

Partie I

1.1. $BX = Z \Leftrightarrow {}^t AAX = {}^t AY$

$$\Leftrightarrow AX = Y \text{ (car } A \text{ donc } {}^t A \text{ est inversible)}$$

$$\Leftrightarrow X = A^{-1}Y$$

Donc l'équation linéaire $BX = Z$ possède la solution unique X_0 .

2. ${}^t B = {}^t({}^t AA) = {}^t AA = B$

Donc B est symétrique.

B étant symétrique réelle :

- son polynôme caractéristique est scindé dans $\mathbb{R}$
- les sous-espaces propres de B sont 2 à 2 orthogonaux
- il existe $P \in O(k)$ telle que $P^{-1}BP \in D_k(\mathbb{R})$

3. $\langle U, BU \rangle = {}^t U {}^t A A U = \|AU\|^2 > 0$ ($U \neq 0$ et A inversible $\Rightarrow AU \neq 0$)

Soit $\lambda \in \text{Spec}(B)$ et U vecteur propre associé à B ; alors $U \neq 0$ et $BU = \lambda U$.

$$\text{D'où } \langle U, BU \rangle = \begin{cases} {}^t U {}^t A A U = \|AU\|^2 > 0 \\ \langle U, \lambda U \rangle = \lambda \|U\|^2 \end{cases} \quad {}^t U {}^t A A U = \|AU\|^2 > 0$$

D'où $\lambda > 0$. On a montré que :

$$\boxed{\text{Spec}(B) \subset \mathbb{R}^{+*}}$$

4. Notons $(U_1, \dots, U_k)$ une base orthonormée de $\mathbb{R}^k$ formée de vecteurs propres de B . Posons

$$V = \sum_{i=1}^k \alpha_i U_i. \text{ Alors :}$$

$$\langle AV, AV \rangle = {}^t V {}^t A A V = {}^t V B V = \langle V, BV \rangle = \|AV\|^2.$$

En outre :

$$\begin{aligned} \langle AV, AV \rangle &= \left\langle \sum_{i=1}^k \alpha_i U_i, \sum_{i=1}^k \alpha_i B U_i \right\rangle \\ &= \left\langle \sum_{i=1}^k \alpha_i U_i, \sum_{i=1}^k \alpha_i \lambda_i U_i \right\rangle \\ &= \sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \lambda_i \text{ car } (U_1, \dots, U_k) \text{ est une base orthonormée de } \mathbb{R}^k. \end{aligned}$$

$$\text{D'où } \lambda_{\min} \sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \leq \|AV\|^2 \leq \lambda_{\max} \sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \text{ et comme } \sum_{i=1}^k \alpha_i^2 = 1 \text{ (} V \text{ est unitaire)}$$

a. $\boxed{\langle AV, AV \rangle = \langle V, BV \rangle = \|AV\|^2 \in [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]}$

b. $\|BV\| = \left\| \sum_{i=1}^k \alpha_i B U_i \right\| = \left\| \sum_{i=1}^k \alpha_i \lambda_i U_i \right\| = \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \lambda_i^2 \right)^{1/2}$ car $(U_1, \dots, U_k)$ est une base orthonormée de $\mathbb{R}^k$. Or :

$$\left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \lambda_i^2 \right)^{1/2} \in \left[\lambda_{\min} \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \right)^{1/2}, \lambda_{\max} \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \right)^{1/2} \right] \text{ car les } \lambda_i \text{ sont positifs. Comme } \|V\| = \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \right)^{1/2} = 1,$$

$$\boxed{\|BV\| \in [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]}$$

Si U est quelconque dans $\mathbb{R}^k \setminus \{0\}$, $V = \frac{U}{\|U\|}$ est unitaire. En appliquant a; et b; à V , on obtient :

$$\langle AU, AU \rangle = \langle U, BU \rangle = \|AU\|^2 \in [\lambda_{\min} \|U\|^2, \lambda_{\max} \|U\|^2]$$

et

$$\|BU\| \in [\lambda_{\min} \|U\|, \lambda_{\max} \|U\|]$$

relations qui sont encore vraies pour $U = 0$.

Donc : $\forall U \in \mathbb{R}^k$,

$$\langle AU, AU \rangle = \langle U, BU \rangle = \|AU\|^2 \in [\lambda_{\min} \|U\|^2, \lambda_{\max} \|U\|^2]$$

$$\|BU\| \in [\lambda_{\min} \|U\|, \lambda_{\max} \|U\|]$$

5. D'après la question 1., $R(X_0) = 0$ et $E(X_0) = 0$.

Si $U \neq X_0$, $BU - Z \neq 0$ et $E(U) \neq 0$.

Donc il existe un unique vecteur $X \in \mathbb{R}^k$ rendant E minimale, c'est X_0 .

On a alors $E(X_0) = \min_{U \in \mathbb{R}^k} E(U) = 0$.

