

Calcul des variations, Optimisation et Applications en Traitement d'image  
Examen écrit, le 6 janvier 2009 à 13h30, durée 1h30



Rédiger Exercice 1 et Problème 2 sur des feuilles séparées

### 1 Exercice sur la fonctionnelle ROF

Soit  $\Omega \subset \mathbb{R}^2$  un ouvert convexe borné à bord  $C^1$ .

Soit  $f$  un élément de  $L^2(\Omega)$ . On considère la fonctionnelle  $F : W^{1,2}(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$F(u) = \int_{\Omega} (f - u)^2 dx + \int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx \tag{1}$$

1. Montrez que  $F$  admet un unique minimiseur dans  $W^{1,2}(\Omega)$ .

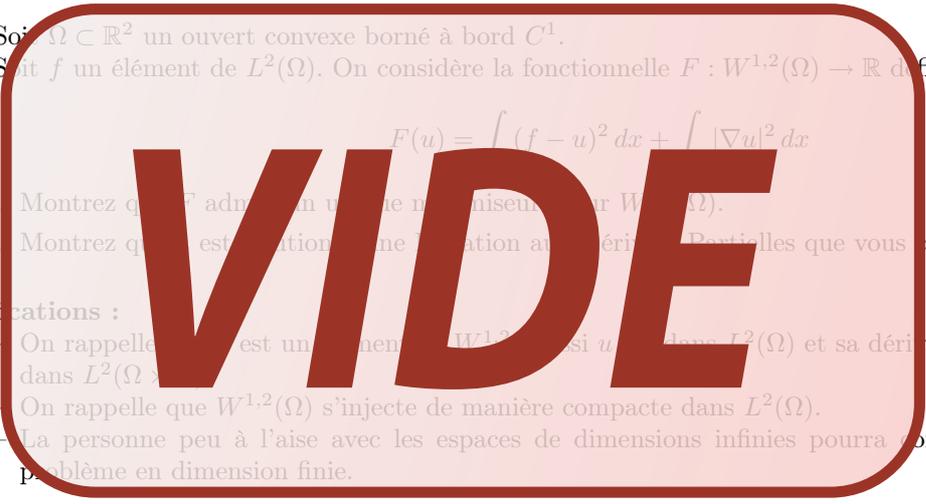
2. Montrez que ce minimiseur est la solution d'une équation aux dérivées partielles que vous calculerez.

**Indications :**

– On rappelle que  $W^{1,2}(\Omega)$  est un espace de Hilbert. Si  $u \in W^{1,2}(\Omega)$  et sa dérivée au sens des distributions dans  $L^2(\Omega)$ .

– On rappelle que  $W^{1,2}(\Omega)$  s'injecte de manière compacte dans  $L^2(\Omega)$ .

– La personne peu à l'aise avec les espaces de dimensions infinies pourra commencer par considérer le problème en dimension finie.



### 2 Méthode de gradient avec projection à pas variable pour une fonction quadratique elliptique

On considère le problème de minimisation suivant :

trouver  $\hat{u}$  tel que  $F(\hat{u}) = \min_{u \in U} F(u)$ , (2)

$$F(u) = \frac{1}{2} \langle Bu, u \rangle - \langle c, u \rangle, \quad B \in \mathbb{R}^{N \times N}, \quad c \in \mathbb{R}^N,$$

$$U = \{u \in \mathbb{R}^N : Au = v\}, \quad v \in \mathbb{R}^M, \quad \text{rank}(A) = M < N, \tag{3}$$

où  $B$  est symétrique et définie positive (donc toutes ses valeurs propres sont strictement positives).

Soit  $P_U$  l'opérateur de projection sur  $U$ . On considère l'itération

$$\begin{aligned} u_{k+1} &= G_k(u_k), \quad k = 0, 1, 2, \dots, \\ G_k(u) &= P_U(u - \rho_k(Bu - c)). \end{aligned} \tag{4}$$

1. Soit la fonction  $f : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$f(\rho) = \max \{ |1 - \rho\lambda_{\min}|, |1 - \rho\lambda_{\max}| \},$$

où  $\lambda_{\min}$  et  $\lambda_{\max}$  sont la plus petite et la plus grande des valeurs propres de  $B$  et  $\mathbb{R}_+ \stackrel{\text{def}}{=} \{r \in \mathbb{R} : r \geq 0\}$ .

(a) Pour  $\lambda > 0$  fixé, calculer  $\arg \min_{\rho} |1 - \rho\lambda|$ . Tracer la courbe de  $\rho \rightarrow f(\rho)$ .

(b) Soit  $G = \{r \in \mathbb{R}_+ : f(r) = 1\}$ . Déterminer explicitement  $G$  et donner sa cardinalité.

(c) Calculer

$$\hat{\rho} \stackrel{\text{def}}{=} \arg \min_{\rho} f(\rho).$$

(d) Déterminer un intervalle  $[a, b]$ , avec  $0 < a < b$  tel que

$$\rho \in [a, b] \Rightarrow \gamma \stackrel{\text{def}}{=} \max\{f(a), f(b)\} < 1. \quad (5)$$

2. Montrer que

$$\|I - \rho B\|_2 = f(\rho).$$

*Rappel* : pour toute matrice réelle et carrée  $A$ , son rayon spectral est  $R(A) = \max\{|\lambda_i| : \lambda_i = \text{valeur propre de } A\}$  et l'on a  $\|A\|_2 = \sqrt{R(A^T A)}$  où  $A^T$  est la matrice transposée de  $A$ .

