

Leçon 253. Utilisation de la notion de convexité en analyse.

Devs :

- Théorème du point fixe de Markov-Kakutani
- Théorème de Hahn-Banach en dimension finie

Références :

1. Odoux-Ramis-Deschamps, Topologie et éléments d'analyse
2. Testard, Analyse mathématique
3. Rouvière, Petit guide du calcul différentiel
4. Objectif Agrégation
5. Hirriat, Optimisation et analyse convexe
6. Gourdon, Algèbre
7. Briaes-Pagès, Théorie de l'intégration
8. Stein & Shakarchi, Real Analysis
9. Ouvrard, Probabilités 2
10. Cadre-Vial, Statistique mathématique

1 Fonctions et ensembles convexes

1.1 Fonctions convexes en dimension 1

Théorème 1. Soit $f: I \rightarrow \mathbb{R}$. Les propositions suivantes sont équivalentes :

1. $\forall (x, y) \in I^2 \quad \forall t \in [0, 1] \quad f(tx + (1-t)y) \leq tf(x) + (1-t)f(y)$.
2. $\forall (x, y, z) \in I^3, (x < y < z) \implies \left(\frac{f(y) - f(x)}{y - x} \leq \frac{f(z) - f(x)}{z - x} \leq \frac{f(z) - f(y)}{z - y} \right)$.
3. $\forall a \in I \quad t \mapsto \frac{f(t) - f(a)}{t - a}$ est croissante sur I .
4. L'ensemble $\text{epi}(f) = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : x \in I \text{ et } f(x) \leq y\}$, appelé épigraphe de f , est une partie convexe de \mathbb{R}^2 .

Définition 2. Une application $f: I \rightarrow \mathbb{R}$ qui vérifie les propositions équivalentes du théorème 21 est dite convexe sur I .

Proposition 3. Si f est convexe sur I , pour toute famille $(x_i)_{1 \leq i \leq n}$ d'éléments de I et toute famille $(\alpha_i)_{1 \leq i \leq n}$ de réels positifs vérifiant $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$, on a

$$f\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i x_i\right) \leq \sum_{i=1}^n \alpha_i f(x_i).$$

Définition 4. On dit qu'une fonction $f: I \rightarrow \mathbb{R}$ est concave sur I si $-f$ est convexe sur I .

Théorème 5. (Régularité des fonctions convexes)

Soit f une fonction convexe sur I . Alors f admet une dérivée à droite et à gauche en tout point $a \in \text{Int}(I)$, et $f'_d(a) \leq f'_g(a)$; f est continue sur $\text{Int}(I)$, et d'autre part, si $(a, b) \in \text{Int}(I)^2$ et $a < b$, on a

$$f'_d(a) \leq \frac{f(b) - f(a)}{b - a} \leq f'_g(b).$$

Enfin, f'_d et f'_g sont des fonctions croissantes sur I .

Exemple 6. La fonction f peut être convexe sur I sans être continue sur I .

Par exemple, $f: [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ définie par $f(t) = 0$ si $t \in]0, 1[$ et $f(0) = f(1) = 1$.

Théorème 7. Soit f une fonction convexe sur I .

- Si f est dérivable sur I , alors f est convexe sur I si et seulement si f' est croissante sur I .
- Si f est dérivable deux fois sur I , alors f est convexe sur I si et seulement si $f'' \geq 0$ sur I .

1.2 Ensembles convexes

Définition 8. Si E est un espace vectoriel et $C \subset E$, on dit que C est une partie convexe de E si pour tout $x_1, \dots, x_k \in C$ et $\lambda_1, \dots, \lambda_k \in [0, 1]$ tels que $\lambda_1 + \dots + \lambda_k = 1$, la combinaison convexe $\lambda_1 x_1 + \dots + \lambda_k x_k$ est encore un élément de C .

Exemple 9. Soit $(E, \|\cdot\|)$ un espace vectoriel normé réel. Alors la boule unité fermée de E est convexe.

Définition 10. Une partie $A \subset E$ est dite étoilée s'il existe $x \in A$ tel que pour tout $y \in A$, toute combinaison convexe de x et de y est dans A .

