

Exercice 7: Soient  $X_1, \dots, X_m$  des v.a. indépendantes suivant la loi  $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ .

Posons  $Y_i = X_i - X_1$  pour  $i = 2, 3, \dots, m$ .

1) Montrer que  $\bar{X}$  est indépendante de  $(Y_2, \dots, Y_m)$

$\bar{X}$  est une var. aléa gaussienne car combinaison linéaire de v.a. iid de loi  $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$

$$\begin{aligned} \bar{X} &= \frac{X_1 + \dots + X_m}{m} = \frac{1}{m} X_1 + \dots + \frac{1}{m} X_m \\ &= \left\langle \begin{pmatrix} \frac{1}{m} \\ \vdots \\ \frac{1}{m} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix} \right\rangle = \langle a, X \rangle \end{aligned} \quad \text{où } \begin{cases} X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix} \\ a = \begin{pmatrix} \frac{1}{m} \\ \vdots \\ \frac{1}{m} \end{pmatrix} \end{cases}$$

$$\mathbb{E}[\bar{X}] = \mathbb{E}\left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i\right] = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m \mathbb{E}[X_i] \quad \text{par linéarité}$$

$$\mathbb{E}[\bar{X}] = \frac{m \cdot \mathbb{E}[X_1]}{m} \quad \text{car les } X_i \text{ suivent la même loi} \\ \text{(i.e. } X_i \text{ iid } \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2))$$

$$\mathbb{E}[\bar{X}] = \mathbb{E}[X_1] = m$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\bar{X}) &= \text{Var}\left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i\right) = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \text{Var}(X_i) \\ &= \frac{m \cdot \text{Var}(X_1)}{m^2} = \frac{\sigma^2}{m} \end{aligned}$$

(car la variance est quadratique et les  $X_i$  sont indépendants)

Ainsi,  $\bar{X} \sim N(m, \frac{\sigma^2}{n})$

de même  $Y = \begin{pmatrix} Y_2 \\ \vdots \\ Y_m \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{m-1}$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_2 \\ \vdots \\ Y_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_2 - X_1 \\ X_3 - X_1 \\ \vdots \\ X_m - X_1 \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \ddots & & \vdots \\ 0 & & & & 1 & 0 \\ -1 & 0 & \dots & & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{A \in M_{(m-1) \times m}(\mathbb{R})} \underbrace{\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix}}_{X \in \mathbb{R}^m}$$

$Y$  est un vecteur gaussien

comme transformation affine

d'un vecteur gaussien

$$A \cdot X \in \mathbb{R}^{m-1}$$

$$Y = AX, \quad Y \sim N(E(Y), \text{Var}(Y)) = N(A \cdot E(X), A \cdot \Gamma_X A^t)$$

donc Montrer que  $\begin{cases} \bar{X} = \frac{1}{n}X_1 + \dots + \frac{1}{n}X_m \\ Y = \begin{pmatrix} X_2 - X_1 \\ \vdots \\ X_m - X_1 \end{pmatrix} \end{cases}$  sont indépendants

On doit montrer que  $\begin{cases} \bar{X} \text{ est indépendant de } X_2 - X_1 \\ \vdots \\ \bar{X} \text{ est indépendant de } X_m - X_1 \end{cases}$

$$\underline{c-a-d} \quad \begin{cases} \text{cov}(\bar{X}, X_2 - X_1) = 0 \\ \vdots \\ \text{cov}(\bar{X}, X_m - X_1) = 0 \end{cases}$$

$$\underline{c-a-d} \quad \forall i \in \{2, 3, \dots, m\}, \quad \text{cov}(\bar{X}, X_i - X_1) = 0$$

$$\underline{c-a-d} \quad \text{cov}(\bar{X}, Y) = 0 \quad \text{car vect. gaussiens}$$

Pour  $i \in \{2, 3, \dots, m\}$  on a :

$$\begin{aligned} \text{cov}(\bar{X}, Y_i) &= \text{cov}(\bar{X}, X_i - X_1) \\ &= \text{cov}(\bar{X}, X_i) - \text{cov}(\bar{X}, X_1) \\ &= \text{cov}\left(\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m X_j, X_i\right) - \text{cov}\left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i, X_1\right) \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=1}^m \text{cov}(X_j, X_i) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{cov}(X_i, X_1)$$

on pense que les  $(X_i)_{1 \leq i \leq m}$  sont indépendants et de loi  $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ .

$$\underline{\text{on a}} \quad \forall j \in \{1, \dots, m\} \quad \text{cov}(X_j, X_i) = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j \\ \sigma^2 & \text{si } i = j \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \underline{\text{Ainsi}} \quad \text{cov}(\bar{X}, Y_i) &= \frac{1}{m} \cdot \text{cov}(X_i, X_i) - \frac{1}{m} \text{cov}(X_1, X_1) \\ &= \frac{1}{m} \sigma^2 - \frac{1}{m} \sigma^2 = 0 \end{aligned}$$



$$\text{donc } \text{cov}(\bar{X}, Y) = \frac{1}{n} \left[ \sum_{j=1}^n \underbrace{\text{cov}(X_j, X_1)}_{\substack{= 0 \text{ si } j \neq 1 \\ \sigma^2 = \text{Var}(X_1) \text{ si } j=1}} - \sum_{i=1}^n \underbrace{\text{cov}(X_i, X_1)}_{\substack{= 0 \text{ si } i \neq 1 \\ \sigma^2 \text{ si } i=1}} \right]$$

$$\Rightarrow \text{cov}(\bar{X}, Y) = \frac{1}{n} (\text{Var}(X_1) - \text{Var}(X_1))$$

puisque les  $X_i$  sont identiquement distribuées de loi  $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$

on a  $\text{Var}(X_i) = \text{Var}(X_1) = \sigma^2$

Ainsi  $\text{cov}(\bar{X}, Y) = 0$

finement,  $\bar{X}$  et  $Y = \begin{pmatrix} X_2 - X_1 \\ \vdots \\ X_n - X_1 \end{pmatrix}$  sont indépendants.

$\Rightarrow Y_2, \dots, Y_n$  sont indépendants de  $\bar{X}$

2) Montrer que  $\tilde{S}^2$  s'exprime en fonction des  $Y_i$ .

$$\tilde{S}^2 = \frac{n}{n-1} S^2 \quad \text{où } S^2 \text{ est la variance empirique}$$

$$\tilde{S}^2 = \frac{n}{n-1} \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

$$\tilde{S}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( \overbrace{X_i - X_1}^{Y_i} + (X_1 - \bar{X}) \right)^2$$

$$= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n Y_i^2$$

$$= \frac{1}{n-1} Y_1^2 + \frac{1}{n-1} Y_2^2 + \dots + \frac{1}{n-1} Y_n^2$$

$$= \frac{1}{n-1} (Y_1^2 + \dots + Y_n^2) = \frac{1}{n-1} \cdot \left\langle \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} \right\rangle$$

$$= \frac{1}{n-1} (\langle Y, Y \rangle)$$

donc  $\tilde{S}^2 = f(Y)$  où  $f(x) = \frac{1}{n-1} \langle x, x \rangle$

donc  $\tilde{S}^2$  est  $\sigma(Y)$ -mesurable qui est en forme linéaire continue donc bachelienne

3) Montrer que  $\tilde{S}^2$  et  $\bar{X}$  sont indépendantes

$\Rightarrow \tilde{S}^2$  est indépendante de  $\bar{X}$ .

$$\tilde{J}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( x_i - x_1 + (x_1 - \bar{x}) \right)^2$$

$$= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( y_i - (x_1 - \bar{x}) \right)^2$$

$$= \frac{1}{n-1} \left[ \left( y_1 - (x_1 - \bar{x}) \right)^2 + \dots + \left( y_n - (x_1 - \bar{x}) \right)^2 \right]$$

$$= \frac{1}{n-1} \left\langle \begin{pmatrix} y_1 - (x_1 - \bar{x}) \\ \vdots \\ y_n - (x_1 - \bar{x}) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} y_1 - (x_1 - \bar{x}) \\ \vdots \\ y_n - (x_1 - \bar{x}) \end{pmatrix} \right\rangle$$

$$= \frac{1}{n-1} \langle y - (x_1 - \bar{x}), y - (x_1 - \bar{x}) \rangle$$

$$= \frac{1}{n-1} \langle y, y - (x_1 - \bar{x}) \rangle - \langle x_1 - \bar{x}, y - (x_1 - \bar{x}) \rangle$$

$$= \frac{1}{n-1} \langle y, y \rangle - 2 \langle y, x_1 - \bar{x} \rangle + \langle x_1 - \bar{x}, x_1 - \bar{x} \rangle$$

$$= \frac{1}{n-1} \langle y, y \rangle - 2 \langle y, x_1 - \bar{x} \rangle + \langle x_1 - \bar{x}, x_1 - \bar{x} \rangle$$

Puisque le produit scalaire est une forme bilinéaire continue (on utilise l'inégalité de Cauchy-Schwarz pour le démontrer  $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \cdot \|y\|$ ).

$$\text{Ainsi, } \tilde{J}^2 = f(y) \text{ où } f(x) = \frac{1}{n-1} \left[ \langle x, x \rangle - 2 \langle x, x_1 - \bar{x} \rangle + \|x_1 - \bar{x}\|^2 \right]$$

$\Rightarrow \tilde{J}^2$  est  $\sigma(y)$ -mesurable.  $\Rightarrow \tilde{J}^2$  et  $y$  sont indépendantes