3. En étudiant  $\|G_k(u) - G_k(v)\|_2$  pour  $u \in \mathbb{R}^N$ ,  $v \in \mathbb{R}^N$ , montrer que

$$\rho_k \in [a, b] \Rightarrow G_k \text{ est une contraction.}$$

Conclure quant à la convergence de l'itération donnée dans (4).

*Rappel* : tout opérateur de projection  $P_U$  satisfait l'inégalité  $\|P_U(u) - P_U(v)\|_2 \leq \|u - v\|_2$ ,  $\forall u \in \mathbb{R}^N$  et  $\forall v \in \mathbb{R}^N$ .

4. Si  $\hat{u}$  résout le problème formulé dans (2), montrer que l'itération (4) satisfait

$$\rho_k \in [a, b] \Rightarrow \|u_k - \hat{u}\|_2 \leq \gamma^k \|u_0 - \hat{u}\|_2, \quad (6)$$

où  $\gamma$  est défini dans (5).

5. Commenter le cas où  $\rho_k = \hat{\rho}$ ,  $\forall k \geq 0$ .

6. Dans le cas d'une fonction  $\mathcal{F}$  convexe, coercive et  $\mathcal{C}^2$ , générale, nous avons obtenu en cours que la méthode de gradient avec projection à pas variable vérifie

$$\rho_k \in [a', b'], \quad 0 < \tilde{a} < \tilde{b} < \frac{2\lambda_{\min}}{\lambda_{\max}^2} \Rightarrow \exists \tilde{\gamma} < 1 \text{ tel que } \|u_k - \hat{u}\|_2 \leq \tilde{\gamma}^k \|u_0 - \hat{u}\|_2,$$

où  $\hat{u}$  est tel que  $\mathcal{F}(\hat{u}) = \min_{u \in U} \mathcal{F}(u)$ .

(a) Le résultat donné ci-dessus peut-il être appliqué au problème (2)?

(b) Comparer la valeur de  $b$  obtenue à la question (1d) avec  $\tilde{b}$  et commenter l'importance du résultat (1d).

7. Soit  $w \in \mathbb{R}^N$ . Pour  $U$  définie dans (3), calculer

$$\hat{z} = \arg \min_{z \in U} \left\{ \frac{1}{2} \|z - w\|_2^2 \right\}.$$

(a) Pour tout  $w \in \mathbb{R}^N$ , déduire  $P_U(w)$  pour  $U$  défini dans (3).

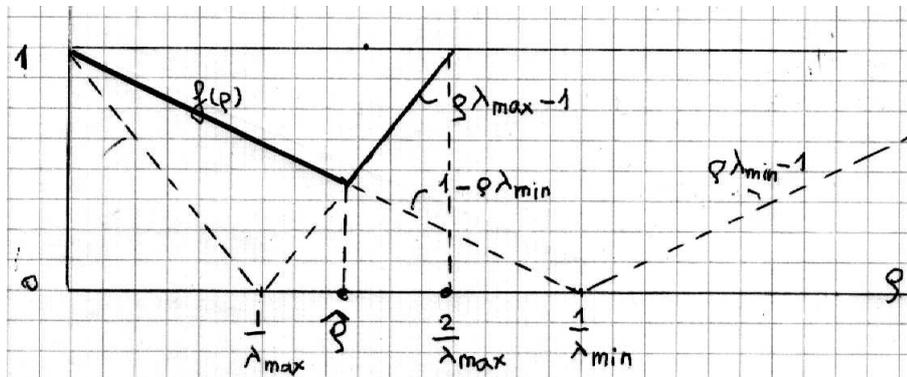
(b) Donner une condition assurant que  $P_U$  de la question 7a est linéaire.

## Corrigé

1

2

1.



(a)

(b)  $G = \left\{0, \frac{2}{\lambda_{\max}}\right\}$  et  $\text{Card}(G) = 2$ .

(c)  $\forall a, \forall b$  tels que  $0 < a < b < \frac{2}{\lambda_{\max}}$  on a  $\gamma < 1$ .

2.  $I - \rho B = (I - \rho B)^T$  donc

$$\|I - \rho B\|_2 = R(I - \rho B) = \max\{|1 - \rho\lambda_{\min}|, |1 - \rho\lambda_{\max}|\} = f(\rho).$$

3. Soit  $\rho_k \in [a, b]$  alors  $\gamma < 1$

$$\begin{aligned} \|G_k(u) - G_k(v)\|_2 &= \|P_U(u - \rho_k(Bu - c)) - P_U(v - \rho_k(Bv - c))\|_2 \\ &\leq \|u - \rho_k Bu - v + \rho_k Bv\|_2 \\ &= \|(I - \rho_k B)(u - v)\|_2 \\ &\leq \gamma \|u - v\|_2 \end{aligned}$$

Quel que soit  $\rho_k \in [a, b]$ ,  $G_k$  est une contraction donc  $\lim_{k \rightarrow \infty} u_k = \hat{u}$  où  $G_k(\hat{u}) = \hat{u}$ .

