#### Optimisation & Analyse convexe

# Séance 3 : Algorithmes pour l'optimisation sans contrainte

### Exercice 1 (Algorithme du gradient conjugué).

Dans tout cet exercice, A désigne une matrice symétrique définie positive  $N \times N$ , de valeurs propres  $0 < \lambda_1 \leq \ldots \leq \lambda_N$ , et  $b \in \mathbb{R}^N$ . On note  $||v||_A^2 = (Av, v)$  pour  $v \in \mathbb{R}^N$ . Considérons la fonction :

$$J(v) = \frac{1}{2}(Av, v) - (b, v) \quad v \in \mathbb{R}^N,$$

et notons u le point de minimum de J sur  $\mathbb{R}^N$ . On considère l'algorithme de descente à pas optimal :

$$u^{n+1} = u^n + \rho^n d^n \tag{1}$$

avec 
$$d^0 = -\nabla J(u^0)$$
,  $d^n = -\nabla J(u^n) + \frac{\|\nabla J(u^n)\|^2}{\|\nabla J(u^{n-1})\|^2} d^{n-1}$ ,  $\rho^n = \frac{(-\nabla J(u^n), d^n)}{(Ad^n, d^n)}$ .

Rappelons que le principe de cette méthode est le suivant :

partant de  $u^0 \in \mathbb{R}^n$ , une suite  $(u^n)$  est construite telle que :

$$u^{n+1} \in u^n + G^n \quad \text{et} \quad J(u^{n+1}) = \inf_{v \in u^n + G^n} J(v)$$
 (2)

avec  $G^n = \text{vect}(\nabla J(u^0), \dots, \nabla J(u^n)).$ 

- 1. Vérifier que  $J(v) J(u) = \frac{1}{2} ||v u||_A^2 \quad \forall v \in \mathbb{R}^N$ .
- 2. Montrer que l'espace  $G^n$  est engendré par  $\{\nabla J(u^0), A\nabla J(u^0), \dots, A^n\nabla J(u^0)\}$ .
- 3. Pour  $k \ge 0$ , on pose  $e^k = u^k u$ .
  - (a) Soit  $v \in u^n + G^n$ . Montrer qu'il existe un polynôme Q de degré n tel que :  $v = u^0 + Q(A)\nabla J(u^0)$ .
  - (b) En utilisant (2) et (??), montrer que :

$$||e^{n+1}||_A = \min\{||P(A)e^0||_A, P \in \mathcal{P}_{n+1}\}$$
 (3)

où et  $\mathcal{P}_n$  désigne l'ensemble des polynômes P de degré n tels que P(0)=1.

4. Montrer que

$$||P(A)e^{0}||_{A}^{2} \le ||e^{0}||_{A}^{2} \max_{i} P^{2}(\lambda_{i}) \qquad \forall P \in \mathcal{P}_{k}.$$

En déduire que

$$||e^n||_A \le 2\left(\frac{\sqrt{\kappa}-1}{\sqrt{\kappa}+1}\right)^n ||e^0||_A \quad \text{avec } \kappa = \frac{\lambda_N}{\lambda_1}.$$

(Ind.  $\min\{\|p\|_{L^{\infty}([a,b])}: p \in \mathcal{P}_k\} = 1/T_k\left(\frac{b+a}{b-a}\right)$ , où  $T_k$  désigne le polynôme de Tchebychev de degré k. De plus on a:

$$T_k\left(\frac{b+a}{b-a}\right) = T_k\left(\frac{\frac{b}{a}+1}{\frac{b}{a}-1}\right) > \frac{1}{2}\left(\frac{\sqrt{\frac{b}{a}}+1}{\sqrt{\frac{b}{a}}-1}\right)^k, \quad pour \quad b > a.$$

### Corrigé 1.

- 1. L'égalité  $J(v) J(u) = \frac{1}{2} ||v u||_A^2 \quad \forall v \in \mathbb{R}^N$  s'obtient par des calculs directs.
- 2. Nous allons raisonner par récurrence. Pour n=0, l'assertion est évidente. Supposons que l'hypothèse

