

219 :  
Exercice : existence, caractérisation  
relaxée. Exemple d'application.

Ref: [Gon2] Gondran, Analyse (A01) Appli min et optimisation.  
[Hil2] Hirsh (accombe, Eléments d'Analyse fondamentale). [Ton & Tariel, Analyse complexe.  
[Gan2] Ganet, Analyse numérique mathématique et optimisation.

Def:   
John Lechner  
PCG Riccati  
Extrema lie  
Gradual optimal  
Pef:

[FGN3]  
[HL]  
[Ave2]  
[Gia]

[A01]

[Gon2]  
31  
33

290  
292

[A01]

11/12  
13/14/15  
32/33  
40

Corr: On se donne  $J: E \rightarrow \mathbb{R}$  avec  $E$  un espace vectoriel normé.  
On cherche les extremum locaux ou globaux de  $J$ , quitte à remplacer  $J$  par  $-J$ , on peut se contenter de regarder les minima.

## I. Existence et unicité du minimum.

### 1) Compacité. Fonction.

Prop 1: Si  $K$  est compact dans  $E$ , et  $J$  est continue, alors  $J|_K$  bornée sur  $K$  et atteint ses bornes.

Appli: Si  $K, K'$  sont deux compacts de  $E$ , il existe  $x, x' \in K \times K'$  tels que  $d(x_1, x_2) = d(K, K')$ .

Théo 3: Si  $E$  est de dimension finie,  $K \subseteq E$  un fermé non vide.  
 $J: K \rightarrow \mathbb{R}$  continue et coercive, c'est à dire  
 $\lim_{\|x\| \rightarrow \infty} J(x) = +\infty$ .

Alors  $J$  admet un minimum sur  $K$ . De plus, on peut entraîner de l'unicité minimale de  $J$  sur  $K$ , une suite bornée convergeant vers le minimum.

Appli 4: Soit  $[a, b]$  un segment réel. Pour  $f: [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  continue et  $m \in \mathbb{R}$ , il existe  $P \in \mathbb{R}[X]$  tel que  $\|f - P\|_\infty$  soit minimal.

Ex 3: Sur l'espace de Hilbert  $\ell^2(\mathbb{N})$ , la fonctionnelle  $J: X \mapsto \|X\|^2 - 1 + \sum \frac{x_i^2}{i}$  n'admet pas de minimum nième: l'extremalité.

Appli 6 (Flemmert (Gau)) Pour  $P \in \mathbb{C}[X]$  non constant, il existe au moins une racine de  $P$ .

### 2) Convexité.

Par rapposition des résultats comparables à la dimension finie. On doit rajouter des hypothèses de convexité.

Def 7: Soit  $K \subseteq E$  un convexe non vide, on dit que  $J: K \rightarrow \mathbb{R}$  est convexe si:  $\forall x, y \in K, \theta \in [0, 1], J(\theta x + (1-\theta)y) \leq \theta J(x) + (1-\theta)J(y)$ .  
On dit que  $J$  est strictement convexe si l'inégalité précédente est stricte pour  $x \neq y$  et  $\theta \in (0, 1)$ . Enfin, on dit que  $J$  est  $\alpha$ -convexe pour  $\alpha > 0$ . Si:

$$J(\theta x + (1-\theta)y) \leq \theta J(x) + (1-\theta)J(y) - \frac{\alpha}{2} \theta(1-\theta) \|x-y\|^2.$$

par les conditions précédentes.

Prop 8: Soit une fonction convexe sur  $K$  un ensemble convexe, tout minimum local de  $J$  est en fait un minimum global sur l'ensemble des points minimum de  $K$  forme un ensemble convexe (éventuellement vide). Si de plus  $J$  est strictement convexe, il existe au plus un minimum

Appli 9: Pour  $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}_+$  on a  $\left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i\right)^m \leq \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$  (inégalité de Höldre géométrique).

Appli 10 (Höldre) Pour  $p > 1, \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$ .  $f \in L^p, g \in L^q$ , alors  $\|fg\|_1 \leq \|f\|_p \|g\|_q$ .