4. En utilisant le fait que  $G_k(\hat{u}) = \hat{u}, \forall \rho_k \in [a, b]$  on a :

$$\begin{aligned} \|u_k - \hat{u}\|_2 &= \|G_{k-1}(u_{k-1}) - G_{k-1}(\hat{u})\| \\ &= \|P_U(u_{k-1} - \rho_{k-1}(Bu_{k-1} - c)) - P_U(\hat{u} - \rho_{k-1}(B\hat{u} - c))\|_2 \\ &\leq \|u_{k-1} - \rho_{k-1}Bu_{k-1} - \hat{u} + \rho_{k-1}B\hat{u}\|_2 \\ &= \|(I - \rho_{k-1}B)(u_{k-1} - \hat{u})\|_2 \\ &\leq \gamma \|u_{k-1} - \hat{u}\|_2 \\ &\leq \gamma^2 \|u_{k-2} - \hat{u}\|_2 \leq \dots \\ &\leq \gamma^k \|u_0 - \hat{u}\|_2 \end{aligned}$$

5. Si  $\rho_k = \hat{\rho}, \forall k \geq 0$ , l'itération (4) correspond à la méthode de gradient avec projection à pas optimal.

6.

(a) Oui (évident).

(b) La borne supérieure  $\frac{2\lambda_{\min}}{\lambda_{\max}^2}$  est en général bien plus petite que la nouvelle borne  $\frac{2}{\lambda_{\max}}$ . Grâce à la nouvelle borne, on peut prendre des pas  $\rho_k$  plus grands.

7. Lagrangien :  $L(z, \lambda) = \frac{1}{2}\|z - w\|_2^2 + \lambda^T(Az - v)$  où  $\lambda \in \mathbb{R}^M$ . On doit résoudre le système d'équations :

$$\begin{cases} 0 &= z - w + A^T\lambda \\ 0 &= Az - v \end{cases}$$

Alors

$$0 = Az - Aw + AA^T\lambda = v - Aw + AA^T\lambda$$

Comme  $AA^T$  est inversible,

$$\lambda = (AA^T)^{-1}(Aw - v)$$

Alors

$$\hat{z} = w - A^T\lambda = w - A^T(AA^T)^{-1}(Aw - v) = (I - A^T(AA^T)^{-1}A)w + A^T(AA^T)^{-1}v$$

(a)  $P_U(w) = (I - A^T(AA^T)^{-1}A)w + A^T(AA^T)^{-1}v.$

(b)  $v = 0.$



# Master MVA

Durée de l'examen : 2 heures. Aucun document autorisé.

18 Décembre 2007

## 1 Problème :

Dans tout l'énoncé,  $\|\cdot\|$  désigne la norme euclidienne usuelle sur  $\mathbb{R}^N$ , et  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  le produit scalaire associé.

On rappelle qu'un sous-ensemble  $U$  est convexe si pour tous  $u, v$  dans  $U$  et  $\theta$  dans  $[0, 1]$ , on a  $\theta v + (1 - \theta)u \in U$ .

On rappelle aussi qu'une application  $\phi : U \rightarrow \mathbb{R}$  est convexe si pour tous  $u, v$  dans  $U$  et  $\theta$  dans  $[0, 1]$ , on a :

$$\phi(\theta v + (1 - \theta)u) \leq \theta\phi(v) + (1 - \theta)\phi(u)$$

On rappelle enfin la formule de Taylor à l'ordre 1 pour une fonction  $F$  de classe  $C^1$  de  $\mathbb{R}^N$  dans  $\mathbb{R}$  :

$$F(v) - F(u) = \int_0^1 \langle \nabla F(tv + (1 - t)u), v - u \rangle dt \quad (1)$$

Dans tout le problème, on suppose qu'il existe  $\alpha > 0$  tel que  $F$  vérifie l'inégalité suivante :

$$\langle F(u) - F(v), u - v \rangle \geq \alpha \|u - v\|^2 \quad (2)$$

On suppose aussi qu'il existe  $M > 0$  tel que  $F$  vérifie l'inégalité :

$$\|\nabla F(u) - \nabla F(v)\| \leq M \|v - u\| \quad (3)$$

1. Dans cette question (et uniquement dans cette question), on suppose que  $F$  s'écrit sous la forme :

$$F(v) = \frac{1}{2} \langle Av, v \rangle - \langle b, v \rangle \quad (4)$$

avec  $A$  matrice réelle et  $b$  vecteur de  $\mathbb{R}^N$ .

Calculer  $\nabla F(v)$  (on pourra commencer en supposant  $A$  symétrique).

Donner une condition nécessaire et suffisante sur  $A$  pour que  $F$  donnée par (4) vérifie (2) et (3).