Remarque 11. Une partie convexe est étoilée.

Définition 12.

Soit C un ouvert convexe de E contenant zéro. On définit la jauge de C comme l'application

$$j_C: \begin{cases} E & \rightarrow \mathbb{R}_+ \\ x & \mapsto \inf\{\lambda > 0 : x \in \lambda C\}. \end{cases}$$

Lemme 13. La jauge de C est bien définie sur E . Elle vérifie les propriétés suivantes, pour x et y des vecteurs de E :

1. $C = \{x \in E : j_C(x) < 1\}$,
2. $\forall \mu > 0 \quad j_C(\mu x) = \mu j_C(x)$, (j_C est positivement homogène)
3. $j_C(x + y) \leq j_C(x) + j_C(y)$. (j_C est sous-additive)

Définition 14. Soit $X \neq \emptyset$ une partie de E . L'intersection $\text{Conv}(X)$ de toutes les parties convexes de E qui contiennent X est appelée l'enveloppe convexe de X .

Théorème 15. (Carathéodory).

Soit $A \subset E$, avec $A \neq \emptyset$. Tout élément de l'enveloppe convexe $\text{Conv}(A)$ de A s'écrit comme combinaison convexe de $N + 1$ points de A , où $N + 1 = \dim(E)$.

Développement 1 :

Corollaire 16. L'enveloppe convexe d'un ensemble compact est compacte.

Corollaire 17. L'enveloppe convexe d'un ensemble borné est bornée, et de plus si (E, d) est un espace métrique et $A \subset E$, on a $\delta(\text{Conv}(A)) = \delta(A)$, où $\delta(A) := \sup_{x, x' \in A} d(x, x')$ désigne le diamètre de A .

Théorème 18. (Point fixe de Markov-Kakutani).

Soit $(E, \|\cdot\|)$ un espace euclidien de dimension $N \in \mathbb{N}^*$, et G un sous-groupe compact de $\text{GL}(E)$.

On se donne K une partie convexe compacte de E et on suppose que K est stable par tous les éléments de G . Alors il existe $x \in K$ tel que pour tout $g \in G$, on ait $g(x) = x$. Autrement dit, G possède un point fixe dans K .

1.3 Séparation des convexes

Théorème 19. (Hahn-Banach, forme analytique)

Soit $p: E \rightarrow \mathbb{R}$ positivement homogène et sous-additive. Soit G un sous-espace vectoriel de E et g une forme linéaire sur G telle que $g \leq p$.

Alors il existe une forme linéaire f sur E telle que $f|_G = g$ et $f \leq p$ sur E .

Définition 20. Soit φ une forme linéaire sur E . On appelle hyperplan affine de E tout ensemble H de la forme $H = \text{Ker}(\varphi - c)$, où c est un réel quelconque.

H est alors un espace affine dirigé par l'hyperplan vectoriel $\text{Ker}(\varphi)$.

Définition 21.

Soit H un hyperplan affine de E . On se donne $\varphi \in E^*$ et $c \in \mathbb{R}$ tels que $H = \text{Ker}(\varphi - c)$.

- On appelle les demi-espaces limités par H les deux ensembles

$$E_1 = \{x \in E : \varphi(x) \leq c\} \quad \text{et} \quad E_2 = \{x \in E : \varphi(x) \geq c\}.$$

- Etant donné A et B deux parties de E , on dit que H sépare A et B si $A \subset E_1$ et $B \subset E_2$ ou $A \subset E_2$ et $B \subset E_1$.

Développement 2 :

Lemme 22. Soit C un convexe ouvert de E non vide et $x_0 \in E \setminus C$. Alors il existe un hyperplan affine H de E séparant $\{x_0\}$ et C .

Théorème 23. (Hahn-Banach, forme géométrique)

Soit A et B deux convexes de E disjoints et non vides. Si A est ouvert, il existe un hyperplan affine H qui sépare A et B .