Théo 11 (Convexité logarithmique du déterminant). Pour  $A, B \in \mathbb{M}^{n \times n}(\mathbb{R})$ ,  $a, b \in \mathbb{R}_+$ ,  $a+b=1$ . Alors  $\det(A+aB) \geq \det A \det B$  et l'inégalité est stricte si:  $0 < a < 1 \wedge A \neq B$ .

Théo 12: (John Loewner) Soit  $K \neq \emptyset$  un compact de  $\mathbb{H}^n$  d'intérieur non vide. Alors il existe un unique ellipsoïde centré en 0 de volume minimal qui contient  $K$ .

### 3) Cas des espaces hilbertiens.

On suppose ici que  $E = (E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  est un espace de Hilbert, on va retrouver résultats analogues à la dimension finie.

Théo 13: Soit  $\emptyset \neq C \subseteq E$  une partie convexe fermée. Alors  $\forall x \in E, \exists! y \in C$  tel que  $d(x, y) = d(x, C)$ .

On l'appelle projection orthogonale de  $x$  sur  $C$ , il est caractérisé par la propriété  $\forall y \in C, \operatorname{Re}(y - z, y - x) \leq 0$ .

Cor 14: Si  $F \subseteq E$  est un sous-espace vectoriel fermé, alors  $E = F \oplus F^\perp$ .

Appli 15 (Théorème de Riesz) L'application de  $E$  dans  $E$  définie par  $y \mapsto \langle \cdot, y \rangle$  est une fonctionnelle linéaire.

Théo 16 (ax Milgram) Si  $E$  est un  $\mathbb{R}$ -espace de Hilbert a:  $E \times E \rightarrow \mathbb{R}$  une forme bilinéaire continue et coercive:  $a(x) \geq \alpha \|x\|^2$  pour tout  $x \in E$ . Alors pour tout  $v \in E$ , il existe  $u \in E$  tel que  $a(u, v) = L(v)$  où  $L$  est une forme linéaire continue.

De plus si  $a$  est symétrique, ce  $u$  admet  $v$  comme minimum de la fonctionnelle  $\frac{1}{2} a(x, x) - L(x)$  (fonctionnelle quadratique).

[A01]

[Gon2]

[FGN3]  
229

[HL]

91  
101

[All]

Appli 17: On considère l'équation  $\Delta u = \sin \pi$ ,  $u = 0$  sur  $\partial\Omega$ , la résolution de ce problème dans  $H_0^1(\Omega)$  est équivalente à celle de la formulation variationnelle  $\int \nabla u \cdot \nabla v \, dx = \int f v \, dx \quad \forall v \in H_0^1(\Omega)$ .

Théo 18: Soit  $C \subseteq E$ ,  $f: C \rightarrow \mathbb{R}$  continue coercive convexe, alors  $J$  admet un minimum.

#### 4) Cas des familles holomorphes.

Prop 19: Soit  $U \subseteq \mathbb{C}$  un ouvert et  $f: U \rightarrow \mathbb{C}$  une fonction continue, on a l'équivalence :

- Pour tout disque  $D(a, r) \subseteq U$ , on a  $f(a) = \frac{1}{2\pi} \int_{2\pi}^0 f(a+re^{i\theta}) d\theta$
- Pour tout disque  $D(a, r) \subseteq U$ , on a  $f(a) = \frac{1}{\pi r^2} \iint_{D(a,r)} f(x,y) dx dy$ .

On peut alors que  $f$  respecte la propriété de la moyenne sur  $U$ .

Prop 20:  $f: U \rightarrow \mathbb{C}$  holomorphe respecte la propriété de la moyenne sur  $U$ .

Théo 21: Soit  $U \subseteq \mathbb{C}$  un ouvert et  $f$  continue sur  $U$ , si  $f$  vérifie la propriété de la moyenne sur  $U$ , alors  $f$  respecte le principe du maximum.