2. On revient au cas général pour  $F$ . Etant donnés  $u$  et  $v$  dans  $\mathbb{R}^N$ , on pose pour  $\theta$  dans  $[0, 1]$  :

$$\phi(\theta) = F(\theta v + (1 - \theta)u) + \frac{\alpha\theta(1 - \theta)}{2} \|v - u\|^2 - \theta F(v) - (1 - \theta)F(u)$$

Montrer que  $\phi$  est croissante sur  $[0, 1]$  (on pourra utiliser (1)). En déduire que pour tous  $u$  et  $v$  dans  $\mathbb{R}^N$ , et  $\theta$  dans  $[0, 1]$ , on a :

$$F(\theta v + (1 - \theta)u) + \frac{\alpha\theta(1 - \theta)}{2} \|v - u\|^2 \leq \theta F(v) + (1 - \theta)F(u) \quad (5)$$

3. Montrer en utilisant (1) et (2) que :

$$F(v) \geq F(u) + \langle \nabla F(u), v - u \rangle + \frac{\alpha}{2} \|v - u\|^2 \quad (6)$$

4. On se donne un sous-ensemble  $U$  convexe fermé non vide de  $\mathbb{R}^N$ . On étudie le problème de minimisation :

$$\text{Trouver } u \in U \text{ tel que } F(u) = \inf_{v \in U} F(v) \quad (7)$$

Montrer que (7) admet exactement une solution.

5. Montrer que si  $U = \mathbb{R}^N$ , alors la solution de (7) est caractérisée par :

$$\nabla F(u) = 0 \tag{8}$$

6. Montrer qu'en général, la solution de (7) est caractérisée par :

$$\langle \nabla F(u), v - u \rangle \geq 0 \tag{9}$$

pour tout  $v \in U$ .

7. Dans cette question et jusqu'à la fin du problème, on revient au cas  $U = \mathbb{R}^N$ .

On part d'un élément  $v_0$  arbitraire dans  $\mathbb{R}^N$ . Supposant  $v_k$  connu, on considère le problème :

$$\text{Trouver } \rho_k \in \mathbb{R} \text{ tel que } F(v_k - \rho_k \nabla F(v_k)) = \inf_{\rho \in \mathbb{R}} F(v_k - \rho \nabla F(v_k)) \tag{10}$$

Montrer que si  $v_k$  n'est pas solution de (7), alors (10) admet exactement une solution.

8. Si  $v_k$  est pas solution de (7), on pose  $v_{k+1} = v_k$ . Sinon on pose  $v_{k+1} = v_k - \rho_k \nabla F(v_k)$ .

Montrer que

$$\langle \nabla F(v_{k+1}), \nabla F(v_k) \rangle = 0$$

9. En déduire que :

$$F(v_k) - F(v_{k+1}) \geq \frac{\alpha}{2} \|v_k - v_{k+1}\|^2$$

10. Montrer que la suite  $v_k$  ainsi construite converge vers la solution de (7).

Comment s'appelle cet algorithme ?

## 2 Exercice :

Soit  $J : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$  convexe, à valeurs finies. (Rappelons qu'alors  $J$  est Lipschitzienne.)

1. Donner la définition de la dérivée directionnelle  $\delta J(u)(v)$  de  $J$  en  $u \in \mathbb{R}^N$  dans la direction de  $v \in \mathbb{R}^N$ .

Montrer que l'application  $v \rightarrow \delta J(u)(v)$  est convexe, positivement homogène et lipschitzienne.

Peut-elle être linéaire et dans quel cas ?

2. Rappeler les deux définitions de  $\partial J(u)$  – la sous-différentielle de  $J$  en  $u \in \mathbb{R}^N$  et expliquer leur équivalence.

(On peut utiliser les propriétés de la fonction-pente  $q(t) = \frac{J(u+tv) - J(u)}{t}$  pour  $t > 0$ .)

3. Soit  $J : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $J(u_1, u_2) = |u_1| + \alpha |u_2|$  pour  $\alpha > 0$  un paramètre fixe. Calculer la sous-différentielle de  $J$  au point  $(u_1, u_2) = (1, 0)$ .

Déterminer les directions de descente de  $J$  à partir de ce point  $u$ .



**Optimisation pour la restauration d'images**  
**Examen écrit, durée 1h30**  
**Sujet : Minimisation par régularisation semi-quadratique**

L'usage de notes et d'autres documents est autorisé.

Pour  $v$  fixé, on considère la minimisation de la fonction  $F : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$  :

$$F(u) = \|Au - v\|^2 + \beta \sum_{i=1}^r \varphi(\|G_i u\|), \quad \beta > 0, \quad (1)$$

où pour tout  $i$ ,  $G_i : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^s$ ,  $s \in \{1, 2\}$  (chaque  $G_i$  est une matrice de taille  $s \times n$ ),  $A : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$  est inversible et

- $\varphi : \mathbf{R}_+ \rightarrow \mathbf{R}$  est convexe ;
- $t \rightarrow t^2/2 - \varphi(t)$  est convexe ;
- $\varphi$  est  $\mathcal{C}^2$  avec  $\varphi'(0) = 0$  et  $\varphi''(0) > 0$  ;
- $\lim_{|t| \rightarrow \infty} \varphi(t)/t^2 < 1/2$ .

Exemple de fonction :  $\varphi(t) = \sqrt{1+t^2}$ .

1. Pour tout  $w \in \mathbf{R}^s$  avec  $s = 1$  ou  $s = 2$  on définit

$$\psi(w) = \sup_{z \in \mathbf{R}^s} \left\{ -\frac{1}{2} \|z - w\|^2 + \varphi(\|z\|) \right\} \quad (2)$$

Vérifier s'il s'agit d'un maximum.

