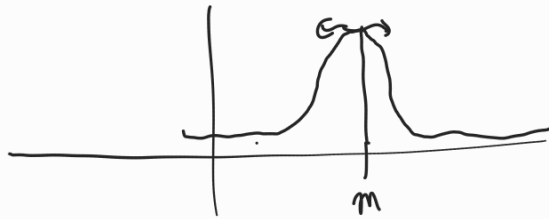


Vecteurs gaussiens dans \mathbb{R}^d $d \geq 1$

$d=1$ $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$ où X est une v.a.r de densité

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right)$$



déf vecteur gaussien $(X_1, \dots, X_d) \in \mathbb{R}^d$: variable aléatoire telle que
 $\forall (\lambda_1, \dots, \lambda_d) \in \mathbb{R}^d$, $\lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_d X_d$ suit une loi gaussienne

remarque (X_1, \dots, X_d) gaussien $\Rightarrow X_1$ gaussien, X_2 aussi \dots X_d aussi

~~*~~

un exemple : $X_1 \sim \mathcal{N}(0, 1)$, ε indép de X_1 , $P(\varepsilon=1) = P(\varepsilon=-1) = \frac{1}{2}$

$$(X_1, X_2) = (X_1, \varepsilon X_1) \quad X_2 \text{ gaussien}$$

$$\lambda_1 = \lambda_2 = 1 \quad X_1 + X_2 = X_1(1 + \varepsilon) = \begin{cases} 2X_1 & \text{avec proba } \frac{1}{2} \\ 0 & \text{avec proba } \frac{1}{2} \end{cases}$$

rappel sm la covariance : X, Y v.a.r L^2

$$\text{cov}(X, Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y) \quad [\text{existe par Cauchy-Schwarz}]$$

$$X=Y \quad \text{cov}(X, X) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2 = \text{var } X$$

si X_1, \dots, X_d v.a.r. L^2 , on définit $M_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j)$

Prop : la matrice $(M_{ij})_{1 \leq i, j \leq d}$ est symétrique positive

Prop : si M est symétrique positive $(d \times d)$, alors il existe

(X_1, \dots, X_d) dont la matrice de covariance est M

$$\text{et } \forall \xi \in \mathbb{R}^d, \quad \mathbb{E} \exp(i \langle \xi, X \rangle) = \exp\left(-\frac{1}{2} {}^t \xi M \xi\right)$$

lem : si M est symétrique positive, il existe A matrice sq

$$M = A^2$$

$$(\exists P \text{ orthogonale } {}^t P M P = \begin{pmatrix} a_1 & 0 \\ 0 & a_d \end{pmatrix} \text{ et } a_i \geq 0)$$

$$= \underbrace{\begin{pmatrix} \sqrt{a_1} & 0 \\ 0 & \sqrt{a_d} \end{pmatrix}}_N^2$$

$$M = P N^2 P = (P N^t P) (P N P)$$

$$A = P N^t P$$

Y_1, \dots, Y_d v.a. iid $\mathcal{N}(0, 1)$

$X = AY$ est un vecteur gaussien qui satisfait la proposition

$$\begin{aligned} \xi \in \mathbb{R}^d \quad \mathbb{E} (\langle \xi, X \rangle^2) &= \mathbb{E} ({}^t \xi A Y^t Y A \xi) \\ &= {}^t \xi A \mathbb{E}(Y^t Y) A \xi = {}^t \xi A \mathbb{I} \xi \\ &= {}^t \xi M \xi \end{aligned}$$

Remarque : si on remplace X par $X + m$, et Y par $Y + m'$, on ne change pas la covariance

un vecteur gaussien est caractérisé par sa moyenne ($\in \mathbb{R}^d$) et par sa matrice de covariance

si $M_{ij} = 0$ alors X_i et X_j sont indépendants

→ pour les vecteurs gaussiens, indépendance \Leftrightarrow covariance nulle

ce n'est pas vrai quand le vecteur n'est pas gaussien

$$(X_1, \varepsilon X_1) = (X_1, X_2) \quad \text{cov}(X_1, X_2) = E(X_1 X_2) - E(X_1)E(X_2)$$

$$= E(X_1^2 \varepsilon) = \overbrace{E(X_1^2)}^0 E(\varepsilon) = 0$$

mais X_1, X_2 non indép : $\rho > 0$

$$P(X_1 > a, X_2 > a) \neq P(X_1 > a) P(X_2 > a)$$

$$P(X_1 > a, \varepsilon X_1 > a) = P(X_1 > a, \varepsilon = +1) = \frac{1}{2} P(X_1 > a)$$

$$P(X_2 > a) = P(X_1 > a, \varepsilon = 1) + P(X_1 < -a, \varepsilon = -1) = P(X_1 \geq a)$$

$$P(X_1 > a) P(X_2 > a) = [P(X_1 > a)]^2$$

si $P(X_1 > a) \neq \frac{1}{2}$, $P(X_1 > a, X_2 > a) \neq P(X_1 > a) P(X_2 > a)$

