

Exercice 1: Changement de variables continues (8 points)

On considère deux variables aléatoires indépendantes X et Y de densités

$$p(x, \cdot) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } x \in]-1, 1[\\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{et} \quad p(\cdot, y) = \begin{cases} 2y & \text{si } y \in]0, 1[\\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- Déterminer la densité du couple (X, Y) et représenter graphiquement le domaine sur lequel elle est non nulle.

En utilisant l'indépendance des variables X et Y , on peut déterminer la densité du couple (X, Y)

$$p(x, y) = p(x, \cdot) \times p(\cdot, y) = \begin{cases} y & \text{si } (x, y) \in]-1, 1[\times]0, 1[\\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- On définit les deux variables aléatoires $Z = \frac{Y}{X}$ et $T = X$. Quelle est la loi du couple (Z, T) ? (on accordera une attention particulière au domaine de définition de ce couple que l'on représentera graphiquement).

Le changement de variables est clairement bijectif car

$$\begin{cases} Z = \frac{Y}{X} \\ T = X \end{cases} \iff \begin{cases} X = T \\ Y = ZT \end{cases}$$

Le Jacobien du changement de variables est

$$J = \begin{vmatrix} \frac{\partial X}{\partial Z} & \frac{\partial X}{\partial T} \\ \frac{\partial Y}{\partial Z} & \frac{\partial Y}{\partial T} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 & T \\ 1 & Z \end{vmatrix} = -T.$$

On en déduit la densité du couple (Z, T) :

$$g(z, t) = tz \times |t| I_{\Delta}(z, t)$$

où Δ est le domaine de définition du couple (Z, T) qu'il convient de déterminer. Pour déterminer ce domaine, on peut faire comme suit

$$\begin{cases} -1 < x < 1 \\ 0 < y < 1 \end{cases} \iff \begin{cases} -1 < t < 1 \\ 0 < zt < 1 \end{cases} \iff \begin{cases} 0 < t < 1 \\ 0 < z < \frac{1}{t} \end{cases} \quad \text{ou} \quad \begin{cases} -1 < t < 0 \\ \frac{1}{t} < z < 0 \end{cases}$$

Le domaine en question est illustré sur la figure 1.

- Déduire de la question précédente la loi marginale de Z (on pourra vérifier que l'intégrale de cette densité est égale à 1 pour éviter une éventuelle erreur de calcul).

D'après la figure, la loi marginale de Z est définie sur \mathbb{R} et on a

$$g(z, \cdot) = \int_{\mathbb{R}} g(z, t) dt = \begin{cases} \int_0^{\frac{1}{z}} g(z, t) dt & \text{si } z \geq 1 \\ \int_0^1 g(z, t) dt & \text{si } 0 \leq z \leq 1 \\ \int_{-1}^0 g(z, t) dt & \text{si } -1 \leq z \leq 0 \\ \int_{\frac{1}{z}}^0 g(z, t) dt & \text{si } z \leq -1 \end{cases}$$

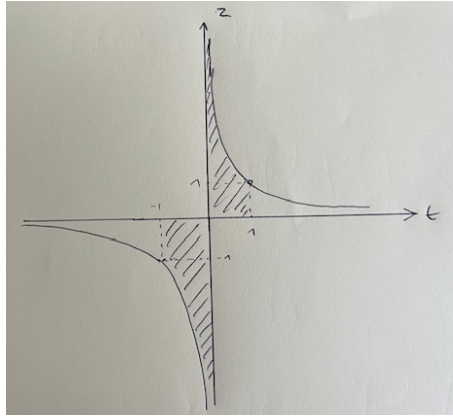


Figure 1: Représentation graphique du domaine du couple (Z, T) .

