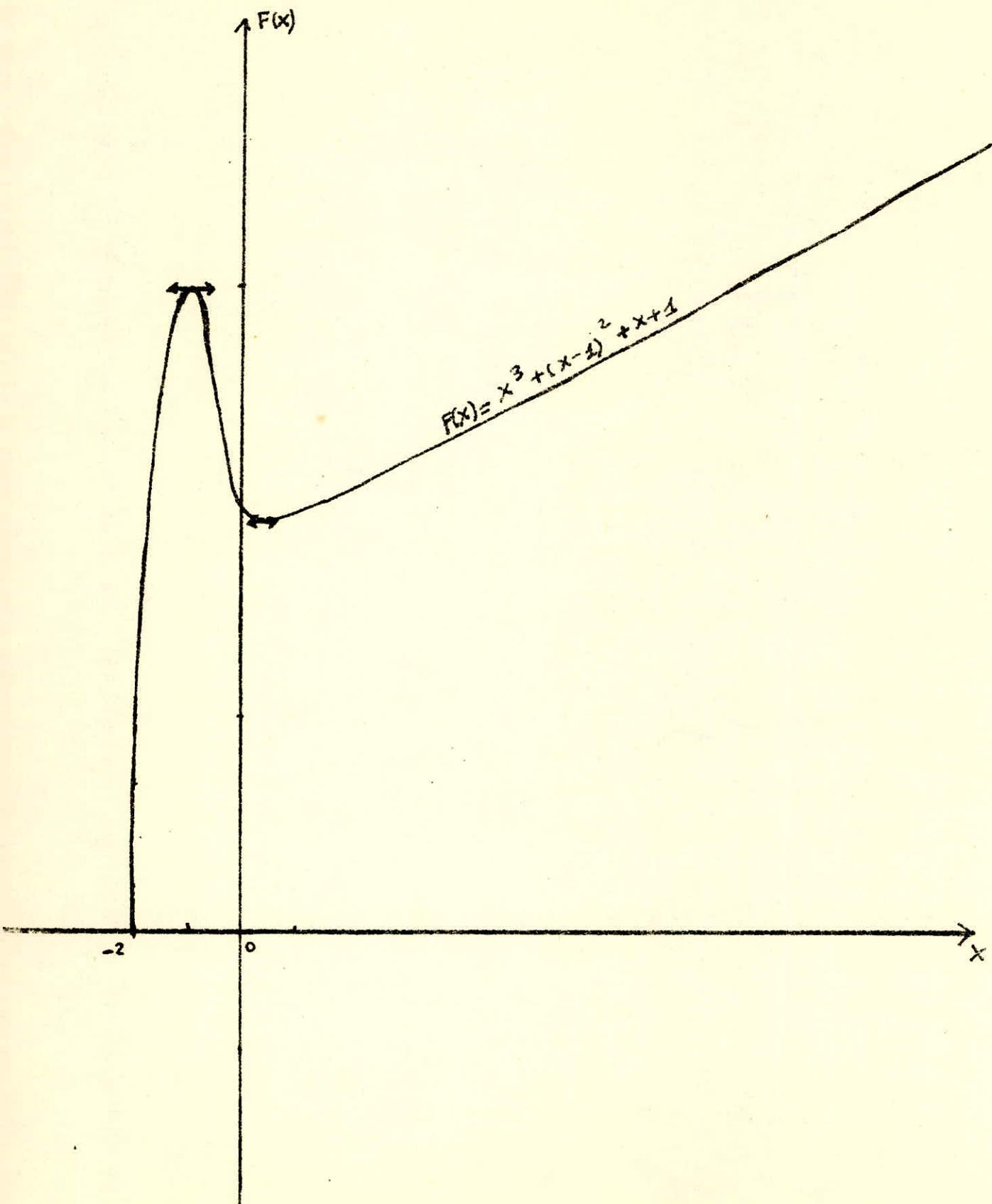
Avec 160 points, et sur un INTERVALLE
de $[-2, 90]$, La recherche aleatoire donne:

$$\boxed{-0,35937 \leq \text{Min}(F(x)) \leq 0,35937}$$

Le VRAI optimum ne se situe pas dans cet
INTERVALLE, comme le montre la figure-

$$(\text{Min } F(x) = -2 \notin [-0,35937; 0,35937])$$





CHAPITRE IV

METHODE DU NOMBRE D'OR

I -ORIGINE

II-NOTION D'UNIMODALITE

-II-1 DEFINITION

-II-2 EXEMPLE

III-SUITE DE FIBONACCI

IV- METHODE DU NOMBRE D'OR

V-ALGORITHME

VI-REMARQUE

VII-ORGANIGRAMME, PROGRAMME

-VII-1 TEST 1

-VII-2 TEST 2

METHODE DU NOMBRE D' OR

I-ORIGINE

Dans le chapitre précédent ,lors de l' élaboration de l ' algorithme de FLE-POWELL ,on était à chaque fois amené à trouver un ' λ ' qui maxi-
-mise $H(\lambda)$:

$$\lambda / \text{Max } (H(\frac{i}{x} + \lambda \cdot \frac{i}{d}))$$

Il s 'agit de trouver le λ optimal sans toujours faire appel à la notion de dérivée. Comme H une fonction d 'une seule variable (λ) , on recherchera le ' λ ' par une des methodes ' de recherche directe ' . SI l ' on suppose que la fonction H est ' Unimodale ' sur l 'intervalle de variation de λ (on verra que meme si H ne possède pas cette propriété , comment reduire l ' intervalle de variation de λ au voisinage de l ' optimum pour que l 'Unimodalité soit verifiée.)

On a choisi la ' methode du nombre d' or ' car:

- On ne sait pas ,au depart , combien il faudra realiser d ' experiences pour determiner le λ optimal.

On aurait pu ,pour une erreur admise sur le λ optimal , determiner le nombre d ' experiences à réaliser et employer la ' methode de FIBO-
-NACCI ; mais cette methode est plus complexe à programmer , ne diffère de celle du ' nombre d ' or ' que par une experiences (une experiences revient à donner une valeur à λ et calculer $H(\lambda)$, ce qui ne coute pratiquement rien en temps de cal cul pour un ordinateur.

- D ' autre part la methode de FIBONACCI prend beaucoup plus de place sur un ordinateur ,car il faudra stocker la suite de FIBONACCI dont on aura besoin pour l ' emplacement des experiences.

II - UNIMODALITE

-DEFINITION-

On dit qu'une fonction est unimodale dans un espace donné lorsqu'elle n'a qu'un maximum (minimum) dans cet espace. Elle peut ne pas être continue. Elle peut aussi présenter des discontinuités et même ne pas être définie dans une partie de l'espace.

(Voir exemple à la page suivante)

-METHODE DU NOMBRE D'OR.

-SUITES DE FIBONACCI

On appelle suite de FIBONACCI la suite suivante F_n telles que :

$$F_n = F_{n-1} + F_{n-2} \quad \text{pour } n \geq 2$$

$$\text{avec : } F_0 = F_1 = 1$$

Si $n = 2, 3, 4, 5, \dots, 8$ par récurrence on trouve :

$$F_n = 2, 3, 5, 8, \dots, 34 \text{ etc...}$$

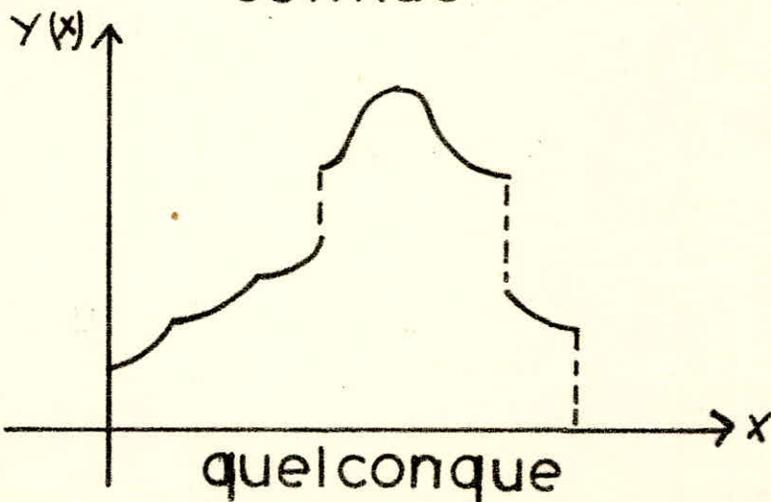
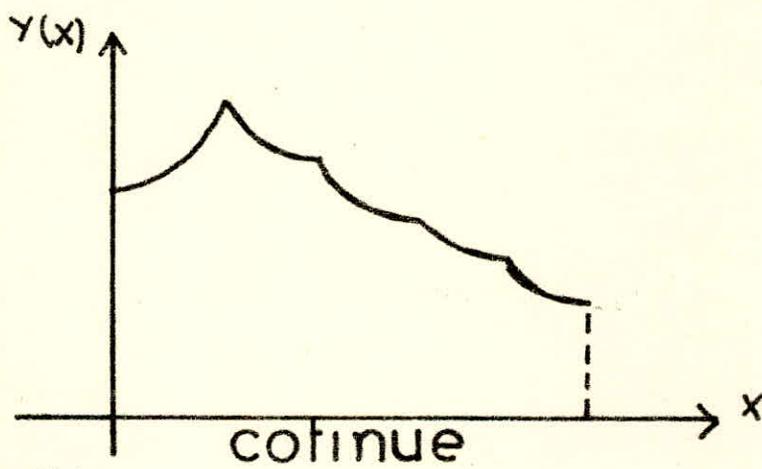
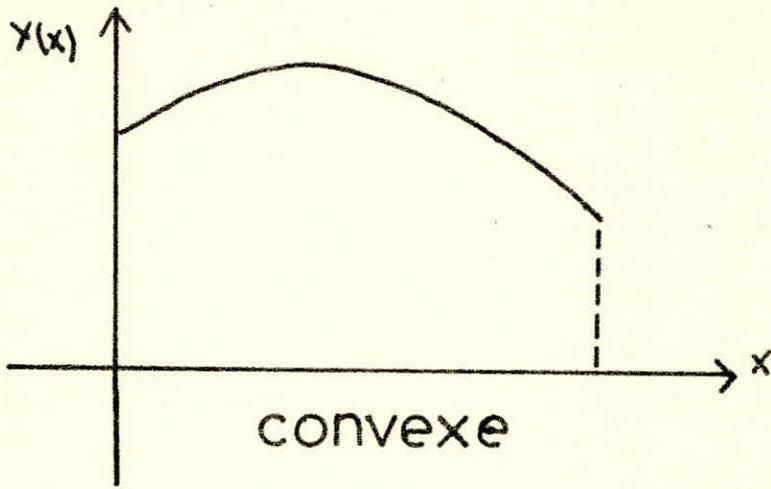
La méthode du nombre d'or consiste à déterminer le minimum ou le maximum d'une fonction unimodale à une seule variable quand on ne connaît pas le nombre d'expériences à réaliser pour cette détermination.