(HR) 
$$G^{n-1}$$
 est engendré par  $\{\nabla J(u^0), A\nabla J(u^0), \dots, A^{n-1}\nabla J(u^0)\}$ 

soit vraie à l'ordre n-1 et montrons que (HR) reste encore vraie à l'ordre n. Notons d'abord que, d'après (2), l'itéré  $u^n \in u^{n-1} + G^{n-1}$  et s'écrit donc sous la forme  $u^n = u^0 + \sum_{i=0}^{n-1} \gamma_i \nabla J(u^i)$ , avec  $\gamma_i \in \mathbb{R}$ . Comme on a supposé (HR) vraie à l'ordre n-1, pour tout  $i \leq n-1$   $\nabla J(u^i)$  s'écrit sous la forme d'une combinaison linéaire de  $\{\nabla J(u^0), A\nabla J(u^0), \dots, A^{n-1}\nabla J(u^0)\}$ . Donc il existe  $\alpha_1, \cdots, \alpha_{n-1}$  tels que

$$u^{n} = u^{0} + \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_{i} A^{i} \nabla J(u^{0}),$$
et  $\nabla J(u^{n}) = Au^{n} - b = Au^{0} - b + \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_{i} A^{i+1} \nabla J(u^{0})$ 

$$= \nabla J(u^{0}) + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i-1} A^{i} \nabla J(u^{0}).$$

On en déduit que  $G^n$  est bien engendré par  $\{\nabla J(u^0), A\nabla J(u^0), \dots, A^n\nabla J(u^0)\}$ .

3. (a) Soit  $v \in u^n + G^n$ . De la question précédente, on sait qu'ils existent  $(\alpha_i)_{i=0}^n \in \mathbb{R}$  et  $(\beta_i)_{i=0}^n \in \mathbb{R}$  tels que :

$$u^{n} = u^{0} + \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_{i} A^{i} \nabla J(u^{0})$$
 et  $v = u^{0} + \left(\sum_{i=0}^{n-1} \alpha_{i} A^{i}\right) \nabla J(u^{0}) + \left(\sum_{i=0}^{n} \beta_{i} A^{i}\right) \nabla J(u^{0}).$ 

On en déduit alors qu'il existe un polynôme de degré n :  $Q(x) = \sum_{i=0}^{n-1} (\alpha_i + \beta_i) x^i + \beta_n x^n$  tel que

$$v = u^0 + Q(A)\nabla J(u^0).$$

(b) Remarquons d'abord que  $\nabla J(u^0) = Au^0 - b = Au^0 - Au = Ae^0$ . D'autre part, tenant compte de (2), (??) et de la question (a), il vient (on notera  $\mathbb{P}_n$  l'ensemble des polynômes de degré n):

$$\begin{split} \frac{1}{2}\|e^{n+1}\|_A^2 &= J(u^{n+1}) - J(u) &= \min_{v \in u^n + G^n} \{J(v) - J(u)\} \\ &= \frac{1}{2} \min_{v \in u^n + G^n} \|v - u\|_A^2 \\ &= \frac{1}{2} \min_{Q \in \mathbb{P}_n} \|u^0 - u + Q(A)\nabla J(u^0)\|_A^2 \\ &= \frac{1}{2} \min_{Q \in \mathbb{P}_n} \|(I + Q(A)A)e^0\|_A^2. \\ &= \frac{1}{2} \min_{P \in \mathcal{P}_{n+1}} \|P(A)e^0\|_A^2. \end{split}$$

