

Optimisation Continue

ISTIL 2ème année

Corrigé de la feuille 3¹

EXERCICE 1 : GRADIENT À PAS VARIABLE

1.a La fonctionnelle J est elliptique, donc elle est strictement convexe. On en déduit que le minimum, s'il existe, est unique. De plus, toujours du fait de l'ellipticité de J , cette fonctionnelle est coercive. En outre, elle est continue. On en déduit qu'elle admet un minimum. Ainsi

J admet un unique minimum

Comme J est de classe \mathcal{C}^1 , le minimum u de J sur un espace vectoriel est caractérisé par l'équation d'Euler

$$J'(u) = 0$$

1.b D'après la définition de la suite $(u_k)_{k \in \mathbb{N}}$, nous avons

$$u_{k+1} - u = u_k - \rho_k J'(u_k) - u$$

d'où

$$\begin{aligned} \|u_{k+1} - u\|^2 &= \|u_k - u - \rho_k J'(u_k)\|^2 \\ &= \|u_k - u\|^2 + \|\rho_k J'(u_k)\|^2 - 2\rho_k (u_k - u, J'(u_k)) \\ &= \|u_k - u\|^2 + \rho_k^2 \|J'(u_k)\|^2 - 2\rho_k (u_k - u, J'(u_k)) \end{aligned}$$

La condition Lipschitzienne sur J donne

$$\|J'(u_k)\| = \|J'(u_k) - J'(u)\| \leq M \|u_k - u\|$$

d'où

$$\rho_k^2 \|J'(u_k)\|^2 \leq \rho_k^2 M^2 \|u_k - u\|^2$$

Utilisons maintenant la condition d'ellipticité de J

$$(u_k - u, J'(u_k)) = (u_k - u, J'(u_k) - J'(u)) \geq \alpha \|u_k - u\|^2$$

soit

$$-2\rho_k (u_k - u, J'(u_k)) \leq -2\rho_k \alpha \|u_k - u\|^2$$

En utilisant les deux inégalités que l'on vient de trouver, on obtient

$$\begin{aligned} \|u_{k+1} - u\|^2 &\leq \|u_k - u\|^2 + \rho_k^2 M^2 \|u_k - u\|^2 - 2\rho_k \alpha \|u_k - u\|^2 \\ &\leq (M^2 \rho_k^2 - 2\alpha \rho_k + 1) \|u_k - u\|^2 \end{aligned}$$

On en déduit que

$$\begin{aligned} \|u_{k+1} - u\|^2 &\leq \tau(\rho_k) \|u_k - u\|^2 \\ &\text{avec} \\ \tau(\rho_k) &= M^2 \rho_k^2 - 2\alpha \rho_k + 1 \end{aligned}$$

¹généré avec L^AT_EX 2_ε. Tous les commentaires, compléments, insultes et remarques désobligeantes sont les bienvenus à perrier@math.u-bordeaux1.fr

1.c On a $\tau(\rho) = M^2\rho^2 - 2\alpha\rho + 1 = M^2\rho\left(\rho - \frac{2\alpha}{M^2}\right) + 1$

On en déduit que si

$$\rho \leq b < \frac{2\alpha}{M^2}$$

alors

$$\rho - \frac{2\alpha}{M^2} \leq b - \frac{2\alpha}{M^2} < 0$$

d'où

$$M^2\rho\left(\rho - \frac{2\alpha}{M^2}\right) \leq M^2a\left(b - \frac{2\alpha}{M^2}\right) < 0$$

soit

$$\tau(\rho) \leq M^2a\left(b - \frac{2\alpha}{M^2}\right) + 1 < 1$$

Posons

$$\beta = \sqrt{M^2a\left(b - \frac{2\alpha}{M^2}\right) + 1} < 1$$

On a alors

$$\|u_{k+1} - u\| \leq \beta\|u_k - u\|$$

Montrons à présent par récurrence la propriété suivante

$$\mathcal{P}(k) : \ll \|u_k - u\| \leq \beta^k \|u_0 - u\| \gg$$

- $\mathcal{P}(0)$ La propriété est évidente.
- $\mathcal{P}(k) \implies \mathcal{P}(k+1)$ Supposons que $\mathcal{P}(k)$ soit vraie. Alors

$$\|u_k - u\| \leq \beta^k \|u_0 - u\|$$

D'après ce que l'on a montré auparavant dans la question

$$\|u_{k+1} - u\| \leq \beta\|u_k - u\| \leq \beta^{k+1}\|u_0 - u\|$$

Donc $\mathcal{P}(k+1)$ est vraie.