-NOMBRE D'OR.

Le nombre d'or est défini par : $t = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} = 1,618033$

On démontre la formule de LUCAS.

$$\lim (F_n - I) / F_n = I/t$$



exemples de fonctions Unimodales

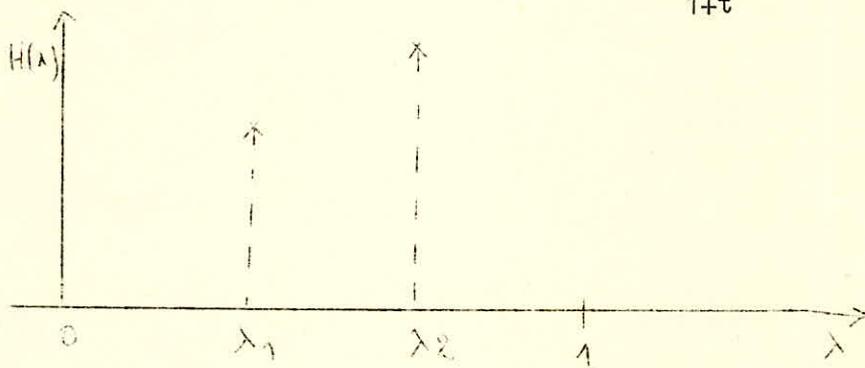
ALGORITHME

Cet algorithme résout le problème suivant: Etant donnée $H(\lambda)$ pour $0 \leq \lambda \leq 1$ trouver avec le minimum d'essais, le maximum de H à ϵ près, le nombre d'essais n'est pas limité.

Si n etait connu (nombre d'essais), on utiliserait théoriquement la méthode de fibonacci.

-On placera la première expérience à : $\lambda_1 = \frac{1}{1+t}$

la deuxième " " $\lambda_2 = \frac{t}{1+t}$



Ce qui permet de réduire l'intervalle après deux expériences au pire à $1/t$ et l'expérience qui est dans cet intervalle joue le rôle soit de 1, soit de 2 pour les deux expériences suivantes puisque on a: $t^2 \neq t + 1$

Exemple:

Dans notre cas $H(\lambda_2) > H(\lambda_1)$

l'expérience 3 sera placée à:

$$\lambda_3 = 1/(1+t) + t / (1+t) * 1/(1+t) = 1/t$$

réduction de l'intervalle où se trouve optimal à:

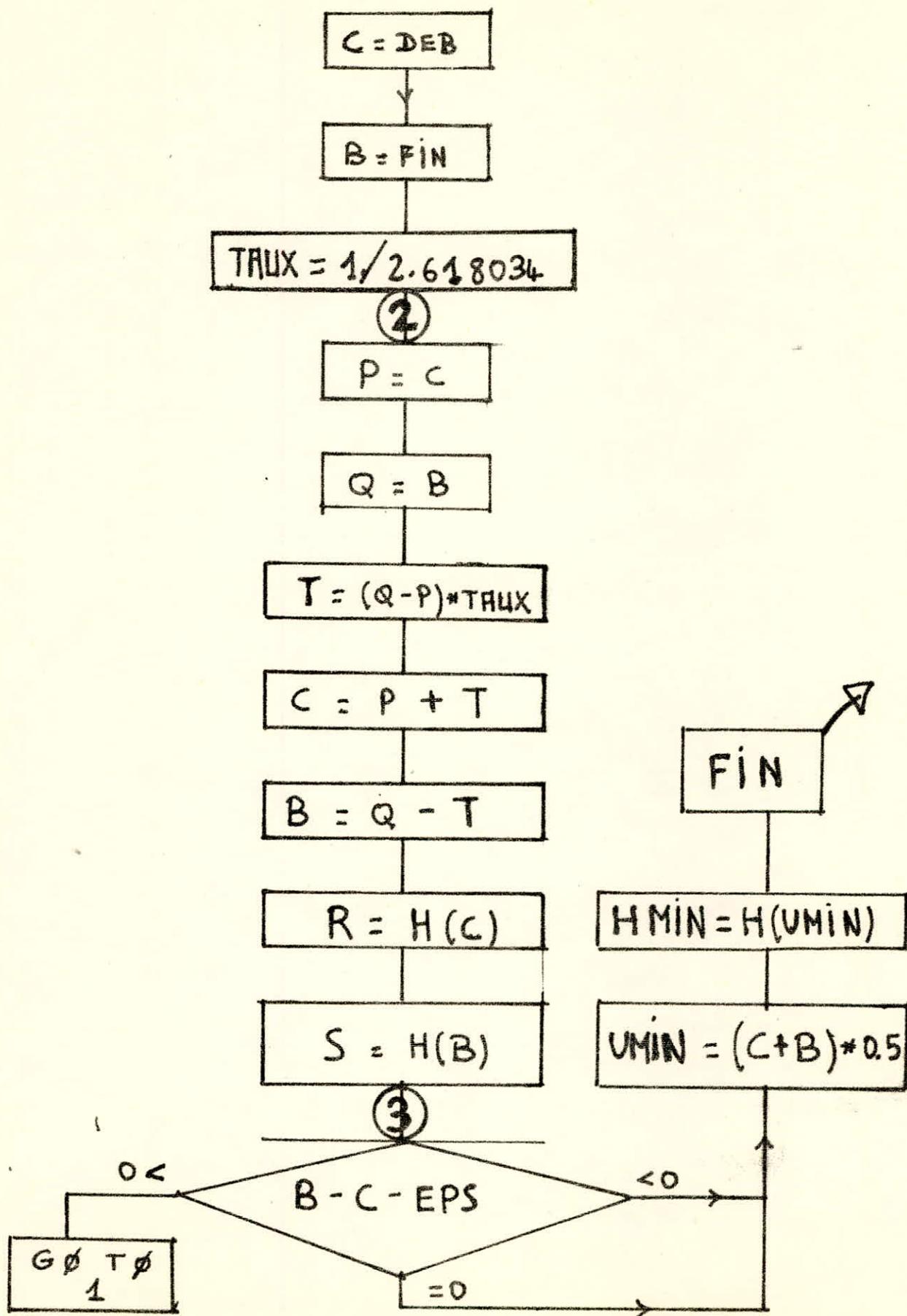
$$1/t^2, \text{etc } \dots, .$$

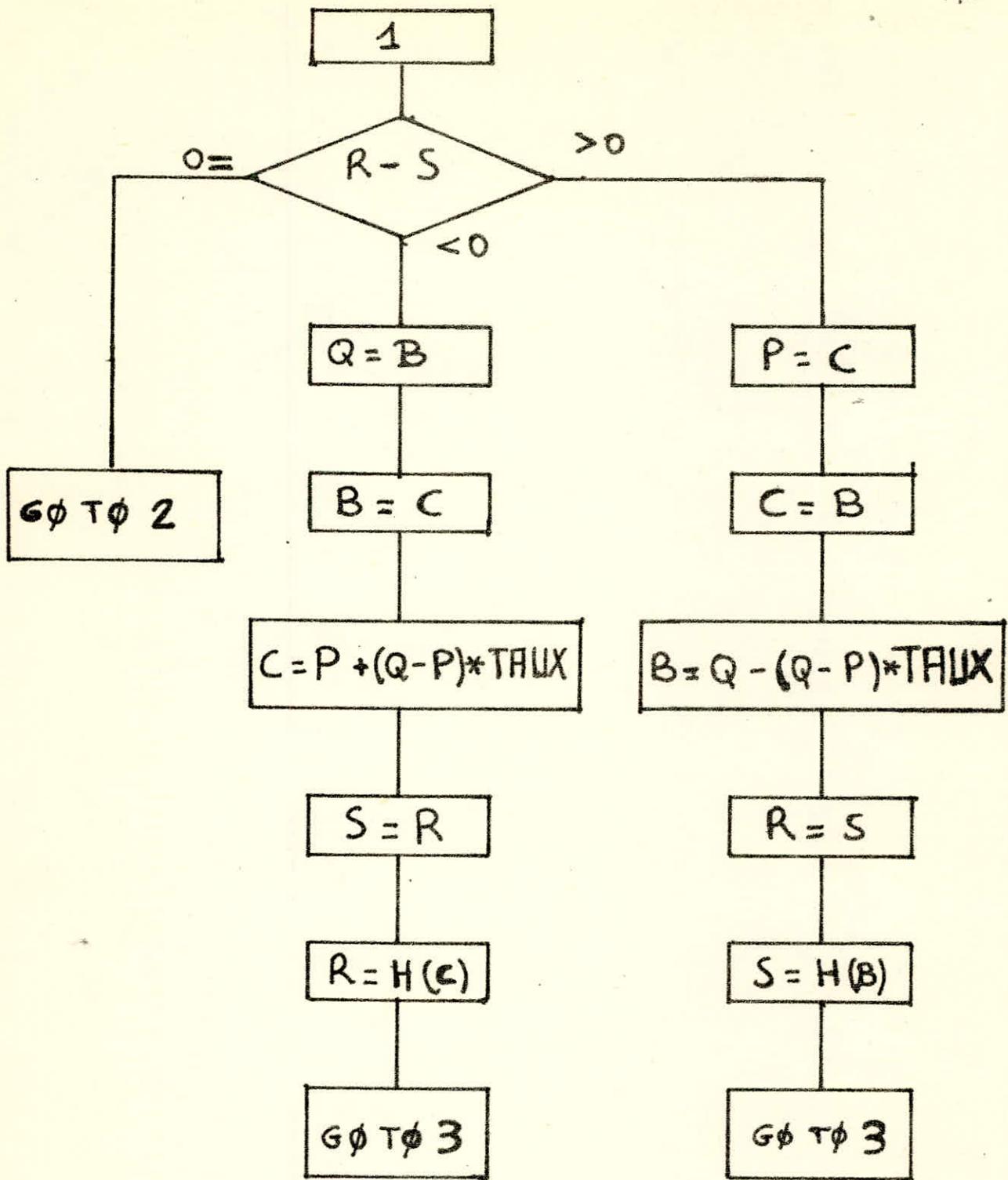
Après n expériences, l'intervalle est réduit à $1/(t^{n-1}) = L_n$

