

## Conditions d'optimalité II

(P. Carpentier)

6 mars 2020

# Plan du cours

- 1 Position du problème et rappels
- 2 Conditions de Karush-Kuhn-Tucker
- 3 Qualification des contraintes
- 4 Interprétation marginaliste

# Problème

## Notations :

- $\mathcal{U}$  : espace de **Hilbert** de dimension finie ( $\mathbb{R}^n$ ),
- $\mathcal{U}^{\text{ad}}$  : sous-ensemble **convexe fermé non vide** de  $\mathcal{U}$ ,
- $\mathcal{V}$  : **Hilbert** dans lequel vivent les contraintes ( $\mathbb{R}^m$ ),
- $\mathcal{C}$  : **cône convexe fermé non vide** de  $\mathcal{V}$ ,
  
- $J : \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}$  : **continue et différentiable** (critère),
- $\Theta : \mathcal{U} \rightarrow \mathcal{V}$  : **continue et différentiable** (contrainte).

## Problème ( $\mathcal{P}$ ) :

$$\min_{u \in \mathcal{U}^{\text{ad}}} J(u),$$

$$\text{sous : } \Theta(u) \in -\mathcal{C}.$$

**Ensemble admissible regroupant toutes les contraintes :**

$$\mathcal{U}_{\Theta}^{\text{ad}} = \{u \in \mathcal{U}^{\text{ad}} \mid \Theta(u) \in -\mathcal{C}\}.$$

# Quelques rappels du cours précédent

Soit  $u_0 \in U_{\Theta}^{\text{ad}} \subset \mathbb{U}$

- **Cône tangent** à  $U_{\Theta}^{\text{ad}}$  en  $u_0$

$$T_{u_0} U_{\Theta}^{\text{ad}} = \{d \in \mathbb{U} \mid \exists d_k \rightarrow d, \exists \epsilon_k \downarrow 0 \text{ t.q. } u_0 + \epsilon_k d_k \in U_{\Theta}^{\text{ad}}\}.$$

- **Cône dual positif**

$$(T_{u_0} U_{\Theta}^{\text{ad}})^+ = \{d \in \mathbb{U} \mid \langle d, d' \rangle \geq 0 \forall d' \in T_{u_0}(U_{\Theta}^{\text{ad}})\}.$$

**Cas**  $U_{\Theta}^{\text{ad}}$  **convexe** :  $(T_{u_0} U_{\Theta}^{\text{ad}})^+ = \{d \in \mathbb{U} \mid \langle d, u - u_0 \rangle \geq 0 \forall u \in U_{\Theta}^{\text{ad}}\}.$

- **Condition nécessaire d'optimalité**

$$u^{\#} \in \arg \min_{u \in U_{\Theta}^{\text{ad}}} J(u) \implies \nabla J(u^{\#}) \in (T_{u^{\#}} U_{\Theta}^{\text{ad}})^+.$$

- **Lemme de Farkas (généralisé)**

$$\{d \in \mathbb{U} \mid A.d \in K\}^+ = \text{adh}(A^{\star}.q \mid q \in K^+).$$

# Condition d'optimalité avec hypothèse de qualification

**Difficulté : exprimer le dual positif du cône tangent. . .**

- Définition du **cône linéarisant** à  $U_{\Theta}^{\text{ad}}$  en  $u_0$  :

$$T_{u_0}^{\ell} U_{\Theta}^{\text{ad}} = \{d \in \mathbb{U} \mid d \in T_{u_0} U^{\text{ad}} \text{ et } \Theta'(u_0).d \in T_{\Theta(u_0)}(-C)\}.$$

- L'inclusion suivante est toujours vraie :

$$T_{u_0} U_{\Theta}^{\text{ad}} \subset T_{u_0}^{\ell} U_{\Theta}^{\text{ad}}.$$

