

## Exercices 2 - les solutions

27 février 2014

### Exercice 1

1.  $\Sigma$  est une matrice définie positive alors elle est invertible et pour chaque  $v \in \mathbb{R}^d, v \neq 0$  on a  $v'\Sigma^{-1}v > 0$ . Particulièrement, si  $v = x - y$  on obtient  $d^2(x, y) > 0$  et on peut alors définir  $d(x, y) = \sqrt{d^2(x, y)} > 0$  et  $d(x, y) = 0 \iff x = y$ .
2. Par linéarité on a

$$\begin{aligned}d^2(x, y) &= (x - y)'\Sigma^{-1}(x - y) = (-(y - x))'\Sigma^{-1}(-(y - x)) \\ &= (y - x)'\Sigma^{-1}(y - x) = d^2(y, x).\end{aligned}$$

3. Finalement, pour chaque  $x, y, z \in \mathbb{R}^d$ , on a

$$\begin{aligned}d^2(x, z) &= (x - z)'\Sigma^{-1}(x - z) \\ &= (x - y + y - z)'\Sigma^{-1}(x - y + y - z) \\ &= (x - y)'\Sigma^{-1}(x - y) + (x - y)'\Sigma^{-1}(y - z) \\ &\quad + (y - z)'\Sigma^{-1}(x - y) + (y - z)'\Sigma^{-1}(y - z) \\ &= d^2(x, y) + 2(x - y)'\Sigma^{-1}(y - z) + d^2(y, z) \\ &\leq d^2(x, y) + 2\|\Sigma^{-1/2}(x - y)\|\|\Sigma^{-1/2}(y - z)\| + d^2(y, z) \\ &= d^2(x, y) + 2d(x, y)d(y, z) + d^2(y, z) = (d(x, y) + d(y, z))^2\end{aligned}$$

par l'inégalité de Cauchy-Schwarz.

### Exercice 2

On peut déplacer la variable  $X$  linéairement, alors, sans perte de la généralité, on peut assumer que  $\mathbf{E}X = 0$ . Donc, soit  $X \sim \mathcal{N}(0, \Sigma)$  et

$$f^X(x) = \left(\frac{1}{2\pi}\right)^{p/2} \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp(-d_\Sigma^2(x, \mu)/2).$$

On va démontrer que l'ensemble  $\{x \in \mathbb{R}^p : f^X(x) = r\}$  est une hyper-ellipsoïde.  
On a

$$\begin{aligned}\exp(-d_{\Sigma}^2(x, \mu)/2) &= r(2\pi)^{p/2}|\Sigma|^{1/2} \\ -d_{\Sigma}^2(x, \mu)/2 &= \log(r(2\pi)^{p/2}|\Sigma|^{1/2}) \\ d_{\Sigma}^2(x, \mu) &= R^2\end{aligned}$$

où  $R^2 = -2 \log(r(2\pi)^{p/2}|\Sigma|^{1/2}) \geq 0$  si  $r(2\pi)^{p/2}|\Sigma|^{1/2} \leq 1$ . Maintenant,

$$C_R = \{x \in \mathbb{R}^p : x'\Sigma^{-1}x = R^2\}$$

On sait que  $\Sigma$  est symétrique, alors on peut le décomposer à  $\Sigma^{-1} = V\Lambda^{-1}V'$  où les colonnes de  $V$  sont les vecteurs propres de  $\Sigma$ ,  $V'V = I$  et  $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p]$  avec  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p > 0$  valeurs propres de  $\Sigma$ .

. On a alors

$$\begin{aligned}C_R &= \{x \in \mathbb{R}^p : x'V'\Lambda^{-1}Vx = R^2\} \\ &= \{y = Vx \in \mathbb{R}^p : y'\Lambda^{-1}y = R^2\} \\ &= \{V'y = x \in \mathbb{R}^p : y'\Lambda^{-1}y = R^2\}.\end{aligned}$$

Dans la forme avec la matrice diagonale  $y'\Lambda^{-1}y = R^2$  les axes sont donnés par les vecteurs  $e_1 = (1, 0, 0, \dots, 0)'$ ,  $e_2 = (0, 1, 0, \dots, 0)'$ , ...  $V$  est la rotation qui ne change que la direction, alors, après ce changement, les axes sont donnés par  $v_i = Ve_i$  - les vecteurs propres de  $\Sigma$ .