-REMARQUE /

On peut cependant utiliser quand même, dans ce cas la méthode de fibonacci.

En effet, posé est de chercher la meilleure procédure pour localiser l'optimum d'un intervalle connu à l'avance, on peut alors savoir le nombre d'essais que demande la méthode de fibonacci par la relation : $L_n = 1/F_n \leq \epsilon$





organigramme de la methode
du
nombre d'or

ALGORITHME DE RECHERCHE D'OPTIMISATION PAR LE

-PROGRAMME

SUBROUTINE NBOR (DEB,FIN,EPS,F, MIN ,HMIN)

C = DEB

B = FIN

TAUX =1./2.618034

100 P =C

Q =B

T =(Q - P)*TAUX

C =P+T

B =Q - T

R =H(C)

S = H(B)

200 IF (B-C-EPS)60,60,70

70 IF (R-S)10,20,30

20 GO TO 100

30 P =C

C =B

B =Q -(Q - P) *TAUX

R =S

S =H(B)

GO TO 200

10 Q =B

B =c

C =P + (Q - P)*TAUX

S =R

R =H(C)

GO TO 200

60 MIN =(C + B)*0.5

HMIN =H(MIN)

RETURN
END.

.../....

- TEST 1 PROGRAMME. NOMBRE D'OR.

* Fonction à une seule variable.

Minimiser : $F(x) = y = -\text{Exp}(-x^2/2)$

$-1 \leq x \leq 1$ Précision de 0.01.

optimum :

$$\begin{cases} F(x) = 1.0 \\ x = 0.00 \end{cases}$$

- TEST 2.

* Fonction Unimodale Le Long d'une droite.

Minimiser : $H(x_1, x_2) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 3)^2 / 4$

Le Long de la droite $x_1 = 1.$

$-4 \leq x_2 \leq 4$

optimum :

$$\begin{cases} H = 0.00 \\ x_2 = x_2^0 + L \text{Min} \times 1 = 2.979 \\ x_1 = 1.00 \\ L \text{Min} = 3.979. \end{cases}$$

Avec Comme point de départ :

$$x \begin{cases} 1 \\ -1. \end{cases}$$

C O N C L U S I O N G E N E R A L E

----- 0 -----

Nous nous sommes ~~de~~efforcés au cours de ce travail, d'élaborer une méthode d'optimisation permettant de résoudre les problèmes quotidiens d'optimisation auxquels sont confrontés les étudiants, enseignants et chefs d'entreprises.

Pour les deux premiers, le PACKAGE AROME sera stocké sur disque de l'ordinateur IBM 1130 et il suffira de se documenter sur la partie correspondante AROME pour les modalités d'utilisation.

En ce qui concerne son utilisation à l'extérieur de l'ENPA le problème qui se posera sera seulement une adaptation des cartes de contrôle au calculateur. Aussi il est certain que beaucoup de modifications peuvent être apportées au programme AROME en ce qui concerne :

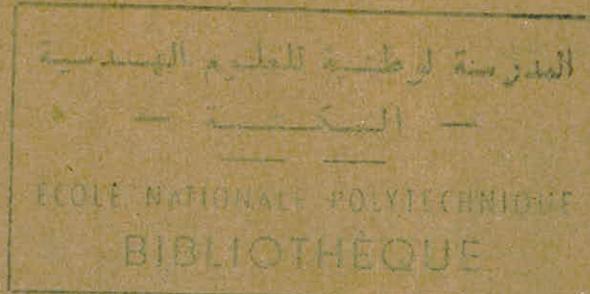
- * l'étude des scalaires C, E et D pour une éventuelle amélioration de la convergence,
- * l'étude du test d'arrêt en ce qui concerne le produit scalaire $\vec{y} * (g(\vec{x}) - \vec{b})$. En effet, celui-ci n'est jamais nul au voisinage de l'optimum. Si l'optimum sature une contrainte à 10^{-3} et si le coût de cette contrainte est de 10^6 , le produit scalaire est très supérieur à zéro et donc la convergence ne se réalisera jamais si l'on prend pour le test d'arrêt une erreur de 10^{-1} (ce qui est assez grand),
- * de remplacer le sous-programme POWELL par une méthode plus approchée si la fonction possède des propriétés remarquables (dérivabilité, dérivées partielles connues etc ...).

UNIVERSITE D'ALGER
ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

6/75

département _ ECONOMIE

2 es



THESE DE FIN D'ETUDES

A.R.O.M.E

Algorithme de Recherche d'un Optimum par le Multiplicateur d'Everett

PACKAGE .



sujet proposé par :

ME F_D_ARMINGAUD

étudié par :

- D_ FERROUKHI

- M_ GUEMIRI

PROMOTION 75

المدرسة الوطنية للعلوم الهندسية
— المكتبة —
ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
BIBLIOTHÈQUE

UNIVERSITE D'ALGER

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

département _ ECONOMIE

EXCLU DU PRÊT

THESE DE FIN D'ETUDES

A.R.O.M.E

Algorithme de Recherche d'un Optimum par le Multiplicateur d'Everett

PACKAGE .

sujet proposé par :

ME F_D_ARMINGAUD

étudié par :

- D_ FERROUKHI

- M_ GUEMIRI

PROMOTION _75_

ALGORITHME DE RECHERCHE D'OPTIMUM PAR LE MECANISME D'EVERETT.

-PACKAGE-

A-PREMIERE PARTIE -DESCRIPTION-

I-INTRODUCTION

- LES PROBLEMES D'OPTIMISATION
- INCONVENIENTS DES METHODES SPECIALISEES
- A.R.O.M.E.
- AVANTAGES -INCONVENIENTS

II-LES MODULES DE A.R.O.M.E.

-A/ EVERETT

- A1-PRINCIPE
- A2-DESCRIPTION DU MODULE -ALGORITHME-

-B/METHODE DE FLETCHER-BOWELL.

- B1-PRINCIPE
- B2-DESCRIPTION DU MODULE-ALGORITHME-

-C/REDUCTION DE L'INTERVALLE DE RECHERCHE

- C1-PRINCIPE
- C2-DESCRIPTION DU MODULE -ALGORITHME-

-D/METHODE ALATOIRE DE RECHERCHE DE L'INTERVALLE D'UNIMODALITE

- D1-PRINCIPE
- D2-DESCRIPTION DU MODULE -ALGORITHME-

-E/METHODE DU NOMBRE D'OR.

- E1-PRINCIPE
- E2-DESCRIPTION DU MODULE -ALGORITHME-

B-DEUXIEME PARTIE-MANUEL D'UTILISATION.

- I-INTRODUCTION
- II-PRESENTATION DES PARAMETRES
- III-CARTES DE CONTROLES
- IV-TEMPS DE CALCUL ET PRECISION DES RESULTATS
- V-PROGRAMME -TYPE-
- VI-EXEMPLE.

.../...

ALGORITHME DE RECHERCHE D'OPTIMUM PAR LE MECANISME D'EVERETT.

—PACKAGE—

-A- PREMIERE PARTIE--DESCRIPTION--

Le package AROME permet de déterminer l'optimum d'une fonction quelconque sous des contraintes quelconques. Exemple:

-Max $F(X)$ = Fonction économique
sous $G(X)$ = Contraintes.

Ces problèmes d'optimisation sont souvent rencontrés dans l'industrie sous la forme :

- minimiser un coût à objectifs donnés
- maximiser une fiabilité à coût donné
- minimiser des pertes énergétiques, etc....

Les solutions habituelles sont:

- Utiliser un package spécialisé : programmation linéaire, programmation dynamique, programmation quadratique, en nombre entiers, statistique, gradient.
- Ecrire un programme général. (ad hoc)

La première solution concerne les problèmes à structure simple et un grand nombre de paramètres, le second concerne des structures plus complexes avec moins de paramètres.

Toutes deux demandent un grand effort soit de programmation, soit de documentation.