Cor 22: Si  $f: U \rightarrow \mathbb{C}$  est continue, vérifie la propriété de la moyenne sur  $U$ .

( $U$  ouvert convexe borné de  $\mathbb{C}$ ). Alors  $f$  atteint son maximum sur  $\bar{U}$ , étant constante si le maximum est atteint dans un point intérieur.

## II. Caractérisation des extrema locaux.

### 1) Dérivabilité en points critiques.

Prop 23: Si  $J: U \subseteq \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$  admet un extremum relatif en  $a \in U$  et si  $J$  est différentiable en  $a$ , alors  $dJ_a = 0$  (notons que  $a$  vérifie l'équation d'Euler).

Prop 24: Dans le cas général, cette condition n'est pas suffisante, elle donne seulement une liste de candidats possibles:  $x \mapsto x^3$  admet un point critique en 0 sans s'arrêter.

Prop 25: Soit  $J: U \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^2$  et soit  $a \in U$  tel que  $dJ_a = 0$ . Puis

La formule de Taylor Young, on a au voisinage de  $a$ :

$$J(a+h) = J(a) + \frac{Q(h)}{2} + o(\|h\|^2)$$

où  $Q = d^2 J_a$  est une forme quadratique.

- Si  $J$  admet en  $a$  un minimum local, alors  $Q$  est positive

- Si  $Q$  est définie positive, alors  $J$  admet un minimum local en  $a$ .

Ex 26: A nouveau ces conditions laissent cinq cas douteux, où  $x \mapsto x^3$  en donne encore un contre-exemple.

[All] [Concours] [3/12] [3/18]

Ex 26: Si  $m=2$ , on pose  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \in J_2(\mathbb{R})$  la hessian de  $J$ . On a par le théorème précédent

- $\nabla J = 0$  et  $J'' \geq 0 \Rightarrow J$  admet un minimum relatif en  $a$
- $\nabla J = 0 \Rightarrow J$  n'a pas d'extremum local
- $\nabla J = 0$   $\Rightarrow$  cas douteux.

Ex 27: Si  $J(x,y) = x^4 + y^4 - 2(x-y)^2$ . Alors  $J$  a trois points critiques  $(0,0)$ ,  $(\sqrt{2}, -\sqrt{2})$  et  $(-\sqrt{2}, \sqrt{2})$ . Il y a un minimum local en  $\pm (\sqrt{2}, -\sqrt{2})$  mais en  $(0,0)$ , on ne peut pas conclure (en fait il n'y en a pas).

### 2) Fonctions convexes.

Prop 28: Soit  $J: E \rightarrow \mathbb{R}$  différentiable. On a l'équivalence entre

- $J$  est convexe sur  $E$  -  $\forall x, y \in E$ ,  $J(y) \geq J(x) + \langle \nabla J(x), y-x \rangle$
- $\langle \nabla J(x) - \nabla J(y), x-y \rangle \geq 0 \quad \forall x, y \in E$ .

(et les mêmes équivalences avec le cas strictement convexe).

Prop 29: Avec les notations précédentes, et  $\alpha > 0$ , les opérations suivantes sont équivalentes

- $J$  est  $\alpha$ -convexe sur  $E$  -  $\forall x, y \in E$ ,  $J(y) \geq J(x) + \langle \nabla J(x), y-x \rangle + \frac{\alpha}{2} \|x-y\|^2$
- $\langle \nabla J(x) - \nabla J(y), x-y \rangle \geq \alpha \|x-y\|^2 \quad \forall x, y \in E$ .

Théo 30: (Inégalité d'Euler, cas convexe) Soit  $u \in K$  convexe. On suppose  $J$  différentiable en  $u$ . Si  $u$  est un minimum local de  $J$  sur  $K$ , alors  $\langle \nabla J(u), x-u \rangle \leq 0 \quad \forall x \in K$

(On a le réciproque):  $J$  est convexe ( $u$  est alors même un minimum global)

Prop 31: Si  $J$  est convexe sur  $E$ , alors  $u \in E$  est extrémum si et seulement si:  $\nabla J(u) = 0$ .