### Exercice 3

On va utiliser la proposition du cours. On a  $EY_i = 2\mu$ ,  $\text{Var} Y_i = 2\Sigma$  et  $\text{Cov}(Y_1, Y_2) = \text{Var}(X_1) = \Sigma$ . Alors  $Y_i \sim \mathcal{N}(2\mu, 2\Sigma)$ . Soit  $Z' = [Y_1', Y_2', Y_3']$ . On a  $EZ' = [\mu', \mu', \mu']$  et

$$\text{Cov}(Z) = \begin{bmatrix} 2\Sigma & \Sigma & \Sigma \\ \Sigma & 2\Sigma & \Sigma \\ \Sigma & \Sigma & 2\Sigma \end{bmatrix}$$

Par la proposition, on trouve

$$\begin{aligned}(Y_1|Y_2 = y_2) &\sim \mathcal{N}\left(2\mu + \frac{1}{2}\Sigma\Sigma^{-1}(y_2 - \mu), 2\Sigma - \frac{1}{2}\Sigma\Sigma^{-1}\Sigma\right) \\ &\sim \mathcal{N}\left(\frac{1}{2}y_2 + \frac{3}{2}\mu, \frac{3}{2}\Sigma\right).\end{aligned}$$

Pour déterminer la loi de  $(Y_1|Y_2, Y_3)$  on va prendre  $V' = (Y_2', Y_3')$  avec

$$M = \text{Cov}(V) = \begin{bmatrix} 2\Sigma & \Sigma \\ \Sigma & 2\Sigma \end{bmatrix} \text{ et } S = \text{Cov}(Y_1, V) = \begin{bmatrix} \Sigma & \Sigma \end{bmatrix}.$$

Donc, après la proposition, on a

$$(Y_1|V = v) \sim \mathcal{N}(2\mu + SM^{-1}(v - m), 2\Sigma - SM^{-1}S').$$

## Exercice 4

Soit  $A \in \mathbb{R}^{s \times r}$ ,  $B \in \mathbb{R}^{r \times q}$ ,  $C \in \mathbb{R}^{q \times p}$  et  $\text{vec}(ABC) = (p_i)_{1 \leq i \leq ps}$ . Soit  $i = s(k-1) + l$  où  $l \in \{1, \dots, s\}$ . On a

$$\begin{aligned} [(C' \otimes A) \text{vec}(B)]_i &= (C'_k \otimes A)_l \text{vec}(B) \\ &= \sum_{j=1}^q (C_j^k \otimes A)_l B^j \\ &= \sum_{j=1}^q A_l B^j C_j^k k \\ &= (AB)_l C^k = (ABC)_l^k = \text{vec}(ABC)_i, \end{aligned}$$

où  $M_l$  dénote  $l$ -ième ligne et  $M^k$ ,  $k$ -ième colonne de la matrice  $M$ .

## Exercice 5

Soit  $A \in \mathbb{R}^{r \times r}$  et  $B \in \mathbb{R}^{s \times s}$ . Par définitions

$$\text{tr}(A \otimes B) = \sum_{i=1}^k A_i^i \text{tr}(B) = \text{tr}(A) \text{tr}(B).$$

## Exercice 6

Les vecteurs  $X_k$  sont gaussiennes, parce qu'ils sont les sommes de vecteurs gaussiennes indépendantes. Cette loi est déterminée par la moyenne et la variance. On trouve simplement la moyenne 0. Maintenant,

$$\begin{aligned} \text{Var}[X_1] &= \mathbf{E}Z_1'Z_1 = \Sigma, \\ \text{Var}[X_k] &= \text{Var}(Z_k + AZ_{k-1}) \\ &= \text{Var}(Z_k) + A \text{Var}(Z_{k-1})A = \Sigma + A\Sigma A' \end{aligned}$$

