

Caduc :  $(X, d)$  et  $(Y, \mathcal{J})$  sont des espaces métriques,  $E$  est un  $\mathbb{R}$ -evn de dimension finie  $n \geq 1$ .

Def. ①: Soit  $f: X \rightarrow \mathbb{R}$  et  $x_0 \in X$ . On dit que: en  $x_0$

- 1)  $f$  admet un minimum local (resp. minimum local strict) si il existe  $V$  voisinage de  $x_0$  tel que:  $\forall x \in V, f(x) \leq f(x_0)$  (resp.  $\forall x \in V, f(x) < f(x_0)$ )
- 2)  $f$  admet un minimum global (resp. minimum global strict) en  $x_0$  si:  $\forall x \in X, f(x) \leq f(x_0)$  (resp.  $\forall x \in X, f(x) < f(x_0)$ ).
- 3)  $f$  admet un maximum (...) en  $x_0$  si  $-f$  admet un minimum (...) en  $x_0$ .
- 4)  $f$  admet un extremum en  $x_0$  si elle admet un minimum ou un maximum en  $x_0$ .

## I. Existence et unicité des extremums

### 1) Compacité

Th. ②: Si  $X$  est compact et  $f: X \rightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f(X)$  est compact.

Coro ③: Si  $X$  est compact et  $f: X \rightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  est bornée et atteint ses bornes.

Appli. ④: Sur  $\mathbb{R}^n$ , toutes les normes sont équivalentes.

Lemme ⑤: Soient  $A, B \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$  et  $\alpha, \beta \geq 0$  tels que  $\alpha + \beta = 1$ .

Alors,  $\det(\alpha A + \beta B) \geq (\det A)^\alpha (\det B)^\beta$ .

De plus, si  $A \neq B$ , alors l'inégalité est stricte.

Th. ⑥: (ellipsoïde de John - Levenberg)

Soit  $K \subset \mathbb{R}^n$  un compact d'intérieur non vide. Alors il existe un unique ellipsoïde contenant  $K$ , centré en  $O$  et de volume minimal.

Def. ⑦: Une fonction  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est dite coercive si  $f(x) \xrightarrow{\|x\| \rightarrow +\infty} +\infty$ .

Th. ⑧: Si  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est coercive, alors  $f$  admet (au moins) un point de minimum.

Ex. ③: Soit  $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R}), b \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  et  $\phi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$   
 $x \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle x, b \rangle$

Alors  $\phi$  admet (au moins) un point de minimum.

← ajouter th. spectral

### 2) Convexité

Def. ⑩: Soit  $C$  une partie convexe de  $E$ . Une fonction  $f: C \rightarrow \mathbb{R}$  est dite convexe si:  $\forall (x, y) \in C^2, \forall \lambda \in ]0, 1[$ ,  $f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$ .  
 Elle est dite strictement convexe si l'inégalité est stricte pour  $\lambda \in ]0, 1[$ .

IRq ⑪: Une fonction convexe est continue.

Th. ⑫: Soit  $C$  une partie convexe de  $E$  et  $f: C \rightarrow \mathbb{R}$ .

1) Si  $f$  est convexe et admet un minimum local, alors c'est un minimum global.

2) si  $f$  est strictement convexe et admet un minimum local, alors c'est un minimum global strict.

IRq ⑬:  $\Leftarrow$  Th. ⑫ ne dit rien sur l'existence d'un minimum.  
 $x \in \mathbb{R} \mapsto e^x$  est strictement convexe et n'admet pas de minimum (même local).

Ex. ⑮:  $\phi$  de Ex. ③ admet un minimum local strict sur  $\mathbb{R}^n$ .

### 3) Espaces de Hilbert

Caduc ⑮: Dans cette partie  $(E, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  est un espace de Hilbert (de dimension quelconque). On note  $\| \cdot \|$  la norme associée à  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ .

Th. ⑯: (projection sur un convexe fermé)

Soit  $C$  une partie convexe fermée non vide de  $E$ . Alors pour tout  $x \in E$ , il existe un unique  $y \in C$  tel que  $\|x - y\| = d(x, C) = \inf \{ \|x - z\|, z \in C \}$ .

Ce point, appelé projection de  $x$  sur  $C$  et noté  $p_C(x)$  est caractérisé par:

$$y \in E, y = p_C(x) \iff y \in C \text{ et } \forall z \in C, \operatorname{Re}(\langle x - y, z - y \rangle) \leq 0$$

Prop. ⑰: Soit  $F$  un sev fermé de  $E$ . Alors  $p_F \in \mathcal{L}(E, F)$ . Si  $x \in E$ , alors  $p_F(x)$  est l'unique élément  $y \in F$  tel que:  $y \in F$  et  $x - y \in F^\perp$ .

Coro ⑱: Si  $F$  est un sev de  $E$ , alors  $E = \bar{F} \oplus F^\perp$ .

Appli. ⑲: (moindres carrés) Soient  $n$  points  $(x_i, y_i)$  de  $\mathbb{R}^2$ , les  $x_i$  non tous égaux.  
 Alors il existe un unique  $(\lambda, \mu) \in \mathbb{R}^2$  rendant minimale  $\sum_{i=1}^n (\lambda x_i + \mu - y_i)^2$   
 (voir ANNEXE E)

[Ann] 95  
96  
[Lia] 156  
97  
++  
[HL] 91  
92  
93  
[Rou] 384

[FAN3]  
DVP1  
[Lia] 175  
++

## II. Caractérisation des extrema. Différentielle

### 1) Caractérisation sur un ouvert

Caduc (20):  $U \subset \mathbb{R}^n$  est un ouvert et  $f: U \rightarrow \mathbb{R}$ .

On aura CN pour condition nécessaire et CS pour condition suffisante.

#### Th. (21):

1) CN du 1<sup>er</sup> ordre: si  $f$  admet un extremum local en  $a \in U$  et  $f$  est différentiable en  $a$ , alors  $df(a) = 0$  (équation d'Euler)

2) CN du 2<sup>nd</sup> ordre: si  $f$  admet un minimum local en  $a \in U$  et  $f$  est deux fois différentiable en  $a \in U$ , alors  $\text{Hess}_a f \in \mathcal{S}_n^+(\mathbb{R})$ .

3) CS du 2<sup>nd</sup> ordre: soit  $a \in U$  tel que  $f$  soit deux fois différentiable en  $a$ ,  $df(a) = 0$  et  $\text{Hess}_a f \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ . Alors,  $f$  admet en  $a$  un minimum local strict.

IRq (22): 1)  $U$  ouvert et indispensable:  $f(x) = x$  admet sur  $[0, 1]$  un minimum global en  $0$ , mais  $f'(0) = 1$

2)  $f: x \in \mathbb{R} \mapsto x^3$  montre que les CN 1) et 2) ne sont pas des CS

3)  $f: x \in \mathbb{R} \mapsto x^4$  la CS 3) n'est pas une CN.

Appli. (23): Soit  $a \in U$  tel que  $f$  soit deux fois différentiable en  $a$ ,  $df(a) = 0$  et  $H = \text{Hess}_a f = \begin{pmatrix} \pi & \lambda \\ \lambda & \tau \end{pmatrix}$  ( $n=2$ , notations de Hengel).

1) si  $\pi - \lambda^2 > 0$  et  $\pi > 0$  (resp.  $< 0$ ), alors  $f$  admet en  $a$  un minimum (resp. maximum) local strict.

2) si  $\pi - \lambda^2 < 0$ , alors  $a$  est un point selle

3) si  $\pi - \lambda^2 = 0$ , alors  $H$  est dégénérée et on ne peut à priori rien dire.

Exo. (24): Soit  $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$   
 $x \mapsto x^2 - y^2 + \frac{1}{4}y^4$  Déterminer les extrema (s'ils existent) de  $f$ .