### 3) Optimisation sous contrainte.

On peut chercher à minimiser  $J$  sur un ensemble  $K \subseteq E$ , on considère donc ces prémisses:  $K = \{x \in E \mid f_i(x) = 0\}$  comme  $f_i^0$  (contrainte égale)

$K = \{x \in E \mid g_i(x) \leq 0\}$  comme  $g_i^0$  (contrainte inférieure).

Théo 32: (Extrema loc.) Soient  $f, g_1, \dots, g_n: U \rightarrow \mathbb{R}$  des fonctions  $C^1$ . On pose

$$-(g_1, \dots, g_n) = g: U \rightarrow \mathbb{R}^n \quad \mathcal{N} = \{x \in U \mid g(x) = 0\}.$$

Si  $q \in \mathcal{N}$  est un extrémum local de  $f|_{\mathcal{N}}$ , alors: il existe une famille libre de  $(Q^{ij})^*$  alors  $\exists \lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$  telle que  $dJ_q = \sum \lambda_i d g_i|_q$  on appelle les  $\lambda_i$  les multiplicateurs de Lagrange.

Appl 33: Si  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  est euclidien, tout endomorphisme symétrique adédiagonalise une base orthonormée de  $E$ .

[All] [Concours]

[3/12]

[3/18]

[All]

[3/05]

[3/09]

[Avec]

Pour le cas des contraintes linéaires. On doit reporter des conditions sur les contraintes.

On pose  $f = (f_1, \dots, f_m): E \rightarrow \mathbb{R}^m$

Def 34: Pour  $x \in K$ , on pose  $I(x) = \{i \in \{1, \dots, m\} \mid f_i(x) = 0\}$  les contraintes actives en  $x$ .

Def 35: On dit que les contraintes sont qualifiées en  $x \in K$  si existe  $\bar{w} \in E$  telle que pour tout  $i \in I(x)$ , on a  $(f'_i(x), \bar{w}) < 0$  ou  $(f'_i(x), \bar{w}) = 0$  et  $f'_i$  est affine.

Théo 36: Si  $f'_i$  sont différentiables en  $x$  et les contraintes sont qualifiées en  $x$ . Alors si  $\lambda$  est un minimum local de  $J_{\lambda} \text{ sur } K$ , l'existence  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \geq 0$ , l'implication de Lagrange, tel que  $DJ(\lambda) + \sum_i \lambda_i f'_i(u) = 0$ ,  $\lambda_i \geq 0$ ,  $\lambda_i < 0 \Rightarrow f'_i(u) \leq 0$

### III. Optimisation numérique.

#### 1) Méthodes de relaxation à gradient. (dim $\infty$ )

On cherche, étant donné  $J$  et  $\lambda$  de connaître une suite convergente vers une minimisation (à supposer qu'il existe un minimum stable).

1<sup>re</sup> méthode: Méthode de relaxation. On obtient  $X^{m+1}$  à partir de  $X^m$  en minimisant

successivement  $J$  le long des directions canoniques: Si  $X^m$  est  $f'_i$  fixé, on pose  
pour  $i \in \{1, \dots, m\}$   $X_i^{m+1}$  tel que  $J(X_1^{m+1}, \dots, X_i^{m+1}, \dots, X_m^{m+1}) = \inf_{t \in \mathbb{R}} J(X_1^{m+1}, \dots, X_i^{m+1}, t, \dots, X_m^{m+1})$

On pose enfin  $X^{m+1} = (X_1^{m+1}, \dots, X_m^{m+1}) \in \mathbb{R}^m$ .

Théo 37: Si la fonctionnelle  $J$  est elliptique ( $\alpha$ -convexe), alors la méthode de relaxation est bien posée et converge vers la solution globale.