soit

$$g(z, \cdot) = \begin{cases} \int_0^{\frac{1}{z}} t^2 z dt = z \times \frac{1}{3z^3} = \frac{1}{3z^2} \text{ si } z \geq 1 \\ \int_0^1 t^2 z dt = z \times \frac{1}{3} = \frac{z}{3} \text{ si } 0 \leq z \leq 1 \\ \int_{-1}^0 -t^2 z dt = -z \times \frac{1}{3} = \frac{-z}{3} \text{ si } -1 \leq z \leq 0 \\ \int_{\frac{1}{z}}^0 -t^2 z dt = z \times \frac{1}{3z^3} = \frac{1}{3z^2} \text{ si } z \leq -1 \end{cases}$$

On vérifie que l'intégrale de cette densité vaut 1. En effet

$$\int_{\mathbb{R}} g(z, \cdot) dz = \int_1^{\infty} \frac{1}{3z^2} dz + \int_0^1 \frac{z}{3} dz + \int_{-1}^0 \frac{-z}{3} dz + \int_{-\infty}^{-1} \frac{1}{3z^2} dz = \frac{1}{3} + \frac{1}{6} + \frac{1}{6} + \frac{1}{3} = 1.$$

4. Déterminer la covariance du couple (Z, T) (on pourra utiliser le lien entre les variables Z et T et les variables X et Y). Les variables aléatoires Z et T sont-elles indépendantes ?

La covariance du couple (Z, T) est définie par

$$\text{cov}(Z, T) = E[ZT] - E[Z]E[T] = E[Y] - E\left[\frac{Y}{X}\right] E[X].$$

En utilisant l'indépendance entre X et Y , on obtient

$$\text{cov}(Z, T) = E[Y] - E[Y]E\left[\frac{1}{X}\right] E[X].$$

Mais $E[X] = 0$ et $E[Y] = \int_0^1 2y^2 dy = \frac{2}{3}$, donc

$$\text{cov}(Z, T) = E[Y] = \frac{2}{3}.$$

Comme $\text{cov}(Z, T) \neq 0$, les variables Z et T ne sont pas indépendantes.

Exercice 2 : Vecteurs Gaussiens (6 points) (inspiré d'un exercice de D. Pastor et C. Sintès)

On considère un vecteur Gaussien $\mathbf{X} = (X_1, X_2)^T$ de vecteur moyenne nul et de matrice de covariance

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 3 & \rho\sqrt{3} \\ \rho\sqrt{3} & 1 \end{pmatrix},$$

avec $\rho \in]-1, +1[$.

1. (1pt) On admet que les valeurs propres de la matrice Σ sont $\lambda_1 = 2 + \sqrt{1 + 3\rho^2}$ et $\lambda_2 = 2 - \sqrt{1 + 3\rho^2}$. Pourquoi doit-on imposer la condition $\rho \in]-1, +1[$ pour que \mathbf{X} soit un vecteur gaussien ?

Pour que \mathbf{X} soit un vecteur Gaussien, il faut que la matrice Σ soit symétrique définie positive, ce qui est vérifié si ces deux valeurs propres sont strictement positives, soit

$$2 + \sqrt{1 + 3\rho^2} > 0 \text{ et } 2 - \sqrt{1 + 3\rho^2} > 0.$$

La seconde condition impose $\rho^2 < 1$ soit $\rho \in]-1, +1[$.

2. (2pts) Déterminer les variances des variables X_1 et X_2 notées $\text{var}(X_1)$ et $\text{var}(X_2)$, et la covariance du vecteur \mathbf{X} notée $\text{cov}(X_1, X_2)$. En justifiant proprement votre réponse, indiquer la valeur de ρ pour laquelle les variables X_1 et X_2 sont indépendantes.

Puisque

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{var}(X_1) & \text{cov}(X_1, X_2) \\ \text{cov}(X_1, X_2) & \text{var}(X_2) \end{pmatrix},$$

on a $\text{var}(X_1) = 3$, $\text{var}(X_2) = 1$ et $\text{cov}(X_1, X_2) = \rho\sqrt{3}$. Pour un vecteur Gaussien, indépendance et covariance nulle sont des propriétés équivalentes. Donc X_1 et X_2 sont indépendantes si et seulement si $\rho = 0$.