2 Inégalités de convexité

2.1 Inégalités classiques

Proposition 24. Pour tout $x \in \mathbb{R}$, on a $\exp(x) \geq x + 1$ et pour tout $x \in]0, +\infty[$, on a $\ln(x) \leq x - 1$.

Proposition 25. Pour tout $x \in [0, \frac{\pi}{2}]$, on a $\frac{2}{\pi}x \leq \sin(x) \leq x$.

Proposition 26. (Inégalités arithmético-géométriques)

- Soit $t \in]0, 1[$ et $a, b \in [0, +\infty]$. Alors

$$a^{1-t} b^t \leq (1-t)a + tb.$$

- Soit $t \in]0, 1[$. Alors, pour $a, b \in [0, +\infty]$ et $\lambda > 0$ on a

$$a^{1-t} b^t \leq (1-t)\lambda^{\frac{1}{1-t}} a + t \frac{b}{\lambda^t}.$$

- Soit $p, q > 1$ avec $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$. Alors pour $a, b \in [0, +\infty]$ et $\lambda > 0$ on a

$$ab \leq \lambda^p a^p / p + \lambda^{-q} b^q / q.$$

- Soit $n \in \mathbb{N}^*$ et $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}_+^n$. Alors $\left(\prod_{i=1}^n x_i\right)^{1/n} \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$.

Théorème 27. (Inégalité de Brunn-Minkowski, admis).

Soit $d \geq 1$ et A et B deux sous ensembles Lebesgue-mesurables de \mathbb{R}^d , tels que $A+B$ soit Lebesgue-mesurable. En notant par m la mesure de Lebesgue, il vient

$$m(A+B)^{1/d} \geq m(A)^{1/d} + m(B)^{1/d}.$$

2.2 Inégalités dans les espaces de Lebesgue

On se donne (X, \mathcal{A}, μ) un espace mesuré.

Proposition 28. (Inégalités de Hölder)

- Soit $f, g: X \rightarrow [0, +\infty]$ deux fonctions mesurables positives et $t \in]0, 1[$. Alors on a

$$\int_X f^{1-t} g^t d\mu \leq \left(\int_X f d\mu \right)^{1-t} \left(\int_X g d\mu \right)^t.$$

- Soit $f, g: X \rightarrow [0, +\infty]$ deux fonctions mesurables positives et $p, q \in]1, +\infty[$ tels que $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$. Alors

$$\int_X fg d\mu \leq \left(\int_X f^p d\mu \right)^{1/p} \cdot \left(\int_X g^q d\mu \right)^{1/q}.$$

- Soit $p, q \in]1, +\infty[$ tels que $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$, et $f: X \rightarrow [0, +\infty]$ une fonction mesurable positive telle que $\int_X f^p d\mu < +\infty$. Alors

$$\left(\int_X f^p d\mu \right)^{1/p} = \sup_{g \geq 0} \frac{\int_X fg d\mu}{\left(\int_X g^q d\mu \right)^{1/q}} \leq \sup_{g \geq 0, \int_X g^q d\mu \leq 1} \int_X fg d\mu.$$

Proposition 29. (Inégalité de Minkowski)

Soit $p \in]1, +\infty[$. Si $f, g: X \rightarrow [0, +\infty]$ sont deux fonctions mesurables positives sur X , alors

$$\left(\int_X (f+g)^p d\mu \right)^{1/p} \leq \left(\int_X f^p d\mu \right)^{1/p} + \left(\int_X g^p d\mu \right)^{1/p}.$$

Application 30. (Théorème de Riesz-Fischer).

Pour $p \in]1, +\infty[$, l'espace $(L^p, \|\cdot\|_p)$ est un espace de Banach.

2.3 Inégalités en probabilités

Proposition 31. (Inégalité de Jensen).

Soit X une variable aléatoire réelle intégrable sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, et $\varphi: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction convexe. Alors

$$\varphi(\mathbb{E}[X]) \leq \mathbb{E}[\varphi(X)].$$

Proposition 32. Soit X une variable aléatoire réelle intégrable sur $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$. On suppose que $|X| \leq 1$ \mathbb{P} -presque sûrement, et que $\mathbb{E}[X] = 0$.