2. Montrer que pour tout  $z \in \mathbf{R}^s$

$$\varphi(z) = \inf_{w \in \mathbf{R}^s} \left\{ \frac{1}{2} \|z - w\|^2 + \psi(\|w\|) \right\} \quad (3)$$

On utilisera le fait que si une fonction  $f : \mathbf{R}^s \rightarrow \mathbf{R}$  est continue, finie, convexe, alors  $f = (f^*)^*$  où la convexe conjuguée  $f^*$  de  $f$  est définie par  $f^*(w) = \sup_{z \in \mathbf{R}^s} \{ \langle z, w \rangle - f(z) \}$ .

3. Déterminer la fonction  $\sigma : \mathbf{R}^s \rightarrow \mathbf{R}^s$  telle que pour tout  $z \in \mathbf{R}^s$ , si  $w = \sigma(z)$  alors  $\varphi(z) = \frac{1}{2} \|z - w\|^2 + \psi(\|w\|)$ .

On peut utiliser le fait que pour le même couple  $(z, \sigma(z))$  on trouve le sup dans (2).

**Dans la suite  $s = 1$ .** Notons que dans ce cas chaque  $G_i$  est un vecteur-ligne.

Pour commodité, introduisons la matrice  $G$  de taille  $r \times n$  dont la ligne  $i$  est  $G_i$ .

On considère le critère augmenté  $\mathcal{F} : \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^r$

$$\begin{aligned}\mathcal{F}(u, b) &= \|Au - v\|^2 + \beta \sum_{i=1}^r \left( \frac{1}{2} (G_i u - b_i)^2 + \psi(b_i) \right) \\ &= \|Au - v\|^2 + \frac{\beta}{2} \|Gu - b\|^2 + \beta \sum_{i=1}^r \psi(b_i)\end{aligned}$$

où  $b_i$  désigne la  $i$ ème composante du vecteur  $b \in \mathbf{R}^r$ , et sa minimisation alternée où à l'itération  $k$  on effectue les minimisations suivantes

$$b^k \quad \text{tel que} \quad \mathcal{F}(u^{k-1}, b^k) = \inf_{b \in \mathbf{R}^r} \mathcal{F}(u^{k-1}, b) \quad (4)$$

$$u^k \quad \text{tel que} \quad \mathcal{F}(u^k, b^k) = \inf_{u \in \mathbf{R}^n} \mathcal{F}(u, b^k) \quad (5)$$

4. Montrer que la suite  $F(u^k)$  est décroissante et qu'il existe un compact  $K$  tel que  $u^k \in K$  pour tout  $k$ .
5. Calculer explicitement  $b^k$  et  $u^k$  définis par (4) et (5).
6. En insérant l'expression obtenue pour  $b^k$  dans (5), exhiber la fonction  $J : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$  telle que l'itération (4)-(5) est équivalente à

$$u^k = J(u^{k-1}).$$

7. Mettre  $J$  sous la forme  $J(u) = u - (\mathcal{H}(u))^{-1} \nabla F(u)$  et commenter cette expression.
8. Calculer la différentielle  $DJ$  de  $J$ .
9. Vérifier si pour tout  $u \in K$  le rayon spectral de  $DJ(u)$  est strictement plus petit que 1.
10. En déduire quant à la convergence de la méthode itérative définie dans (4)-(5).



**Optimisation pour la restauration d'images**  
**Examen Ecrit**

**Sujet: Méthode de minimisation d'une fonction sous contraintes inégalités**

L'usage de notes et d'autres documents est autorisée. A l'exception de 2c, les réponses aux questions de la partie I sont très courtes. On n'a pas besoin de connaître la méthode de Uzawa pour développer la partie II.

On considère la résolution du problème suivant :

$$\begin{aligned} \text{trouver } \hat{u} \text{ tel que } F(\hat{u}) &= \inf_{u \in U} F(u) & (1) \\ U &= \{u \in \mathbf{R}^n : h(u) \leq 0\} \\ h(u) &= Au - b \in \mathbf{R}^m, \quad m < n, \quad A \in \mathbf{R}^{m \times n} \end{aligned}$$

où  $F$  est une fonctionnelle convexe elliptique de constante  $\mu > 0$ .  
(Rappel :  $F$  est  $\mathcal{C}^1$  et  $\langle \nabla F(u) - \nabla F(v), u - v \rangle \geq \mu \|u - v\|^2, \forall (u, v) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n$ .)

## I. Préliminaires

1. Commenter l'existence et l'unicité d'une solution éventuelle  $\hat{u}$  de (1).

Rappel : le Lagrangien associé au problème (1) est la fonctionnelle  $\mathcal{L} : \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}_+^m \rightarrow \mathbf{R}$  donnée par

$$\mathcal{L}(u, \lambda) = F(u) + \langle \lambda, h(u) \rangle. \quad (2)$$

2. Pour  $\lambda \in \mathbf{R}_+^m$  fixé, on dénote par  $u_\lambda$  une éventuelle solution du problème

$$u_\lambda \text{ tel que } \mathcal{L}(u_\lambda, \lambda) = \inf_{u \in \mathbf{R}^n} \mathcal{L}(u, \lambda). \quad (3)$$

- (a) Etudier l'existence d'une solution  $u_\lambda$ . En cas d'existence, étudier son unicité.
- (b) Donner les conditions nécessaires et suffisantes pour déterminer  $u_\lambda$ .
- (c) Etudier la continuité de  $\lambda \rightarrow u_\lambda$  pour  $\lambda \in \mathbf{R}_+^m$ .

