

# Cours 4 : Optimisation avec contraintes

## Méthode de Projection

## Méthode de pénalisation

Optimisation déterministe

EISTI  
Ingénieurs 2<sup>ème</sup> année GI  
2010-2011

Nisrine Fortin Camdavant

## 1 Méthode du gradient projeté

## 2 Méthode de pénalisation

- Pénalisation extérieure
- Pénalisation intérieure

Problème d'optimisation **avec contraintes** :

$$(\mathcal{P}) : \begin{cases} \min J(x) \\ x \in K \end{cases}$$

- $J$  une fonction de  $\mathbb{R}^n$  dans  $\mathbb{R} \cup \{+\infty\}$
- $K$  l'ensemble des contraintes.

Dans toute la suite,  $K$  est un ensemble non vide, fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

## I. Méthode du gradient projeté

# Principe

## ■ Outils : projection sur un convexe fermé

- soit  $K$  un convexe fermé et non vide de  $\mathbb{R}^n$ , pour tout  $\mathbf{x}$  alors

$$P_K(\mathbf{x}) = \arg \min_{y \in K} \|\mathbf{x} - y\|^2$$

existe et est unique.

## ■ Principe :

- 1 descente de gradient : on minimise la fonction objectif sans tenir compte des contraintes avec les méthodes de gradient, mais à chaque itération, comme

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \rho_k \nabla J(\mathbf{x}_k)$$

il n'est pas certain que  $\mathbf{x}_{k+1} \in K$

- 2 projection sur  $K$  à chaque étape : on **projète**  $\mathbf{x}_{k+1}$  sur  $K$  à chaque étape.

## Algorithme du Gradient projeté

- ▶ Initialisation :  $x_0 \in \mathbb{R}^n$ ,
  - $\tilde{x}_1 = x_0 - \rho_0 \nabla J(x_0)$  où  $\rho_0$  éventuellement calculé par une méthode de recherche linéaire
  - $x_1 = P_K(\tilde{x}_1)$
- ▶ tant que  $\|x_{k+1} - x_k\| > \text{tolérance}$ 
  - $\tilde{x}_{k+1} = x_k - \rho_k \nabla J(x_k)$  où  $\rho_k$  éventuellement calculé par une méthode de recherche linéaire
  - $x_{k+1} = P_K(\tilde{x}_{k+1})$

# Convergence

## ■ Théorème :

si  $J$  est  $\mathcal{C}^1$ ,  $\alpha$ -convexe, de gradient  $M$ -lipschitzienne et si  $\rho_k \in [\beta_1, \beta_2]$  avec  $0 < \beta_1 < \beta_2 < \frac{2\alpha}{M^2}$  alors l'algorithme du gradient projeté converge.

## ■ Remarques :

- Seule (mais importante) difficulté de la méthode : trouver l'opérateur de projection sur  $K$  qui peut être difficile à déterminer si  $K$  est compliqué.
- **Test d'arrêt** : ne pas prendre `while  $\nabla J(x_k) > \text{tolérance}$`  car  $\nabla J(x^*) = 0$  n'est plus une condition nécessaire d'optimalité quand il y a des contraintes.

## II. Méthode de pénalisation

# Principe

- **Outil** : Fonctions de pénalisation.
- **Principe** :
  - ① Remplacement du problème avec contraintes par un problème sans contraintes en intégrant les contraintes  $x \in K$  dans une fonctionnelle  $J_\epsilon$ ,
  - ② la fonction  $J_\epsilon$  devient d'autant plus grande que les contraintes ne sont pas respectées,
  - ③ on minimise  $J_\epsilon$  sur  $\mathbb{R}^n$  par les méthodes de minimisation de problèmes sans contraintes.

# Exemple théorique

## ■ Solution naive :

- On définit

$$\alpha(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \in K \\ +\infty & \text{si } x \notin K \end{cases}$$

Le problème

$$(\mathcal{P}') : \min_{x \in \mathbb{R}^n} J(x) + \alpha(x)$$

est un problème d'optimisation sans contraintes.

- $(\mathcal{P})$  et  $(\mathcal{P}')$  sont équivalents (même solutions).

- ## ■ Solutions réalistes :
- utiliser une fonction  $\alpha$  régulière ( $\mathcal{C}^1$  au moins) petite sur  $K$  et grande en dehors.

# Remarques

On considère le problème de minimisation suivant :

$$(\mathcal{P}_\epsilon) \quad \min_{x \in \mathbb{R}^n} J(x) + \frac{1}{\epsilon} \alpha(x)$$

Si  $\alpha$  n'est même pas continue, les algorithmes vus précédemment pour les problèmes sans contraintes ne sont pas applicables  $\Rightarrow$  on doit alors modifier la fonction  $\alpha$ .