Proposition 33. Pour tout $t \in \mathbb{R}$, $e^{tX} \in L^1$ et on a $\mathbb{E}[\exp(tX)] \leq \cosh(t)$.

Remarque 34. On déduit du développement en série entière de \cosh (proposition 19) l'inégalité

$$\mathbb{E}[\exp(tX)] \leq \exp\left(\frac{t^2}{2}\right).$$

Théorème 35. (Inégalité de Hoeffding)

Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ une suite de variables aléatoires réelles indépendantes définies sur Ω . On suppose que pour tout $n \in \mathbb{N}$, X_n est \mathbb{P} -presque sûrement bornée par une constante $c_n > 0$, intégrable et d'espérance nulle. On note $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$

Pour tout $\varepsilon > 0$, on a

$$\mathbb{P}(|S_n| > \varepsilon) \leq 2 \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2 \sum_{j=1}^n c_j^2}\right).$$

Application 36. Soit $(\mathcal{H}^n, \{P_\theta\}_{\theta \in \Theta})$ un modèle statistique, avec $\mathcal{H} \subset \mathbb{R}$ et $\Theta \subset \mathbb{R}$. On veut estimer le paramètre $g(\theta)$ avec $g: \Theta \rightarrow \mathbb{R}$ continue. Si (X_1, \dots, X_n) sont indépendantes et identiquement distribuées, de loi P_θ , bornées P_θ -p.s et avec $\mathbb{E}[X_1] = g(\theta)$, alors

$$I_\alpha = \left[\bar{X}_n - c \sqrt{\frac{2}{n} \ln\left(\frac{2}{\alpha}\right)}, \bar{X}_n + c \sqrt{\frac{2}{n} \ln\left(\frac{2}{\alpha}\right)} \right]$$

est un intervalle de confiance pour $g(\theta)$ au niveau $1 - \alpha$, où c est une borne p.s de $X_1 - g(\theta)$.

3 Applications en optimisation

3.1 Recherche d'un extremum

Théorème 37. (Caractérisation des fonctions convexes différentiables)

Soit U un ouvert convexe de \mathbb{R}^n et $f: U \rightarrow \mathbb{R}$ une application différentiable sur U . Alors les propriétés suivantes sont équivalentes :

- f est convexe.
- Le graphe de f est au-dessus de ses tangentes

$$\forall x, y \in U \quad f(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle.$$

- L'application $\nabla f: U \rightarrow \mathbb{R}^n$ vérifie

$$\forall x, y \in U \quad \langle \nabla f(y) - \nabla f(x), y - x \rangle \geq 0.$$

Si de plus f est deux fois différentiable sur U , elle est convexe si et seulement si sa matrice Hessienne est positive : $\forall x, h \in U \quad \langle Hf(x) \cdot h, h \rangle \geq 0$, et elle est strictement convexe si et seulement si sa matrice Hessienne est définie positive.

Exemple 38. Soit $A \in \mathcal{S}_n$. Alors $f: x \mapsto \langle x, Ax \rangle$ est convexe sur \mathbb{R}^n si et seulement si A est positive. Elle est strictement convexe si et seulement si $f \in \mathcal{S}_n^{++}$.

Proposition 39. Si $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ est convexe, alors tout minimum local est global.

Théorème 40. Soit C un convexe non vide de E et $f: C \rightarrow \mathbb{R}$ une application strictement convexe. Alors il existe au plus un minimum de f sur C .

Corollaire 41. Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction convexe continue. Alors f admet un unique minimum sur E .

3.2 Résolution numérique de systèmes linéaires

On introduit la méthode du gradient, dont l'objectif est de trouver une solution à $Ax = b$ via la recherche d'un minimum local de la fonction $x \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle + \langle b, x \rangle$ pour $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$.