(On peut considérer  $u_{\lambda_j}$  correspondant à une suite  $\lambda_j \rightarrow \lambda$  et utiliser l'ellipticité de  $F$ .)

3. Pour  $u \in \mathbf{R}^n$  fixé, on dénote par  $\lambda_u$  une éventuelle solution du problème

$$\lambda_u \text{ tel que } \mathcal{L}(u, \lambda_u) = \sup_{\lambda \in \mathbf{R}_+^m} \mathcal{L}(u, \lambda). \quad (4)$$

- (a) Argumenter l'existence d'une solution  $\lambda_u$ .
- (b) Peut-on écrire (4) sous la forme d'un problème de minimisation convexe ?  
Ecrire les conditions nécessaires et suffisantes que  $\lambda_u$  satisfait.

(Ne pas omettre que  $\lambda_u \geq 0$ .)

4. En utilisant  $\mathcal{L}$ , donner les conditions nécessaires et suffisantes pour qu'un élément  $\hat{u} \in \mathbf{R}^n$  soit une solution du problème (1). Commenter l'importance de ce résultat.

5. Par la suite, on dénote par  $(\hat{u}, \hat{\lambda})$  un point-selle de  $\mathcal{L} : \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}_+^m \rightarrow \mathbf{R}$  où  $\mathcal{L}$  est donné dans (2).

(Rappelons que  $\sup_{\lambda \in \mathbf{R}_+^m} \inf_{u \in \mathbf{R}^n} \mathcal{L}(u, \lambda) = \inf_{u \in \mathbf{R}^n} \sup_{\lambda \in \mathbf{R}_+^m} \mathcal{L}(u, \lambda)$ .)

Argumenter l'existence de  $(\hat{u}, \hat{\lambda})$ . Ecrire les expressions permettant de déterminer  $(\hat{u}, \hat{\lambda})$ .

6. Montrer que pour tout  $\rho > 0$ ,  $\hat{\lambda}$  est la projection du point  $\hat{\lambda} + \rho h(\hat{u})$  sur l'ensemble  $\mathbf{R}_+^m$ .

(On peut s'inspirer de l'équation (6) donnée dans II.)

Donner l'expression de  $\Pi_+^m$  qui est l'opérateur de projection sur  $\mathbf{R}_+^m$ .

## II. Convergence de la méthode de Uzawa

Partant de  $\lambda_0 \in \mathbf{R}_+^m$  arbitraire, pour tout entier  $k \geq 0$  on calcule

$$u_k \quad \text{tel que} \quad \mathcal{L}(u_k, \lambda_k) = \inf_{u \in \mathbf{R}^n} \mathcal{L}(u, \lambda_k) \quad (5)$$

$$\lambda_{k+1} = \Pi_+^m(\lambda_k + \rho h(u_k)) \quad (6)$$

$$\text{où} \quad 0 < \rho < K \quad (7)$$

où  $K >$  est une constante à déterminer.

1. Pour  $\lambda_k$  donné, écrire une équation permettant de calculer  $u_k$  comme défini par (5).

2. Montrer que  $\|\lambda_{k+1} - \hat{\lambda}\| \leq \|\lambda_k - \hat{\lambda} + \rho A(u_k - \hat{u})\|$ .

(On peut utiliser le fait que  $\Pi_+^m$  est une contraction ainsi que le résultat de I-6.)

3. En utilisant le résultat précédent et l'ellipticité de  $F$ , exhiber un nombre  $\eta \in \mathbf{R}$  tel que

$$\|\lambda_{k+1} - \hat{\lambda}\|^2 \leq \|\lambda_k - \hat{\lambda}\|^2 - \eta \|u_k - \hat{u}\|^2$$

( On peut commencer par calculer  $\nabla F(u_k) - \nabla F(\hat{u})$ .)

4. Déterminer  $K > 0$  dans (7) tel qu'on ait  $\eta > 0$ .

5. Etudier la convergence de  $\|\lambda_k - \hat{\lambda}\|^2$  lorsque  $k \rightarrow \infty$ .

6. Conclure quant à la convergence de la suite  $u_k$ .

7. La méthode donnée dans (5)-(7), permet-elle de résoudre le problème (1) ? (Donner des arguments.)

8. Commenter les liens possibles entre (5)-(7) et la méthode de gradient avec projection.

9. Montrer qu'il existe une sous-suite  $(\lambda_{k_j})_{j \geq 0}$  qui est convergente.

10. Si  $\text{rang} A = m$ , montrer que  $\mathcal{L}$  a un unique point-selle  $(\hat{u}, \hat{\lambda})$ .

Optimisation pour la restauration d'images  
Examen Ecrit

La durée de l'épreuve est de 3h. L'usage de notes et d'autres documents est autorisée.