## ■ Principe de la pénalisation extérieure :

- le terme  $\frac{1}{\epsilon}\alpha(x)$  ne joue un rôle qu'à l'*extérieur* de l'ensemble des solutions admissibles.
- On s'approche du minimum du problème ( $\mathcal{P}$ ) venant de "*l'extérieur*".

## ■ Conditions sur le choix de la fonction $\alpha$ :

- 1  $\alpha$  suffisamment régulier
- 2  $\alpha(x) = 0$  ssi  $x \in K$
- 3  $\alpha(x) \geq 0$

Ainsi, quand  $\epsilon$  devient petit, un minimum  $x_\epsilon$  de  $J_\epsilon$  va avoir tendance à rendre  $\alpha$  petit et donc proche de 0, c'est-à-dire que  $x_\epsilon$  sera presque dans  $K$ .

## ■ Exemples de la fonction $\alpha$ :

- Contraintes  $x \leq 0$  :  $\alpha(x) = \|\max(0, x)\|^2$
- Contrainte  $f(x) = 0$  :  $\alpha(x) = \|f(x)\|^2$
- Contraintes  $g(x) \leq 0$  :  $\alpha(x) = \|\max(0, g(x))\|^2$

## ■ Inconvénient : on ne peut pas garantir que $x_\epsilon \in K$

## ■ Principe de la pénalisation intérieure :

- introduire le terme  $\frac{1}{\epsilon} \alpha(x)$  qui tend vers l'infini lorsque  $x$  s'approche de la frontière  $\delta K$  de l'ensemble des contraintes  $K$ .
- créer une "barrière" au bord de l'ensemble admissible et on s'approche du minimum du problème ( $\mathcal{P}$ ) de "l'intérieur".

## ■ Conditions sur le choix de la fonction $\alpha$ :

- ▶  $\alpha$  continue sur  $K^\circ$
- ▶  $x \notin K \Rightarrow \alpha(x) = \infty$

## ■ Exemples de la fonction $\alpha$ :

- Contraintes  $g(x) \leq 0$  :  $\alpha(x) = - \sum_{j=1}^q \log(-g_j(x))$

## ■ Avantage : Le point $\mathbf{x}_\epsilon \in K^\circ$ .

## Algorithme de pénalisation

## Algorithme de Pénalisation

- 1 Initialisation :  $k = 1$ , choix de  $x_0 \in \mathbb{R}^n$ ,  $\epsilon(1) > 0$
- 2 Iteration  $k$  : tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait :
  - ▶ Résoudre le sous problème

$$(\mathcal{P}_{\epsilon^{(k)}}) : \min_{x \in \mathbb{R}^n} J(x) + \frac{1}{\epsilon^{(k)}} \alpha(x)$$

- Choisir un algorithme d'optimisation sans contrainte,
  - initialiser avec  $x_{k-1}$  (solution approchée du sous-problème  $(\mathcal{P}_{\epsilon^{(k-1)}})$ ),
  - noter le minimum de  $(\mathcal{P}_{\epsilon^{(k)}})$  par  $x_k$ .
- ▶  $k \leftarrow k + 1$ , poser  $\epsilon^{(k+1)} = \frac{\epsilon^{(k-1)}}{2}$

## Bibliographie :

- Introduction à l'optimisation, Jean Christophe Culioli, ellipses,1994.
- Introduction à l'analyse numérique matricielle et à l'optimisation PG. CIARLET MASSON 1990
- Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation Albert Tarantola SIAM 2005.
- Convexité et optimisation Guy Cohen Ecole Nationale des Ponts et Chaussées et INRIA 2000.
- Optimisation sans contraintes M. Bergounioux [http ://www.univ-orleans.fr/mapmo/membres/maitine/MASTER2/FAP/optimFAP.pdf](http://www.univ-orleans.fr/mapmo/membres/maitine/MASTER2/FAP/optimFAP.pdf)
- Introduction à l'analyse numérique [http ://www.math.uvsq.fr/jaisson/ENSAE\\_cours45.pdf](http://www.math.uvsq.fr/jaisson/ENSAE_cours45.pdf)
- Algorithmes d'optimisation non-linéaire sans contrainte [http ://www.math.u-bordeaux1.fr/~bergmann/PDF/These/annexeC.pdf](http://www.math.u-bordeaux1.fr/~bergmann/PDF/These/annexeC.pdf)