Partie II

$$\begin{aligned} 1. \quad \forall \mu \in \mathbb{R}, f_i(\mu) &= \|R(X_i + \mu D_i)\|^2 \\ &= \|B(X_i + \mu D_i) - Z\|^2 \\ &= \|BX_i - Z + \mu BD_i\|^2 \\ &= \|BX_i - Z\|^2 + 2\mu \langle BX_i - Z, BD_i \rangle + \mu^2 \|BD_i\|^2 \\ &= E(X_i) + 2\alpha\mu + \beta\mu^2 \text{ avec :} \end{aligned}$$

$$\alpha = \langle BX_i - Z, BD_i \rangle \text{ et } \beta = \|BD_i\|^2$$

f_i est une fonction polynôme C^∞ sur $\mathbb{R}$. Comme $D_i \neq 0$ et B est inversible, $BD_i \neq 0$ et $\beta > 0$.
 f_i est donc du second degré et admet un minimum pour $f'_i(\mu) = 0 \Leftrightarrow \mu = -\frac{\alpha}{\beta}$.

$$\text{Donc } \mu_i = -\frac{\langle BX_i - Z, BD_i \rangle}{\|BD_i\|^2} \Rightarrow$$

$$\mu_i = -\frac{\langle R(X_i), BD_i \rangle}{\|BD_i\|^2}$$

$$\begin{aligned} \text{On a alors : } \min_{\mu \in \mathbb{R}} f_i(\mu) &= f_i(\mu_i) = E(X_i) - 2\frac{\langle R(X_i), BD_i \rangle}{\|BD_i\|^2} \langle BX_i - Z, BD_i \rangle + \frac{\langle R(X_i), BD_i \rangle^2}{\|BD_i\|^4} \|BD_i\|^2 \\ &= E(X_i) - 2\frac{\langle R(X_i), BD_i \rangle}{\|BD_i\|^2} \langle R(X_i), BD_i \rangle + \frac{\langle R(X_i), BD_i \rangle^2}{\|BD_i\|^2}. \text{ D'où :} \end{aligned}$$

$$\min_{\mu \in \mathbb{R}} f_i(\mu) = E(X_i) - \frac{\langle R(X_i), BD_i \rangle^2}{\|BD_i\|^2}$$

$$\begin{aligned} 2. \quad f_i(\mu_i) &= E(X_i) - \frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2} \\ &= E(X_i) - \frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2} \\ &= E(X_i) - \frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} E(X_i) \text{ (car } E(X_i) = \|R(X_i)\|^2) \\ &= E(X_i) \left(1 - \frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} \right) \end{aligned}$$

D'où :

$$f_i(\mu_i) = C_i E(X_i) \text{ avec } C_i = 1 - \frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2}$$

D'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz, $\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2 \leq \|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2$ et $C_i \geq 0$.

D'après la question I.3.,

$$0 \leq \langle R(X_i), BR(X_i) \rangle \in [\lambda_{\min} \|R(X_i)\|^2, \lambda_{\max} \|R(X_i)\|^2] \Rightarrow$$

$$\frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} \in \left[\lambda_{\min}^2 \frac{\|R(X_i)\|^4}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2}, \lambda_{\max}^2 \frac{\|R(X_i)\|^4}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} \right] \Rightarrow$$

$$\frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} \in \left[\lambda_{\min}^2 \frac{\|R(X_i)\|^2}{\|BR(X_i)\|^2}, \lambda_{\max}^2 \frac{\|R(X_i)\|^2}{\|BR(X_i)\|^2} \right]$$

En outre, toujours d'après la question I.3.,

$$\|BR(X_i)\|^2 \in [\lambda_{\min}^2 \|R(X_i)\|^2, \lambda_{\max}^2 \|R(X_i)\|^2] \text{ et}$$

$$\frac{\|R(X_i)\|^2}{\|BR(X_i)\|^2} \in \left[\frac{1}{\lambda_{\max}^2}, \frac{1}{\lambda_{\min}^2} \right].$$

$$\text{On en déduit } \frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} \in \left[\frac{\lambda_{\min}^2}{\lambda_{\max}^2}, \frac{\lambda_{\max}^2}{\lambda_{\min}^2} \right] \Rightarrow$$

$$\frac{\langle R(X_i), BR(X_i) \rangle^2}{\|BR(X_i)\|^2 \|R(X_i)\|^2} \geq \frac{\lambda_{\min}^2}{\lambda_{\max}^2}. \text{ On a montré :}$$

$$0 \leq C_i \leq 1 - \frac{\lambda_{\min}^2}{\lambda_{\max}^2}$$

3. Supposons la suite (X_i) parfaitement définie, ce qui signifie $\forall i \in \mathbb{N}, X_i \neq 0$.

(Dans le cas contraire, $\exists i_0 \in \mathbb{N}, D_{i_0} = R(X_{i_0}) = 0 \Leftrightarrow X_{i_0} = A^{-1}Y = X_0, E(X_{i_0}) = 0$ et l'algorithme s'arrête : le test est non prévu)

On a alors $\forall i \in \mathbb{N}^*, E(X_{i+1}) = C_i E(X_i)$ (question 2.)