Dans un grand nombre de cas, l'utilisateur désire avant tout "se faire une idée" de la valeur optimale : il préfère pour cela à faire appel à un programme général, moins performant que les premiers, mais plus simple à l'utilisation que les premiers.

La valeur ainsi déterminée peut éventuellement être rapportée dans les programmes classiques.

C'est ce créneau qui vient combler le PACKAGE A.R.O.M.E.

II-LES MODULES DE A.R.O.M.E.A/EVERETT.A1/PRINCIPE

Le problème de base est le suivant :

-maximiser $F(X)$

sous les contraintes $G_i(X) \leq B_i$

On transforme ce problème en posant: $H(x,y) = f(x) - y.g(x)$ qui la fonction d'Everett, avec $y =$ Multiplicateur d'Everett, si on arrive à maximiser $H(x,y)$ on aura maximiser $f(x)$; (se référer à la brochure I.B.M. de F.D.ARMINGAUD.)

Pour cela ayant trouvé un X^0 deux cas peuvent surgir :

-a) X^0 vérifie les contraintes ($g_i(x) \leq b_i$), le travail est fini.

-b) X^0 ne vérifie pas les contraintes .

Ce qui dire , que aboutir à un X^0 optimal , on est ramené à adapter les paramètres $y_i(k)$ en fonction de $y_i(k-1)$ et $X(k)$.

A2/ALGORITHME D'EVERETT

EVERETT propose l'algorithme suivant: en modifiant le multiplicateur de la façon qui suit:

$$y_i(k+1) = y_i(k) + S_i(k) \cdot V_i(k)$$

$$S_i(k) = \pm 1 \quad \text{Détermine le sens de variation de } y_i$$

$$V_i(k) = \text{Amplitude de } y_i \quad (\text{adaptée selon le régime de recherche.})$$

On sera ramené à observer la variation de y_i (si la suite y_i converge ou diverge après un certain nombre d'itérations.) Pour cela on ajustera l'amplitude en la multipliant par des paramètres $c, d, \text{ ou } e$ selon le cas.

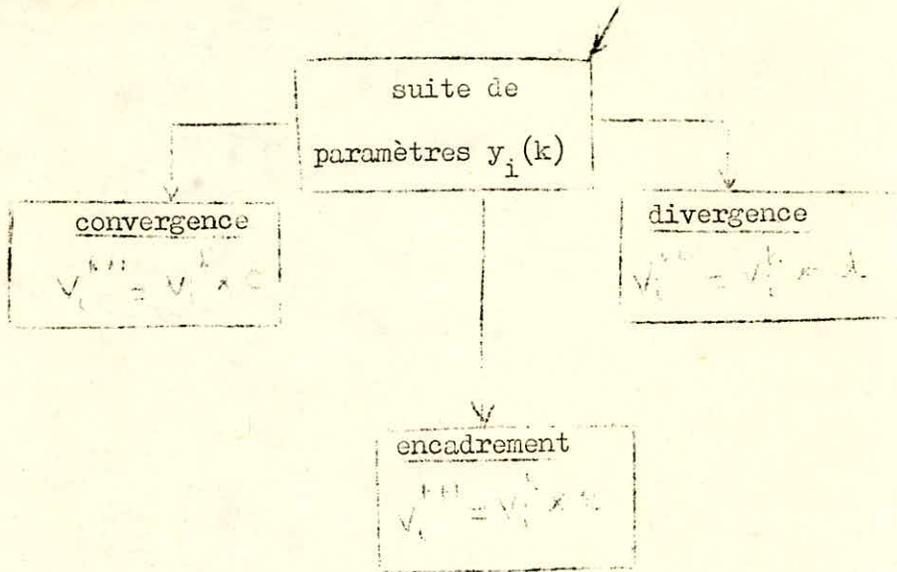
- si $g(k)$ est meilleur que $g_i(k-1)$, alors on multiplie l'amplitude par c un coefficient établi empiriquement par Everett.

- si on a un encadrement de y , ou $b_i \in (g_i(k); g_i(k-1))$, alors: on multiplie l'amplitude par $e = \text{coefficient} < 1$

-s'il y a divergence ou si $g_i(k-1)$ est meilleur que $g_i(k)$; .../...

C'est à dire au lieu que l'amplitude diminue à chaque itération, elle augmente. La variation de y_j ($j \neq i$) a contrarié l'effet de y_i .

Récapitulation:



Everett propose pour les paramètres:

c = 1.3

e = 0.25

d = 2.

Ce module est réalisé par le programme EVERT.

-B30PRINCIPE

Pour maximiser la fonction $H(x,y)$, on emploie la méthode de Fletcher-Powell, vue qu'elle ne fait pas appel à la notion de dérivée. (par conséquent, plus générale.)

-la méthode consiste à trouver le Maximum (Minimum) d'une fonction à l'aide des directions conjuguées.

-a) directions conjuguées

Souvent deux directions U et V , et A = une matrice positive

U et V sont conjuguées si l'on a :

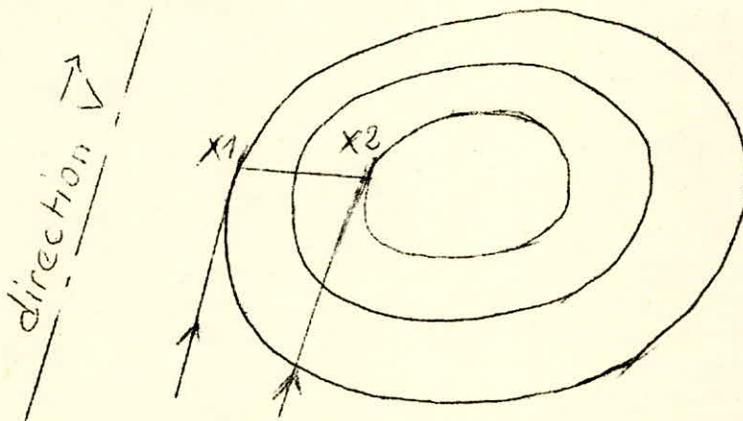
$$\boxed{U^t \cdot A \cdot V = 0} \quad U^t \text{ = transposée de } U$$

-b) description brève de la méthode .

Le principe consiste à trouver deux minimums à partir de points différents suivant une direction donnée V , alors le vecteur joignant ces minimums (max) est conjugué à V .

-Exemple: (preuve)

X_1 et X_2 sont deux minimums obtenus en partant de deux points différents dans la même direction V .



Si X_1 et X_2 sont deux minimums on a :

(I) $V^t \cdot (A \cdot X_1 + b) = 0$

(II) $V^t \cdot (A \cdot X_2 + b) = 0$

De (I) et (II) on tire :

.../...

$$\boxed{V \cdot A \cdot (X_1 - X_2) = 0}$$

Donc $U = X_1 - X_2$ est conjugué à V .

-B2- ALGORITHME

L'algorithme de Powell utilise les directions conjuguées. En effet si la recherche pour chaque minimum est faite le long de p directions, alors si on joint ces minimums, le vecteur ainsi obtenu est conjugué à ces p directions.

-1- Soit $F(x^0 + dn)$ = fonction, avec dn = direction donnée. et qui minimise l'expression :

$$x^1 = x^0 + dn$$

-2- Pour $(i = 1, 2, \dots, n)$, on calcule x^i qui minimise :

$$F(x^i + \lambda di) \text{ et on pose :}$$

$$x^{i+1} = x^i + \lambda di .$$

-3- choisir m tel que : $1 \leq m \leq n$ et que :

$$G = (2 \cdot (F(x^p) - F(x^{p+1})))^{1/2} \text{ soit minimum.}$$

-4- on calcule :

$$K = (2 \cdot (F(x^1) - F_s))^{1/2} - 2 \cdot (F(x^{n+1}) - F_s)^{1/2}$$

$$\text{où } F_s = F_y \text{ avec } y \text{ minimisant } F_y = F(x^{n+1} + y \cdot d)$$

$$\text{et } d = x^{n+1} - x^1$$

-5- on teste si :

$K/G \geq 1$, alors on remplace la direction dm par la direction $x^{n+1} - x^1$, et on continue la procédure avec x^{n+1} comme nouveau point

$$x^0 = x^{n+1} + y \cdot d \quad (d = x^{n+1} - x^1)$$

Cet algorithme est réalisé par le module (ou le programme) POW.

Pour minimiser la fonction $H(x)$ par la méthode de POWELL est amené à chaque fois à trouver (x) qui minimise $H(x)$.

On recherche le x optimal par la méthode de recherche directe : nous emploierons ici la méthode du nombre d'or ou direction dorée.

C-REDUCTION DE L'INTERVALLE DE RECHERCHE DE

-C-1-PRINCIPE

Il serait intéressant de pouvoir réduire l'intervalle de recherche, ou le domaine de variation des variables X_i ($i = 1, n$).

Nous pourrions de ce fait réduire le temps de recherche et par conséquent minimiser les coûts d'emploi de la machine.

-a) si l'utilisateur ne nous fournit aucune indication sur l'intervalle, on prendra $X_i \in [10^{-23}, 10^{+23}]$ pour X_i réel et positif ou négatif.