On doit trouver aussi la covariance de  $X_k$  et  $X_l$  pour  $k \neq l$ . Clairement si  $|k-l| > 1$  la covariance égal à zéro. Si,  $l = k+1$  on a

$$\text{Cov}[X_l, X_k] = \text{Cov}[X_2, X_1] = \text{Cov}[AZ_1, Z_1] = A\Sigma$$

On a finalement  $\mathbf{E}X = 0$  et

$$S = \text{Cov}(X) = \begin{bmatrix} \Sigma & \Sigma A' & 0 & 0 & \dots & 0 \\ A\Sigma & \Sigma + A\Sigma A' & \Sigma A' & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A\Sigma & \Sigma + A\Sigma A' & \Sigma A' & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & A\Sigma & \Sigma + A\Sigma A' & \Sigma A' \\ 0 & 0 & 0 & 0 & A\Sigma & \Sigma + A\Sigma A' \end{bmatrix}.$$

On doit remarquer que  $X$  suit la loi normale parce qu'il est une fonction linéaire de  $Z_1, Z_2, \dots, Z_n$  indépendantes. On peut conclure que alors  $X$  suit la loi  $\mathcal{N}(0, S)$ .

## Exercice 7

Étant donné que  $X_k$  suit la loi normale, il nous suffit de trouver  $\mathbf{E}X$ ,  $\text{Var}(X_k)$ .

Par la stationnarité on a  $\mathbf{E}X_k = \mathbf{E}X_j$  et  $\text{Var} X_k = \text{Var} X_j$  pour chaque  $k, j \in \mathcal{N}$ . Alors

$$\mathbf{E}X_0 = \mathbf{E}(AX_{-1} + Z_0) = A\mathbf{E}X_{-1} = A\mathbf{E}X_0$$

et en répétant la procédure on obtient  $\mathbf{E}X_0 = A^n \mathbf{E}X_0$  pour chaque  $n > 0$ .

L'assumption nous donne que  $\det(zA - I) \neq 0$  si  $\|z\| \leq 1$ , alors  $\det(A - \lambda I) \neq 0$  si  $\|\lambda\| \geq 1$ . On peut conclure que les valeurs propres ont des modules plus petits que 1. Le rayon spectral est alors plus petit que 1 et on a  $\|A\|^n \rightarrow 0$ . Donc  $\mathbf{E}X_0 = 0$ .

De même,

$$\begin{aligned} S = \text{Var}(X_0) &= \text{Var}(AX_{-1} + Z_0) \\ &= \text{Var}(AX_{-1}) + \text{Var}(Z_0) \\ &= A \text{Var}(X_{-1}) A' + \Sigma. \end{aligned}$$

Mais on sait que par la stationnarité  $\text{Var}(X_{-1}) = \text{Var}(X_0)$ . Alors, on peut mettre

$$\begin{aligned} \text{Var}(X_0) &= A \text{Var}(X_{-1}) A' + \Sigma \\ &= A^2 \text{Var}(X_{-2}) (A^2)' + A \Sigma A' + \Sigma \\ &= A^M \text{Var}(X_{-M}) (A^M)' + \sum_{k=0}^{M-1} A^k \Sigma (A^k)' \\ &= A^M \text{Var}(X_0) (A^M)' + \sum_{k=0}^{M-1} A^k \Sigma (A^k)'. \end{aligned}$$

Par l'assumption on sait que  $S$  est finie alors on conclut que  $\text{Var}(X_0) = \sum_{k=0}^{\infty} A^k \Sigma (A^k)'$ .

