

# Chapitre 2

## Théorèmes de convergence associés aux méthodes à directions de descente et recherches linéaires inexactes

### 2.1 Introduction

Soit  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ . On considère le problème de minimisation sans contraintes (P) suivant :

$$\min \{f(x) : x \in \mathbb{R}^n\} \quad (\text{P})$$

Rappelons que pour résoudre le problème (P), les méthodes à directions de descente et recherches linéaires inexactes génèrent une suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  de la manière suivante :

Supposons qu'à l'itération  $k$  on ait un point  $x_k \in \mathbb{R}^n$  et une direction de descente  $d_k \in \mathbb{R}^n$ , c'est à dire  $d_k$  vérifie :

$$\nabla f(x_k)^\top d_k < 0 \quad (2.1)$$

Le successeur  $x_{k+1}$  de  $x_k$  est obtenu comme suit :

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k; \alpha_k \in \mathbb{R}_+^* \quad (2.2)$$

$\alpha_k$  est obtenu par une recherche linéaire inexacte du type Armijo ou de Goldstein ou de Wolfe (wolfe-forte).

### 2.1.1 Algorithme général des directions de descente

L'algorithme général associé aux recherches linéaires inexactes et aux directions de descente est le suivant :

#### Algorithme des directions de descente

**Etape1.**

Prendre  $x_0 \in \mathbb{R}^n$  quelconque,  $\varepsilon = 10^{-6}$ (par exemple),  $k = 0$ .

**Etape2.**

Si  $\|\nabla f(x_k)\| < \varepsilon$ , stop; sinon, trouvez une direction de descente  $d_k \in \mathbb{R}^n$  vérifiant  $\nabla f(x_k)^\top d_k < 0$ .

**Etape3.**

Calculez le pas  $\alpha_k$  en utilisant l'une des règles a) ou b) ou c) suivantes :

a) Armijo

b) (Goldstein1) et (Goldstein2)

c) (Wolfe1) et (Wolfe2)

**Etape4.**

Posez

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

Posez  $k = k + 1$  et allez à Etape2

## 2.1.2 Convergence globale

Les méthodes à directions de descente et recherches linéaires inexactes génèrent une suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$ . L'idéal est que cette suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  converge vers la solution minimale globale du problème (P). En général on n'obtient pas ce résultat et se contente vérifie seulement

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0, \quad (\text{conv-glob})$$

ou un résultat encore plus faible

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0. \quad (\text{conv-glob(bis)})$$

**Définition :** On dit que la suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  est globalement convergente, si pour tout point de départ  $x_0$ , l'une des deux conditions (conv-glob) ou (conv-glob(bis)) est réalisée.

**Remarque :** La condition (conv-glob(bis)) est plus faible que la condition (conv-glob). Elle implique qu'il existe seulement une sous suite  $\{\|\nabla f(x_k)\|\}_{k \in \mathbb{N}_1}$  ( $\mathbb{N}_1 \subset \mathbb{N}$ ) qui converge vers 0

## 2.1.3 Théorème de Zoutendijk

### Introduction

Dans cette section, on va étudier la *contribution* de la recherche linéaire inexacte dans la convergence des algorithmes à directions de descente. Ce n'est qu'une contribution, parce que la recherche linéaire ne peut à elle seule assurer la convergence des itérés. On comprend bien que le choix de la direction de descente joue aussi un rôle. Cela se traduit par une condition, dite de *Zoutendijk*, dont on peut tirer quelques informations qualitatives intéressantes.

**Définition :** On dit qu'une règle de recherche linéaire satisfait la *condition de Zoutendijk* s'il existe une constante  $c > 0$  telle que pour tout indice  $k \geq 1$  on ait

$$f(x_{k+1}) \leq f(x_k) - c \|\nabla f(x_k)\|^2 \cos^2 \theta_k, \quad (2.3)$$

où  $\theta_k$  est l'angle que fait  $d_k$  avec  $-\nabla f(x_k)$ , défini par

$$\cos \theta_k = \frac{-\nabla f(x_k) d_k}{\|\nabla f(x_k)\| \|d_k\|}. \quad (2.4)$$

Dans la proposition suivante, on va servir de la condition de Zoutendijk.