- **Hypothèse de qualification des contraintes** en  $u_0$  **(QC)** :

$$T_{u_0} U_{\Theta}^{\text{ad}} = T_{u_0}^{\ell} U_{\Theta}^{\text{ad}}.$$

- Sous **(QC)**, la **condition nécessaire d'optimalité** devient :

$$u^{\#} \in \arg \min_{u \in U_{\Theta}^{\text{ad}}} J(u) \implies \nabla J(u^{\#}) \in (T_{u^{\#}}^{\ell} U_{\Theta}^{\text{ad}})^+.$$

$$T_{u^\#}^\ell U_\Theta^{\text{ad}} = \left\{ d \in \mathbb{U} \mid \underbrace{(d, \Theta'(u^\#).d)}_{A.d} \in \underbrace{T_{u^\#} U^{\text{ad}} \times T_{\Theta(u^\#)}(-C)}_K \right\}.$$

**Lemme de Farkas** :  $\{d \in \mathbb{U} \mid A.d \in K\}^+ = \text{adh}(A^\star.q \mid q \in K^+)$

- $A^\star.(w, \lambda) = w + (\Theta'(u^\#))^\star.\lambda,$
- $K^+ = (T_{u^\#} U^{\text{ad}})^+ \times (T_{\Theta(u^\#)}(-C))^+.$

La **condition d'optimalité** s'écrit donc :

$$\nabla J(u^\#) \in \left\{ w + (\Theta'(u^\#))^\star.\lambda \mid w \in (T_{u^\#} U^{\text{ad}})^+, \lambda \in (T_{\Theta(u^\#)}(-C))^+ \right\}$$

- $\exists \lambda^\#, \forall u \in U^{\text{ad}}, \left\langle \nabla J(u^\#) - (\Theta'(u^\#))^\star.\lambda^\#, u - u^\# \right\rangle \geq 0,$   
 car  $(T_{u^\#} U^{\text{ad}})^+ = \{w \in \mathbb{U} \mid \langle w, u - u^\# \rangle \geq 0 \ \forall u \in U^{\text{ad}}\}.$
- $\lambda^\# \in (T_{\Theta(u^\#)}(-C))^+ \iff \langle \lambda^\#, \Theta(u^\#) \rangle = 0 \text{ et } -\lambda^\# \in C^+,$   
 car  $(T_{\Theta(u^\#)}(-C))^+ = \{\lambda \in \mathbb{V} \mid \langle \lambda, v + \Theta(u^\#) \rangle \leq 0 \ \forall v \in C\}.$

Conditions nécessaires d'optimalité de **KKT**

Soit  $u^\#$  un minimum local du problème  $(\mathcal{P})$ . On suppose, en plus des hypothèses initiales sur le problème, que les contraintes sont **qualifiées** en  $u^\#$ . Alors, il existe  $\lambda^\# \in \mathbb{V}$  tel que l'on ait :

- ①  $\langle \nabla J(u^\#) + (\Theta'(u^\#))^* \lambda^\#, u - u^\# \rangle \geq 0 \quad \forall u \in \mathcal{U}^{\text{ad}},$
- ②  $\Theta(u^\#) \in -C,$
- ③  $\lambda^\# \in C^+,$
- ④  $\langle \lambda^\#, \Theta(u^\#) \rangle = 0.$

La condition 4 est appelée **condition des écarts complémentaires**, et  $\lambda^\#$  est appelé **multiplicateur optimal** associé aux contraintes  $\Theta$ .

**Remarque** : les conditions de **KKT** sont des conditions **nécessaires et suffisantes** d'optimalité lorsque  $(\mathcal{P})$  est un problème **convexe**, pourvu que l'on vérifie l'hypothèse de **qualification** des contraintes.

On s'intéresse d'abord à la première condition de KKT :

$$\left\langle \nabla J(u^\#) + (\Theta'(u^\#))^* \lambda^\#, u - u^\# \right\rangle \geq 0 \quad \forall u \in U^{\text{ad}}.$$

**Cas sans aucune contrainte** :  $U_{\Theta}^{\text{ad}} = \mathbb{U}$  ( $\Theta$  non présent).

L'équation d'optimalité se réduit à l'expression :

$$\nabla J(u^\#) = 0.$$

On retrouve la condition « classique » de stationnarité...