- **Conclusion** pour tout entier k , $\mathcal{P}(k)$ est vraie.

D'où

$$\boxed{\exists \beta \in]0; 1[\quad \|u_k - u\| \leq \beta^k \|u_0 - u\|}$$

1.d On s'intéresse au cas de la fonctionnelle elliptique

$$J : v \in \mathbb{R}^n \longmapsto \frac{1}{2}(Av, v) - (b, v)$$

Dans ce cas, on a

$$\forall u, v \in V \quad J'(u)v = (Au - b, v)$$

On en déduit que pour tout vecteur x de norme inférieure à 1

$$|(J'(u) - J'(v), x)| = |(A(u - v), x)| \leq \|A(u - v)\| \|x\| \leq \|A(u - v)\|$$

Par ailleurs, on a

$$\begin{aligned} (J'(v) - J'(u), v - u) &= (J'(v), v - u) - (J'(u), v - u) \\ &= (Av - b, v - u) - (Au - b, v - u) \\ &= (A(v - u), v - u) \end{aligned}$$

La matrice A est symétrique définie positive, donc elle est diagonalisable en base orthonormée (e_1, \dots, e_n) , et ses valeurs propres $\lambda_1 \leq \lambda_2 \dots \leq \lambda_n$ sont positives. On a donc

$$\begin{aligned} (Ax, x) &= \left(A \left(\sum_{i=1}^n x_i e_i \right), \sum_{j=1}^n x_j e_j \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j (Ae_i, e_j) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \lambda_i (e_i, e_j) \\ &= \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i^2 \\ &\geq \lambda_1 \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ (Ax, x) &\geq \lambda_1 \|x\|^2 \end{aligned}$$

d'où

$$(J'(v) - J'(u), v - u) \geq \left(\min_{\lambda \in \text{Sp}(A)} \lambda \right) \|u - v\|^2$$

de même, on a

$$\begin{aligned} \|Ax\|^2 &= (Ax, Ax) \\ &= \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 x_i^2 \\ &\leq \lambda_n^2 \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ \|Ax\|^2 &\leq \lambda_n^2 \|x\|^2 \end{aligned}$$

soit

$$\|Ax\| \leq \lambda_n \|x\|$$

En conclusion

$$\|J'(u) - J'(v)\| \leq \left(\max_{\lambda \in \text{Sp}(A)} \lambda \right) \|u - v\|$$

EXERCICE 2 : MÉTHODE B DE QUASI NEWTON

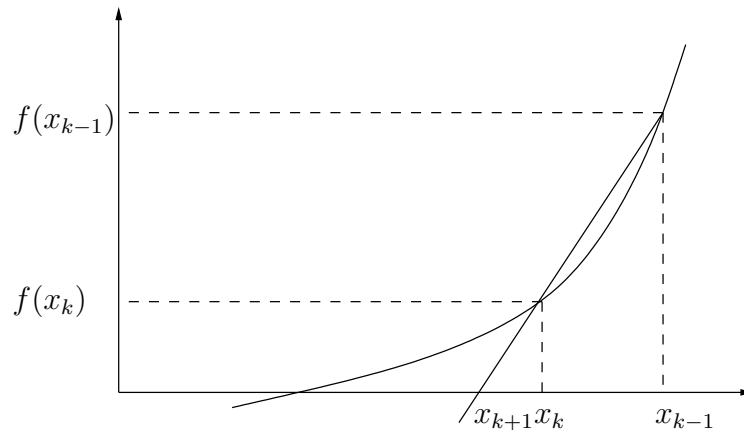
2.a Dans le cas $n = 1$, la méthode s'écrit

$$f(x_k) + \frac{f(x_{k-1}) - f(x_k)}{x_{k-1} - x_k} (x_{k+1} - x_k) = 0$$

Le point x_{k+1} est donc l'intersection de la droite passant par les points

$$(x_k, f(x_k)) \quad \text{et} \quad (x_{k-1}, f(x_{k-1})),$$

avec l'axe des abscisses. Cette méthode peut se représenter graphiquement de la manière suivante



