

UNIVERSITE DE GENEVE

Faculté des Sciences

À rendre pour le début de la séance du Mercredi 24 janvier 2007

Section de mathématiques

Mercredi 10 janvier 2007

## Optimisation – Corrigé 5

**Exercice 1** a) Nous avons

$$\begin{aligned} A^T(A^{-1})^T &= (A^{-1}A)^T = I, \\ (A^{-1})^TA^T &= (AA^{-1})^T = I. \end{aligned}$$

- b) D'abord  $B^{-1} = (B^T)^{-1}$ , donc nous n'avons qu'à traiter  $B^{-1}$ . Nous avons  $(B^{-1})^T = (B^T)^{-1} = B^{-1}$ .
- c) Calculons les dérivées partielles  $\frac{\partial f}{\partial x_i} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (B_{ij} + B_{ji})x_j - b_i$ . Donc  $\nabla f = \frac{1}{2}(B + B^T)\mathbf{x} + \mathbf{b}$ . Comme  $B$  est symétrique. Démontrer que  $\nabla f(\mathbf{x}) = B\mathbf{x} + \mathbf{b}$
- d) Comme  $B$  est symétrique,  $B$  peut être diagonalisé dans une base orthonormale  $B = Q^T\Lambda Q$ . Nous avons

$$\left\{ \frac{\mathbf{x}^T B \mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|_2^2} \mid \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \right\} = \left\{ \frac{\mathbf{y}^T \Lambda \mathbf{y}}{\|\mathbf{x}\|_2^2} \mid \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n \right\}$$

et  $\lambda_{min}(B) = \lambda_{min}(\Lambda)$  et  $\lambda_{max}(B) = \lambda_{max}(\Lambda)$ . Il suffit alors de raisonner sur  $\Lambda$ .

- e) Même raisonnement que pour le d).

**Exercice 2** a) Rang 1 symétrique :

$$B_{k+1} = B_k + \frac{(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)^T}{\mathbf{s}_k^T (\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)}$$

i. Montrer que  $B_{k+1} \mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k$ . Nous avons

$$\begin{aligned} B_{k+1} \mathbf{s}_k &= B_k \mathbf{s}_k + \frac{(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)^T \mathbf{s}_k}{\mathbf{s}_k^T (\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)} \\ &= B_k \mathbf{s}_k + \mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k \\ &= \mathbf{y}_k \end{aligned}$$

ii. Montrer que si  $B_k$  est symétrique alors  $B_{k+1}$  l'est aussi. Nous avons

$$B_{k+1} = B_k + \frac{(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)^T}{\mathbf{s}_k^T (\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)}$$

La matrice  $B_k$  est symétrique. La matrice  $(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)(\mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k)^T$  l'est aussi  $MM^T$  est toujours symétrique.

b) BFGS : Broyder-Fletcher-Goldbach-Shano

$$B_{k+1} = B_k + \frac{\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^T}{\mathbf{y}_k^T \mathbf{s}_k} - \frac{B_k \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^T B_k}{\mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k}$$

i. Montrer que  $B_{k+1} \mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k$ . Nous avons :

$$\begin{aligned} B_{k+1} \mathbf{s}_k &= B_k \mathbf{s}_k + \frac{\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^T \mathbf{s}_k}{\mathbf{y}_k^T \mathbf{s}_k} - \frac{B_k \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k}{\mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k} \\ &= B_k \mathbf{s}_k + \mathbf{y}_k - B_k \mathbf{s}_k \\ &= \mathbf{y}_k \end{aligned}$$

ii. Montrer que si  $B_k$  est symétrique alors  $B_{k+1}$  l'est aussi.

$$B_{k+1} = B_k + \frac{\mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^T}{\mathbf{y}_k^T \mathbf{s}_k} - \frac{B_k \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^T B_k}{\mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k}$$

$B_k$  est symétrique et les autres termes aussi car pour toute matrice  $M$ ,  $MM^T$  est toujours symétrique. De plus, la somme de deux matrices symétriques est aussi symétrique.

iii. Montrer que si  $B_k$  est définie positive et si  $s_k^T y_k > 0$  alors  $B_{k+1}$  est aussi définie positive. Nous avons

