Université de Versailles Saint-Quentin-En-Yvelines

# L3, Optimisation et Applications (LSMA651)

Année 2011-2012

Enseignants: L. Dumas, J.P. Bartier, M.Z. Dauhoo http://dumas.perso.math.cnrs.fr/LSMA651.html

#### TD 5: METHODES DE DESCENTE

#### Exercice 1.

On munit  $\mathbb{R}^n$  du produit scalaire euclidien usuel, noté  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ , la norme euclidienne associée étant notée  $\| \cdot \|$ . Pour tout  $v \in \mathbb{R}^n$ ,  $\| v \| = \sqrt{v^T v}$  sur  $\mathbb{R}^n$ . On définit la norme d'opérateur de M comme suit:

$$|| M || = \max_{v} \{ || Mv ||, || v || = 1 \}.$$

Montrer que les propriétés suivantes sont équivalentes pour une matrice M symétrique (h > 0 est fixé):

- (a) M est inversible et  $||M^{-1}|| \le \frac{1}{h}$
- (b) ||Mv|| > h.  $||v|| \forall v \in \mathbb{R}^n$
- (c)  $|\lambda_i(M)| \ge h$  pour tout valeur propre  $\lambda_i(M)$  de  $M, i = 1, \dots, n$

## Exercice 2.

On suppose que f est  $\mathbb{C}^2$  sur  $\mathbb{R}^n$ . Montrer que

$$\forall (x,z) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n, \quad \nabla f(z) - \nabla f(x) = \int_0^1 \left[ H(x + t(z - x)) \right] (z - x) dt,$$

où H(y) représente la matrice hessienne de f au point  $y \in \mathbb{R}^n$ .

### Exercice 3.

Soit f  $C^2$  sur  $\mathbb{R}^n$  et  $x^* \in \mathbb{R}^n$  tel que  $\nabla f(x^*) = 0$ . On suppose que H(x) vérifie les conditions suivantes:

(1) il existe 
$$h > 0$$
 tel que  $||H^{-1}(x^*)|| \le \frac{1}{h}$ .

(2) Il existe  $\beta > 0$  et L > 0 tel que

$$||H(x) - H(x^*)|| \le L ||x - x^*||$$
 pour tout  $x$  vérifiant  $||x - x^*|| \le \beta$ .

Soient  $||x-x^*|| < \gamma := \min(\beta, \frac{2h}{3L})$  et  $x_N := x - H^{-1}(x)\nabla f(x)$ . Montrer les inégalites suivantes:

(a) 
$$||x_N - x^*|| \le ||x - x^*||^2 \frac{L}{2(h - L ||x - x^*||)}$$
.

(b) 
$$||x_N - x^*|| \le ||x - x^*|| < \gamma$$
.

## Exercice 4.

### La méthode de Descente de Gradient

Soit la fonction  $f(\mathbf{x})$  définie et  $C^1$  sur  $\mathbb{R}^n$ . On sait que dans un voisinage d'un point  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ , f diminue le plus rapidement si l'on passe dans la direction de la pente négative de f à  $\mathbf{a}$ , c'est à dire la direction  $-\nabla \mathbf{f}(\mathbf{a})$ .

On commence avec une estimation,  $x_0$ , pour un minimum local de f et considère la séquence  $x_0, x_1, x_2, \cdots$ , où

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - \alpha \nabla \mathbf{f}(\mathbf{x}_i), i = 0, 1, 2 \cdots$$

tel que

$$f(x_0) \geq f(x_1) \geq f(x_2) \cdots$$

f(x) est définie comme suit:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^T \begin{pmatrix} 6 & -2 \\ -2 & 6 \end{pmatrix} \mathbf{x} + \begin{bmatrix} -1 & -1 \end{bmatrix} \mathbf{x}$$

- (i) Quel est l'unique minimum (global)  $x^*$  de f?
- (ii) En commençant avec  $\mathbf{x_0} = [0\ 0]^T$  et  $\alpha = 0.1$ , calculer les deux itérés suivants  $\mathbf{x_1}$  et  $\mathbf{x_2}$ .
- (iii) Trouver la taille de pas maximum  $(\alpha)$  pour que la méthode converge vers  $x^*$  quel que soit le point  $x_0$ .