**Proposition :** si la suite  $\{x_k\}$  générée par un algorithme d'optimisation vérifie la condition de Zoutendijk (2.3) et si la suite  $\{f(x_k)\}$  est minorée, alors

$$\sum_{k \geq 1} \|\nabla f(x_k)\|^2 \cos^2 \theta_k < \infty \quad (2.5)$$

**Preuve :** En sommant les inégalités (2.3), on a

$$\sum_{k=1}^l \|\nabla f(x_k)\|^2 \cos^2 \theta_k \leq \frac{1}{c} (f(x_1) - f(x_{l+1})), \quad (2.6)$$

**Preuve.** et puisque la suite  $\{f(x_k)\}$  est minorée, c'est-à-dire  $\exists \epsilon > 0$  telle que pour tout  $k$ ,  $f(x_k) \geq \epsilon$  alors

$$\sum_{k \geq 1} \|\nabla f(x_k)\|^2 \cos^2 \theta_k < \infty \text{ quand } l \longrightarrow \infty,$$

■

## Théorème de Zoutendijk

Le Théorème de Zoutendijk est le principal Théorème qu'on utilise pour démontrer la convergence des méthodes du gradient conjugué non quadratique et les méthodes quasi-Newtoniennes. Ce théorème est surtout efficace avec les recherches linéaires inexacts de Wolfe et de Goldstein et nécessite quelques hypothèses sur  $f$  ( $f$  différentiable  $\nabla f$  Lipschitzien).

On dispose d'un résultat de convergence des algorithmes de descente avec recherche

linéaire de Wolfe 1 et 2.

**Théorème : (Théorème de Zoutendijk)**

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  supposée différentiable, de gradient Lipschitz et bornée inférieurement. Soit  $A$  un algorithme générant des itérés définis par :

$$x_{k+1} = x_k + s_k d_k,$$

où  $d_k$  est une direction de descente de  $f$  en  $x_k$  et  $s_k > 0$  un pas vérifiant les conditions de Wolfe 1 et 2. Alors :

$$\sum \cos(\theta_k)^2 \|\nabla f(x_k)\|^2 < +\infty.$$

**Preuve :** D'après la seconde condition de Wolfe, on sait que :  $\forall k, \nabla f(x_{k+1})^\top d_k \geq \epsilon_2 \left( \nabla f(x_k)^\top d_k \right)$ , d'où :

$$\forall k, \left( \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) \right)^\top d_k \geq (\sigma - 1) \left( \nabla f(x_k)^\top d_k \right).$$

De plus :

$$\begin{aligned} \left( \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) \right)^\top d_k &\leq \|\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k)\| \|d_k\| && \text{(Cauchy-Schwartz)} \\ &\leq L \|x_{k+1} - x_k\| \|d_k\| && \text{(\nabla f L-Lipschitz)} \\ &\leq L \alpha_k \|d_k\|^2. \end{aligned}$$

D'où en combinant les deux inégalités précédentes, on obtient :

$$\forall k, 0 \leq (\sigma - 1) \left( \nabla f(x_k)^\top d_k \right) \leq L \alpha_k \|d_k\|^2,$$

soit un pas  $\alpha_k$  vérifiant :

$$\alpha_k \geq \frac{\sigma - 1}{L} \frac{\nabla f(x_k)^\top d_k}{\|d_k\|^2} > 0. \quad (2.7)$$

Une technique classique en optimisation pour obtenir des résultats de convergence consiste à se servir de la série de terme général  $f(x_k) - f(x_{k+1})$  : c'est une série à termes positifs qui converge si sa somme partielle de rang  $n$  (égale à  $f(x_0) - f(x_{n+1})$ ) est majorée. C'est ici le cas puisque  $f$  est supposée bornée inférieurement :

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x_{k+1}) &\geq -\beta_1 \alpha_k \nabla f(x_k)^\top d_k && \text{(condition de Wolfe 1)} \\ &\geq \beta_1 \frac{1 - \sigma}{L} \frac{\left(\nabla f(x_k)^\top d_k\right)^2}{\|d_k\|^2} && \text{(d'après (2.7))} \\ &\geq \beta_1 \frac{1 - \sigma}{L} \cos(\theta_k)^2 \|\nabla f(x_k)\|^2. \end{aligned}$$

D'après le Théorème de comparaison de deux séries numériques à termes positifs, sachant que la série de terme général  $f(x_k) - f(x_{k+1})$  converge, on en déduit la convergence de la série  $\sum \cos(\theta_k)^2 \|\nabla f(x_k)\|^2$ .