3. (2pts) On construit les deux variables aléatoires $Y_1 = \frac{1}{\sqrt{3}}X_1 - X_2$ et $Y_2 = \frac{1}{\sqrt{3}}X_1 + X_2$. Quelle est la loi du vecteur $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2)^T$?

On a $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}$ avec

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & -1 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 1 \end{pmatrix}.$$

Comme la matrice \mathbf{A} est de rang 2, le vecteur \mathbf{Y} est gaussien. Le vecteur moyenne de \mathbf{Y} est

$$E[\mathbf{Y}] = E[\mathbf{A}\mathbf{X}] = \mathbf{A}E[\mathbf{X}] = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

et sa matrice de covariance est

$$E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T] = \mathbf{A}\Sigma\mathbf{A}^T = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & -1 \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 3 & \rho\sqrt{3} \\ \rho\sqrt{3} & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ -1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Des calculs élémentaires permettent d'obtenir

$$E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T] = \begin{pmatrix} 2(1 - \rho) & 0 \\ 0 & 2(1 + \rho) \end{pmatrix}.$$

4. (1pt) Déterminer les lois marginales des variables Y_1 et Y_2 . Les variables aléatoires Y_1 et Y_2 sont-elles indépendantes (justifier votre réponse avec soin) ?

Les lois marginales d'un vecteur gaussien sont gaussiennes. En regardant la matrice de covariance de \mathbf{Y} , on en déduit $Y_1 \sim \mathcal{N}(0, 2(1 - \rho))$ et $Y_2 \sim \mathcal{N}(0, 2(1 + \rho))$. Puisque \mathbf{Y} est un vecteur gaussien et que $\text{cov}(Y_1, Y_2) = 0$, les variables aléatoires Y_1 et Y_2 sont indépendantes.

Exercice 3 : Cumulants d'une variable aléatoire réelle (6 points)

On rappelle que la fonction génératrice des moments d'une variable aléatoire réelle X est définie par $M_X(t) = E[e^{tX}]$, $t \in \mathbb{R}$ et que le développement de Taylor de la fonction e^x au voisinage de $x = 0$ est $e^x = \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{x^k}{k!}$.

- (2pts) Rappeler comment on peut obtenir les moments $m_k = E[X^k]$ de la variable aléatoire X à partir de $M_X(t)$. Déterminer la fonction $M_X(t)$ pour une loi de Poisson de paramètre λ et retrouver l'expression de la moyenne $m_1 = E[X]$ et du moment d'ordre $m_2 = E[X^2]$ de cette loi de Poisson.

À partir du développement de Taylor de e^x , nous avons vu en cours que

$$m_k = \left. \frac{\partial^k M_X(t)}{\partial t^k} \right|_{t=0}.$$

La fonction caractéristique d'une loi de Poisson est

$$E[e^{itX}] = \exp[\lambda(e^{it} - 1)].$$

Donc $M_X(t) = \exp[\lambda(e^t - 1)]$. On en déduit

$$m_1 = \left. \frac{\partial M_X(t)}{\partial t} \right|_{t=0} = \{\lambda e^t \exp[\lambda(e^t - 1)]\}_{t=0} = \lambda.$$

et

$$m_2 = \left. \frac{\partial^2 M_X(t)}{\partial t^2} \right|_{t=0} = \{\lambda^2 e^t \exp[\lambda(e^t - 1)] + \lambda e^t \exp[\lambda(e^t - 1)]\}_{t=0} = \lambda^2 + \lambda.$$

- (2pts) On appelle fonction génératrice des cumulants la fonction $C_X(t) = \ln[M_X(t)]$ qui admet généralement un développement de Taylor autour de $t = 0$ de la forme

$$C_X(t) = \ln[M_X(t)] = \sum_{k=1}^{+\infty} \kappa_{X,k} \frac{t^k}{k!},$$

où les coefficients $\kappa_{X,k}$, $k \geq 1$ sont appelés cumulants de la variable aléatoire X . En utilisant les tables de lois et en remarquant qu'on obtient $M_X(t)$ à partir de la fonction caractéristique en remplaçant t par $-it$, déterminer $C_X(t)$ pour une loi de Poisson et pour une loi normale. En déduire les cumulants d'une loi de Poisson et d'une loi normale.