Cette méthode est connue, en dimension 1 sous le nom de *méthode de la sécante*.

2.b Grâce à la relation (2), on connaît l'image $\mathbb{R}s$ par la matrice \bar{B} . La relation (3) permet de connaître l'image de s^\perp par \bar{B} . On connaît donc l'image de $s \oplus s^\perp = \mathbb{R}^n$ par la matrice \bar{B} . Si on suppose qu'il existe \bar{B}_1 et \bar{B}_2 vérifiant (2) et (3), alors elles coïncident sur s et s^\perp , donc sur \mathbb{R}^n . On en déduit que la matrice \bar{B} est unique si elle existe.

De plus, si on pose, comme suggéré par l'énoncé

$$\bar{B} = B + \frac{(y - Bs)^t s}{t s s},$$

alors

$$\begin{aligned} \bar{B}s &= Bs + \frac{(y - Bs)^t s s}{t s s} \\ &= Bs + y - Bs \\ &= y \end{aligned}$$

et, pour tout $z \in s^\perp$

$$\begin{aligned} \bar{B}z &= Bz + \frac{(y - Bs)^t s z}{t s s} \\ &= Bz \end{aligned}$$

Donc la matrice donnée par l'énoncé vérifie bien les conditions (3) et (4).

2.c Commençons par montrer que la norme de Frobenius est une norme d'opérateur.

$$\begin{aligned}\|AB\|_F^2 &= \sum_{i,j=1}^n (AB)_{i,j}^2 \\ &= \sum_{i,j=1}^n \left(\sum_{k=1}^n a_{i,k} b_{k,j} \right)^2\end{aligned}$$

or $\forall i, j \quad \left(\sum_{k=1}^n a_{i,k} b_{k,j} \right)^2 \leq \left(\sum_{k=1}^n a_{i,k}^2 \right) \left(\sum_{l=1}^n b_{l,j}^2 \right)$

d'où $\|AB\|_F^2 \leq \sum_{i,j,k,l=1}^n a_{i,k}^2 b_{l,j}^2 = \|A\|_F^2 \|B\|_F^2$

Soit \widehat{B} une matrice telle que $\widehat{B}s = y$. Alors

$$\bar{B} - B = \frac{(y - Bs)^t s}{{}^t s s} = \frac{(\widehat{B}s - Bs)^t s}{{}^t s s} = \frac{(\widehat{B} - B)s^t s}{{}^t s s}$$

d'où $\|\bar{B} - B\|_F \leq \frac{\|\widehat{B} - B\|_F \|s^t s\|_F}{|{}^t s s|}$

Si s a pour coordonnées (s_1, s_2, \dots, s_n) , alors la matrice $s^t s$ a pour terme général $s_i s_j$. On a donc

$$\|s^t s\|_F^2 = \sum_{i,j=1}^n s_i^2 s_j^2 = \sum_{i=1}^n s_i^2 \sum_{j=1}^n s_j^2 = \|s\|^4$$

On en déduit en particulier que $\|s^t s\|_F = {}^t s s$. On trouve donc que

$$\forall \widehat{B} \quad \widehat{B} = y \quad \|\bar{B} - B\|_F \leq \|\widehat{B} - B\|$$

La matrice \bar{B} est donc une solution du problème d'optimisation.

