

CC3: optimisation numérique

Exercice 1

On considère la méthode pattern search appliquée avec un ensemble de directions D , engendrant positivement \mathbb{R}^n , pour une fonction f supposée C^1 et de gradient Lipschitzien de rapport ν .

1. Montrer que la quantité :

$$cm(D) = \min_{\|v\|=1} \max_{d \in D} \left\langle v, \frac{d}{\|d\|} \right\rangle$$

est bien définie et strictement positive.

2. Soit $x \in \mathbb{R}^n$ et $\alpha > 0$ tel que pour toute direction $d \in D$, on a $f(x) \leq f(x + \alpha d)$ (cas d'échec). Montrer que

$$\|\nabla f(x)\| \leq \frac{\nu}{2} cm(D)^{-1} (\max_{d \in D} \|d\|) \alpha$$

On pourra commencer par écrire, en le justifiant, que

$$f(x + \alpha d) - f(x) = \int_0^1 \langle \nabla f(x + t\alpha d), \alpha d \rangle dt$$

Exercice 2

On considère la fonction $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ telle que

$$f(x) = \frac{1}{2} \max(\|x - c_1\|^2, \|x - c_2\|^2)$$

avec $c_1 = (1, -1)$ et $c_2 = -c_1$.

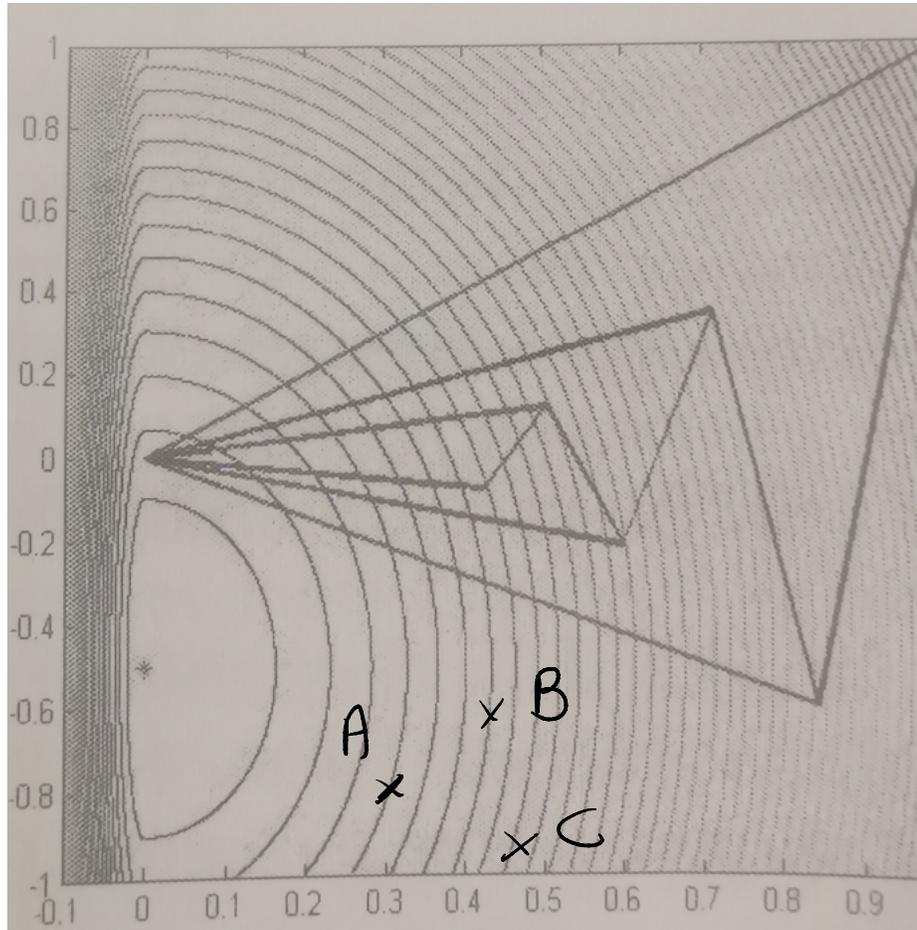
1. Représenter les lignes de niveau de la fonction f sur le carré $[-1, 1]^2$.
2. La fonction f est-elle C^0 ? C^1 ? C^2 ?
3. On considère la méthode pattern search appliquée à la fonction f avec les directions

$$D = \{(0, 1), (0, -1), (1, 0), (-1, 0)\}$$

et le point initial $x_0 = (-0.5, -0.5)$. Que se passe-t-il dans ce cas pour la méthode au cours des itérations ? On tracera avec précision les lignes de niveau autour de x_0 pour justifier la réponse.

Exercice 3

On a représenté sur la figure ci-dessous les premières itérations de la méthode de Nelder Mead pour une fonction f dont les lignes de niveau sont également représentées.



1. Où se situe le minimum de la fonction représenté ?
2. Décrire ce qu'il s'est passé lors des 4 premières itérations représentées sur la figure.
3. On reprend la méthode avec le simplexe de départ $\{A, B, C\}$. Tracer le résultat de la première itération.

Exercice 4 On considère le script Python suivant pour la méthode pattern Search :

```
def Pattern_search(f, X0, Niter) :  
    n=len(X0)  
    alpha=1  
    rho=0.5  
    tau=1.5  
    D=np.concatenate([np.eye(n), -np.eye(n)]) # set of directions  
    N=2*n  
    Xk=X0  
    for k in range(Niter) :  
        i=0
```

```

while(i<=N-1 and -----:
    i=i+1
if (i==N):#echec
    alpha=alpha* -----
else:
    Xk=-----
    alpha=alpha*-----
return Xk

```

Quatre morceaux de lignes ont malencontreusement été effacés et remplacés par des-----.
Reconstituer ces 4 lignes.

Exercice 5 Le script suivant a été écrit pour résoudre le problème de la canette (en remplaçant π par 1):

```

def J(v):
    x = v[0]
    y = v[1]
    p=x**2*y-2*V0)
    return x**2+x*y+rho*p**2
def GradJ(v):
    x = v[0]
    y = v[1]
    p=x**2*y-2*V0
    gradJ = np.array([2*x+y+2*rho*(2*x*y)*p, x+2*rho*(x**2)*p)
    return gradJ
#
def F(J, GradJ, beta, alpha_init, tau, X0, N):
    x_k = X0
    for k in range(N):
        d_k = -GradJ(x_k)
        alpha = alpha_init
        cd=np.dot(d_k, GradJ(x_k))
        while (not(J(x_k + alpha*d_k) <= J(x_k) + alpha*beta*cd):
            alpha *= tau
        x_k = x_k+alpha*d_k
    return x_k
N = 30000
beta = 0.1
alpha_i = 0.1
tau = 0.3
rho=0.05
V0=1000
X0 = np.array([12,22])
print(F(J, GradJ, beta, alpha_i, tau, X0, N))

```

et affiche le résultat :

```
[ 9.97606867 20.08601486]
```

1. Expliquer la méthode utilisée par ce script pour résoudre le problème.
2. Le résultat obtenu est-il satisfaisant ? On pourra calculer le résultat exact.