Ce Théorème implique que si la direction de descente  $d_k$  n'est pas orthogonale à la direction de  $-\nabla f(x_k)$  à l'infini i.e. si

$$\exists c > 0, \forall k \in \mathbb{N}, \cos(\theta_k) \geq c,$$

alors la série  $\sum \|\nabla f(x_k)\|^2$  converge et la suite  $(\nabla f(x_k)_k)$  tend vers 0 quand  $k \rightarrow +\infty$ . Ce Théorème nous donne donc la convergence globale de l'algorithme de descente considéré.

## Conséquences tirées du théorème de Zoutendijk

$\sum_{k=0}^{\infty} \cos^2(\theta_k) \|\nabla f(x_k)\|^2 < +\infty$  implique

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \cos^2(\theta_k) \|\nabla f(x_k)\|^2 = 0 \quad (2.8)$$

La relation (2.8) n'implique pas en général que

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\|^2 = 0. \quad (2.9)$$

Si  $\cos(\theta_k)$  tend vers zéro quand  $k$  tend vers l'infini,  $\|\nabla f(x_k)\|$  peut ne pas tendre vers zéro. Il faut donc éviter que  $\theta_k$  tende vers  $\frac{\pi}{2}$ , pour s'assurer que :  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\|^2 = 0$ . C'est le but de la définition suivante :

**Définition :** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , une fonction bornée inférieurement, différentiable. Soit un algorithme itératif qui génère une suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  dans  $\mathbb{R}^n$  définie par  $x_0 \in \mathbb{R}^n$  quelconque et les itérations

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k, k = 0, 1, 2, \dots$$

La suite  $\{d_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  est dite en relation gradient avec la suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  si on a

$$\exists \mu > 0 : \cos(\theta_k) \geq \mu : \forall k \in \mathbb{N} \quad (2.10)$$

### Sens géométrique de la condition (2.10)

La condition (2.10) veut dire que la suite  $\{\cos(\theta_k)\}_{k \in \mathbb{N}}$  est minorée par un nombre strictement positif  $\mu$ . La condition (2.9) n'est pas garantie, si la suite  $\cos(\theta_k) \rightarrow 0$  quand  $k \rightarrow \infty$ . Géométriquement, cette condition veut dire que la suite angles

$$\left\{ \theta_k = -\widehat{\nabla f(x_k), d_k} \right\}_{k \in \mathbb{N}}$$

ne doit pas tendre vers  $\frac{\pi}{2}$  quand  $k$  tend vers l'infini ou en d'autres termes, il ne faut pas que les deux suites de directions

$$\{d_k\}_{k \in \mathbb{N}} \text{ et } \{-\nabla f(x_k)\}_{k \in \mathbb{N}},$$

finissent par devenir orthogonales quand  $k \rightarrow \infty$ .

Si la suite  $\{d_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  est en relation gradient avec la suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$ . On obtient le Théorème suivant qui assure la convergence globale de la suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$

### **Théorème : (de Zouentijk-bis)**

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , une fonction bornée inférieurement, différentiable, dont le gradient est continu au sens de Lipschitz, c'est à dire qu'il existe  $M > 0$  telle que

$$\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\| \leq M \|x - y\| : \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

Soit un algorithme itératif qui génère une suite  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  dans  $\mathbb{R}^n$  définie par  $x_0 \in \mathbb{R}^n$  quelconque et les itérations