## Exercice 8

(a)

$$B = \underset{b \in \mathbb{R}}{\text{argmin}} \sum_{i=1}^n (Y_i - bX_i)^2$$

On va trouver les zéros de la dérivée de  $f(b) = \sum_{i=1}^n (Y_i - bX_i)^2$ . On a

$$f'(b) = \left( \sum_{i=1}^n b^2 X_i^2 - 2bY_i X_i \right)' = \sum_{i=1}^n 2bX_i^2 - 2Y_i X_i = 0,$$

donc

$$B = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i X_i}{\sum_{i=1}^n X_i^2} = \sum_{i=1}^n Y_i X_i / \|X\|^2.$$

(b) Soit  $s, t_i \in \mathbb{R}$  pour  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ . On a

$$\begin{aligned}
& \mathbf{P}[\|X\|B < s, \forall_{i=1}^n X_i \leq t_i] \\
&= \int_{\mathbb{R}^n} \mathbf{P}[\|X\|\|x\| \sum_{i=1}^n Y_i x_i / \|x\|^2 < s, \forall_{i=1}^n X_i \leq t_i | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)] dF_X(x) \\
&= \int_{\mathbb{R}^n} \mathbf{P}[\sum_{i=1}^n Y_i(x_i / \|x\|) < s, \forall_{i=1}^n x_i \leq t_i | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)] dF_X(x) \\
&= \int_{\mathbb{R}^n} \mathbf{P}[\sum_{i=1}^n Y_i(x_i / \|x\|) < s | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)] I_{\forall_{i=1}^n x_i \leq t_i} dF_X(x).
\end{aligned}$$

Maintenant  $Y_i \mathcal{N}(0, 1)$  iid. Alors

$$\sum_{i=1}^n Y_i(x_i / \|x\|) \sim \mathcal{N}\left(0, \sum_{i=1}^n x_i^2 / \|x\|^2\right) \sim \mathcal{N}(0, 1).$$

Donc

$$\begin{aligned}
& \mathbf{P}[\|X\|B < s, \forall_{i=1}^n X_i \leq t_i] \\
&= \int_{\mathbb{R}^n} \mathbf{P}[\sum_{i=1}^n Y_i(x_i / \|x\|) < s | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)] I_{\forall_{i=1}^n x_i \leq t_i} dF_X(x) \\
&= \int_{\mathbb{R}^n} \mathbf{P}[Z < s | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)] I_{\forall_{i=1}^n x_i \leq t_i} dF_X(x) \\
&= \int_{\mathbb{R}^n} \Phi(s) \mathbf{P}[Z < s | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)] I_{\forall_{i=1}^n x_i \leq t_i} dF_X(x) \\
&= \Phi(s) F_X(t),
\end{aligned}$$

qui implique l'indépendance.

## Exercice 9

Soit  $M \sim W_p(\Sigma, m)$  et  $A$  est un  $p$ -v.a. tel que  $P(A'\Sigma A \neq 0)$  et  $M \perp\!\!\!\perp A$ . Soit  $A = a$ . Par définition, il existe  $(X_i)_{1 \leq i \leq m}$  iid  $\mathcal{N}(0, I_p)$ , tel que

$$M \stackrel{\mathcal{D}}{=} \sum_{i=1}^m (aBX_i)'(aBX_i) / a'\Sigma a$$

où  $B'B = \Sigma$ . Si on dénote  $Y_i = aBX_i$  ou  $Y_i \sim \mathcal{N}(0, a'\Sigma a)$  alors

$$M \stackrel{\mathcal{D}}{=} \sum_{i=1}^m Y_i^2 / a'\Sigma a \stackrel{\mathcal{D}}{=} \sum_{i=1}^m Z_i^2$$

où  $Z_i = Y_i / \sqrt{a'\Sigma a} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ , donc  $M \sim \chi^2(m)$  pour n'importe quelle valeur de  $A$ .

On a alors

$$\begin{aligned}\mathbf{P}[M < s, A < t] &= \int_{\mathbb{R}^p} \mathbf{P}[M < s, A < t | A = a] dF_A(a) \\ &= \int_{\mathbb{R}^p} \mathbf{P}[M < s | A = a] I_{A < t} dF_A(a) \\ &= \int_{\mathbb{R}^p} \mathbf{P}[M < s] I_{A < t} dF_A(a) \\ &= \int_{\mathbb{R}^p} F_M(s) I_{A < t} dF_A(a) \\ &= F_M(s) \int_{\mathbb{R}^p} I_{A < t} dF_A(a) \\ &= F_M(s) F_A(t).\end{aligned}$$

Alors,  $M$  et  $A$  sont indépendantes.