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k^T B_{k+1} \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_k^T B_k \mathbf{x}_k + \frac{\mathbf{x}_k^T \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^T \mathbf{x}_k}{\mathbf{y}_k^T \mathbf{s}_k} - \frac{\mathbf{x}_k^T B_k \mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{x}_k}{\mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k} \\ &= \mathbf{x}_k^T B_k \mathbf{x}_k + \frac{\mathbf{x}_k^T \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^T \mathbf{x}_k}{\mathbf{y}_k^T \mathbf{s}_k} - \frac{(\mathbf{x}_k^T B_k \mathbf{s}_k)^2}{\mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k} \end{aligned}$$

Mais, par Cauchy-Schwarz,

$$\frac{(\mathbf{x}_k^T B_k \mathbf{s}_k)^2}{\mathbf{s}_k^T B_k \mathbf{s}_k} \leq \mathbf{x}_k^T B_k \mathbf{x}_k.$$

L'égalité n'a lieu que si  $\mathbf{s}_k = \lambda \mathbf{x}_k$  et donc  $B_{k+1}$  est définie positive.

iv. Montrer que

$$B_{k+1}^{-1} = B_k^{-1} - \frac{s_k y_k^T B_k^{-1} + B_k^{-1} y_k s_k^T}{y_k^T s_k} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{s_k s_k^T}{y_k^T s_k}.$$

Calculons :

$$\begin{aligned} & \left( B_k + \frac{y_k y_k^T}{y_k^T s_k} - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k} \right) \\ & \left( B_k^{-1} - \frac{s_k y_k^T B_k^{-1} + B_k^{-1} y_k s_k^T}{y_k^T s_k} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{s_k s_k^T}{y_k^T s_k} \right) = \\ & = \left( I - \frac{B_k s_k y_k^T B_k^{-1} + y_k s_k^T}{y_k^T s_k} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{B_k s_k s_k^T}{y_k^T s_k} \right) + \\ & + \left( \frac{y_k y_k^T B_k^{-1}}{y_k^T s_k} - \frac{y_k y_k^T B_k^{-1}}{y_k^T s_k} - \frac{y_k y_k^T B_k^{-1} y_k s_k^T}{(y_k^T s_k)^2} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{y_k s_k^T}{y_k^T s_k} \right) - \\ & - \left( \frac{B_k s_k s_k^T}{s_k^T B_k s_k} - \frac{B_k s_k y_k^T B_k^{-1}}{y_k^T s_k} - \frac{B_k s_k s_k^T}{s_k^T B_k s_k} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{B_k s_k s_k^T}{y_k^T s_k} \right) = \\ & = \left( I - \frac{B_k s_k y_k^T B_k^{-1}}{y_k^T s_k} - \frac{y_k s_k^T}{y_k^T s_k} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{B_k s_k s_k^T}{y_k^T s_k} \right) + \\ & + \frac{y_k s_k^T}{y_k^T s_k} - \left( -\frac{B_k s_k y_k^T B_k^{-1}}{y_k^T s_k} + \left(1 + \frac{y_k^T B_k^{-1} y_k}{y_k^T s_k}\right) \frac{B_k s_k s_k^T}{y_k^T s_k} \right) = \\ & = I. \end{aligned}$$

**Exercice 3** a) Implémenter la méthode de Newton.

```
function [x,xk]=Newton(f,fp,fpp,x0,tol,maxiter,tau,be,alinit)
% NEWTON Newton minimum search with Armijo line search
% [x,xk]=Newton(f,fp,fpp,x0,tol,maxiter,tau,be,alinit) finds an
% approximate minimum of the function f with gradient fp and
% Hessian fpp, starting at the initial guess x0. The remaining
% parameters are optional and default values are used if they are
% omitted. xk contains all the iterates of the method.

if nargin<9, alinit=1; end;
if nargin<8, be=0.1; end;
if nargin<7, tau=0.5; end;
if nargin<6, maxiter=100; end;
if nargin<5, tol=1e-6; end;

x=x0;
xk=x0;
```

```

g=feval(fp,x);
p=-feval(fpp,x)\g;
k=0;
while norm(d)>tol & k<maxiter
    al=alinit;
    while feval(f,x+al*p)>feval(f,x)-al*be*p'*p
        al=tau*al;
    end;
    x=x+al*p;
    g=feval(fp,x);
    p=-feval(fpp,x)\g;
    k=k+1;
    xk(:,k+1)=x;
end;

