

M1 MMA 2023-2024  
 OPTIMISATION SOUS-CONTRAINTES

**Feuille de TD n°1**

Généralités.

Pour  $f_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  ( $1 \leq i \leq m$ ) et  $h_j : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  ( $1 \leq j \leq p$ ), on considère

$$(1) \quad S = \left\{ x \in \mathbb{R}^n / f_i(x) \leq 0, i \in \{1, \dots, m\} \text{ et } h_j(x) = 0, j \in \{1, \dots, p\} \right\}$$

**Exercice 7**

Soit  $f$  et  $g$  deux fonctions de  $\mathbb{R}^n$  dans  $\mathbb{R}$ . On suppose que  $f$  est différentiable sur  $\mathbb{R}^n$  et que  $g$  est convexe sur  $\mathbb{R}^n$ . Soit  $C$  un sous-ensemble convexe non vide de  $\mathbb{R}^n$ , et  $x \in C$ . On considère les deux propriétés suivantes

- (i)  $f + g$  admet un minimum en  $x$  sur  $C$ .
- (ii) Pour tout  $y \in C$ ,

$$\langle \nabla f(x), y - x \rangle + g(y) - g(x) \geq 0.$$

1. Montrer que (i) implique (ii).
2. On suppose de plus que  $f$  est convexe. Montrer que (i) et (ii) sont équivalents.

Correction.

1. Supposons (i) vrai. Soit  $y \in C$ . On a pour tout  $t \in [0, 1]$ ,  $x + t(y - x) = (1 - t)x + ty \in C$  puisque  $C$  est convexe.

Comme  $f + g$  admet un minimum en  $x$  sur  $C$ , on a donc

$$\forall t \in [0, 1], \quad f(x + t(y - x)) + g(x + t(y - x)) \geq f(x) + g(x),$$

et donc par convexité de  $g$

$$\forall t \in [0, 1], \quad f(x + t(y - x)) + g(x) + t(g(y) - g(x)) \geq f(x + t(y - x)) + g(x + t(y - x)),$$

ainsi finalement

$$(2) \quad \forall t \in [0, 1], \quad f(x + t(y - x)) + t(g(y) - g(x)) \geq f(x).$$

Or  $f$  étant différentiable sur  $\mathbb{R}^n$ , il existe  $\varepsilon : V \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction définie sur  $V$  voisinage de  $0_{\mathbb{R}^n}$  telle que  $\varepsilon$  admet 0 comme limite en  $0_{\mathbb{R}^n}$  et pour tout  $h \in V$ ,  $f(x + h) = f(x) + \langle \nabla f(x), h \rangle + \|h\| \varepsilon(h)$ . Il existe  $t_0 \in ]0, 1]$  tel que pour tout  $t \in ]0, t_0]$ , on a  $t(y - x) \in V$  et donc  $f(x + t(y - x)) = f(x) + t \langle \nabla f(x), y - x \rangle + t \|y - x\| \varepsilon(t(y - x))$ . Par conséquent en utilisant (2) et en simplifiant par  $t \neq 0$ , on obtient

$$\forall t \in ]0, t_0], \quad \langle \nabla f(x), y - x \rangle + \|y - x\| \varepsilon(t(y - x)) + g(y) - g(x) \geq 0.$$

En passant à la limite lorsque  $t \rightarrow 0$ , on obtient l'inégalité souhaitée.

La méthode utilisée pour obtenir la réponse est classique :  $x$  est un minimum de  $f + g$  donc pour obtenir une condition d'optimalité, on perturbe  $f + g$  en  $x$  dans des directions appropriés. Ici on peut effectuer la perturbation dans la direction  $y - x$  pour tout  $y \in C$  car  $C$  est convexe (c'est une direction admissible à  $C$  en  $x$  et donc également une direction tangente à  $C$  en  $x$ , cf chapitre 2).

Notez que dans l'énoncé  $x$  est supposé être un minimum global pour  $f + g$  sur  $C$ , mais la conclusion restait vraie si  $x$  était seulement un minimum local (il suffit de se restreindre au début du raisonnement à un voisinage relatif de  $x$  dans  $C$ ).

2. Montrons que (ii) implique (i). Soit  $y \in C$ , comme  $f$  est convexe et différentiable en  $x$ , on a

$$f(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle.$$

Ainsi comme  $\langle \nabla f(x), y - x \rangle + g(y) \geq g(x)$ , on obtient que  $f(y) + g(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle + g(y) \geq f(x) + g(x)$ . Par conséquent  $x \in C$  est un minimum global de  $f$  sur  $C$ .

**Exercice 8** (Méthode de pénalisation extérieure)

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction continue, coercive et strictement convexe. On considère  $C = \{x \in \mathbb{R}^n / g(x) \leq 0\}$ , où  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction convexe continue, et on suppose que  $C$  est non vide. On note  $x^*$  le minimum de  $f$  sur  $C$ . Pour tout  $k \in \mathbb{N}$ , on pose

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, \quad f_k(x) = f(x) + k\alpha(x), \quad \text{avec } \alpha(x) = (\max(g(x), 0))^2.$$

1. Montrer que pour tout  $k \in \mathbb{N}$ ,  $f_k$  admet un unique minimum sur  $\mathbb{R}^n$ , que l'on note  $x_k$ .
2. Montrer que pour tout  $k \in \mathbb{N}$ ,  $f(x_k) \leq f(x^*)$ , puis que la suite  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  est bornée. On note  $\tilde{x}$  une valeur d'adhérence de cette suite.
3. Montrer que pour tout  $k \in \mathbb{N}^*$ ,  $\alpha(x_k) \leq \frac{1}{k}(f(x^*) - f(x_k))$  et en déduire que  $\tilde{x} \in C$ .
4. Montrer que  $\tilde{x} = x^*$ , puis que  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  converge vers  $x^*$ .