Lemme 42. (Inégalité de Kantorovitch)

Soit $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$. On note λ_1 et λ_n la plus petite (respectivement la plus grande) valeur propre de A . Alors :

$$\begin{aligned} \forall x \in \mathbb{R}^n \quad \langle Ax, x \rangle \langle A^{-1}x, x \rangle &\leq \frac{1}{4} \left(\sqrt{\frac{\lambda_1}{\lambda_n}} + \sqrt{\frac{\lambda_n}{\lambda_1}} \right)^2 \|x\|^4 \\ &= \frac{1}{4} \left(\sqrt{c(A)} + \sqrt{\frac{1}{c(A)}} \right)^2 \|x\|^4, \end{aligned}$$

où $c(A) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\lambda_1}{\lambda_n}$ désigne le contenu de A .

Théorème 43. Soit $A \in \mathcal{S}_n^{++}(\mathbb{R})$ et $b \in \mathbb{R}^n$. On cherche à minimiser $f: x \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle + \langle b, x \rangle$ quand x parcourt \mathbb{R}^n .

Il existe une unique solution \bar{x} à ce problème, et elle est caractérisée par $\nabla f(\bar{x}) = 0$.

De plus, la suite définie par $\begin{cases} x_0 \in \mathbb{R}^n \\ \forall k \in \mathbb{N} \quad x_{k+1} = x_k + t_k d_k \end{cases}$ converge vers \bar{x} , où $t_k = -\nabla f(x_k)$ est l'unique réel minimisant la fonction $t \mapsto f(x_k + t d_k)$.

3.3 Convexité dans les espaces de Hilbert

On se donne H un espace de Hilbert, et on note $\|\cdot\|$ la norme dérivant du produit scalaire $\langle \cdot, \cdot \rangle$ de H .

Théorème 44. (de projection sur un convexe fermé)

Soit Γ une partie fermée, convexe, non vide de H . Alors pour tout point $x \in H$, il existe un unique point $y \in \Gamma$ tel que

$$\|x - y\| = \inf_{\gamma \in \Gamma} \|x - \gamma\| = d(x, \Gamma).$$

Ce point est appelé projection de x sur Γ et est noté $p_\Gamma(x)$. Il est caractérisé par la propriété suivante :

$$\begin{cases} p_\Gamma(x) \in \Gamma \\ \forall \gamma \in \Gamma \quad \Re \langle x - p_\Gamma(x), \gamma - p_\Gamma(x) \rangle \leq 0 \end{cases}$$

Application 45. Soit F un sous-espace vectoriel de H (non nécessairement fermé). Pour $x \in H$, le projeté orthogonal $p_F(x)$ de x sur F est caractérisé par :

$$\begin{cases} p_F(x) \in F \\ x - p_F(x) \in F^\perp \end{cases}$$

Par ailleurs, on a l'égalité :

$$H = \bar{F} \oplus (\bar{F})^\perp = \bar{F} \oplus F^\perp.$$

On en déduit un critère de densité pour un sous-espace vectoriel d'un espace de Hilbert :

$$F \text{ est dense dans } H \iff F^\perp = \{0\}.$$

Théorème 46. (de représentation de Riesz).

Soit $(H, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ un espace de Hilbert. Alors l'application δ définie par

$$\mathcal{L}: \begin{cases} H & \rightarrow & H' \\ a & \mapsto & \mathcal{L}_a = (x \mapsto \langle x, a \rangle) \end{cases}$$

est une bijection antilinéaire isométrique.

Application 47. (Théorème de Radon-Nikodym).

Soit (X, \mathcal{A}) un espace mesurable et μ, ν deux mesures positives σ -finies sur (X, \mathcal{A}) . Il y a équivalence entre :

1. $\forall A \in \mathcal{A} \quad \mu(A) = 0 \implies \nu(A) = 0$ (on note $\nu \ll \mu$).
2. $\exists f: (X, \mathcal{A}) \rightarrow (\mathbb{R}_+, \mathcal{B}(\mathbb{R}_+))$ intégrable telle que $\forall A \in \mathcal{A} \quad \nu(A) = \int_A f d\mu$.

En outre, la fonction f est unique (à une égalité μ -presque partout près).

On note $f = \frac{d\nu}{d\mu}$ et on dit que f est la dérivée de Radon-Nikodym, ou la densité de ν par rapport à μ .