1. ALGORITHME DE PROJECTIONS CYCLIQUES

Pour tout  $i \in \{1, \dots, m\}$ , où  $m \in \mathbb{N}$ , soit  $U_i \subset \mathbb{R}^n$  un ensemble convexe, fermé et non vide, et  $\Pi_i : \mathbb{R}^n \rightarrow U_i$  l'opérateur de projection sur  $U_i$ . On suppose que  $U = \bigcap_{i=1}^m U_i$  est non vide. Nous fixons  $\varepsilon_1 > 0$  et  $\varepsilon_2 > 0$  et, partant d'un  $u_0 \in \mathbb{R}^n$  arbitraire, nous définissons la suite  $(u_k)_{k \in \mathbb{N}}$  par

$$\forall k \in \mathbb{N}, \quad u_{k+1} = u_k + \lambda_k (\Pi_{i_k}(u_k) - u_k),$$

$$\text{où } \varepsilon_1 \leq \lambda_k \leq 2 - \varepsilon_2 \quad \text{et} \quad i_k = k \bmod m + 1.$$

(Rappelons que  $(k \bmod m)$  est le reste de la division entière de  $k$  par  $m$ .)

3

(1) Montrer que, pour tout  $u \in U$ , on a

$$\forall k \in \mathbb{N}, \quad \|u_{k+1} - u\|^2 \leq \|u_k - u\|^2 - \varepsilon_1 \varepsilon_2 \|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2,$$

où  $\|\cdot\|$  désigne la norme Euclidienne sur  $\mathbb{R}^n$ .

(Vérifier que  $\langle \Pi_{i_k}(u_k) - u_k, u_k - u \rangle \leq -\|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2$ . Noter que  $u_k$  peut ne pas appartenir à  $U_{i_k}$ .)

1/2

(2) En déduire que la suite  $(\|u_k - u\|)_{k \in \mathbb{N}}$  est convergente.

1

(3) Déterminer  $\lim_{k \rightarrow \infty} (\Pi_{i_k}(u_k) - u_k)$  et  $\lim_{k \rightarrow \infty} (u_{k+1} - u_k)$ .

1 1/2

(4) Pour tout  $k \in \mathbb{N}$ , soit  $\ell_k \in \mathbb{N}$  tel que  $0 \leq \ell_k - k \leq m - 1$ . Calculer  $\lim_{k \rightarrow \infty} (u_{\ell_k} - u_k)$ .

Pour  $i \in \{1, \dots, m\}$ , que vaut la limite de  $(\Pi_i(u_{\ell_k}) - \Pi_i(u_k))$  lorsque  $k \rightarrow \infty$ ? (dire que  $\Pi_i$  contract. ou continue.)

2

(5) Montrer que pour tout  $i \in \{1, \dots, m\}$ , nous avons  $\lim_{k \rightarrow \infty} (\Pi_i(u_k) - u_k) = 0$ .

(On peut considérer les limites de  $(u_{\ell_k} - u_k)$ , de  $(\Pi_i(u_{\ell_k}) - u_{\ell_k})$  et de  $(\Pi_i(u_{\ell_k}) - \Pi_i(u_k))$ , où pour tout  $k \in \mathbb{N}$ ,  $\ell_k$  est le plus petit entier tel que  $\ell_k \geq k$  et  $i = \ell_k \bmod m + 1$ .)

1

(6) Montrer que  $(u_k)_{k \in \mathbb{N}}$  admet une sous-suite  $(u_{k_j})_{j \in \mathbb{N}}$  convergente et que sa limite  $\hat{u} = \lim_{j \rightarrow \infty} u_{k_j}$  satisfait  $\hat{u} \in U$ . (Utiliser (2) et (5).)

1 1/2

(7) Prouver que la suite  $(u_k)_{k \in \mathbb{N}}$  converge et que sa limite est  $\hat{u} \in U$ .

(A cette fin, étudier la convergence de  $(\|u_k - \hat{u}\|)_{k \in \mathbb{N}}$  dans la lumière de (2) et (6).)

3 1/2

(8) Pour tout  $i \in \{1, \dots, m\}$ , soit  $a_i \in \mathbb{R}^n$  et  $d_i \in \mathbb{R}$ , et

$$U = \{u \in \mathbb{R}^n : \langle a_i, u \rangle \leq d_i, 1 \leq i \leq m\}.$$

On suppose que  $U \neq \emptyset$ . Proposer comment appliquer l'algorithme ci-dessus pour calculer un point  $\hat{u} \in U$ . Déterminer les opérateurs de projection correspondants.

Que va-t-il se produire si  $U$  est vide?

2. MINIMISATION D'UNE FONCTIONNELLE

Pour  $v \in \mathbb{R}^n$ , on considère la fonction  $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par

$$F(u) = \|u - v\|^2 + \beta \sum_{i=1}^n |u_i|.$$

(1) Commenter l'existence et l'unicité de minimum de  $F$ .

1 1/2

(2) Donner des conditions nécessaires et suffisantes de minimum de  $F$ .

(1 si  $f_i$ )

(3) Proposer une méthode de minimisation et justifier ce choix.

3 1/2

(On peut noter que si  $F$  est de la forme  $F(u) = \sum_{i=1}^n f_i(u_i)$  où  $f_i : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $1 \leq i \leq n$ , alors  $F$  a un minimum en  $\hat{u} \in \mathbb{R}^n$  si et seulement si pour tout  $i = 1, \dots, n$ ,  $f_i$  a un minimum en  $\hat{u}_i$ .)

(dout 1/2 pour le calcul de  $\hat{u}_i$ ) explicite

Bonus 1/2  $\rightarrow$  1 pour clarté de présentation.