Pour une loi de Poisson, on a

$$C_X(t) = \ln[M_X(t)] = \lambda(e^t - 1) = \lambda \sum_{k=1}^{\infty} \frac{t^k}{k!}.$$

Tous les cumulants d'une loi de Poisson sont donc égaux à λ .

Pour une loi normale $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$, on a

$$M_X(t) = \exp\left(mt + \frac{\sigma^2 t^2}{2}\right)$$

d'où

$$C_X(t) = \ln[M_X(t)] = mt + \frac{\sigma^2 t^2}{2}.$$

Les deux premiers cumulants d'une loi normale sont donc $\kappa_{X,1} = m$, $\kappa_{X,2} = \sigma^2$ et tous les autres cumulants sont nuls.

3. (1pt) En s'inspirant de la première question, expliquer comment déterminer les cumulants d'une variable aléatoire X par dérivations successives de $C_X(t)$.

Par dérivations successives de $C_X(t)$, on obtient

$$\kappa_{X,k} = \left. \frac{\partial^k C_X(t)}{\partial t^k} \right|_{t=0}.$$

4. (1pt) On considère deux variables aléatoires réelles indépendantes X et Y et on construit $Z = X + Y$. Déterminer la fonction génératrice des cumulants de Z en fonction de $C_X(t)$ et de $C_Y(t)$. En déduire comment déterminer les cumulants de Z en fonction de ceux de X et de Y .

Comme $e^Z = e^{X+Y} = e^X e^Y$, on a

$$M_{X+Y}(t) = M_X(t)M_Y(t),$$

d'où

$$C_{X+Y}(t) = \ln[M_{X+Y}(t)] = \ln[M_X(t)] + \ln[M_Y(t)] = C_X(t) + C_Y(t).$$

Comme

$$C_X(t) + C_Y(t) = \sum_{k=1}^{+\infty} \kappa_{X,k} \frac{t^k}{k!} + \sum_{k=1}^{+\infty} \kappa_{Y,k} \frac{t^k}{k!},$$

on en déduit

$$\kappa_{Z,k} = \kappa_{X,k} + \kappa_{Y,k}, \forall k \geq 1.$$

LOIS DE PROBABILITÉ DISCRÈTES

$$p_k = P[X = k] \quad p_{1,\dots,m} = P[X_1 = k_1, \dots, X_m = k_m]$$

| LOI | Probabilités | Moyenne | Variance | Fonction Caractéristique |
|-------------------------|---|-----------------|---|---|
| Uniforme | $p_k = \frac{1}{n}$ $k \in \{1, \dots, n\}$ | $\frac{n+1}{2}$ | $\frac{n^2-1}{12}$ | $\frac{e^{it}(1 - e^{itn})}{n(1 - e^{it})}$ |
| Bernoulli | $p_1 = P[X = 1] = p$ $p_0 = P[X = 0] = q$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ | p | pq | $pe^{it} + q$ |
| Binomiale $B(n, p)$ | $p_k = \binom{n}{k} p^k q^{n-k}$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ $k \in \{0, 1, \dots, n\}, \binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$ | np | npq | $(pe^{it} + q)^n$ |
| Binomiale négative | $p_k = \binom{n+k-1}{n-1} p^n q^k$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ $k \in \mathbb{N}, \binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$ | $n \frac{q}{p}$ | $n \frac{q}{p^2}$ | $\left(\frac{p}{1 - qe^{it}}\right)^n$ |
| Multinomiale | $p_{1,\dots,m} = \frac{n!}{k_1! \dots k_m!} p_1^{k_1} \dots p_m^{k_m}$ $p_j \in [0, 1] \quad q_j = 1 - p_j$ $k_j \in \{0, 1, \dots, n\}$ $\sum_{j=1}^m k_j = n \quad \sum_{j=1}^m p_j = 1$ | np_j | Variance : $np_j q_j$ Covariance : $-np_j p_k$ | $\left(\sum_{j=1}^m p_j e^{it}\right)^n$ |
| Poisson $P(\lambda)$ | $p_k = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$ $\lambda > 0 \quad k \in \mathbb{N}$ | λ | λ | $\exp[\lambda(e^{it} - 1)]$ |
| Géométrique | $p_k = pq^{k-1}$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ $k \in \mathbb{N}^*$ | $\frac{1}{p}$ | $\frac{q}{p^2}$ | $\frac{pe^{it}}{1 - qe^{it}}$ |

