

Exercice 1:(7 points)

On considère quatre variables aléatoires réelles indépendantes X_1, X_2, X_3, X_4 suivant la même loi $N(m, \sigma^2)$.

$$\text{Soit } S = \sum_{k=1}^4 (X_k - m)^2$$

- 1) Déterminer la densité de probabilité et la fonction de répartition de S .
- 2) Calculer $E(S)$ et $Var(S)$
- 3) Déterminer $P(S < 4\sigma^2)$
- 4) Déterminer le nombre a pour que $P(S > a) = 0.95$

Exercice 2:(9.5 points)

Soit $X_i \sim N(m, \sigma_i^2)$ $i = 1, 2, \dots, n$ n va iid

- 1) Donner l'estimation T de m obtenue par la méthode du maximum de vraisemblance. Quelle est la loi de T ?

Est-il sans biais?

- 2) Application numérique: On suppose $n=10$

$$\sigma_1 = \sigma_2 = \dots = \sigma_8 = 0.04 \text{ et } \sigma_9 = \sigma_{10} = 0.02$$

On trouve $X_1 = 3.252; X_2 = 3.224; X_3 = 3.286; X_4 = 3.262$

$X_5 = 3.217; X_6 = 3.243; X_7 = 3.191; X_8 = 3.205; X_9 = 3.232$

et $X_{10} = 3.215$

Quelle est la valeur prise par T ?

Donner un intervalle de confiance au seuil $\alpha = 5\%$

Exercice 3:(3.5 points)

Montrer que si $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}$ est un vecteur gaussien de \mathbb{R}^2

de vecteur espérance $m = \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \end{pmatrix}$ et de matrice de

covariance Σ alors

$$X_1 \text{ et } X_2 \text{ indépendantes} \iff cov(X_1, X_2) = 0$$

Bonus:(2 points) Soit $X_i \sim P(\lambda)$ n va indépendantes

Posons $S = \sum X_i$. Calculer $M_S(t)$ et en déduire $E(S)$

Exercice 1: $\forall i \in \{1, 2, 3, 4\} \quad X_i \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$ et les X_i sont iid

$$S = \sum_{k=1}^4 (X_k - m)^2$$

$$1_{-} \text{ on a } S = \sum_{k=1}^4 \frac{\sigma^2}{\sigma^2} (X_k - m)^2 = \sigma^2 \sum_{k=1}^4 \left(\frac{X_k - m}{\sigma} \right)^2$$

$$\text{on pose } U = \sum_{k=1}^4 \left(\frac{X_k - m}{\sigma} \right)^2 \text{ comme } \forall k \in \{1, 2, 3, 4\} \quad \frac{X_k - m}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

$$\text{donc } U \sim \chi_4^2 = \Gamma\left(\frac{4}{2}, \frac{1}{2}\right) = \Gamma\left(2, \frac{1}{2}\right)$$

$$\text{ainsi } S = \sigma^2 U \text{ et } f_U(x) = \begin{cases} \frac{\left(\frac{1}{2}\right)^2}{\Gamma(2)} x^{2-1} \cdot e^{-\frac{1}{2}x} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

$$\text{soit } f_U(x) = \begin{cases} \frac{1}{4} x e^{-\frac{1}{2}x} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

- la densité de S:

$$\text{soit } F_S(t) = P(S \leq t) = P(\sigma^2 U \leq t) = P\left(U \leq \frac{t}{\sigma^2}\right) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ F_U\left(\frac{t}{\sigma^2}\right) & t > 0 \end{cases}$$

$$\text{donc } f_S(t) = F'_S(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ \frac{1}{\sigma^2} f_U\left(\frac{t}{\sigma^2}\right) & t > 0 \end{cases}$$

$$f_S(x) = \begin{cases} \frac{1}{4\sigma^2} \cdot \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} = \begin{cases} \frac{1}{4\sigma^4} x e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