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

avec  $d_k$  direction de descente (c'est à dire  $\nabla f(x_k)^\top d_k < 0$ ) et  $\alpha_k$  vérifiant les conditions de (Wolfe1) et (Wolfe2). Si on plus on a

$$\exists \mu > 0 : \cos(\theta_k) \geq \mu : \forall k \in \mathbb{N}. \tag{2.11}$$

où  $\theta_k$  est l'angle défini par

$$\cos(\theta_k) = \frac{-\nabla f(x_k)^\top d_k}{\|\nabla f(x_k)\| \|d_k\|}.$$

Alors on a

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\|^2 = 0.$$



**Preuve :** D'après le Théorème de Zoutendijk, on a

$$\sum_{k=0}^{\infty} \cos^2(\theta_k) \|\nabla f(x_k)\|^2 < +\infty.$$

Ceci implique

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \cos^2(\theta_k) \|\nabla f(x_k)\|^2 = 0. \quad (2.12)$$

Notons

$$u_k = \cos^2(\theta_k), \quad v_k = \|\nabla f(x_k)\|^2, \quad w_k = u_k v_k \quad (2.13)$$

Alors (2.12) et (2.13) impliquent

$$u_k \geq \mu^2 > 0, \quad v_k > 0, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} w_k = 0, \quad (2.14)$$

(2.13) implique

$$v_k = \frac{1}{u_k} w_k, \quad (2.15)$$

(2.14) et (2.15) donnent

$$0 \leq v_k \leq \frac{1}{\mu^2} w_k, \quad (2.16)$$

$\lim_{k \rightarrow \infty} w_k = 0$  et (2.16) impliquent

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0.$$

## 2.2 Convergence de la méthode du gradient.

### 2.2.1 Cas de la recherche linéaire inexacte de Wolfe

**Théorème :** (convergence de la méthode de la plus forte pente avec la recherche linéaire de Wolfe).

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , une fonction bornée inférieurement, différentiable, dont le gradient

est continu au sens de Lipschitz, c'est à dire qu'il existe  $G > 0$  telle que

$$\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\| \leq G \|x - y\| : \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

dans l'ensemble  $\delta(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : f(x) \leq f(x_0)\}$ ,  $x_0 \in \mathbb{R}^n$  quelconque .

Considérons l'algorithme de la méthode de descente avec la recherche linéaire de Wolfe (voir Chapitre3\_S1). Soit  $\{x_k\}$  une suite générée par cet algorithme. Alors ou bien l'algorithme s'arrête après un nombre fini d'itérations en un point  $x_{k_0}$  tel que  $\nabla f(x_{k_0}) = 0$ , ou bien il génère une suite infinie  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$  telle que

$$\nabla f(x_k)_{k \rightarrow \infty} \longrightarrow 0.$$

**Preuve :** C'est une conséquence directe du Théorème de Zoutendijk-bis . En effet les hypothèses sur  $f$  sont les mêmes hypothèses du théorème de Zoutendijk-bis.

Les données de notre Théorème sont :

$$d_k = -\nabla f(x_k) \implies \theta_k = \widehat{-\nabla f(x_k), -\nabla f(x_k)} = 0$$

**Preuve.** donc

$$\cos(\theta_k) = 1 : \forall k.$$

par conséquent, en prenant par exemple  $\mu = \frac{1}{2}$ , on a

$$\forall k \in \mathbb{N} : \cos(\theta_k) > \frac{1}{2}.$$

D'après le Théorème de Zoutendijk, on a

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0.$$

Puisque  $\|\cdot\|$  est une fonction continue, donc

$$\nabla f(x_k)_{k \rightarrow \infty} \longrightarrow 0.$$

■

### 2.2.2 Convergence globale de l'algorithme de Newton avec recherche linéaire inexacte de Wolfe

**Théorème** : Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , une fonction bornée inférieurement, différentiable, dont le gradient est continu au sens de Lipschitz. On suppose que le choix de la direction de descente dans cet algorithme est le suivant :  $d_k = -H_k^{-1}(\nabla f(x_k))$ , où  $H_k$  est une matrice symétrique définie positive. Couplée avec une recherche linéaire de Wolfe. On suppose aussi que le conditionnement de la matrice  $H_k$  reste borné au cours des itérations, alors l'algorithme de Newton avec recherche linéaire converge globalement.

**Preuve** : (voir td)

# Bibliographie

- [1] BENZINE RACHID. COURS OPTIMISATION SANS CONTRAINTES TOME1.sur internet.
- [2] Aude RONDEPIERRE & Pierre WEISS.MÉTHODES STANDARDS EN OPTIMISATION NON LINÉAIRE DÉTERMINIS