-b) Mais généralement l'utilisateur a une idée sur le domaine de variation des X_i , et il nous donnera les deux bornes, supérieures et inférieures telles que:

$$A(I,1) \leq X_i \leq A(I,2)$$

C-2-ALGORITHME

A chaque étape de l'algorithme de POWELL, on est amené à chercher :

$$X^{i+1} = X^i + \alpha d_i \quad \text{avec } d_i = \text{direction donnée.}$$

ce qui donne :

$$A(I,1) \leq X(I,LJ) + P(I,JK) \leq A(I,2).$$

Si $P(I,JK) > 0$ Alors :

la borne inférieure est donnée par :

$$DEB = \text{MAX}(A(I,1) - X(I,LJ))/P(I,JK)$$

la borne supérieure est donnée par :

$$FIN = \text{MIN}(A(I,2) - X(I,LJ))/P(I,JK).$$

Si $P(I,JK) < 0$ Alors :

$$DEB = \text{MAX}(X(I,LJ) - A(I,2))/P(I,JK)$$

et

$$FIN = \text{MIN}(X(I,LJ) - A(I,1))/P(I,JK).$$

E/METHODE DU NOMBRE D'OR .E1-PRINCIPE

Elle consiste à déterminer le maximum d'une fonction unimodale $H(x)$ avec $0 < x < 1$; avec le minimum d'essais à $k\%$ près. Le nombre d'essais n'est pas connu. Si le nombre d'essais était connu à l'avance on utiliserait la méthode de Fibonacci. n (nombre d'essais), est déterminé par :

$$L_n^* = 1/F_n \approx \dots$$

E-2-ALGORITHME

Le nombre d'OR est déterminé par :

$$t = (1 + \sqrt{5}) / 2 = 1,618033$$

on démontre que $\lim_{n \rightarrow \infty} F_{n-1} / F_n = 1/t$ (LUCAS)

où F_n est la suite de Fibonacci avec :

$$F_n = F_{n-1} + F_{n-2}, F_0 = F_1 = 1$$

On placera la première expérience à :

$$\lambda_1 = 1/(1 + t)$$

la deuxième expérience à ;

$$\lambda_2 = t/(1 + t) \quad 0 \quad 1$$

Pour la troisième expérience on aura :

$$\lambda_3 = 1/(1 + t) + t/(1 + t) * 1/(1 + t) = 1/t$$

Au bout de n expériences l'intervalle se réduit à :

$$L_n = \frac{1}{t^{n-1}}$$

(POUR PLUS DE PRÉCISION, SE RÉFÉRER AU :WILDE D.J CHAP:II)

D-1/PRINCIPE

Si la fonction à optimiser n'est pas unimodale sur l'intervalle de recherche, c'est à dire quelle ne possède pas de minimum (respectivement de maximum) sur cet intervalle, on essayera de la rendre unimodale par la recherche aleatoire. La méthode consiste à diviser l'intervalle H en petits intervalles égaux de façon à trouver au moins un intervalle où la fonction est unimodale, ensuite prendre parmi ces intervalles le meilleur, c'est à dire celui qui nous procure la plus grande probabilité de cerner la valeur de l'optimale.

D-2/ALGORITHME

Cette méthode est due à LUIS et JAKOLA (1974), elle est aussi appelée méthode heuristique. Soit une fonction $H(X)$ $X \in R^n$

a-) choisir un point de départ X_0 et une amplitude de variation pour chaque variable x_{0i}, R_{0i}

$$x_{0i} - 0.5 \cdot R_{0i} \leq x_i \leq x_{0i} + 0.5 \cdot R_{0i}$$

$$i = 1, \dots, n$$

b-) choisir p nombres au hasard entre -0.5 et $+0.5$ et les noter p_k $k = 1, \dots, p$, mettre le compteur d'itération j à $+1$

c-) Définir, pour chaque variable X_i p valeurs : chaque valeur étant calculée par la formule suivante :

$$X_i^j = X_i^{j-1} + p_k \cdot R_i^{j-1}$$

$$k = 1, \dots, p$$

d-) Trouver les X_i^j , c'est à dire X^j , qui optimisent $H(X)$ incrémenter j de plus un, écrire $H(X)$ et X^j .

e-) Arrêter le calcul si le nombre d'itérations fixé est atteint.

f-) Réduire l'amplitude R_i ($i = 1, \dots, n$) d'une quantité :

$$R_i^j = (1 - \alpha) \cdot R_i^{j-1}$$

.../...

g-) Retourner en b.

Cette méthode a l'avantage de converger vers l'optimum global de la fonction $H(X)$ si celle-ci présente des optimums locaux.

-vDétermination de R_{o_i} et de X_{o_i}

Lors de l'étude de réduction de l'intervalle de recherche du λ optimal on est arrivé à déterminer les bornes supérieures et inférieures DEB et FIN Dans notre cas ,ce n'est pas une fonction à plusieurs variables mais à une seule variable ,d'où on aura :

$$DEB \leq \lambda \leq FIN$$

Donc ;

$$\lambda - 0.5.R_o = DEB$$

$$\lambda + 0.5.R_o = FIN$$

ce qui donne :

$$\lambda = (DEB + FIN) / 2$$

$$R_o = FIN - DEB$$

CONCLUSION

Vues les différentes formes de problèmes d'optimisation que rencontre quotidiennement le chef d'entreprise , il lui est quelquefois impossible de préférer une méthode de résolution à une autre. Bien que dans la pratique

il est difficile de formuler le problème sous forme mathématique et de lui affecter telle ou telle procédure pour arriver au résultat désiré.

L'avantage de notre méthode est qu'elle soit générale , donc beaucoup proche de la réalité que vit l'entreprise et la complexité de l'appareil. la gé technologique.

Il est bien entendu que la méthode exposée ici, n'est pas des plus performantes telles que les méthodes spécialisées(programmation linéaire, dynamique , statistique , géométrique ,etc ;) mais elle procure à l'utilisateur un champ plus vaste de recherche, une utilisation facile, sans que le coût de son application soit élevé.

—ALGORITHME DE RECHERCHE DE L'OPTIMUM PAR LE MECANISME D'EVERETT—

—PACKAGE—

B—DEUXIEME PARTIE—MANUEL D'UTILISATION—

-I-INTRODUCTION

Rappelons notre problème fondamentale : ils'agit d'optimiser

$$H(X,Y) = F(\vec{X}) - Y \cdot \vec{G}(\vec{X}) , \text{ transformé du problème général qui est:}$$

optimiser: $F(\vec{X})$ suivant les contraintes $\vec{G}(\vec{X}) \leq \vec{B}$

Pour cela on aura besoin des modules suivants déjà exposés dans la partie "description" , à savoir ;

- mécanisme d'EVERETT
- méthode de POWELL(FLETCHER)
- Réduction de l'intervalle de recherche
- méthode du nombre d'or
- Eventuellement ,méthode aléatoire pour l'unimodalité de la fonction.

Les programmes à utiliser seront stockés sur disque,mais il serait préférable de les stocker séparément pour faciliter le traitement de chaque type de problème qui pourrait se poser à l'utilisateur.Les différents modules nous les appellerons respectivement:

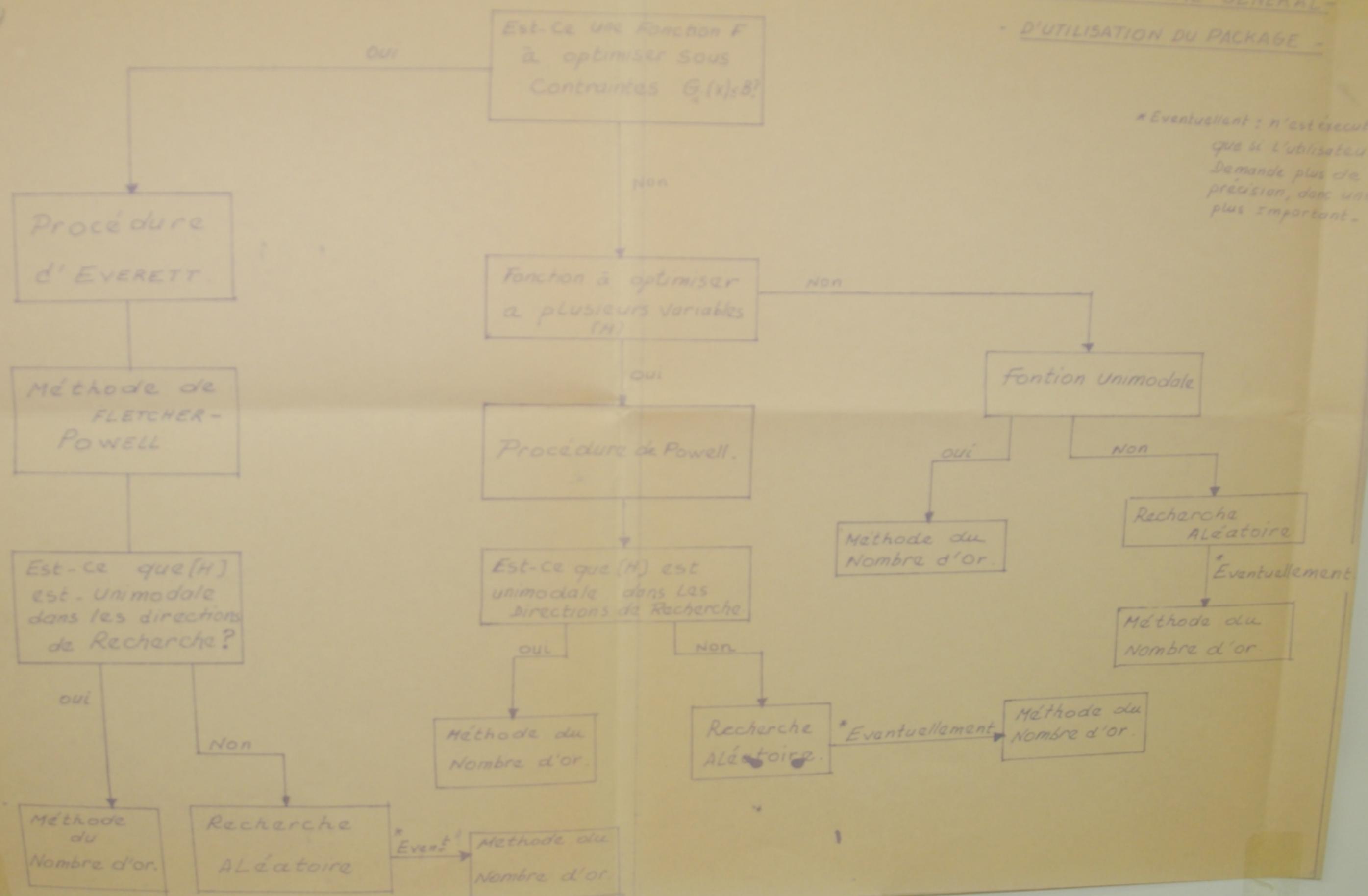
- 1-)EVERT
- 2-) POW
- 3-)RIN
- 4-)NDØR
- 5-) ALEA