Rq 38: Un exemple fameux de fonctionnelle  $\alpha$ -convexe et donnée par les fonctionnelles quadratiques: Pour  $A \in M_{n,n}(\mathbb{R})$ ,  $b \in \mathbb{R}^n$  on pose  $J(x) = \frac{1}{2} (Ax, x) - (b, x)$ . On a alors  $DJ(x) = Ax - b$ . Si  $A \in S_{n,n}^{++}(\mathbb{R})$  alors  $J$  est  $\alpha$ -convexe et admet comme unique minimum la solution de  $Ax = b$ . La minimisation de  $J$  est alors une méthode de résolution d'un système linéaire. Avec cette lecture, la méthode de relaxation correspond à la méthode de Gauss Seidel.

Il peut cependant être plus subtil que les vecteurs de base canonique comme choix de direction et prendre  $DJ(x)$ , en effet, pour  $x \in E$ , on a

$$J(x + \rho Df(x)) - J(x) = \rho \|Df(x)\|^2 \text{ pour } \rho \text{ assez petit.}$$

Les méthodes de la forme  $X^{m+1} = X^m - \rho Df(X^m)$  sont dites méthodes de gradient.

On a en effet deux options raisonnables quant au choix de  $\rho$ :

- Prendre  $\rho$  constant (ne dépendant pas de  $m$ ). C'est le gradient à pas fixe

- Prendre  $\rho^m$  pour minimiser la fonction à une variable  $\rho \mapsto J(X^m - \rho Df(X^m))$  c'est le gradient à pas optimal.

Théo 39: Si  $J$  est une fonctionnelle  $\alpha$ -convexe différentiable, et  $DJ$  est lipschitzienne sur  $E$ . Alors pour  $\rho \in [0, 2/\alpha]$ , l'algorithme du gradient à pas fixe converge quel que soit le point de départ, vers le minimum de  $J$ .

Théo 40: Si  $J$  est  $\alpha$ -convexe différentiable et  $DJ$  est lipschitzienne sur tout bonifié de  $E$ . Alors l'algorithme de gradient à pas optimal converge. DVP

Rq 41: La condition du théorème 39 n'est pas optimale, dans le cas d'une fonctionnelle quadratique, on peut aller jusqu'à  $\rho = 2/\lambda_m$  où  $\lambda_m = \hat{\rho}(A)$  (le pas fixe optimal obtenu donné par  $2/\lambda_{\min}$ ).

Rq 42: A priori, le calcul du pas optimal dans l'algorithme convient pour beaucoup rallonger les calculs. Dans le cas des fonctionnelles quadratiques à moindre. Ce pas optimal est explicite, et donné par  $\frac{-\|DJ(X^m)\|^2}{(AX^m, X^m)}$ .

#### 2) Méthode de Newton.

S: Espace de dimension finie.  $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  de classe  $C^2$ ,  $\exists \lambda$  tel que  $\forall x \in \mathbb{R}^n$   $\|F'(x)\| \leq \lambda$  et inversible. La méthode de Newton consiste à résoudre  $F(x) = 0$  en partant

$$X^{m+1} = X^m - (F'(X^m))^{-1} F(X^m) \text{ pour } m \geq 0.$$

Pour un problème d'optimisation, on va chercher à résoudre  $DJ(x) = 0$  par la méthode de Newton (S: fonction régulière).

Rq 43: Notons que cette méthode n'est pas sûre pour une fonctionnelle quadratique. Les itérations consistent déjà à inverser des systèmes linéaires.

Théo 44: Si  $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  est de classe  $C^2$ ,  $\exists \lambda$  tel que  $\forall x \in \mathbb{R}^n$   $\|F'(x)\| \leq \lambda$ . Il existe  $0 < \rho < 1$  tel que  $\forall x \in \mathbb{R}^n$   $\|F(x)\| \leq \rho \|x\|$ . La méthode de Newton converge si  $\rho$  est suffisamment petite telle que

$$\|x^{m+1} - x\| \leq C \|x^m - x\|^2$$

(la convergence est excellente).

Rq 45: En pratique, on se rapproche de la solution par un algorithme gomori, avant de lancer la méthode de Newton.

Rq 46: En dimension 1, on retrouve la méthode de Newton "lancière".