

I $X = (X_1, \dots, X_d)$ variable aléatoire à valeurs dans $\mathbb{R}^d$. Si $E(X) = 0$, la matrice $E(X^t X)$ est la matrice de covariance de X (Pour X quelconque on a $\Sigma_X = E((X - E(X))^t (X - E(X)))$ où X est noté en colonne.

$$\begin{aligned} 1) \text{ Soit } A \in M_{n,d}(\mathbb{R}) \text{ et } b \in M_{n,1}(\mathbb{R}) \simeq \mathbb{R}^n. \text{ On a } \phi_{AX+b}(t) &= E(\exp(i^t (AX+b)t)) = E(\exp(i^t b \cdot t) \exp(i^t X^t A t)) \quad (\langle t, AX+b \rangle = {}^t (AX+b)t) \\ &= e^{i^t b \cdot t} E(\exp(i^t X^t A t)) \\ &= e^{i^t b \cdot t} \phi_X({}^t A t) \end{aligned}$$

pour tout $t \in \mathbb{R}^n$ qu'on représente comme un vecteur colonne.

2) Supposons $E(X) = 0$ (sinon on remplace X par $X - E(X)$). Soit $Y = AX$ alors $E(Y) = E(AX) = A E(X) = 0$. La matrice de covariance de Y est donc donnée par $E(Y^t Y) = E(A X^t X A) = A E(X^t X) A = A \Sigma_X A$

$$\text{Si } n = d \text{ et } A \text{ est orthogonale (ie } {}^t A A = I_d) \text{ On a } \sum_{i=1}^n Y_i^2 = {}^t Y Y = {}^t X {}^t A A X = {}^t X X = \sum_{i=1}^d X_i^2$$

Rq on peut avoir ${}^t A A = I_d$ avec $d < n$. Notre calcul reste valide.

$$\text{Si } \Sigma_X = I_d = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ alors } \Sigma_Y = A \Sigma_X A = A {}^t A. \text{ Si } n = d \text{ alors } {}^t A A = I_n \Rightarrow A {}^t A = I_n \text{ et on conclut } \Sigma_Y = I_n$$

Si $d < n$ on ne peut conclure.

II $A = \begin{pmatrix} 4 & -2 & -2 \\ -2 & 7 & 4 \\ -2 & 4 & 7 \end{pmatrix}$. La loi $N((1, 0, -1), A)$ est bien définie si A est symétrique, ce qui est bien le cas, et positive. Pour vérifier que A est positive on calcule les valeurs propres de A et on vérifie qu'elles sont toutes positives.

$$\text{On a } \det(A - \lambda I_3) = -(\lambda - 3)^2 (\lambda - 12)$$

Rq on observe que $A - 3I$ est de rang 1 donc 3 est valeur propre de multiplicité 2. Si $\lambda \in \mathbb{C}$ est la troisième valeur propre on a $\text{tr}(A) = 3 + 3 + \lambda$ donc $\lambda = 12$

$$\text{Soit } X \text{ de loi } N((1, 0, -1), A). \text{ Sa fonction caractéristique est } \phi_X: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}, t \mapsto e^{i \langle (1, 0, -1), t \rangle} e^{-\frac{\langle t, A t \rangle}{2}} = e^{i t_1 - i t_3 - \frac{1}{2} (4 t_1^2 + 7 t_2^2 + 7 t_3^2 - 4 t_1 t_2 - 4 t_1 t_3 + 8 t_2 t_3)}$$

On sait que les espaces propres pour A sont en somme directe orthogonale.

$$v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ -2 \end{pmatrix} \text{ est vecteur propre pour la vp } 12$$

$$v_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix} \text{ est vecteur propre pour la vp } 3. \quad v_2 \perp v_1$$

Nécessairement $v_3 \wedge v_2 = \begin{pmatrix} 4 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ est vecteur propre pour la vp 3

$$\left(\frac{v_1}{3}, \frac{v_2}{\sqrt{2}}, \frac{v_3}{3\sqrt{2}} \right) \text{ est une BON, d'où la matrice de passage } P = \begin{pmatrix} 1/3 & 0 & 1/3\sqrt{2} \\ -1/3 & 1/\sqrt{2} & 1/3\sqrt{2} \\ -1/3 & -1/\sqrt{2} & 1/3\sqrt{2} \end{pmatrix}. \quad {}^t P P = I_3 \text{ et } A P = P \begin{pmatrix} 12 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$$