Bonus 1  $\beta < 0$

$$\textcircled{1} \langle \Pi_{i_k}(u_k) - u_k, u_k - u \rangle = \langle \Pi_{i_k}(u_k) - u_k, u_k - \Pi_{i_k}(u_k) + \Pi_{i_k}(u_k) - u \rangle$$

$$= -\|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2 + \underbrace{\langle \Pi_{i_k}(u_k) - u_k, \Pi_{i_k}(u_k) - u \rangle}_{\leq 0} \leq -\|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2$$

$$\|u_{k+1} - u\|^2 = \|u_k + \lambda_k (\Pi_{i_k}(u_k) - u_k) - u\|^2$$

$$= \|u_k - u\|^2 + 2\lambda_k \langle \Pi_{i_k}(u_k) - u_k, u_k - u \rangle + \lambda_k^2 \|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2$$

$$\leq \|u_k - u\|^2 + \underbrace{\lambda_k (\lambda_k - 2)}_{\leq -\varepsilon_1 \varepsilon_2} \|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2$$

$$\textcircled{2} \|u_{k+1} - u\|^2 \leq \|u_k - u\|^2 \Rightarrow (\|u_k - u\|)_{k \geq 0} \geq 0 \text{ monotone décroissante}$$

$$\Rightarrow \text{converge} \quad l = \lim_{k \rightarrow \infty} \|u_k - u\|^2$$

$$\textcircled{3} \underbrace{\varepsilon_1 \varepsilon_2}_{> 0} \|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\|^2 \leq \|u_{k+1} - u\|^2 + \|u_k - u\|^2 \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$$

$$\Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} (\Pi_{i_k}(u_k) - u_k) = 0$$

$$u_{k+1} - u_k = \lambda_k (\Pi_{i_k}(u_k) - u_k) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0 \Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} u_{k+1} - u_k = 0$$

$$\textcircled{4} \text{Si } l_k = k, \lim = 0. \text{ Supposons } l_k > k$$

$$\|u_{l_k} - u_k\| \leq \|u_{l_k} - u_{l_k-1}\| + \|u_{l_k-1} - u_{l_k-2}\| + \dots + \|u_{k+1} - u_k\|$$

$$\forall \varepsilon \exists k_\varepsilon \text{ tq } k \geq k_\varepsilon \Rightarrow \|u_{k+1} - u_k\| \leq \frac{\varepsilon}{m} \Rightarrow \|u_{l_k} - u_k\| \leq \varepsilon$$

$$\|\Pi_{i_k}(u_k) - \Pi_{i_k}(u_{l_k})\| \leq \|u_{l_k} - u_k\| \rightarrow 0$$

$$\textcircled{5} \|\Pi_{i_k}(u_k) - u_k\| = \|\Pi_{i_k}(u_k) - \Pi_{i_k}(u_{l_k}) + \Pi_{i_k}(u_{l_k}) - u_{l_k} + u_{l_k} - u_k\|$$

$$\leq \underbrace{\|\Pi_{i_k}(u_k) - \Pi_{i_k}(u_{l_k})\|}_{\rightarrow 0 \text{ car } \varphi \text{ et } \Pi_{i_k} \text{ contraction}} + \underbrace{\|\Pi_{i_k}(u_{l_k}) - u_{l_k}\|}_{\textcircled{3} \rightarrow 0} + \underbrace{\|u_{l_k} - u_k\|}_{\varphi(u) \rightarrow 0} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$$

$$\textcircled{6} \textcircled{2} \Rightarrow (u_k) \text{ bornée } \leq M. \Rightarrow (u_{k_j})_{j \geq 0} \text{ convergente } \bar{u} = \lim_{j \rightarrow \infty} u_{k_j}$$

$$\Pi_i \text{ continue } \xrightarrow{\textcircled{5}} \forall i \quad 0 = \lim_{j \rightarrow \infty} \Pi_{i_{k_j}}(u_{k_j}) - u_{k_j} = \Pi_i(\bar{u}) - \bar{u}$$

$$\Rightarrow \Pi_i(\bar{u}) = \bar{u} \quad \forall i \Rightarrow \bar{u} \in U$$

$$\textcircled{7} \left. \begin{array}{l} \textcircled{2} \Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|u_k - \bar{u}\| = c \\ \textcircled{4} \Rightarrow \lim_{j \rightarrow \infty} \|u_{k_j} - \bar{u}\| = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow c = 0 \Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|u_k - \bar{u}\| = 0$$

$$\Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} u_k = \bar{u}$$

$$\textcircled{8} \quad U = \bigcap_{i=1}^m U_i \quad U_i = \{u \in \mathbb{R}^n : \langle a_i, u \rangle \leq d_i\}$$

si  $u \notin U_i$  alors  $\Pi_i u =$  solution de

min  $\|v - u\|^2$  sous la contrainte  $\langle a_i, v \rangle = d_i$

$$\Pi_i u = u - \frac{1}{\|a_i\|^2} (\langle a_i, u \rangle - d_i) a_i$$

Ex II Méthode de relaxation  $\beta \geq 0$

$$\begin{aligned} \hat{u}_i &= 0 & \text{si } |u_i| &\leq \frac{\beta}{2} \\ \hat{u}_i &= u_i - \frac{\beta}{2} & \text{si } u_i &\geq \frac{\beta}{2} \\ \hat{u}_i &= u_i + \frac{\beta}{2} & \text{si } u_i &\leq -\frac{\beta}{2} \end{aligned}$$