

MASTER INFO 2022–2023

**OPTIMISATION ALGORITHMIQUE :**  
**TP 3 : Méthode de descente de gradient.**

**Exercice**

Un signal, émis par une source de position inconnue  $x \in \mathbb{R}^n$ , est reçu par  $m$  récepteurs de positions connues  $y_1, \dots, y_m \in \mathbb{R}^n$ . Grâce à l'intensité du signal, on obtient pour chaque récepteur  $y_j$  une estimation (bruitée) de la distance  $\|x - y_j\|_2$ .

On veut déterminer la position  $x$  de la source à partir des données observées  $(y_j, d_j)$ , pour cela on introduit la fonction définie sur  $\mathbb{R}^n$

$$f(x) = \sum_{j=1}^k \left( \|x - y_j\|_2^2 - d_j^2 \right)^2.$$

1. Que peut-on dire du problème  $x^* = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$  (existence, unicité) ?
2. Calculer  $\nabla f(x)$ .
3. Écrire les fonctions Scilab  
`function [v]=objectif(x,Y,dist)` et `function [g]=gradient_obj(x,Y,dist)`  
 pour calculer  $f(x)$ , reps.  $\nabla f(x)$ . La matrice  $Y$ , de taille  $[n,m]$ , contient les positions des récepteurs  $y_j$  et le vecteur  $dist$ , de taille  $[1,m]$ , les distances  $d_j$ .  
 On tentera d'éviter les boucles.
4. Implémenter la méthode du gradient, `function [x_k,v_k]=methode_gradient(x0,c,rho,Y,dist)`  
 en utilisant un backtracking de paramètres  $c$  et  $\rho$  et où la matrice  $x_k$  contient la suite des points  $x^{(k)}$ ,  $k \geq 0$  et le vecteur  $v_k$  les valeurs  $f(x^{(k)})$ ,  $k \geq 0$ .
5. Pour  $n = 2$  et  $m = 5$  on se donne

$$y_1 = \begin{pmatrix} 1.8 \\ 2.5 \end{pmatrix}, y_2 = \begin{pmatrix} 2.0 \\ 1.7 \end{pmatrix}, y_3 = \begin{pmatrix} 1.5 \\ 1.5 \end{pmatrix}, y_4 = \begin{pmatrix} 1.5 \\ 2.0 \end{pmatrix}, y_5 = \begin{pmatrix} 2.5 \\ 1.5 \end{pmatrix}$$

et `dist` = (2.00, 1.24, 0.59, 1.31, 1.44).

Tracer le graphe de  $f$  sur le domaine  $[-0.5, 3]^2$ ; dans une seconde fenêtre tracer les lignes de niveaux et les positions des récepteurs,  $y_j$ ,  $1 \leq j \leq m$ .

Pour diverses valeurs de  $x^{(0)}$ , tracer la suite des points  $x^{(k)}$ , calculée par la descente de gradient, dans la seconde fenêtre (*i.e.* sur les lignes de niveau).

6. Toujours pour  $n = 2$ , testez d'autres exemples de données  $(y_j, d_j)$ ,  $1 \leq j \leq m$ .

$$y_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, y_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ avec } \text{dist} = (1 \ 1)$$

$$y_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, y_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, y_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, y_4 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \text{ avec } \text{dist} = (0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5)$$

```

1  % Définition de la fonction coût
2  function [v]=objectif(x,Y,dist)
3  [n,m] = size(Y);
4  Yx = x*ones(1,m)-Y ;
5  v = sum( (sum(Yx.^2,1) -dist.^2).^2 );
6  endfunction
7
8  % Gradient de l'objectif
9  function [g]=gradient_obj(x,Y,dist)
10 [n,m] = size(Y) ;
11 Yx = x*ones(1,m)-Y ;
12 err = sum(Yx.^2,1) -dist.^2;
13 g = 4*sum(Yx * diag(err),2) ;
14 endfunction
15
16 % Descente du gradient avec backtracking
17 function [x_k,v_k] = methode_gradient(x0,c,rho,Y,dist)
18 MAX_ITER=500;
19 precision=1e-7;
20
21 % initialisation
22 x_k = [ ]; % historique des points x
23 v_k = [ ]; % historique des valeurs v
24 x = x0;
25
26 for iter=1:MAX_ITER
27     v = objectif(x,Y,dist) ; % valeur en x
28     d = -gradient_obj(x,Y,dist) ; % direction de descente
29     n = norm(d) ;
30     x_k = [x_k , x] ;
31     v_k = [v_k , v] ;
32     if ( n<precision) % test d'arret
33         printf("\n    %i itérations \n",iter) ;
34         return
35     end
36     s=1; % Backtracking
37     while objectif( x+s*d, Y, dist) > v-c*s*n*n , s=rho*s;
38         end;
39
40     printf("\n norme_grad=%2.5e , s=%2.5e , valeur=%2.5e ",n,s,v);
41     x = x+s*d ;
42 end;
43 printf("\n    %i itérations \n",iter) ;
44 endfunction;

```