- fonction de répartition de S

$$F_S(t) = \int_{-\infty}^t f_S(t) dt = \begin{cases} 0 & \text{si } t < 0 \\ \int_0^t \frac{1}{4\sigma^4} x e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} dx & \text{si } t \geq 0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \text{pour } t \geq 0, \text{ soit } \frac{1}{4\sigma^4} \int_0^t x e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} dx &= \frac{1}{4\sigma^4} \left[x \left(2\sigma^2 e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} \right) - (1) \left(4\sigma^4 e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} \right) \right]_0^t \\ &= \frac{1}{4\sigma^4} \left(\left(2\sigma^2 x - 4\sigma^4 \right) e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} \right)_0^t = \left(\left(-\frac{x}{2\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} \right)_0^t = \left(\frac{t}{2\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} + 1 \end{aligned}$$

$$2- E(S) = E(\sigma^2 U) = \sigma^2 E(U) \quad \text{et } U \sim \Gamma\left(2, \frac{1}{2}\right) \\ = \sigma^2 \cdot \frac{2}{\frac{1}{2}} = 4\sigma^2$$

$$\text{Var}(S) = \text{Var}(\sigma^2 U) = \sigma^4 \cdot \text{Var}(U) = \sigma^4 \frac{2}{\left(\frac{1}{2}\right)^2} = 8\sigma^4$$

$$3- P(S \leq 4\sigma^2) = F_U(4\sigma^2) = -\left(\frac{4\sigma^2}{2\sigma^2} + 1\right) e^{-\frac{4\sigma^2}{2\sigma^2}} + 1 = -3e^{-2} + 1$$

4- déterminons a tel que $P(S > a) = 0,95$

$$\text{soit } P(S > a) = 0,95 \Leftrightarrow 1 - P(S \leq a) = 0,95 \Leftrightarrow P(S \leq a) = 0,05$$

$$F_S(a) = 0,05 \Leftrightarrow a = F_S^{-1}(0,05)$$

Exercice 3: (10 points)

On considère des v.a gaussiennes X_1, X_2, \dots, X_n de même espérance m inconnue dont on connaît les variances $\delta_1^2, \delta_2^2, \dots, \delta_n^2$.

A) Donner l'estimation Y de m obtenue par la méthode du maximum de vraisemblance. Quelle est la loi de Y ? Est-il sans biais?

B) Application numérique: On suppose $n = 10$

$\delta_1 = \delta_2 = \dots = \delta_8 = 0.04$ et $\delta_9 = \delta_{10} = 0.02$.

On trouve $X_1 = 3.252; X_2 = 3.224; X_3 = 3.286; X_4 = 3.262; X_5 = 3.217$

$X_6 = 3.243; X_7 = 3.191; X_8 = 3.205; X_9 = 3.232; X_{10} = 3.215$.

Quelle est la valeur prise par Y ? Donner pour m un intervalle de confiance au seuil $\alpha = 0.05$

$$\text{Exo 2.4)} f_{x_i}(x) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_i^2} (x-m)^2\right\}$$

$$\text{donc } L(x_1^n, m) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \cdot \frac{1}{\sigma_1 \sigma_2 \dots \sigma_n} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i-m}{\sigma_i}\right)^2\right\} \quad (0.5)$$

$$\begin{aligned} \max_m L(x_1^n, m) &\Leftrightarrow \max_m \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i-m}{\sigma_i}\right)^2\right\} \\ &\Leftrightarrow \min_m \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i-m}{\sigma_i}\right)^2 \quad (0.5) \end{aligned}$$

(2/4)

$$\text{On derive, on obtient } -2 \sum \left(\frac{x_i-m}{\sigma_i^2}\right) = 0$$

$$\text{c'est } \frac{x_1-m}{\sigma_1^2} + \frac{x_2-m}{\sigma_2^2} + \dots + \frac{x_n-m}{\sigma_n^2} = 0 \quad (0.5)$$

$$\frac{x_1}{\sigma_1^2} + \frac{x_2}{\sigma_2^2} + \dots + \frac{x_n}{\sigma_n^2} = \hat{m} \left[\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} + \dots + \frac{1}{\sigma_n^2} \right].$$

