

# TD Optimisation n° 8

18/12/2012

On définit  $J$  comme

$$J(\mathbf{x}) := \frac{1}{2}(A\mathbf{x}, \mathbf{x}) - (\mathbf{b}, \mathbf{x})$$

Soit  $A \in \text{Mat}(N, N)$  une matrice symétrique définie positive.

**Exercice 0.1.** A partir de l'algorithme du cours : à l'étape  $n = 0$  on choisit  $d_0 = -J'(x_0)$ , puis pour tout  $n \geq 1$ ,  $x_n, d_n$  donnés on calcule  $x_{n+1}, d_{n+1}$  de la manière suivante.

$$\begin{cases} x_{n+1} = x_n + \rho_n d_n, \\ d_{n+1} = -J'(x_{n+1}) + \beta_{n+1} d_n, \\ \beta_{n+1} = \frac{|J'(x_{n+1})|^2}{|J'(x_n)|^2}, \\ \rho_n = -\frac{|J'(x_n)|^2}{(Ad_n, J'(x_n))} \end{cases}$$

– Montrer que l'on peut réécrire ces opérations et produire le programme `matlab` suivant :

```
function [x] = conjgrad(A,b,x)
    r=b-A*x;
    p=r;
    rsold=r'*r;

    for i=1:10000000
        Ap=A*p;
        alpha=rsold/(p'*Ap);
        x=x+alpha*p
        r=r-alpha*Ap
        rsnew=r'*r;
        if sqrt(rsnew)<1e-10
            break;
        end
        p=r+rsnew/rsold*p
        rsold=rsnew;
    end
end
```

On précisera le lien entre les variables du code et celles utilisées dans l'algorithme.

– Reprendre le dernier exercice du TD 7 et donner les valeurs successives pour  $(d_n, x_n)$

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 4 & 1 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} 0 \\ 12 \\ 0 \end{pmatrix} x_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

**Exercice 0.2.** On perturbe  $J$  avec une non-linéarité d'ordre 4 :

$$J(\mathbf{x}) := \frac{\mu}{2}(A\mathbf{x}, \mathbf{x}) + \frac{1}{4}(\mathbf{x}, \mathbf{x})^2 - (\mathbf{b}, \mathbf{x})$$

1. Ecrire sous forme vectorielle (resp. matricielle) le gradient  $G$  (resp. la Hessienne  $H$ ) de  $J$
2. On veut utiliser les méthodes de Newton et quasi-Newton pour résoudre ce problème

(a) Newton : écrire la méthode

(b) Quasi-Newton : méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS)

On se donne à l'étape  $k$ ,  $\mathbf{x}_k$ ,  $B_{k-1}$  (qui joue le rôle de l'inverse approché du Hessien  $H(\mathbf{x}_k)$ ).

i. On résout  $\mathbf{p}_k = B_k^{-1}G(\mathbf{x}_k)$

ii. Ecrire ce que l'on doit résoudre pour trouver  $\alpha_k$  optimal tq

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k$$

iii. On pose  $\mathbf{s}_k = \alpha_k \mathbf{p}_k$  et  $\mathbf{y}_k = G(\mathbf{x}_{k+1}) - G(\mathbf{x}_k)$  On veut avoir :

$$B_{k+1} \mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k$$

on se propose de chercher  $B_{k+1}$  sous la forme

$$B_{k+1} = B_k + \omega_1 \mathbf{y}_k \otimes \mathbf{y}_k^* + \omega_2 (M \mathbf{s}_k) \otimes (M \mathbf{s}_k)^*$$

calculer  $\omega_1$  et  $\omega_2$  pour que l'on ait :  $B_{k+1} \mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k$

iv. Quelle formule obtient on pour le choix particulier de  $M = B_k$

v. Montrer que si  $A$  est inversible et  $\mathbf{u}, \mathbf{v}$  sont deux vecteurs alors on a

$$(A + \mathbf{u} \otimes \mathbf{v})^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1} \mathbf{u} \otimes \mathbf{v} A^{-1}}{1 + (\mathbf{v}, A^{-1} \mathbf{u})}$$

vi. Quelle formule de récurrence a-t-on pour  $B_{k+1}^{-1}$  ? Quel est l'intérêt de cette méthode ?