```

b) Implémenter la méthode de Quasi-Newton rang 1 symétrique :

```

function [x,xk]=Rank1(f,fp,x0,tol,maxiter,tau,be,alinit)
% RANK1 Minimization with Quasi Newton Symmetric Rank 1 and Armijo
% [x,xk]=Rank1 (f,fp,x0,tol,maxiter,tau,be,alinit) finds an
% approximate minimum of the function f with gradient fp
% starting at the initial guess x0. The remaining parameters
% are optional and default values are used if they are omitted.
% xk contains all the iterates of the method.

if nargin<8, alinit=1; end;
if nargin<7, be=0.1; end;
if nargin<6, tau=0.5; end;
if nargin<5, maxiter=100; end;
if nargin<4, tol=1e-6; end;

x=x0;
xk=x0;
g=feval(fp,x);
B=eye(length(x));
p=-g;
k=0;
while norm(d)>tol & k<maxiter
    al=alinit;
    while feval(f,x+al*p)>feval(f,x)-al*be*p'*p

```

```

    al=tau*al;
end;
x=x+al*p;
s=xk(:,k+1)-x;
y=feval(f,xk(:,k+1))-feval(f,x);
B=B+(y-B*s)*(y-B*s) '/(s'*(y-B*s));
g=feval(fp,x);
p=-B\g;
k=k+1;
xk(:,k+1)=x;
end;

```

c) Implémenter la méthode de Quasi-Newton BFGS

```

function [x,xk]=BFGS(f,fp,x0,tol,maxiter,tau,be,alinit)
% BFGS Minimization with Quasi Newton BFGS and Armijo
% [x,xk]= BFGS(f,fp,x0,tol,maxiter,tau,be,alinit) finds an
% approximate minimum of the function f with gradient fp
% starting at the initial guess x0. The remaining parameters
% are optional and default values are used if they are omitted.
% xk contains all the iterates of the method.

if nargin<8, alinit=1; end;
if nargin<7, be=0.1; end;
if nargin<6, tau=0.5; end;
if nargin<5, maxiter=100; end;
if nargin<4, tol=1e-6; end;

x=x0;
xk=x0;
g=feval(fp,x);
B=eye(length(x));
p=-g;
k=0;
while norm(d)>tol & k<maxiter
    al=alinit;
    while feval(f,x+al*p)>feval(f,x)-al*be*p'*p
        al=tau*al;
    end;
    x=x+al*p;
    xk(:,k+1)=x;
    g=feval(fp,x);
    B=B+(g-B*x)*(g-B*x) '/(x'*g);
    p=-B\g;
    k=k+1;
end;

```

```

s=xk(:,k+1)-x;
y=feval(f,xk(:,k+1))-feval(f,x);
B=B+(y-B*s)*(y-B*s) '/(s'*(y-B*s));
g=feval(fp,x);
p=-B\g;
k=k+1;
xk(:,k+1)=x;
end;

```

*Indication :* Pour les méthodes de quasi Newton, on initialisera la matrice  $B_0$  à l'identité.

---

### Dans les exercices d'implémentation

- Afin de préserver l'uniformité des interfaces et permettre le remplacement transparent d'une implémentation par une autre, l'en-tête fourni doit impérativement être respecté et reproduit dans le code. Vous pouvez copier-coller depuis le PDF disponible sur la page web.
- Les programmes et les résultats doivent être rendus imprimés.

### Evaluation du cours d'optimisation

- Les exercices : Les séries d'exercices rendues en retard seront comptées comme non rendues (*i.e.*, note 1 sur 6) dans le calcul de la note finale.
- Un examen oral durant la session d'examens sur le cours.

La note finale est de :  $\frac{1}{5}(\text{exercices.}) + \frac{4}{5}(\text{note examen oral}).$

Assistant : Kévin Santugini

Email : Kevin.Santugini@math.unige.ch

Page web : <http://www.unige.ch/~santugin/index.php?page=enseignement>