D'une façon générale ,si l'utilisateur a une fonction à optimiser avec des contraintes il fera appel à EVERT qui enchaînera avec POW,RIN,ALEA, et éventuellement NDØR;mais souvent il sera affronté à des problèmes plus simples et il prendra un autre cheminement .(voir organigramme d'utilisation du package)

1200695
 Annuel p 14
 PACKAGE.

- ORGANIGRAMME GENERAL -
 - D'UTILISATION DU PACKAGE -

* Eventuellement : n'est exécuté que si l'utilisateur demande plus de précision, donc un cas plus important.



- II - PRESENTATION DES PARAMETRES

Ce que nous appellerons paramètres , ce sont les données principales que l'utilisateur devrait avoir en possession. C'est à dire en fait le problème pratique qui se pose à l'entreprise, formulé d'une manière mathématique; à savoir:

- la fonction économique à optimiser ou objectif.
- les contraintes auxquelles il est confronté.
- le nombre des contraintes
- le nombre de variables
- l'intervalle de recherche de l'optimum dans la mesure du possible.
- l'erreur sur l'optimum
- les coûts d'utilisation (prévision)

- III - CARTES DE CONTROLE

Tous nos programmes ont été étudiés sur ordinateur IBM 1130, toutefois nous rappelons les cartes de commande utilisées:

```
-//JOB  
-//FDR  
-*JOB(CARD,1132PRINTER)  
-ONE WRD INTEGERS  
-LIST SOURCE PROGRAM  
-C      commentaires,noms,;.ETC  
      .  
      . PROGRAMME  
      .  
      .  
-// XEQ
```

Données éventuelles

-cartes de contrôles

Nous allons considérer le programme le général ,à savoir celui qui utilise les cinq modules déjà cités: nous aurons besoin de:

-F	Fonction économique
-W	contraintes
-A	fonction d'EVERETT
-X	Matrice des points optimaux au cours d'un cycle(POW)
-U	Multiplicateur d'EVERETT
-UX	Variables
-G	Bornes de variation (RIN)
-P	Matrices de direction (POW)
-LIP	Nombre d'expériences pour déterminer l'intervalle d'unimodalité par la recherche aléatoire.
-MM	Nombre d'itérations (POW)
-EXI	Paramètres de contraction de l'intervalle.
-EPS	Erreur sur l'optimum (NDOR)
-EMSI	Erreur sur l'optimum (POW)
-EPSI	Erreur sur l'optimum (EVERT)
-MMN	Nombre d'itérations "
-B	Second membre des contraintes (EVERT)
-UV	Amplitude des multiplicateurs (U) -(EVERT)
-S	Valeur initiale des contraintes "
-T	Valeur finale des contraintes d'une itération "
-M	Nombre de contraintes (EVERT)
-N	Nombre de variables "

DIMENSION:
 $X(N, N+2)$
 $P(N, N+1)$
 $U(N, 2)$
 $UX(N)$
 $G(N, 2)$

.../...

-B-4/TEMPS DE CALCUL

Il est difficile de parler de temps de calcul pour un programme donné car plus le problème à traiter est compliqué, plus le travail pour le calcul est complexe et fastidieux. Dans notre cas on tiendra compte uniquement des opérations usuelles, à savoir:

- l'addition (soustraction)
- la multiplication (division)
- appel de fonction et de S/P
- rangement

On pourrait faire d'une autre façon, c'est à dire effectuer plusieurs tests sur des exemples de difficultés croissantes et essayer d'établir une loi de probabilité $W(t)$, à partir de là on pourrait estimer le temps de calcul, mais ceci nous prendrait un temps très long et une étude plus complexe.

On examinera dans ce qui suit les modules successivement:

-EVERT

nous considérons la branche la plus longue, ensuite comme à un certain niveau il ya 3 branches on divisera par trois après avoir fait la somme pondérée.

-grande branche: $C = M(6\text{add} + 3\text{mult}) + 2\text{app def} + 2\text{app de POW}$

-petite " $C' = M/3 (23\text{add} + 15\text{mult})$

nombre total d'opérations pour une itération:

$$(C + C')$$

-Comme $MMN = \text{Nombre d'itérations}$ on aura donc:

$$(C + C') \cdot MMN$$

Si :

$t_1 = \text{temps pour effectuer une addition}$

$t_2 = \text{" " " "multiplication}$

t_3 = temps pour un appel de fonction

t_4 = " " " " "POW

On aura pour les différentes opérations:

$$T_1 = ((4I/3 \cdot t_1; M) \cdot MMN)$$

$$T_2 = ((8 \cdot t_2) \cdot M) \cdot MMN$$

$$T_3 = MMN(2 \cdot t_3) \cdot M$$

$$T_4 = MMN(2 \cdot t_4) \cdot M$$

Le temps total des opérations sera la somme de ces 4 temps .

Si on tiend compte du temps de rangement ,on multipliera ce temps par deux (2) et on aura en fin de compte /

$$T = 2 \cdot (T_1 + T_2 + T_3 + T_4)$$

Il est évident que ceci n'est qu'une approximation .

Pour le temps d'appel de POW on l'explicitera dans ce suit .

-POW

t_4 = temps d'appel pour le S/P NDOR

POUR UNE ITERATION on aura :

$$-T_1 = M(3 + N) \cdot t_1$$

$$-T_2 = (N^2 + N + 2) \cdot t_2$$

$$-T_3 = (4 + 3N) \cdot t_3$$

$$-T_4 = (N + N^2 + 2) \cdot t_4$$

Si on fait comme pour EVERT, on obtient:

$$T = 2 \cdot (T_1 + T_2 + T_3 + T_4) \cdot MMN$$

Avec MMN = Nombre d'itérations.

N = itérations au court d'un cycle .

-REIN-

Dans ce programme il n'y a pas d'appel de S/P

Soit N le nombre de variables

le temps total est de :

$$T = N(5t_1 + 4t_2)$$

Remarquons que les opérations utilisées sont des additions et des multiplications.

-ALEA-

Soient LIP = nombres d'expériences

MML = " D'itérations

$$T_1 = (2 + 6 \cdot LIP/MML) \cdot MML \cdot t_1$$

$$T_2 = (LIP/MML + 1) \cdot MML \cdot t_2$$

$$T_3 = 3 \cdot LIP/MML \cdot MML \cdot t_3 = 3 \cdot LIP \cdot t_3$$

D'où le temps total est:

$$T = 2 \cdot (T_1 + T_2 + T_3)$$

On a procédé de la même façon que pour EVERT et les autres programmes pour le temps de rangement .

Pour être plus précis il aurait fallu tenir compte du temps de calcul du lecteur de cartes, de la latence du disque , du temps de compilation; MAIS ces temps dépendent surtout du type de machine utilisée.

-NDOR -

D'après l'organigramme de la procédure, on est amené à prendre l'une des 3 branches , suivant le résultat du test (R-S), on fera la moyenne des 3 branches .

$$T_1 = N \cdot 6 \cdot t_1$$

$$T_2 = N \cdot t_2$$

$$T_3 = N \cdot 4 \cdot t_3$$

Avec N = nombre d'itérations, et t_3 = temps d'appel de la fonction H
.../...

Temps de calcul moyen :

$$T = 2(T_1 + T_2 + T_3) \cdot N/3$$

Remarquons que pour le temps de calcul de H, on fera appel aussi à deux autres fonctions, F et le produit Y.G, dont il faut en tenir compte, dans notre cas on l'a appelé t_3 . On a aussi multiplié par 2 pour le Rangement

-MOTS MEMOIRES POUR LA SECTION DOREE-

-La place prise par le programme de la méthode du nombre d'or est fonction du nombre de variables de la fonction à optimiser.

Si l'utilisateur a besoin de cette méthode par la procédure d'EVERETT

la place prise est alors moindre que si l'on utilisait la méthode du nombre d'or (c'est à dire fonction à une seule variable).

En effet le tableau X,P,UK seront communs aux programmes EVERT, et POW et donc seront utilisés en commun.

-a) l'utilisateur a besoin de la procédure d'EVERETT, on aura :

$$2 \cdot 18 = 36 \text{ MOTS MEMOIRES}$$

les variables sont réelles

-b) L'utilisateur une fonction à plusieurs variables mais sans contraintes alors, il fera appel à POW, X,P;UK sont utilisés en commun.

La place sera:

$$2 \cdot 18 = 36 \text{ MOTS MEMOIRES}$$

-c) si l'utilisateur a besoin d'optimiser une fonction à une seule variable, il fera directement appel à au nombre d'or cell-ci a été prévue pour une seule variable on utilisera le tableau suivant pour l'adapter au cas de deux variables

UK(2), P(2,2), X(2,2)

avec

$$I \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad X = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

La place sera de :

$$2(2+4+4) + 2 \cdot 18 = 56 \text{ MOTS MEMOIRES}$$

-CONCLUSION.