Densité : le vecteur gaussien de moyenne $m \in \mathbb{R}^d$ et de matrice de covariance M a pour densité

$$f(x_1, \dots, x_d) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det M}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-m)^T M^{-1}(x-m)\right)$$

dem : formule du jacobien du changement de variables

cas $M = I_d$ et $m = 0$; densité $\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^d x_i^2\right)$

dans ce cas si A est une matrice orthogonale, $AX = ?$

$$\xi \in \mathbb{R}^d, \quad E[\langle \xi, AX \rangle] = E[\xi^T X^T A A X \xi] = E[\xi^T X X \xi] = \xi^T \xi$$

matrice de cov de AX est I_d

la loi de X est invariante par isométrie (par transformation orthogonale)

$d=2$ rf orthogonale = rotation

soit ρ est une rotation et $X \sim \mathcal{N}(0, I_2)$, alors $|X|$ a même

loi que X

Rappel : mesure uniforme sur la sphère $S^{d-1} = \{v \in \mathbb{R}^d, \|v\|_2 = 1\}$

B borélien $\subset S^{d-1}$

$$\Gamma(B) = \left\{ v \in \mathbb{R}^d, 0 < \|v\|_2 \leq 1, \frac{1}{\|v\|_2} v \right\}$$



on définit $\omega_d(B) = \frac{\text{Leb}(\Gamma(B))}{\text{Leb}(B(0,1))}$

si $B = S^{d-1}$, alors $\Gamma(B) = B(0,1)$ et $\omega_d(S^{d-1}) = 1$

on vérifie que ω_d définit une mesure de proba sur S^{d-1}

[les propriétés de la mesure de Lebesgue sur les $\Gamma(B)$ se traduisent en propriétés sur les B pour ω_d]

ω_d est invariante par transformation orthogonale : si A orthogonale,

$$\omega_d(B) = \omega_d(AB)$$

$$= \text{Leb}(\Gamma(B)) : \text{Leb}(A\Gamma(B)) = \text{Leb}(\Gamma(AB)) = \omega_d(AB)$$

On peut montrer que ω_d est l'unique mesure de proba sur S^{d-1} invariante par transformation orthogonale

Thé $Y^{(d)} = (Y_1^{(d)}, Y_2^{(d)}, \dots, Y_d^{(d)})$ variable aléatoire de loi ω_d

$$X_d = \sqrt{d} Y_1^{(d)} \xrightarrow{(d)} \mathcal{N}(0,1)$$

dem : $Z^{(d)} \sim \mathcal{N}(0, I_d)$ vecteur gaussien dans \mathbb{R}^d

$$U^{(d)} = \frac{Z^{(d)}}{\|Z^{(d)}\|_2} = \frac{Z^{(d)}}{\sqrt{Z_1^{(d)2} + \dots + Z_d^{(d)2}}}$$

$\|U^{(d)}\|_2 = 1$; loi de $U^{(d)}$ est invariante par transformation orthogonale

$X^{(d)}$ a même loi que $Y^{(d)} \Rightarrow X_d$ m loi que

$$\sqrt{d} \frac{Z_1^{(d)}}{\sqrt{Z_1^{(d)2} + \dots + Z_d^{(d)2}}} = \frac{Z_1^{(d)}}{\sqrt{\frac{Z_1^{(d)2} + \dots + Z_d^{(d)2}}{d}}}$$

les $Z_i^{(d)}$ sont indép (covariance nulle et vecteur gaussien)

les $Z_i^{(d)2}$ sont indép ; m loi, $E(Z_1^{(d)2}) = 1$

$\forall \varepsilon > 0, \exists D, \forall d > D$, avec proba $> 1 - \varepsilon$, $\frac{1}{\sqrt{\frac{Z_1^{(d)2} + \dots + Z_d^{(d)2}}{d}}} \in [1 - \varepsilon, 1 + \varepsilon]$

$\forall a < b$

$$P\left(\frac{Z_1^{(d)}}{\sqrt{\frac{Z_1^{(d)2} + \dots + Z_d^{(d)2}}{d}}} \in [a, b]\right) \xrightarrow{d \rightarrow \infty} P(Z_1^{(d)} \in [a, b])$$