2.d Supposons que $\sigma = 1 + {}^t v A^{-1} u \neq 0$. Alors on a

$$\begin{aligned}(A + u {}^t v) \left(A^{-1} - \frac{1}{\sigma} A^{-1} u {}^t v A^{-1} \right) &= A \left(\text{id} + A^{-1} u {}^t v \right) \left(\text{id} - \frac{1}{\sigma} A^{-1} u {}^t v \right) A^{-1} \\ &= A \left(\text{id} - \frac{1}{\sigma} A^{-1} u {}^t v \right. \\ &\quad \left. + A^{-1} u {}^t v - \frac{1}{\sigma} A^{-1} u {}^t v A^{-1} u {}^t v \right) A^{-1} \\ &= A \left(\text{id} - \frac{1}{\sigma} A^{-1} u {}^t v \right. \\ &\quad \left. + A^{-1} u {}^t v - \frac{{}^t v A^{-1} u}{\sigma} A^{-1} u {}^t v \right) A^{-1} \\ &= A \left(\text{id} + \frac{-{}^t v A^{-1} u - 1 + \sigma}{\sigma} \right) A^{-1} \\ &= AA^{-1} \\ &= \text{id}\end{aligned}$$

On en déduit que la matrice $A + u^t v$ est une matrice régulière, dont l'inverse est

$$A^{-1} - \frac{1}{\sigma} A^{-1} u^t v A^{-1}$$

Afin de montrer la réciproque, nous allons montrer la contraposée : supposons que $\sigma = 0$. Montrons que la matrice $A + u^t v$ n'est alors pas inversible. On a

$$A^{-1} u^t v A^{-1} u^t v = \left({}^t v A^{-1} u \right) A^{-1} u^t v = -A^{-1} u^t v$$

d'où
$$A^{-1} u^t v \left(A^{-1} u^t v + \text{id} \right) = 0$$

donc le couple $\left(A^{-1} u^t v, \left(A^{-1} u^t v + \text{id} \right) \right)$ est un couple diviseur de zéro. On en déduit qu'aucune de ces deux matrices n'est inversible.

2.e La méthode (1), (6) s'écrit

$$\begin{cases} f(x_k) + B_k(x_{k+1} - x_k) = 0 \\ B_{k+1} = B_k + \frac{(y_k - B_k s_k)^t s_k}{{}^t s_k s_k} \end{cases}$$

L'itération de Newton s'écrit en fait

$$x_{k+1} = x_k - H_k f(x_k)$$

avec
$$H_k = B_k^{-1}$$

Appliquons la question 2.d à B_k , avec

$$\begin{cases} u = \frac{y_k - B_k s_k}{{}^t s_k s_k} \\ v = s_k \end{cases}$$

On a alors

$$\begin{aligned} H_{k+1} &= B_{k+1}^{-1} \\ &= \left(B_k + u^t v \right)^{-1} \\ &= B_k^{-1} - \frac{1}{1 + {}^t u v} B_k^{-1} u^t v B_k^{-1} \\ &= B_k^{-1} - \frac{1}{1 + {}^t s_k B_k^{-1} \frac{(y_k - B_k s_k)}{{}^t s_k s_k}} B_k^{-1} \frac{y_k - B_k s_k}{{}^t s_k s_k} {}^t s_k B_k^{-1} \\ &= B_k^{-1} - \frac{{}^t s_k s_k}{{}^t s_k B_k^{-1} y_k} B_k^{-1} \frac{y_k - B_k s_k}{{}^t s_k s_k} {}^t s_k B_k^{-1} \\ &= B_k^{-1} - \frac{1}{{}^t s_k B_k^{-1} y_k} B_k^{-1} (y_k - B_k s_k) {}^t s_k B_k^{-1} \\ &= B_k^{-1} - \frac{1}{{}^t s_k B_k^{-1} y_k} (B_k^{-1} y_k - s_k) {}^t s_k B_k^{-1} \\ H_{k+1} &= H_k - \frac{1}{{}^t s_k H_k y_k} (H_k y_k - s_k) {}^t s_k H_k \end{aligned}$$

soit

$$H_{k+1} = H_k - \frac{1}{{}^t s_k H_k y_k} (H_k y_k - s_k) {}^t s_k H_k$$