

Exercice 1

1) Y prend ses valeurs dans $\{0, 1\}$ avec

$$\begin{cases} P(Y=0) = P(X=0) = \frac{1}{3} \\ P(Y=1) = P(X=\pm 1) = \frac{2}{3} \end{cases}$$

2) Le couple $(Y, Z) = (X^2, X)$ prend ses valeurs dans l'ensemble $\{(1, 1), (1, -1), (0, 0)\}$ avec

$$P[(Y, Z) = (1, 1)] = P[(Y, Z) = (1, -1)] = P[(Y, Z) = (0, 0)] = \frac{1}{3}$$

3) $P[(Y, Z) = (0, 0)] = \frac{1}{3} \neq P[Y=0]P[Z=0] = P[X=0] \times P[X=0] = \frac{1}{9}$
donc les variables aléatoires Y et Z ne sont pas indépendantes

$$4) \text{Cov}(Y, Z) = E[YZ] - E[Y]E[Z] = E[X^3] - E[X^2]E[X]$$

$$\text{Mais } E[X] = (-1) \times \frac{1}{3} + 0 \times \frac{1}{3} + 1 \times \frac{1}{3} = 0$$

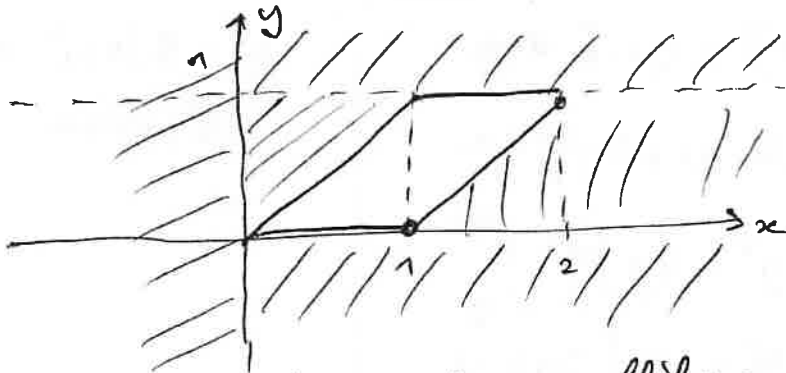
$$\text{et } E[X^3] = (-1)^3 \times \frac{1}{3} + 0^3 \times \frac{1}{3} + 1^3 \times \frac{1}{3} = 0$$

$$\text{donc } \boxed{\text{Cov}(Y, Z) = 0}$$

Lorsque deux variables aléatoires sont indépendantes, leur covariance est nulle - Mais la réciproque est fautive - Cet exercice montre qu'il existe des couples de variables aléatoires non indépendantes (ici Y et Z) ayant une covariance nulle.

Exercice 2

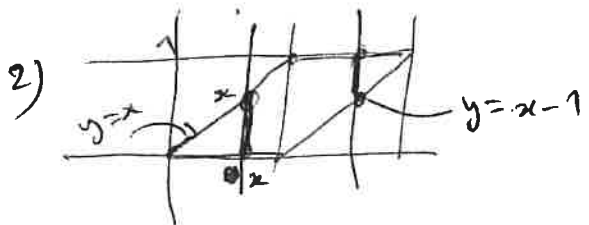
1) Le domaine de définition du couple (X, Y) est représenté ci-dessous



$$D = \square$$

Il s'agit de l'intérieur d'un parallélogramme - On observe que X a ses valeurs dans $]0, 2[$ et que Y a ses valeurs dans $]0, 1[$.
Si X et Y étaient indépendantes, le couple (X, Y) aurait ses valeurs dans le pavé $]0, 2[\times]0, 1[$, ce qui n'est pas le cas -

Donc $\boxed{X \text{ et } Y \text{ sont des variables dépendantes}}$



si $x \in]0, 1[$, on voit que $y \in]0, x[$ donc la densité de X est

$$P(x, \cdot) = \int_0^x [4y(1-x) + 4y^2] dy$$

$$= \left[2y^2(1-x) + \frac{4}{3}y^3 \right]_0^x = \boxed{2x^2(1-x) + \frac{4}{3}x^3}$$