4. On va traduire (3) dans la base orthonormée  $(v_l)_{l=1}^n$  des vecteurs propres de A. Cette base est A-orthogonale puisque  $(Av_l, v_k) = \lambda_l(v_l, v_k)$ , avec en particulier  $||v_l||_A^2 = \lambda_l$ . On pose  $e^0 = \sum_{i=1}^N \alpha_i v_i$ , on a :

$$P(A)e^{0} = \sum_{i=1}^{N} \alpha_{i} P(\lambda_{i}) v_{i}, \quad \|e^{0}\|_{A}^{2} = \sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{2} \|v_{i}\|_{A}^{2} = \sum_{i=1}^{N} \lambda_{i} \alpha_{i}^{2}$$
$$\|P(A)e^{0}\|_{A}^{2} = \sum_{i=1}^{N} \alpha_{i}^{2} P^{2}(\lambda_{i}) \|v_{i}\|_{A}^{2} = \sum_{i=1}^{N} \lambda_{i} \alpha_{i}^{2} P^{2}(\lambda_{i}).$$

et

D'où

$$||P(A)e^{0}||_{A}^{2} \le \left(\sum_{i=1}^{N} \lambda_{i} \alpha_{i}^{2}\right) \max_{i} P^{2}(\lambda_{i})$$
  
=  $||e^{0}||_{A}^{2} \max_{i} P^{2}(\lambda_{i}).$ 

Et d'après (3)

$$||e^{n+1}||_A \le \min \left\{ \max_{1 \le i \le N} |P(\lambda_i)| : P \in \mathcal{P}_{n+1} \right\} ||e^0||_A.$$

Il en découle que pour tout  $n \geq 0$ 

$$||e^n||_A \le \min \left\{ ||P||_{L^{\infty}([\lambda_1, \lambda_N])} : P \in \mathcal{P}_n \right\} ||e^0||_A,$$

où on a noté  $||P||_{L^{\infty}([\lambda_1,\lambda_N])} = \max_{x \in [\lambda_1,\lambda_N]} |P(x)|$ .

En utilisant le résultat donné en indication, le min ci dessus est égal à  $1/T_n\left(\frac{\lambda_N+\lambda_1}{\lambda_N-\lambda_1}\right)$ , et

$$||e^{n}||_{A} \leq 1/T_{n} \left(\frac{\lambda_{N} + \lambda_{1}}{\lambda_{N} - \lambda_{1}}\right) ||e^{0}||_{A},$$

$$\leq 1/T_{n} \left(\frac{\kappa + 1}{\kappa - 1}\right) ||e^{0}||_{A},$$

$$\leq 2 \left(\frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1}\right)^{n} ||e^{0}||_{A}.$$

Exercice 2 Méthodes de Jacobi et Gauss-Seidel. Corrigé 2 . On calcule d'abord le rayon spectrale  $\rho(\mathcal{J})$  de la matrice de Jacobi. Pour assurer la convergence de la méthode il faut et il suffit que ce rayon vérifie  $\rho(\mathcal{J}) < 1$ . Il est à noté que la matrice est symètrique, et  $\rho(\mathcal{G}) = \rho(\mathcal{J})^2$ .

# Exercice 3 (Comparaison avec les méthodes itératives).

### Corrigé 3.

1. Considérons le problème de corde vibrante fixée à ces deux extrémités. La statique de ce problème est fournie par la minimisation de l'énergie potentielle :

$$\begin{cases}
\text{Trouver } u \in C^1[0,1] \text{ tel que } u(0) = 0, \ u(1) = 0, \text{ et} \\
E_p(u) = \min_{v \in C^1[0,1]} E_p(v), \text{ avec } E_p(v) = \int_0^1 \frac{1}{2} \left(\frac{dv}{dx}(x)\right)^2 - f(x)v(x)dx
\end{cases} \tag{4}$$