Comme $\forall i \in \mathbb{N}^*, E(X_i) \geq 0$ et $C_i \leq 1$, la suite $(E(X_i))$ est décroissante et minorée par 0, donc $(E(X_i))$ converge.

Posons $\theta = 1 - \frac{\lambda_{\min}^2}{\lambda_{\max}^2}$. Alors $\theta \in [0, 1[$ et d'après la question 2.,

$$\forall i \in \mathbb{N}^*, 0 \leq E(X_{i+1}) \leq \theta E(X_i) \Rightarrow$$

$$\forall i \in \mathbb{N}^*, 0 \leq E(X_i) \leq \theta^{i-1} E(X_1) \text{ (récurrence simple)}$$

On en déduit que :

$$\lim_{i \rightarrow +\infty} E(X_i) = 0$$

$$\begin{aligned} \text{On a alors } \|B(X_i - X_0)\|^2 &= \|BX_i - Z - (BX_0 - Z)\|^2 \\ &= \|BX_i - Z\|^2 \text{ (car } BX_0 = Z) \\ &= \|R(X_i)\|^2 \\ &= E(X_i) \end{aligned}$$

De plus, $\|B(X_i - X_0)\|^2 \geq \lambda_{\min}^2 \|X_i - X_0\|^2$.

Donc : $\|X_i - X_0\|^2 \leq \frac{E(X_i)}{\lambda_{\min}^2}$ ($\lambda_{\min}^2 > 0$). Comme $\lim_{i \rightarrow +\infty} E(X_i) = 0$, $\lim_{i \rightarrow +\infty} \|X_i - X_0\|^2 = 0$ et

$$\lim_{i \rightarrow +\infty} X_i = X_0$$

$$4. \forall i \in \mathbb{N}^*, \|X_i - X_0\|^2 \leq \frac{E(X_i)}{\lambda_{\min}^2} \leq \frac{\theta^{i-1} E(X_1)}{\lambda_{\min}^2}.$$

Pour un nombre d'itérations donné, la précision sera influencée par le facteur $\theta = 1 - \frac{\lambda_{\min}^2}{\lambda_{\max}^2}$. Plus il est proche de 0, plus la convergence est rapide. Cela correspond à $\frac{\lambda_{\min}^2}{\lambda_{\max}^2}$ proche de 1 ou encore un spectre de B concentré dans une plage éloignée de 0.

Partie III

Logiciel de calcul employé : MAPLE

```
> restart;
> with(linalg):
Warning, new definition for norm
Warning, new definition for trace
> val_mini:=proc(X) ;
> val_maxi:=proc(X) ;
1.a.
> A:=matrix([[4,0,1],[0,4,-1],[-2,1,8]]);
> Y:=vector([6,-6,13]);
1.b.
> B:=multiply(transpose(A),A);
> Z:=multiply(transpose(A),Y);
2.
> X:=vector([0,0,0]);
> for n from 1 to 10 do
d:=evalf(matadd(multiply(B,X),Z,1,-1));
# calcul de la direction de descente
T:=multiply(B,d);
mu:=-dotprod(d,T)/dotprod(T,T);
# calcul de mu
X:=matadd(X,d,1,mu); # calcul de X
od:
print('X(10)=' ,X);
```

$X(10) = [.9999995725, -1.000000508, 1.999999548]$

```
3.a.
> theta:=evalf(1-(val_mini(B)/val_maxi(B))^2);
> # calcul du coefficient theta
```

$\theta := .9477756523$

3.b.

On a vu que $\forall n \in \mathbb{N}, E(X_{n+1}) \leq \theta^n E(X_1)$. Donc $\theta^n \leq \frac{1}{1000} \Rightarrow E(X_{n+1}) \leq E(X_1)/1000$.

Or $\theta^n \leq \frac{1}{1000} \Leftrightarrow n \ln \theta \leq -\ln(1000)$

$$\Leftrightarrow n \geq -\frac{\ln(1000)}{\ln(\theta)}$$

Donc si n_0 est la partie entière de $-\frac{\ln(1000)}{\ln(\theta)} + 1$, $E(X_{n_0+1}) \leq \theta^{n_0} E(X_1)$

```
> n:=floor(-ln(1000)/ln(theta))+1;
> # n est le nombre d'itérations demandé
```

n=129

∞∞∞∞∞∞∞∞∞∞∞∞∞∞∞

Rédigé par

*Pierre Bron, professeur de Spéciales TSI
 Lycée Chaptal, 6, allée Chaptal, 22000 StBrieuc
 Tel. 0296639414
 Email : 106233.3407@COMPUSERVE.COM*

à l'aide de Scientific Workplace