**Cas sans ensemble admissible** :  $U^{\text{ad}} = \mathbb{U}$ .

L'inéquation variationnelle ci-dessus devient une **équation** :

$$\nabla J(u^\#) + (\Theta'(u^\#))^* \lambda^\# = 0.$$



On s'intéresse ensuite aux trois dernières conditions de KKT :

$$\Theta(u^\sharp) \in -C \quad , \quad \lambda^\sharp \in C^+ \quad , \quad \langle \lambda^\sharp, \Theta(u^\sharp) \rangle = 0.$$

- **Contraintes de type égalité** :  $C = \{0\} \rightsquigarrow C^+ = \mathbb{R}^m$ .

Les trois dernières conditions de **KKT** se résument à :

$$\Theta(u^\sharp) = 0.$$

- **Contraintes de type inégalité** :  $C = \mathbb{R}_+^m \rightsquigarrow C^+ = \mathbb{R}_+^m$ .

Les trois dernières conditions de **KKT** prennent la forme :

$$\Theta_i(u^\sharp) \leq 0 \quad \text{et} \quad \lambda_i^\sharp \geq 0 \quad \forall i = 1 \dots m \quad , \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i^\sharp \Theta_i(u^\sharp) = 0.$$

$\rightsquigarrow$  **Contraintes disjonctives** :  $\lambda_i^\sharp = 0$  **ou**  $\Theta_i(u^\sharp) = 0 \quad \forall i$

Pour les **résoudre**, on considère les  $2^m$  **alternatives** possibles...

# Interprétation lagrangienne des conditions de **KKT**

On définit le **Lagrangien** du problème d'optimisation

$$\begin{aligned} L &: U^{\text{ad}} \times C^+ \longrightarrow \mathbb{R} \\ (u, \lambda) &\longrightarrow J(u) + \langle \lambda, \Theta(u) \rangle. \end{aligned}$$

Dans le cas  $U^{\text{ad}} = \mathbb{U}$  et  $C = \{0\}$  (**contraintes égalité uniquement**), les conditions de **KKT** s'expriment à l'aide des gradients de  $L$  :

$$\left. \begin{array}{l} \nabla J(u^\#) + (\Theta'(u^\#))^* \lambda^\# = 0 \\ \Theta(u^\#) = 0 \end{array} \right\} \iff \left\{ \begin{array}{l} \nabla_u L(u^\#, \lambda^\#) = 0 \\ \nabla_\lambda L(u^\#, \lambda^\#) = 0 \end{array} \right.$$

La recherche d'un point vérifiant les conditions de **KKT** se ramène alors à l'étude de la **stationnarité du lagrangien** ! La solution de ce système n'est cependant pas toujours solution du problème ( $\mathcal{P}$ ).

**Exemple : utilisation de KKT dans le cas linéaire quadratique**

$$\min_{B \cdot u = b} \frac{1}{2} u^\top \cdot A \cdot u \quad \rightsquigarrow \quad \begin{pmatrix} A & B^\top \\ B & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} u^\# \\ \lambda^\# \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ b \end{pmatrix}.$$

## Exemple : projection sur un demi-espace

Soit  $u_0 \in \mathbb{R}^n$  et soit l'**hyperplan** de  $\mathbb{R}^n$  d'équation :  $a^\top \cdot u - b = 0$ .

$$\min_{u \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|u - u_0\|^2 \quad \text{sous} \quad a^\top \cdot u - b \leq 0.$$

On écrit les **conditions de KKT** :

$$\begin{aligned} u^\# - u_0 + \lambda^\# a &= 0, \\ a^\top u^\# - b &\leq 0, \quad \lambda^\# \geq 0, \quad \lambda^\# (a^\top u^\# - b) = 0, \end{aligned}$$

et on joue aux **devinettes** :

