

Optimisation

Janvier 2019

Tous documents autorisés

Toute affirmation intuitive non argumentée sera à éviter

Exercice 1. Le problème de Képler (10pt).

Soient a, b, c trois réels positifs. On appelle \mathcal{E} l'ensemble des points M de coordonnées (x, y, z) tels que $x^2/a^2 + y^2/b^2 + z^2/c^2 = 1$ (ellipsoïde). On pose $\phi(x, y, z) = x^2/a^2 + y^2/b^2 + z^2/c^2 - 1$ et $f(x, y, z) = -xyz$.

- ✕ (1) Donner une interprétation géométrique du problème (\mathcal{P}) suivant, dit de Képler :

$$\begin{aligned} & \max_{(x, y, z) \in \mathcal{E}} && xyz \\ & x \geq 0, y \geq 0, z \geq 0 \end{aligned}$$

et montrer que ce problème admet un ensemble de solutions non vide.

La suite de l'exercice est centrée sur les conditions nécessaires d'optimalité au premier ordre (KKT).

- ✕ (2) Supposer dans un premier temps qu'aucune des contraintes d'inégalité n'est active.
✕ (2.1) Montrez que les contraintes sont qualifiées en tout point de l'ellipsoïde \mathcal{E} .
✕ (2.2) Exprimer la condition nécessaire d'optimalité au premier ordre et montrer qu'elle conduit à la résolution du système (S) :

$$\begin{cases} (x, y, z) \in \mathcal{E} \\ -yz + 2\lambda x/a^2 = 0 \\ -zx + 2\lambda y/b^2 = 0 \\ -xy + 2\lambda z/c^2 = 0 \end{cases}$$

- ✕ (2.3) Montrer que ces équations impliquent $-3xyz + 2\lambda = 0$. En déduire en remplaçant dans (S) que $3x^2 = a^2$ et achever la résolution de S .
✕ (2.4) Conclure les questions (2) précisément en revenant au problème d'optimisation de départ.

(3) On considère que la seule contrainte d'inégalité active est $x = 0$. Exprimer à nouveau la condition nécessaire d'optimalité du premier ordre. Montrez que cette condition n'admet pas de solution.

(4) En utilisant la condition nécessaire d'optimalité du ^{2^e} premier ordre, montrer qu'il n'est pas possible d'avoir deux contraintes d'inégalité actives en un point solution. Est-il possible d'avoir les 3 contraintes d'inégalité actives en une solution ?

(5) En guise de résumé de l'exercice, décrire l'ensemble solution du problème (\mathcal{P}) .

Problème. Plus profonde descente (10pt).

On note $\|\bullet\|_2$ la norme Euclidienne. Soit f une fonction continûment différentiable de \mathbb{R}^n dans \mathbb{R} , minorée. On s'intéresse au problème

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x);$$

On appelle *direction de plus profonde descente normalisée* (DDN) en x , tel que $\nabla f(x) \neq 0$, toute solution du problème en la variable d suivant

$$\mathcal{P} : \min\{\nabla f(x)^T d, d \in \mathbb{R}^n, \|d\|_2 = 1\}.$$

(1) Préliminaire (peut-être admis en première lecture). Soit pour cette question x tel que $\nabla f(x) \neq 0$. Montrer que $d = -\frac{1}{\|\nabla f(x)\|} \nabla f(x)$ est une direction DNN. Est-ce l'unique DNN en x ?

On suppose de plus que la Hessienne de f est bornée au sens suivant

$$\exists M > 0, \forall x \in \mathbb{R}^n, \max_{d \neq 0} \frac{|d^T \nabla^2 f(x) d|}{\|d\|^2} \leq M.$$

On considère l'algorithme de descente suivant :

Plus profonde descente	
Initialisation	Choisir $\alpha \in]0, 1/2[, \beta \in]0, 1[,$ un point de départ x_0
Itération	<p>For $j = 0, 1, 2, \dots$</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Si $\nabla f(x) = 0$, arrêt de l'algorithme 2. On pose $d_j = -\frac{1}{\ \nabla f(x_j)\ } \nabla f(x_j)$ 3. Recherche linéaire : Poser $t_j = \beta^i$ où i est le plus petit $i \in \mathbb{N}$ tel que $f(x + \beta^i \ \nabla f(x_j)\ _2 d_j) \leq f(x) + \alpha \beta^i \ \nabla f(x_j)\ _2 \nabla f(x_j)^T d_j$ 4. Mettre à jour : $x_{j+1} = x_j + t_j \ \nabla f(x_j)\ _2 d_j$ <p>finFor</p>

(2) Etude de la convergence de la recherche linéaire.

→ (2.1) Montrer par un développement de Taylor-Lagrange sans reste que pour tout $x \in \mathbb{R}^n$, pour tout $t > 0$, et pour tout $d \in \mathbb{R}^n$, $f(x + t d) \leq f(x) + t \nabla f(x)^T d + \frac{1}{2} M t^2 \|d\|^2$.

(2.2) On pose $d = -\frac{1}{\|\nabla f(x)\|} \nabla f(x)$. Vérifier que pour tout $t > 0$, $f(x + t \|\nabla f(x)\|_2 d) \leq f(x) - t \|\nabla f(x)\|_2^2 + \frac{1}{2} M t^2 \|\nabla f(x)\|_2^2$.

(2.3) En déduire que pour $\hat{t} = 1/M$, on a $f(x + \hat{t} \|\nabla f(x)\|_2 d) \leq f(x) + \alpha \frac{\|\nabla f(x)\|_2}{M} \nabla f(x)^T d$.

(2.4) Montrer que si $0 \leq t \leq 1/M$, on a $-t + M t^2 / 2 \leq -t/2$. Déduire alors de 2.2 que la recherche linéaire est bien définie (l'étape 3. de l'algorithme s'arrête en un nombre fini de tests de valeurs pour i croissant).

✓ (2.5) Question difficile. Montrer que t_j de l'étape 3. de l'algorithme vérifie

$$f(x_j) - f(x_{j+1}) \geq \alpha \min(1, \beta/M) \|\nabla f(x_j)\|_2^2 \geq 0.$$

On pourra, pour $d = -\frac{1}{\|\nabla f(x)\|} \nabla f(x)$ représenter pour $t > 0$ les fonctions $t \mapsto f(x - t d)$, $t \mapsto f(x) - \alpha t \|\nabla f(x)\|_2^2$ et $t \mapsto f(x) - t \|\nabla f(x)\|_2^2 + \frac{1}{2} M t^2 \|\nabla f(x)\|_2^2$.

(3) Quelle propriété de f permet-elle d'obtenir un résultat de convergence de l'algorithme à partir de (2.5)? Énoncer précisément ce résultat de convergence.