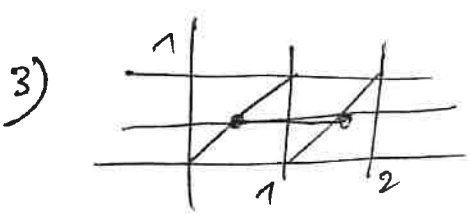
si $x \in]1, 2[$, on voit que $y \in]x-1, 1[$, donc la densité de X est

$$P(x, \cdot) = \int_{x-1}^1 [4y(1-x) + 4y^2] dy$$

$$= \left[2y^2(1-x) + \frac{4}{3}y^3 \right]_{x-1}^1$$

$$= \frac{4}{3} - 2(x-1)^2(1-x) - \frac{4}{3}(x-1)^3 + 2(1-x)$$

$$= \boxed{\frac{4}{3} + \frac{2}{3}(x-1)^3} + 2(1-x)$$



Conclusion

$$P(x, \cdot) = \left[2x^2(1-x) + \frac{4}{3}x^3 \right] \mathbb{1}_{]0, 1[}(x)$$

$$+ \left[\frac{4}{3} + 2(1-x) + \frac{2}{3}(x-1)^3 \right] \mathbb{1}_{]1, 2[}(x)$$

si $y \in]0, 1[$ alors $x \in]y, y+1[$ donc

$$P(\cdot, y) = \int_y^{y+1} [4y(1-x) + 4y^2] dx$$

$$= 4y + 4y^2 - 4y \left[\frac{x^2}{2} \right]_y^{y+1}$$

$$= 4y + 4y^2 - 2y[2y+1]$$

$$= 2y$$

si $y \notin]0, 1[$ alors

$$P(\cdot, y) = 0$$

donc $P(\cdot, y) = 2y \mathbb{1}_{]0, 1[}(y)$ qui est une loi beta $B(2, 1)$

On en déduit $E(Y) = \frac{a}{a+b} = \frac{2}{3}$ et $\text{var} Y = \frac{2}{9 \times 4} = \frac{1}{18}$

↑ $\begin{cases} a=2, b=1 \end{cases}$

$$4) \begin{cases} Z = X - Y \\ T = Y \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Y = T \\ X = Z + T \end{cases}$$

donc le changement de variables est bijectif.
Le Jacobien de la transformation est

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

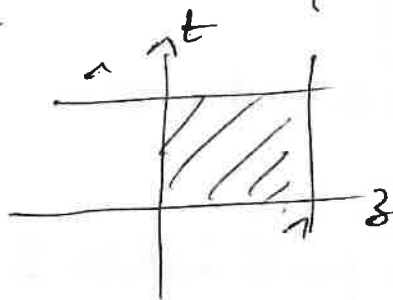
donc la densité de (Z, T) est

$$\pi(z, t) = 4t(1-z-t+t) \quad (z, t) \in \Delta$$

$$\boxed{\pi(z, t) = 4t(1-z) \mathbb{1}_{\Delta}(z, t)}$$

Le domaine Δ est déterminé comme suit

$$\begin{cases} x > 0 \\ y > 0 \\ y < 1 \\ x > y \\ x < y + 1 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} z + t > 0 \\ t > 0 \\ t < 1 \\ z > 0 \\ t + z < t + 1 \Leftrightarrow z < 1 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} 0 < t < 1 \\ \text{et} \\ 0 < z < 1 \end{cases}$$



c'est le domaine hachuré sur la figure à gauche, i.e., ~~l'ensemble~~ le pavé $]0,1[\times]0,1[$

5) La loi marginale de Z est

$$\pi(z, \cdot) = \begin{cases} 0 & \text{si } z \notin]0,1[\\ \int_0^1 4t(1-z) dt = 2(1-z) & \text{sinon} \end{cases}$$

$$\text{soit } \boxed{\pi(z, \cdot) = 2(1-z) \mathbb{1}_{]0,1[}(z)}$$

qui est la densité d'une loi beta $B(1, 2)$

De même la loi marginale de T est définie sur $]0,1[$ avec

$$\pi(\cdot, t) = \int_0^1 4t(1-z) dz = 4t \left[z - \frac{z^2}{2} \right]_0^1 = 2t$$

Donc $\boxed{\pi(z, t) = 2t \mathbb{1}_{z > 0} \mathbb{1}_{t > 0}}$ qui est la densité d'une loi
beta $B(2, 1)$

(4)