- Si  $a^\top u^\# - b < 0$ , on a  $\lambda^\# = 0$  (**écarts complémentaires**).  
 $\rightsquigarrow u^\# = u_0$  **pourvu que** les données vérifient :  $a^\top u_0 - b < 0$ .
- **Sinon**, on résout le système :

$$\begin{cases} a^\top u^\# - b = 0 \\ u^\# - u_0 + \lambda^\# a = 0 \end{cases} \rightsquigarrow \begin{cases} \lambda^\# = \frac{1}{\|a\|^2} (a^\top u_0 - b) \\ u^\# = u_0 - \frac{1}{\|a\|^2} (a^\top u_0 - b) a \end{cases}$$

**pourvu que** l'on ait  $\lambda^\# \geq 0$ , ce qui implique :  $a^\top u_0 - b \geq 0$ .

**Rappel des conditions nécessaires d'optimalité de KKT**

Soit  $u^\sharp$  un minimum local du problème  $(\mathcal{P})$  :

$$\min_{u \in U^{\text{ad}}} J(u) \quad \text{sous} \quad \Theta(u) \in -C.$$

Sous l'hypothèse de **qualification des contraintes (QC)** en  $u^\sharp$  :

$$T_{u^\sharp} U_\Theta^{\text{ad}} = T_{u^\sharp}^\ell U_\Theta^{\text{ad}},$$

il existe  $\lambda^\sharp \in \mathbb{V}$  tel que l'on ait :

- $\langle \nabla J(u^\sharp) + (\Theta'(u^\sharp))^\star \lambda^\sharp, u - u^\sharp \rangle \geq 0 \quad \forall u \in U^{\text{ad}},$
- $\Theta(u^\sharp) \in -C,$
- $\lambda^\sharp \in C^+,$
- $\langle \lambda^\sharp, \Theta(u^\sharp) \rangle = 0.$

**Comment vérifier la condition QC** :  $T_{u^\#} U_\Theta^{\text{ad}} = T_{u^\#}^\ell U_\Theta^{\text{ad}}$  ?  
 (sans elle, les conditions de **KKT** ne sont pas valides).

**Idée** : donner des conditions **suffisantes** qui assurent l'égalité.

**Cas général** : **condition de Robinson**

$$0 \in \text{int} \left( \Theta(u^\#) + \Theta'(u^\#) \cdot (U^{\text{ad}} - u^\#) + C \right).$$

**Cas convexe** : **condition de Slater**

$$0 \in \text{int} \left( \Theta(U^{\text{ad}}) + C \right).$$

- $C = \{0\}$  : contrainte égalité (**convexité**  $\Rightarrow$   **$\Theta$  affine**)

$$0 \in \text{int} \left( \Theta(U^{\text{ad}}) \right).$$

- $\text{int}(C) \neq \emptyset$  : contrainte de cône (**convexité**  $\Rightarrow$   **$\Theta$   $C$ -convexe**)

$$\exists \bar{u} \in U^{\text{ad}}, \Theta(\bar{u}) \in \text{int}(-C).$$

# Interprétation marginaliste des multiplicateurs

**Problème perturbé et fonction valeur :**

$$G(v) = \left\{ \min_{u \in U^{\text{ad}}} J(u) \quad \text{sous} \quad \Theta(u) - v \in -C \right\}.$$

$G$  fournit le **coût optimal** en fonction du **niveau de perturbation**  $v$ .

Soit  $(u^\#, \lambda^\#)$  une solution primale-duale de **KKT**.

Il est clair que l'on a toujours :

$$J(u^\#) = G(0),$$

Dans le cas **convexe**,  $G$  est convexe et sous-différentiable, et l'on dispose alors de l'**interprétation marginaliste** du multiplicateur  $\lambda^\#$  :

$$-\lambda^\# \in \partial G(0).$$

**Un des résultats les plus utilisés de la théorie de l'optimisation !**