Exo. (25): (moindres carrés bis)

Retrouver le résultat de Appli. (19) en considérant

$$f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$(\lambda, \mu) \mapsto \sum_{i=1}^n (\lambda x_i + \mu - y_i)^2$$

## 2) Convexité

Caduc (26):  $U \subset \mathbb{R}^n$  et un ouvert,  $C \subset U$  et une partie convexe et  $f: U \rightarrow \mathbb{R}$ .

#### Th. (27):

1) CS du 1<sup>er</sup> ordre: si  $f$  admet un minimum local en  $a \in C$  et  $f$  est différentiable en  $a$ , alors:  $df(a)(x-a) = \langle \nabla f(a), x-a \rangle \geq 0 \quad \forall x \in C$

(Inéquations d'Euler)

2) CNS du 1<sup>er</sup> ordre: si  $f$  est convexe sur  $C$  et  $f$  est différentiable en  $a \in C$ , alors  $f$  admet un minimum en  $a$ ssi  $df(a)(x-a) \geq 0 \quad \forall x \in C$

3) si  $C$  est ouvert, alors la CNS 2) équivaut à  $df(a) = 0$ .

Ex. (28): L'unique point de minimum  $\bar{x}$  de  $\Phi$  de Appli. (15) est tel que  $d\Phi(\bar{x})(h) = \langle A\bar{x} - b, h \rangle = 0 \quad \forall h \in \mathbb{R}^n$   
 soit  $A\bar{x} = b$ .

## III. Optimisation

### 1) Méthode du gradient optimal

Rappel (29):  $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ ,  $b \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ , la solution de  $A\bar{x} = b$  est l'unique point de minimum de  $\Phi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$   
 $x \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle$ .

On notera:  $\langle x, y \rangle_A = \langle Ax, y \rangle$ ,  $\|x\|_A = \sqrt{\langle x, x \rangle_A}$  et  $\|\cdot\| = \|\cdot\|_2$ .

Lemme (30): (Kantorovich)

Soient  $\lambda_{\min} = \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_n = \lambda_{\max}$  les valeurs propres de  $A$  et  $x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ . Alors:  $\frac{\|x\|_A^4}{\|x\|_A^2 \|x\|_{A^{-1}}^2} \geq 4 \times \frac{\lambda_{\max} + \lambda_{\min}}{(\lambda_{\max} + \lambda_{\min})^2}$

[Cio]

153

156

✓

[Ben]

159 +

DVP 2

Th. (31): (algorithme du gradient optimal)

Soit  $a \in \mathbb{R}^n$ . On définit une suite  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  par :

$$\begin{cases} x_0 = a \\ x_k = \frac{\|\nabla\phi(x_k)\|}{\|\nabla\phi(x_k)\|_A} \text{ si } x_k \neq \bar{x}, 0 \text{ sinon} \\ x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla\phi(x_k) \end{cases}$$

Alors,  $x_k \xrightarrow[k \rightarrow \infty]{} \bar{x}$

Ex (32): On peut appliquer l'algorithme du gradient optimal à

$$L = \begin{pmatrix} 2 & -1 & & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \\ & & \ddots & \ddots \\ 0 & & & -1 & 2 \end{pmatrix} \in \text{Sym}(\mathbb{R}), \text{ matrice du Laplacien } \Delta$$

2) Optimisation sous contrainte

Def. (33): Soit  $\Pi$  une partie de  $\mathbb{R}^n$ . On dit que  $\Pi$  est une sous-variété de  $\mathbb{R}^n$  de classe  $\mathcal{C}^1$  et de dimension  $d \leq n$  si pour tout  $a \in \Pi$ , il existe  $U$  voisinage ouvert de  $a$  dans  $\mathbb{R}^n$ ,  $g: U \rightarrow \mathbb{R}^{n-d}$  de classe  $\mathcal{C}^1$  telle que  $dg(a)$  soit surjective et  $\Pi \cap U = \{x \in U / g(x) = 0\}$ .