On observe que $\pi(z, t) = \pi(z, \cdot) \pi(\cdot, t) \forall z \forall t$ donc
les variables Z et T sont indépendantes

6) $\text{Cov}(Z, T) = E(ZT) - E(Z)E(T)$
En remplaçant Z et T par leurs expressions en fonction de
 X et Y , on obtient

$$\begin{aligned} \text{Cov}(Z, T) &= E[(X-Y)Y] - E[X-Y]E[Y] \\ &= E[XY] - E[Y^2] - E[X]E[Y] + E^2[Y] \end{aligned}$$

On en déduit

$$\boxed{\text{Cov}(Z, T) = \text{Cov}(X, Y) - \text{Var} Y}$$

Comme Z et T sont indépendantes, on a $\text{Cov}(Z, T) = 0$

donc $\text{Cov}(X, Y) = \text{Var} Y = \boxed{\frac{1}{18}}$

déterminée à la question 3)

Exercice 3

1) La condition $a \in]-2, +2[$ est nécessaire pour que la matrice Σ
soit symétrique définie positive

2) Si on pose $q(v) = -\frac{1}{2}(v-m)^T \Sigma^{-1}(v-m)$, on sait que

$$q'(v) = \begin{bmatrix} \frac{\partial q}{\partial x} \\ \frac{\partial q}{\partial y} \end{bmatrix} = -\Sigma^{-1}(v-m)$$

$$\text{et } q''(v) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 q}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 q}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 q}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 q}{\partial y^2} \end{bmatrix} = -\Sigma^{-1}$$

Des calculs élémentaires conduisent à

$$-\Sigma^{-1} = \begin{bmatrix} -2 & a \\ a & -2 \end{bmatrix} \text{ soit } \Sigma^{-1} = \begin{bmatrix} 2 & -a \\ -a & 2 \end{bmatrix}$$

On en déduit $\det \Sigma = 4 - a^2$ et $\Sigma = \frac{1}{4 - a^2} \begin{bmatrix} 2 & a \\ a & 2 \end{bmatrix}$

De plus $q'(v) = \begin{bmatrix} -2x + ay + 1 \\ -2y + ax + 1 \end{bmatrix} = -\Sigma^{-1} \begin{pmatrix} x - m_1 \\ y - m_2 \end{pmatrix}$

avec $m_1 = E[X]$ et $m_2 = E[Y]$. On a donc

$$\begin{bmatrix} 2 & -a \\ -a & 2 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x - m_1 \\ y - m_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2x - ay - 1 \\ 2y - ax - 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2x - 2m_1 - ay + am_2 \\ -ax + am_1 + 2y - 2m_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2x - ay - 1 \\ 2y - ax - 1 \end{pmatrix}$$

Par identification $\begin{cases} -2m_1 + am_2 = -1 \\ am_1 - 2m_2 = -1 \end{cases}$

d'où $m_1 = m_2 = \frac{1}{2 - a}$

3) Comme $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ est un vecteur Gaussien, X et Y sont indépendantes si et seulement si $\text{cov}(X, Y) = 0 \Leftrightarrow a = 0$

4) Les lois marginales d'un vecteur gaussien sont des lois normales. On a donc

$$\begin{cases} X \sim N(m_1, \sigma_1^2) = N\left(\frac{1}{2-a}, \frac{2}{4-a^2}\right) \\ \text{et } Y \sim N(m_2, \sigma_2^2) = N\left(\frac{1}{2-a}, \frac{2}{4-a^2}\right) \end{cases}$$

5)

$$P(x|y) = \frac{p(x,y)}{p(y)} = C(y) p(x,y)$$

où $C(y)$ n'est une fonction de y seulement - Mais

$$p(x|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{x|y}^2} \exp\left[-\frac{(x - m_{x|y})^2}{2\sigma_{x|y}^2}\right]$$

Par identification des termes en x dans $\exp(-x^2 - y^2 + axy + x + y)$ on obtient

$$-x^2 + axy + x = -\frac{1}{2\sigma_{x|y}^2} (x^2 - 2m_{x|y}x)$$

soit $\sigma_{x|y}^2 = \frac{1}{2}$ et $1 + ay = +2m_{x|y}$

soit $m_{x|y} = \frac{1+ay}{2}$

d'où $X|Y=y \sim N\left(\frac{1+ay}{2}, \frac{1}{2}\right)$