Le problème de minimisation quadratique :

$$\begin{cases}
\text{Trouver } u \in \mathbb{R}^N \text{ tel que :} \\
\frac{1}{2}(Au; u) - (b; u) = \min_{v \in \mathbb{R}^N} \frac{1}{2}(Av; v) - (b; v),
\end{cases}$$
(5)

correspond à la discrétisation du problème (4), en effet si nous introduisons les deux réels  $v_0 = 0$  et  $v_{N+1} = 0$  alors :

$$(Av; v) = \frac{1}{h^2} \sum_{i=1}^{N} (-v_{i-1} + 2 v_i - v_{i+1}) v_i,$$

$$= \frac{1}{h^2} \sum_{i=1}^{N} v_i^2 - \sum_{i=1}^{N} v_{i-1} v_i - \sum_{i=1}^{N} v_{i+1} v_i + \sum_{i=1}^{N} v_i^2,$$

$$= \frac{1}{h^2} \sum_{i=1}^{N} v_i^2 - \sum_{i=0}^{N-1} v_i v_{i+1} - \sum_{i=1}^{N} v_{i+1} v_i + \sum_{i=0}^{N-1} v_{i+1}^2,$$

$$= \frac{1}{h^2} \sum_{i=0}^{N} v_i^2 - 2 v_i v_{i+1} + v_{i+1}^2 = \frac{1}{h^2} \sum_{i=0}^{N} (v_{i+1} - v_i)^2.$$

De là nous tirons

$$h J(v) = h \sum_{i=0}^{N} \frac{1}{2} \left( \frac{v_{i+1} - v_i}{h} \right)^2 - h \sum_{i=1}^{n} v_i f(x_i)$$
$$\simeq \int_{0}^{1} \frac{1}{2} \left( \frac{dv}{dx}(x) \right)^2 dx - \int_{0}^{1} f(x)v(x) dx.$$

2. Pour répondre à cette question, définissions  $v^k$  comme l'image de  $\varphi^k$  par A et calculons sa  $l^{\text{\`e}me}$  coordonnée  $v^k_l$  :

$$v_l^k = -\frac{1}{h^2}\sin\left((l-1)k\pi h\right) + \frac{2}{h^2}\sin\left(lk\pi h\right) - \frac{1}{h^2}\sin\left((l+1)k\pi h\right), \quad \forall l \in [2, N-1]$$

Il est encore licite d'écrire cette relation pour l=1 et l=N; en effet comme (N+1)h=1, nous avons :

$$\sin(0k\pi h) = 0 \text{ et } \sin((N+1)k\pi h) = 0.$$

Ainsi, des formules trigonométriques, nous tirons :

$$v_l^k = \frac{2}{h^2} (1 - \cos(k\pi h)) \sin(lk\pi h) = \frac{4}{h^2} \sin^2(\frac{k\pi h}{2}) \sin(lk\pi h).$$

Nous venons de montrer que les  $\varphi^k$  sont les vecteurs propres de A associés aux valeurs propres  $\lambda^k$ .

$$A \varphi^k = \lambda^k \varphi^k.$$

Le cardinal de cet ensemble étant égal à N, nous venons d'exhiber l'ensemble des valeurs propres de A.

3. Commençons par expliciter la plus petite et la plus grande valeur propre de A, elles correspondent à k=1 et k=N

$$\begin{cases} \lambda_1 = \frac{4}{h^2} \sin^2(\frac{\pi h}{2}) = \pi^2 + O(h^2) \simeq \pi^2, \\ \lambda_N = \frac{4}{h^2} \sin^2(\frac{N\pi h}{2}) = \frac{4}{h^2} \cos^2(\frac{\pi h}{2}) = \frac{4}{h^2} - \pi^2 + O(h^2) \simeq \frac{4}{h^2}. \end{cases}$$

Le conditionnement de la matrice A est donc :

$$\kappa := \frac{\lambda_N}{\lambda_1} \sim \frac{4}{\pi^2 h^2}.$$

Ainsi, les vitesses de convergence pour les méthodes de gradient à pas fixe et optimal sont données par :

$$-\ln\left(\frac{\kappa-1}{\kappa+1}\right) = -\ln\left(\frac{1-\frac{1}{\kappa}}{1+\frac{1}{\kappa}}\right) \simeq \frac{2}{\kappa} \simeq \frac{\pi^2 h^2}{2}.$$
 (6)