Donc $Y = \hat{m} = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n$ avec $a_i = \frac{1/\sigma_i^2}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}}$ (1)

Rang: $\sum_{i=1}^n a_i = 1$ (95)

Y est une v.a. Gaussienne par combinaison linéaire de v.a. gaussiennes (1)

$$E(Y) = E\left(\sum_{i=1}^n a_i x_i\right) = \sum_{i=1}^n a_i E(x_i) = m \sum_{i=1}^n a_i = m \quad (95)$$

Y est donc un estimateur sans biais de m . (95)

$$\text{Var } Y = \sum_{i=1}^n a_i^2 \text{Var } x_i = \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma_i^2 = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} + \dots + \frac{1}{\sigma_n^2}}.$$

(1)

b) Si $n = 10$.

$$\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} + \dots + \frac{1}{\sigma_{10}^2} = \frac{8}{(0,04)^2} + \frac{2}{(0,02)^2} = \frac{8}{16 \times 10^{-4}} + \frac{2}{4 \times 10^{-4}} = 10^4$$

(95)
(3/4)

$$\text{dmc } a_1 = \dots = a_8 = \frac{1/6,04)^2}{10^4} = \frac{1}{16} \quad \text{et } a_9 = a_{10} = 1/4$$

(0,5) (0,5)

$$\Rightarrow Y = \frac{1}{16} (X_1 + \dots + X_8) + \frac{1}{4} (X_9 + X_{10}) = 3,229 \quad (0,5)$$

$$\text{cad que } Y \rightsquigarrow N(m, 10^4 = 5^2) \Rightarrow T = \frac{Y - m}{10^2} \rightsquigarrow N(0,1)$$

(0,5)

$$\text{et } P(|T| > t_\alpha) = 0,05 \Rightarrow t = 1,96 \quad (\text{Table}) \quad (0,5)$$

$$\text{On a dmc } -1,96 \leq 100(Y - m) \leq 1,96$$

$$Y - \frac{1,96}{100} \leq m \leq Y + \frac{1,96}{100}$$

$$\boxed{3,209 \leq m \leq 3,249} \quad (1)$$

Exercice 3

Théorème

Soit $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}$ un vecteur Gaussien dans \mathbb{R}^2 , de vecteur espérance $m = \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \end{pmatrix}$ et de matrice de covariance Σ .

Alors X_1 et X_2 indépendants $\Leftrightarrow \text{Cov}(X_1, X_2) = 0$

Preuve :

(\Rightarrow) X_1 et X_2 indépendants. $E(X_1 X_2) = E(X_1)E(X_2) \Rightarrow \text{Cov}(X_1, X_2) = 0$

(\Leftarrow) Réciproque : Supposons $\text{Cov}(X_1, X_2) = 0$

Alors la matrice Σ est de la forme $\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}$

avec $\sigma_1^2 = \text{Var} X_1$ et $\sigma_2^2 = \text{Var} X_2$.

On écrit la f.t caractéristique de $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}$:

$$\phi_X(u) = e^{iu^T m} \cdot e^{-\frac{1}{2} u^T \Sigma u} \quad u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \phi_X(u) &= e^{iu_1 m_1 + iu_2 m_2} \cdot e^{-\frac{1}{2} (u_1^2 \sigma_1^2 + u_2^2 \sigma_2^2)} \\ \phi_X(u) &= e^{iu_1 m_1} e^{-\frac{1}{2} u_1^2 \sigma_1^2} \cdot e^{iu_2 m_2} e^{-\frac{1}{2} u_2^2 \sigma_2^2} = \phi_{X_1}(u_1) \phi_{X_2}(u_2). \end{aligned}$$

Donc X_1 et X_2 indépendants (D'après lemme 2).