Posez $Y = P^{-1} X$. On sait que Y est une variable gaussienne. Son espérance est $E(P^{-1} X) = P^{-1} E(X) = P^{-1} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}$. Sa matrice de covariance

$$\text{est } E((P^{-1} X - E(P^{-1} X))^t (P^{-1} X - E(P^{-1} X))) = E(P^{-1} (X - E(X))^t (X - E(X))^t P^{-1}) = P^{-1} A {}^t P^{-1} = P^{-1} A P = \begin{pmatrix} 12 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$$

$$\text{On calcule } P^{-1} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/2 \\ 1/2 \end{pmatrix} \quad (\text{Observer que } P^{-1} = {}^t P \text{ puisque } P \text{ est orthogonale})$$

$$\text{On en déduit la fonction caractéristique de } Y \quad \phi_Y(t_1, t_2, t_3) = e^{i t_1/\sqrt{2}} e^{i \frac{\sqrt{2}}{2} t_2} e^{i \frac{\sqrt{2}}{2} t_3} e^{-\frac{12}{2} t_1^2} e^{-\frac{3}{2} t_2^2} e^{-\frac{3}{2} t_3^2} = \phi_{\frac{1}{\sqrt{2}}}(t_1) \phi_{\frac{1}{2}}(t_2) \phi_{\frac{1}{2}}(t_3)$$

où ϕ_1 est la fonction caractéristique de la loi $N(1, 12)$

$$\phi_2 \quad N\left(\frac{\sqrt{2}}{2}, 3\right)$$

$$\phi_3 \quad N\left(\frac{\sqrt{2}}{2}, 3\right)$$

Comme la fonction caractéristique de Y caractérise la loi de Y , on en déduit que les composantes Y_1, Y_2, Y_3 de Y sont indépendantes et de loi $N(1, 12)$, $N(\frac{\sqrt{2}}{2}, 3)$ et $N(\frac{\sqrt{2}}{2}, 3)$ respectivement.

On connaît les densités de Y_1, Y_2, Y_3 , on en déduit la densité de Y : $f_Y(t_1, t_2, t_3) = f_{Y_1}(t_1) f_{Y_2}(t_2) f_{Y_3}(t_3) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sqrt{12} \sqrt{3} \sqrt{3}} e^{-\frac{(t_1-1)^2}{24}} e^{-\frac{(t_2-\frac{\sqrt{2}}{2})^2}{6}} e^{-\frac{(t_3-\frac{\sqrt{2}}{2})^2}{6}}$

Maintenant $X = PY$. Comme P est inversible, X admet une densité et $f_X(t) = \frac{1}{|\det P|} f_Y(P^{-1}t)$ (où t est noté en colonne).

(On écrit pour tout φ borné $E(\varphi(X)) = E(\varphi(PY)) = \int \varphi(Pt) f_Y(t) dt = \int \varphi(u) f_Y(P^{-1}u) |\det P^{-1}| du$ donc $u \mapsto |\det P^{-1}| f_Y(P^{-1}u)$ est la densité de X)

$$\text{On peut écrire } f_Y(t) = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi D)}} \exp -\frac{1}{2} \langle t - E(Y), D^{-1}(t - E(Y)) \rangle \quad \text{où } D = \begin{pmatrix} 12 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix} = \Sigma_Y$$

$$\begin{aligned} \text{alors } f_X(t) &= \frac{1}{|\det P|} \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi D)}} \exp -\frac{1}{2} \langle P^{-1}(t - E(X)), D^{-1}P^{-1}(t - E(X)) \rangle = \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi A)}} \exp -\frac{1}{2} \langle t - E(X), PD^{-1}P^{-1}(t - E(X)) \rangle \\ &= \frac{1}{\sqrt{\det(2\pi A)}} \exp -\frac{1}{2} \langle t - E(X), A^{-1}(t - E(X)) \rangle \end{aligned}$$

On a $A^{-1} =$

Autre méthode pour calculer la densité de X :

On sait que A admet une racine carrée symétrique B et que X a même loi que $BZ + E(X)$ où Z est un vecteur gaussien de loi $N(0, I_3)$

$$\begin{aligned} \text{(Pour le vérifier on calcule la fonction caractéristique de } BZ + E(X). \text{ D'après I c'est } t \mapsto e^{i \langle t, E(X) \rangle} \phi_Z(tB) &= e^{i \langle t, E(X) \rangle} e^{-\frac{\langle tB, tB \rangle}{2}} \\ &= e^{i \langle t, E(X) \rangle} e^{-\frac{\langle t, B^t B t \rangle}{2}} \\ &= \phi_X(t) \end{aligned}$$

puisque $B^t B = B^2 = A$. } Observons qu'on a juste besoin de $B^t B = A$.

$$Z \text{ admet la densité } t \mapsto \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \exp\left(-\frac{\langle t, t \rangle}{2}\right) \text{ donc } BZ + E(X) \text{ admet la densité } t \mapsto |\det B^{-1}| f_Z(B^{-1}t) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sqrt{\det A}} \exp\left(-\frac{\langle B^{-1}t, B^{-1}t \rangle}{2}\right)$$

$$\text{et on observe que } \langle B^{-1}t, B^{-1}t \rangle = \langle t, B^t B^{-1} B^{-1}t \rangle = \langle t, (B^t B)^{-1}t \rangle = \langle t, A^{-1}t \rangle$$

III $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ est symétrique. On observe que $(0, 1, 0)$ est vecteur propre de $vp \perp$. Les valeurs propres sont positives donc A est la matrice

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{matrix} \text{---} & 2 \\ \text{---} & 0 \end{matrix}$$

de covariance d'un vecteur gaussien X (explicitement de $X = BZ$ où B est une racine carrée symétrique de A et Z est de loi $N(0, I_3)$).