Et la vitesse de convergence du gradient conjugué est donnée par :

$$-\ln\left(\frac{1-1/\sqrt{\kappa}}{1+1/\sqrt{\kappa}}\right) \simeq \frac{2}{\sqrt{\kappa}} \simeq \pi h. \tag{7}$$

4. Pour la méthode de Jacobi, nous avons :

$$\mathcal{J} = D^{-1}(E+F) = \frac{h^2}{2} \left( \frac{2}{h^2} I - A \right)$$

Ainsi l'ensemble des valeurs propres  $\lambda_k(\mathcal{J})$  de  $\mathcal{J}$  est donné par :

$$\lambda_k(\mathcal{J}) = \frac{h^2}{2} \left( \frac{2}{h^2} - \lambda_k \right) = \cos(k\pi h) \quad k \in \{1, \dots, N\},$$

dont les plus grandes en valeur absolue sont données pour k=1 ou k=N :

$$\rho(\mathcal{J}) = \cos(\pi h) = 1 - \frac{\pi^2 h^2}{2} + O(h^4).$$

Rappelons l'algorithme de Jacobi:

$$Du^{n+1} = (E+F)u^n + b (8)$$

Ce qui nous donne pour l'erreur  $e^n = u^n - u$ , comme Du = (E + F)u + b:

$$De^{n+1} = (E+F)e^n \implies u^{n+1} = \mathcal{J}u^n \tag{9}$$

Et comme  $\mathcal{J}$  est une matrice symétrique :

$$||e^{n+1}||_2 \leqslant \rho(\mathcal{J})||e^n||_2 \tag{10}$$

La vitesse de convergence est donc de

$$-\ln \rho(\mathcal{J}) = -\ln \left(1 - \frac{\pi^2 h^2}{2} + O(h^4)\right) \simeq \frac{\pi^2 h^2}{2}.$$
 (11)

La vitesse de convergence de la méthode de Jacobi est comparable à celle des méthodes de gradient à pas fixe et à pas optimal.

5. Le rayons spectral  $\rho(\mathcal{G})$  de la matrice de Gauss-Seidel nous est fournie par la formule :

$$\rho(G) = [\rho(\mathcal{J})]^2 = \left[1 - \frac{\pi^2 h^2}{2} + O(h^4)\right] = 1 - \pi^2 h^2 + O(h^4). \tag{12}$$

Ainsi la vitesse de convergence de la méthode de Gauss-Seidel et donnée par :

$$-\ln \rho(G) = \ln (1 - \pi^2 h^2 + O(h^4)) \simeq \pi^2 h^2.$$
 (13)

Ce qui nous montre que sa vitesse de convergence est deux fois plus rapide que celle de la méthode des gradient à pas fixe et optimal mais beaucoup moins rapide que la méthode du gradient conjugué.

6. Considérons la méthode du gradient à pas fixe. Nous avons la majoration d'erreur :

$$||e^n||_2 \leqslant \left(\frac{\lambda_N - \lambda_1}{\lambda_N + \lambda_1}\right)^n ||e^0||_2. \tag{14}$$

Pour assurer  $||e^n||_2 \leqslant \varepsilon$ , il suffit d'imposer

$$\left(\frac{\lambda_N - \lambda_1}{\lambda_N + \lambda_1}\right)^n \|e^0\|_2 \leqslant \varepsilon \tag{15}$$

C'est à dire :

$$n \geqslant \frac{\ln \|e^0\|_2 - \ln \varepsilon}{-\ln \frac{\lambda_N - \lambda_1}{\lambda_N + \lambda_1}} \simeq \frac{-\ln \varepsilon}{\frac{\pi^2 h^2}{2}} = \frac{-2\ln \varepsilon}{\pi^2 h^2}.$$
 (16)

Application numérique :

$$n \geqslant 1,4 \times 10^4. \tag{17}$$