Correction.

▮ Notez que  $f$  admet bien un unique minimum global sur  $C$  puisque  $C$  est fermé (car  $g$  continue) et non vide, et  $f$  continue coercive et strictement convexe sur le convexe  $C$ .

1. Soit  $k \in \mathbb{N}$ . Comme  $g$  est continue sur  $\mathbb{R}^n$ , c'est aussi le cas de  $\alpha = \max(0, g) = \frac{g+|g|}{2}$  et donc  $f_k$  est continue sur  $\mathbb{R}^n$ . Comme  $f_k \geq f$  et  $f$  coercive sur  $\mathbb{R}^n$ , on déduit donc que  $f_k$  est coercive sur  $\mathbb{R}^n$ . L'ensemble  $C$  étant fermé et non vide, on obtient que  $f_k$  admet un minimum global sur  $C$ .

Montrons que la fonction  $\alpha$  est convexe sur  $\mathbb{R}^n$ . Soit  $x, x' \in \mathbb{R}^n$  et  $t \in [0, 1]$ . Si  $g((1-t)x + tx') \leq 0$ , alors  $\alpha((1-t)x + tx') = 0$  et puisque  $\alpha \geq 0$ , on a donc  $0 = \alpha((1-t)x + tx') \leq (1-t)\alpha(x) + t\alpha(x')$ . Sinon  $g((1-t)x + tx') > 0$  et comme par convexité de  $g$ , on a  $g((1-t)x + tx') \leq (1-t)g(x) + tg(x')$ , on a donc  $\alpha((1-t)x + tx') \leq (1-t)g(x) + tg(x') \leq (1-t)\alpha(x) + t\alpha(x')$  (car  $\alpha \geq g$ ).

Ainsi  $f$  étant strictement convexe sur  $\mathbb{R}^n$ , on déduit que  $f_k = f + k\alpha$  est également strictement convexe sur  $\mathbb{R}^n$ . L'ensemble  $C$  étant convexe,  $f$  est donc strictement convexe sur  $C$  et par conséquent  $f_k$  admet au plus un minimum global sur  $C$ .

Finalement,  $f_k$  admet bien un unique minimum global sur  $C$ .

2. Soit  $k \in \mathbb{N}$ , comme  $x_k$  est le minimum global de  $f_k$  sur  $\mathbb{R}^n$ , on a  $f_k(x_k) \leq f_k(x^*)$ . Or  $f_k(x^*) = f(x^*)$  car  $x^* \in C$  d'où  $g(x^*) \leq 0$  et donc  $\alpha(x^*) = 0$ . De plus  $f_k(x_k) \geq f(x_k)$  puisque  $\alpha \geq 0$ , d'où finalement  $f(x_k) \leq f(x^*)$ .

Comme la fonction  $f$  est coercive, il existe  $r > 0$  tel que pour tout  $\|x\| > r$ , on a  $f(x) > f(x^*)$ . Par conséquent  $\|x_k\| \leq r$  et donc  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  est bornée.

3. Soit  $k \in \mathbb{N}^*$ , on a vu que  $f_k(x_k) \leq f_k(x_k) = f(x^*)$  d'où  $\alpha(x_k) \leq \frac{1}{k}(f(x^*) - f(x_k))$ .

Soit  $\varphi$  une extractrice telle que  $x_{\varphi}$  converge vers  $\tilde{x} \in \mathbb{R}^n$ . La fonction  $f$  étant continue, on déduit par le critère séquentielle de la continuité que  $f(x_{\varphi(k)}) \xrightarrow{k \rightarrow +\infty} f(\tilde{x})$ . En particulier  $(f(x_{\varphi(k)}))_{k \in \mathbb{N}}$  est bornée, donc il existe  $M > 0$  tel que pour tout  $k \in \mathbb{N}^*$

$$(3) \quad 0 \leq \alpha(x_{\varphi(k)}) \leq \frac{M}{k}.$$

Par continuité de  $\alpha$  et le critère séquentielle de la continuité, on a  $\alpha(x_{\varphi(k)}) \xrightarrow{k \rightarrow +\infty} \alpha(\tilde{x})$  et par passage à la limite dans (3) on obtient  $\alpha(\tilde{x}) = 0$ , d'où  $g(\tilde{x}) \leq 0$  i.e.  $\tilde{x} \in C$ .

4. On sait d'après 2. que pour tout  $k \in \mathbb{N}$ ,  $f(x_{\varphi(k)}) \leq f(x^*)$ , puis d'après 3. que  $(f(x_{\varphi(k)}))_{k \in \mathbb{N}}$  tend vers  $f(\tilde{x})$ , ainsi par passage à la limite dans l'inégalité on obtient  $f(\tilde{x}) \leq f(x^*)$ . Or  $\tilde{x} \in C$  et  $x^*$  est l'unique minimum global de  $f$  sur  $C$ , d'où  $\tilde{x} = x^*$ .

Comme  $\tilde{x}$  était une valeur d'adhérence quelconque de  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$ , on déduit donc que  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  admet  $x^*$  comme unique valeur d'adhérence. Or  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  est bornée, donc  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  converge vers  $x^*$ .