Prop. (34): Si on note  $T_a \Pi$  l'espace tangent en  $a \in \Pi$ , alors

$$T_a \Pi = \text{Ker } dg(a).$$

Lemme (35): Soit  $f$  une fonction définie dans un voisinage ouvert de  $\Pi$ .

Si  $f|_{\Pi}$  admet un extremum local en  $a \in \Pi$ , alors  $T_a \Pi \subset \text{Ker } df(a)$ .

Th. (36): (extrema liés)

Soit  $U \subset \mathbb{R}^n$  un ouvert,  $f, g_1, \dots, g_p: U \rightarrow \mathbb{R}$  des applications de classe  $\mathcal{C}^1$  et  $\Sigma = \{x \in U / g_1(x) = \dots = g_p(x) = 0\}$ . Si  $f|_{\Sigma}$  admet en  $a \in \Sigma$  un extremum local, et  $dg_1(a), \dots, dg_p(a)$  sont linéairement indépendants, alors il existe  $\lambda_1, \dots, \lambda_p \in \mathbb{R}$  appelés multiplicateurs de Lagrange tels que  $df(a) = \sum_{i=1}^p \lambda_i dg_i(a)$ .

Appl. (37): (inégalité de Hadamard)

Soit  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  et  $X = \{(v_1, \dots, v_n) \in (\mathbb{R}^n)^n / \|v_1\| = \dots = \|v_n\| = 1\}$   
 $(v_1, \dots, v_n) \mapsto \det(v_1, \dots, v_n)$  ou  $\|\cdot\| = \|\cdot\|_2$ .

1)  $\Pi$  q si  $f|_X$  atteint son maximum en  $(v_1, \dots, v_n)$ , alors  $(v_1, \dots, v_n)$  forme une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$

2) En déduire que:  $\forall (v_1, \dots, v_n) \in (\mathbb{R}^n)^n, |\det(v_1, \dots, v_n)| \leq \|v_1\| \dots \|v_n\|$

Appl. (38): (théorème spectral)

Soit  $u \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n)$  un endomorphisme autoadjoint. Alors, il existe une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$  de vecteurs propres de  $u$ .

Rq (39): Une démonstration plus "classique" du théorème spectral utilise les résultats sur la compacité du  $I$ .

Exo (40): On considère  $(\mathbb{R}^n, \|\cdot\|_2)$ . Soit  $q$  une forme quadratique définie positive sur  $\mathbb{R}^n$ . Étudiez les extremums de  $f: x \mapsto \|x\|_2$  sur  $\{x \in \mathbb{R}^n / q(x) = 1\}$ .

DVP2

[Rou]

200

201

373

372

219

(2)

309

[A1]

303

304

[Coe]

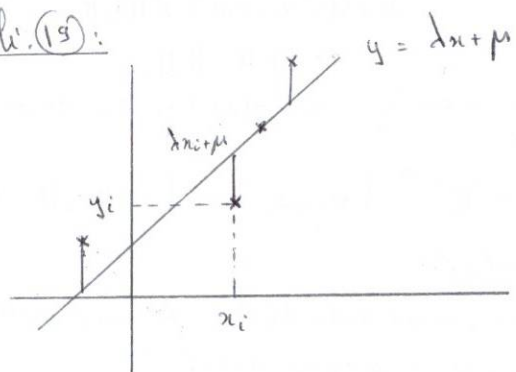
244

[Rou]

40:

## ANNEXE

Appl. (15):



Exo. 60:

Jessica [Rou] 409

## Références:

- [FAN3] Faurion, Ouvre X-ENS Algèbre 3
- [Cia] Ciabat, Introduction...
- [Gou] Goudeu, Analyse (3<sup>e</sup> éd.)
- [Gou2] Goudeu, Algèbre (2<sup>e</sup> éd.)
- [HL] Hirsch-Lacombe, Éléments d'analyse fonctionnelle
- [Rou] Rouvière, Pédagogie