Le travail fait ici n'est évidemment qu'approximatif (pour la détermination du temps de calcul), mais néanmoins nous avons montré une des manières de procéder.

Dans un programme il faut tenir compte du temps que prendrait la compilation, le stockage sur disque, de la mémoire, du lecteur de cartes, du temps d'écriture et aussi des opérations usuelles ainsi que du temps d'appel de S/P, ou de fonctions. mais ces derniers sont surtout fonction du type de machine utilisée. Toutefois nous verrons dans les exemples traités ci-après.

-EXEMPLE -I-

-Chercher la valeur de c qui minimise la fonction suivante

$$f = 10 \cdot N \left(\sum f_i \cdot \log_{10} (f_i / p_i) \right)$$

$$c \in (0, 10) \text{ et } f_i = y_i / p_i$$

$$p_i = a \cdot i^{-c}$$

$$a = \sum i^{-c}$$

Par résolution avec la méthode de POWELL qui a fait appel autres programmes, à savoir RIN, RALBA, NDOR, nous avons trouvé les résultats suivants

Intervalle : (0 ; 10)

6.1803	3.8196
7.6393	6.1803
7.0820	6.7376
6.9504	6.8691
6 6.9194	6.9002
6.9120	6.9075
6.90982	0.00000

Donc l'optimum (Minimum) est : $y = 6.909$ et la fonction est: 0.000

.../...

- Package - 2^{ème} Exemple -

- Minimiser $\Psi = 10 \times N \left(\sum_{i=1}^{36} f_i \log_{10} (f_i/p_i) \right)$

avec : $f_i = \frac{y_i}{\sum_{i=1}^{36} y_i}$

$$p_i = a(b+i)^{-c}$$

$$a = \sum_{i=1}^{36} (b+i)^{-c}$$

$$b \in (0, 100)$$

$$c \in (0, 10)$$

- * on emploiera pour cela la Méthode de POWELL qui enchainera avec les autres (NDOR, REIN, ~~ALOR~~ ALEA).
- * 2^o on traitera l'exemple sans ALEA.

optimum :

$$\begin{cases} a = 6.909 & , & b = 1.909. \\ \Psi = 0.000 \end{cases}$$

* 2^o En utilisant la Recherche ALéatoire.

optimum :

$$\begin{cases} a = 6.909 \\ b = 1.525 \\ \Psi = 0.000. \end{cases}$$

On a utilisé directement la Méthode de POWELL, car on se trouve devant un problème sans Contrainte

```
// JOB
// FOR
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
SUBROUTINE REIN(X, P, G, LJ, JK, DEB, FIN, MKM)
C   REDUCTION DE L'INTERVALLE DE RECHERCHE
    DIMENSION X(2,4), P(2,2), G(2,2)
    N=2
    MKM=1
    MLM=0
    BMIN=32100.
    BMAX=-32100.
    DO 101 LM=1, N
      IF ( P(LM, JK) 102, 101, 104
104   UTA = -(X(LM, LJ) - G(LM,1)) / P(LM, JK)
      UTB = -(X(LM, LJ) - G(LM,2)) / P(LM, JK)
      MLM = MLM + 1
      GOTO 105
102   UTA = (X(LM, LJ) - G(LM,2)) / P(LM, JK)
      UTB = (X(LM, LJ) - G(LM,1)) / P(LM, JK)
      MLM = MLM + 1
105   IF (UTA - BMAX) 106, 107, 107
107   BMAX = UTA
106   IF (UTB - BMIN) 108, 108, 103
108   BMIN = UTB
109   IF (BMAX - BMIN) 101, 101, 101
101   CONTINUE
      IF (MLM) 103, 101, 103
C   DEB = DEBUT DE L'INTERVALLE
103   DEB = BMAX
      FIN = BMIN
      WRITE (3,2) FIN, DEB
2   FORMAT(5X, 2(F7.2, 2X))
      GO TO 101.
101   WRITE (3,3)
3   FORMAT(6X, 'INTERVALLE VIDE')
      MKM = 0
101   RETURN
      END
// DUP
* STORE WS   UA   REIN
* DELETE    RIA
```

```

// FOR
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
SUBROUTINE REA(X,P,LJ,JK,LIP,HML,EX,ADES,AFIN,DEB,FIN,A,N,M,U,KK)
C   DETERMINATION DE L'INTERVALLE DE UNIMODALITE PAR RE-ALEA
   DIMENSION X(2,4), P(2,3), VX(2)
   DIMENSION U(2,2)
   WWMA = 32767.
   ILP = LIP/HML
   N = 2
   IX = 99
   KJ = 1
   AMDO = (AFIN + ADES) / 2.
   RO = AFIN - ADES
2004 DO 2000 JM = 1, ILP
   CALL RANDU (IX, IY, YFL)
   YFA = YFL - 0.5
   AMBDA = AMDO + YFA * RO
   DO 2013 NY = 1, N
2013 VX (NY) = X (NY, LJ) + AMBDA * P (NY, JK)
   HMIN = A (VX, U, N, KK)
   IF (WWMA - HMIN) 2005, 2006, 2006
2006 WWMA = HMIN
   ABC = AMBDA
2005 IX = IY
2000 CONTINUE
   IF (KJ - HML) 2002, 2007, 2007
2002 KJ = KJ + 1
   AMBDO = ABC
   RO = RO * (1.0 - EXI)
   GOTO 2004
2007 DEB = ABC - RO / 2.
   IF (DEB - ADES) 2008, 2008, 2009
C   DEB = DEBUT DE L'INTERVALLE POUR SECTION DOREE
2008 DEB = ADES
2009 FIN = ABC + RO / 2.
   IF (FIN - AFIN) 2011, 2011, 2010
C   FIN = FIN DE L'INTERVALLE POUR SECTION DOREE
2010 FIN = AFIN
2011 WRITE (3, 2001) DEB, FIN
2001 FORMAT ('5X, 'DEB = ', F10.5, '5X, 'FIN = ', F10.5)
   RETURN
   END

```

```
// DUP
* STORE WS UA REA
* DELETE NBOA
// FOR NBOA
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
** RECHERCHE D'OPTIMUM SUR UN SEGMENT VIA SECTION D'OPTIMUM
SUBROUTINE NBOA(X,P,A,LJ,JK,HMIN,UHIN,DEB,FIN,UX,EPS,U,KK,N,M)
DIMENSION UX(2), X(2,4), P(2,3)
DIMENSION U(2,2)
N=2
LEC=3
C=DEB
B=FIN
TAUX=1./2.618034
100 Z=C
Q=B
E=(Q-Z)*TAUX
C=Z+E
B=Q-E
DO 110 KW=1,N
110 UX(KW)=X(KW,LJ)+C*P(KW,JK)
R=A(UX,U,M,KK)
DO 111 KW=1,N
111 UX(KW)=X(KW,LJ)+B*P(KW,JK)
WRITE(3,1000) B,C
S=A(UX,U,M,KK)
C TEST DE PRECISION
200 IF(B-C-EPS) 60,60,70
C EMPLACEMENT PROCHAINE EXPERIENCE
70 IF(R-S) 10,20,30
20 GO TO 100
30 Z=C
C=B
B=Q-(Q-Z)*TAUX
WRITE(3,1000) B,C
R=S
DO 120 KW=1,N
120 UX(KW)=X(KW,LJ)+B*P(KW,JK)
S=A(UX,U,M,KK)
GO TO 200
10 Q=B
B=C
C=Z+(Q-Z)*TAUX
WRITE(3,1000) B,C
S=R
```

```

    . DO 121 KW = 1, N
121  UX(KW) = X(KW, LJ) + C * P(KW, JK)
    R = A(UX, U, M, KK)
    GO TO 200
60   UMIN = (B + C) * 0.5
    DO 131 KW = 1, N
    UX(KW) = X(KW, LJ) + UMIN * P(KW, JK)
131  X(KW, LJ + 1) = UX(KW)
C    POIN OPTIMAL
    WRITE(3, 41) (UX(KW), KW = 1, 2)
41   FORMAT(5X, 2(F9.5, 2X))
C    OPTIMUM
    HMIN = A(UX, U, M, KK)
    WRITE(LEC, 40) UMIN, HMIN
40   FORMAT(5X, F6.3, 4X, F7.3 //)
1000 FORMAT(2(F8.4, 4X))
    RETURN
    END.