LOIS DE PROBABILITÉ CONTINUES

| LOI | Densité de probabilité | Moyenne | Variance | Fonction Caractéristique |
|--|--|-------------------------------------|--|--|
| Uniforme | $f(x) = \frac{1}{b-a}$ $x \in]a, b[$ | $\frac{a+b}{2}$ | $\frac{(b-a)^2}{12}$ | $\frac{e^{itb} - e^{ita}}{it(b-a)}$ |
| Gamma $\mathcal{G}(\nu, \theta)$ | $f(x) = \frac{\theta^\nu}{\Gamma(\nu)} e^{-\theta x} x^{\nu-1}$ $\theta > 0, \nu > 0$ $x \geq 0$ avec $\Gamma(n+1) = n! \forall n \in \mathbb{N}$ | $\frac{\nu}{\theta}$ | $\frac{\nu}{\theta^2}$ | $\frac{1}{(1 - i\frac{t}{\theta})^\nu}$ |
| Inverse gamma $\mathcal{IG}(\nu, \theta)$ | $f(x) = \frac{\theta^\nu}{\Gamma(\nu)} e^{-\frac{\theta}{x}} \frac{1}{x^{\nu+1}}$ $\theta > 0, \nu > 0$ $x \geq 0$ avec $\Gamma(n+1) = n! \forall n \in \mathbb{N}$ | $\frac{\theta}{\nu-1}$ si $\nu > 1$ | $\frac{\theta^2}{(\nu-1)^2(\nu-2)}$ si $\nu > 2$ | (*) |
| Première loi de Laplace | $f(x) = \frac{1}{2} e^{- x }, \quad x \in \mathbb{R}$ | 0 | 2 | $\frac{1}{1+t^2}$ |
| Normale univariée $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ | $f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}, \quad x \in \mathbb{R}$ | m | σ^2 | $e^{imt - \frac{\sigma^2 t^2}{2}}$ |
| Normale multivariée $\mathcal{N}_p(\mathbf{m}, \Sigma)$ | $f(x) = K e^{-\frac{1}{2}(x-m)^T \Sigma^{-1}(x-m)}$ $K = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^p \det(\Sigma)}}$ $x \in \mathbb{R}^p$ | \mathbf{m} | Σ | $e^{iu^T \mathbf{m} - \frac{1}{2} u^T \Sigma u}$ |
| Khi2 χ_ν^2 $\Gamma(\frac{\nu}{2}, \frac{1}{2})$ | $f(x) = k e^{-\frac{x}{2}} x^{\frac{\nu}{2}-1}$ $k = \frac{1}{2^{\frac{\nu}{2}} \Gamma(\frac{\nu}{2})}$ $\nu \in \mathbb{N}^*, x \geq 0$ | ν | 2ν | $\frac{1}{(1-2it)^{\frac{\nu}{2}}}$ |
| Cauchy $c_{\lambda, \alpha}$ | $f(x) = \frac{1}{\pi \lambda \left(1 + \left(\frac{x-\alpha}{\lambda}\right)^2\right)}$ $\lambda > 0, \alpha \in \mathbb{R}$ | (-) | (-) | $e^{i\alpha t - \lambda t }$ |
| Beta $B(a, b)$ | $f(x) = k x^{a-1} (1-x)^{b-1}$ $k = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)}$ $a > 0, b > 0$ $x \in]0, 1[$ avec $\Gamma(n+1) = n! \forall n \in \mathbb{N}$ | $\frac{a}{a+b}$ | $\frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}$ | (*) |