Comme en II on pose $P = \begin{pmatrix} 0 & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$ matrice de passage d'une BON formée de vecteurs propres de A vers la base canonique.

$Y = P^{-1}X$. la matrice de covariance de Y est $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$ donc Y a même fonction caractéristique que $(Z_1, Z_2, 0)$ où Z_1 est de loi $N(0, 1)$, Z_2 est de loi $N(0, 2)$

Donc $Y_1 \sim N(0,1)$, $Y_2 \sim N(0,2)$, Y_3 est indépendante de Y_2 et Y_3 a même loi que la v.a. constante égale à 0

En particulier la probabilité que Y_3 soit différent de 0 est 0, i.e. $Y_3 = 0$ presque sûrement.

On a $X = PY = \begin{pmatrix} 0 & \sqrt{2} \\ 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix} + Y_3 \begin{pmatrix} \sqrt{2} \\ 0 \\ -\sqrt{2} \end{pmatrix}$. Puisque $Y_3 = 0$ p.s., $Y_3 \cdot \begin{pmatrix} \sqrt{2} \\ 0 \\ -\sqrt{2} \end{pmatrix} = 0$ p.s. donc $X = \begin{pmatrix} 0 & \sqrt{2} \\ 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix}$ p.s.

IV $X_1, \dots, X_m$ variables aléatoires i.i.d de loi $N(m, \sigma^2)$

$a_1, \dots, a_m, b_1, \dots, b_m \in \mathbb{R}$. Formons la matrice $A = \begin{pmatrix} a_1 & \dots & a_m \\ b_1 & \dots & b_m \end{pmatrix} \in M_{2,m}(\mathbb{R})$ et posons $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix}$. X est un vecteur gaussien de matrice de covariance $\sigma^2 I_m$ donc AX est un vecteur gaussien de matrice de covariance $\sigma^2 A^t A$ (ϕI)

$$\phi_{AX}(t_1, t_2) = e^{i \langle (t_1, t_2), A E(X) \rangle} e^{-\frac{1}{2} \langle t, \sigma^2 A^t A t \rangle}$$

Les deux composantes de AX sont indépendantesssi la matrice de covariance $\sigma^2 A^t A$ est diagonale (si les deux composantes sont indépendantes, leur covariance est nulle donc Σ_{AX} est diagonale. Réciproquement si Σ_{AX} est diagonale alors $\phi_{AX}(t_1, t_2) = \phi_1(t_1) \phi_2(t_2)$ où ϕ_1 et ϕ_2 sont les fonctions caractéristiques de variables aléatoires normales donc AX a même loi qu'un couple de variables normales indépendantes.)

$\sigma^2 A^t A$ est diagonale $\Leftrightarrow \sum_{i=1}^m a_i b_i = 0$ En fait $\sigma^2 A^t A = \begin{pmatrix} \sigma^2 \sum a_i^2 & \sigma^2 \sum a_i b_i \\ \sigma^2 \sum a_i b_i & \sigma^2 \sum b_i^2 \end{pmatrix}$

Ecrivons $Y = \sum a_i X_i$, $Z = \sum b_i X_i$ de sorte que $AX = \begin{pmatrix} Y \\ Z \end{pmatrix}$. Si $\sum a_i b_i = 0$ alors $Y \sim N(E(Y), \sigma^2 \sum a_i^2)$ et $Z \sim N(E(Z), \sigma^2 \sum b_i^2)$

On a $\begin{pmatrix} E(Y) \\ E(Z) \end{pmatrix} = A E(X) = \begin{pmatrix} \sum a_i m \\ \sum b_i m \end{pmatrix}$

Dans le cas général ($\sum a_i b_i$ pas forcément nul) on sait que $\sum_{i=1}^m a_i X_i$ est une variable gaussienne. On peut le vérifier avec sa fonction caractéristique:

$$\phi_{\sum a_i X_i}(t) = E(\exp(i t \sum a_i X_i)) = E(\exp(i \langle (a_1 t, \dots, a_m t), X \rangle)) = \phi_X(a_1 t, \dots, a_m t) = e^{i t \langle (a_1, \dots, a_m), (m, \dots, m) \rangle} e^{-\frac{1}{2} \langle (a_1, \dots, a_m), \sigma^2 I_m (a_1, \dots, a_m) \rangle}$$

$$= e^{i t m \sum a_i} e^{-\frac{1}{2} \sigma^2 \sum a_i^2}$$

donc $\sum a_i X_i \sim N(m \sum a_i, \sigma^2 \sum a_i^2)$

Idem pour $\sum b_i X_i$.