```

```

// DUP
* STORE          WS   UA   NBOR
* DELETE          A
// FOR          A (= EXEMPLE DE FONCTION)
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
* * EXEMPLE DE FONCTION
    FUNCTION A(X, U, M, KK)
    DIMENSION X(2), U(2, 2)
    A = F(X)
    DO 2222 I = 1, M
2222 A = A + U(I, KK) * W(I, X)
    RETURN
    END

```

```

// DUP
* STORE          WS   UA   A
* DELETE          POW
// FOR
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
    SUBROUTINE POW(X, P, G, A, U, N, M, KK, MML, LIP, EXI, JREA, EPS, EMSI,
1UX, REIN, REA, NBOR)
    EXTERNAL A
    DIMENSION X(2, 4), P(2, 3), G(2, 2)
    DIMENSION U(2, 2)
    LM = 0
    L = 0
    LJ = 1
    JK = 2

```

```

WMAX=32767.
LU = N+1
LW = N+2
MN = 0
CALL REIN(X, P, G, LJ, JK, DEB, FIN, MKM).
IF (MKM) 26, 33, 26
C
26 INITIALISATION
47 IF (JREA) 47, 46, 47
    ADEB = DEB
    AFIN = FIN
    CALL REA(X, P, LJ, JK, LIP, MML, EXIT, ADEB, AFIN, DEB, FIN,
1 A, N, M, U, KK)
46 CALL NBOR(X, P, A, LJ, JK, HMIN, UMIN, DEB, FIN, UX, EPS, U, KK, MM)
12 IF (ABS(WMAX-HMIN) - EMSI) 13, 13, 33.
13 WMAX = HMIN
    L = L+1
    LOP = 2
33 DO 14 K=2, LU
C
    PROCEDURE D'OPTIMISATION.
    CALL REIN(X, P, G, K, K-1, DEB, FIN, MKM)
    IF (MKM) 34, 14, 34
34 IF (JREA) 48, 49, 48
48 ADEB = DEB
    AFIN = FIN
    CALL REA(X, P, K, K-1, LIP, MML, EXI, ADEB, AFIN, DEB, FIN, A,
1 N, M, U, KK)
49 CALL NBOR(X, P, A, K, K-1, HMIN, UMIN, DEB, FIN, UX, EPS, U, KK, MM)
    IF (WMAX-HMIN) 14, 14, 16
16 IF (ABS(WMAX-HMIN) - EMSI) 11, 11, 14
17 WMAX = HMIN
    LOP = K+1
    L = L+1
14 CONTINUE
    IF (L) 17, 91, 17
C
RECHERCHE D'UNE NOUVELLE DIRECTION CONJUGUEE
17 AMAX = 0.
    DO 18 K=2, N
    BTA = 0.
    DO 27 MU=1, N
27 UX(MU) = X(MU, K)
    BTA = -BTA - A(UK, U, M, KK)
    DO 28 MU=1, N
28 UX(MU) = X(MU, K+1)
    BTA = -BTA - A(UK, U, M, KK)
    DELTA = -SQRT(BTA)
    IF (AMAX - DELTA) 19, 19, 18
19 LM = K
    AMAX = DELTA
18 CONTINUE

```

```

DO 21 MU = 1, N
21 P(MU, N+1) = X(MU, N+1) - X(MU, 2)
CALL REIN(X, P, G, N+1, N+1, DEB, FIN, MKM)
IF (MKM) 35, 36, 35
35 IF (JREA) 51, 52, 51
51 ADEB = DEB
AFIN = FIN
CALL REA(X, P, N+1, N+1, LIP, HML, EXI, ADEB, AFIN, DEB, FIN, A, N, U, M, K, K)
52 CALL NBOA(X, P, A, N+1, N+1, HMIN, UMIN, DEB, FIN, UX, EPS, U, K, K, K)
GOTO 37
36 DO 38 MU = 1, N
38 UX(MU) = X(MU, N+1)
HMIN = A(UX, U, M, K, K)
37 DO 29 MU = 1, N
29 UX(MU) = X(MU, 2)
VMA = SQRT(A(UX, U, M, K, K))
DO 32 MU = 1, N
32 UX(MU) = X(MU, N+1)
VMB = SQRT(A(UX, U, M, K, K))
VMUE = VMA - VMB
IF (ABS(VMUE / AMAX) = 1.) 22, 23, 23
23 DO 24 MU = 1, N
P(MU, LM-1) = X(MU, N+1) - X(MU, 2)
24 X(MU, 1) = X(MU, N+1) + UMIN * P(MU, LM-1)
L = 0
MN = MN + 1
WRITE (3, 43) MN, LOP
WRITE (3, 44) ((P(I, J), J = 1, LU), I = 1, N)
GOTO 26
22 DO 25 MU = 1, N
25 X(MU, 1) = X(MU, N+1)
L = 0
MN = MN + 1
WRITE (3, 43) MN, LOP
WRITE (3, 44) ((P(I, J), J = 1, LU), I = 1, N)
GOTO 26
C ECRITURE DE L'OPTIMUM
98 DO 38 MU = 1, N
38 UX(MU) = X(MU, 1)
C OPTIMUM
OPTI = A(UX, U, M, K, K)
WRITE (3, 42) OPTI
42 FORMAT (15X, F9, 3//)
C POINT OPTIMAL
WRITE (3, 42) UX(MU), MU = 1, N)
41 FORMAT (5X, 2 ('6.3, 4X))
43 FORMAT (15X, 2 (19, 9X)) // >
44 FORMAT (15X, 3 (16.2) //)
RETURN
END

```

```

// DUP
* STORE          WS      UA      POW
* DELETE        F
// FOR
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
  FUNCTION F(X)
  DIMENSION X(2)
  F = _____
  RETURN
  END

```

```

// DUP
* STORE          WS      UA      F
* DELETE
// FOR
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
  FUNCTION W(K,X)
  DIMENSION X(2)
  GO TO (81, 82) K
81  UL = _____
83  W = UL
  RETURN
  END

```

```

// DUP
* STORE          WS      UA      W
// FOR
* IOCS (CARD, 1132 PRINTER)
* ONE WORD INTEGERS
* LIST SOURCE PROGRAM
  EXTERNAL A
  EXTERNAL REA
  EXTERNAL NBOR
  EXTERNAL REIN
  DIMENSION X(2), T(2), U(2,2), B(2), UV(2)
  DIMENSION X(2,4), P(2,3), G(2,2), UX(2)
  UREA = 0
  HML = 2
  LIP = 6.60
  EXI = 0.5
  EMSI = 0.001
  EPS = 0.01
  N = 2
  M = 2
  LU = N+1
  LW = N+2
  READ (2,64) (( LU(I, J) ), J = 1, M), I = 1, M)
64  FORMAT(2(F5.2))

```

```

READ (2,65) ( B(I), I=1,M)
65 FORMAT (2(F5.2))
READ (2,1001)(( X(I,J), J=1,LW), I=1,N)
1001 FORMAT (4F4.1)
READ (2,1002)(( P(I,J), J=1,LU), I=1,N)
1002 FORMAT (3F4.1)
READ (2,1)(( G(I,J), J=1,N), I=1,N)
1 FORMAT (4F7.3)
EPSI = 0.5
D = 2.
C = 1.3
E = 0.25
J = 1
KK = 1
CALL POW(X,P,G,A,U,N,M,KK,MHL,LIP,EXI,JREA,
1 EPS,EMSI,UX,REIN,REA,NBOR)
JSK = 0
DO 35 I = 1, M
S(I) = W(I,UX)
ATEST = (S(I) - B(I)) * U(I,J)
ABL = ABS(ATEST) - EPSI
IF(ABL) 30,30,35
30 JSK = JSK + 1
35 CONTINUE
IF(JSK - M) 37, 61, 37
37 UORME = 0.0
DO 51 I = 1, M
51 UORME = UORME + (S(I) - B(I)) ** 2
DO 31 I = 1, M
TEST = (S(I) - B(I)) / UORME
IF(TEST) 32, 32, 33
32 UV(I) = TEST / 2.
GO TO 34
33 UV(I) = TEST * 1.0
34 U(I,J+1) = U(I,J) + UV(I)
31 CONTINUE
DO 47 MM = 1, 10
KK = 2
CALL POW(X,P,G,A,U,N,M,MHL,LIP,EXI,JREA,EMSI,
1 EMSI,UX,REIN,REA,NBOR)
JSK = 0
DO 38 I = 1, M
T(I) = W(I,UX)
IF(T(I) - B(I)) 39, 39, 41
39 IF(S(I) - B(I)) 42, 42, 47
42 AL = (S(I) - B(I)) * U(I,J) - (T(I) - B(I)) * U(I,J+1)
IF(AL) 53, 53, 44
53 ALI = (T(I) - B(I)) * U(I,J+1)

```

```

IF (ABS(ALI) - EPSI) 54, 54, 66
54 JSK = JSK + 1
   AU = 1.0
   UV(I) = UV(I) * E * AU
   GO TO 38
66 IF (ABS(T(I) - B(I)) - EPSI) 54, 54, 43
43 AU = 1.0
   UV(I) = UV(I) * C * AU
   GO TO 38
44 IF (S(I) - S(I)) 45, 45, 44
45 AL = (S(I) - B(I)) 55, 55, 56
56 AU = 1.0
   UV(I) = UV(I) * D * AU
   GO TO 38
55 AU = -1.0
   UV(I) = UV(I) * D * AU
   GO TO 38
67 AL = (T(I) - B(I)) * U(I, J+1) + (S(I) - B(I)) * U(I, J)
   IF (AL) 55, 68, 68
68 ALI = (T(I) - B(I)) * U(I, J+1)
   IF (ABS(ALI) - EPSI) 69, 69, 70
69 AU = -1.0
   JSK = JSK + 1
   UV(I) = UV(I) * E * AU
   GO TO 38
70 IF (ABS(T(I) - B(I)) - EPSI) 69, 69, 57
57 AU = -1.0
   UV(I) = UV(I) * C * AU
38 CONTINUE
   IF (JSK - M) 59, 61, 59
59 DO 49 I = 1, M
   S(I) = T(I)
   U(I, J) = U(I, J+1)
49 U(I, J+1) = U(I, J) + UV(I)
   WRITE (3, 9) ((U(I, J), UV(I), J = 1, M), I = 1, M)
   9 FORMAT(10X, 3(F8.4, 5X) //)
47 CONTINUE
   KK = 2
61 CALL POW(X, P, Q, A, U, N, M, KK, HML, LIP, EXI, JRES
   1 EPS, ENSI, UX, REIN, REA, NBR)
   WRITE (3, 71) (UX(I), I = 1, M)
71 FORMAT(40X, F10.5 //)
   DO 73 I = 1, M
   ECART = W(I, UX)
   WRITE (3, 74) I, ECART
74 FORMAT(40X, I2, 5X, F10.5 //)
73 CONTINUE
   CALL EXIT
   END

```

// XEQ.

