

Frobas Avancées 2: Nobes

© Théo Jalabert

I / Vecteurs aléatoires

$$P_{X|Y=y}(x|y) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_Y(y)}$$

densité de proba conditionnelle

$$m_X^k = \mathbb{E}(X^k) = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} x^k f(x) dx & \text{Si } X \text{ admet une densité} \\ \sum_{i=1}^{\infty} x_i^k P(X=x_i) & \text{Si } X \text{ discrète} \end{cases}$$

moment d'ordre k d'une VAR

$$\overline{m}_k = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}(X))^k]$$

moment centré d'ordre k



Si X admet un mom^r d'ordre 1 $\rightarrow X$ admet une espérance et $X \in \mathcal{L}^r$

2 \rightarrow "variance et $X \in \mathcal{L}^2$ "

$$X, Y \in \mathcal{L}^2$$

Covariance de X et Y : $\text{Cov}(X,Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))]$

coeff de corrélat° lin.: $\rho(X,Y) = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)\text{Var}(Y)}}$

* $\rho \in [-1,1]$

* $X \perp\!\!\!\perp Y \Rightarrow \rho=0$

* Si $\rho=1$ (resp -1) \Rightarrow Il y a une corr° linéaire entre X et Y de pente positive (resp négative)

$$\mathcal{L}^\infty(\Omega, \mathcal{A}, P) \text{ est des VAR tq } \sup\{x | P(|X| > x) > 0\} < \infty$$
$$\Rightarrow \|X\|_\infty = \sup\{x | P(|X| > x) > 0\}$$

$$X \in L^1(\Omega, \mathcal{A}, P; \mathbb{R}^n) \quad X = E(X) = [E(X_1), \dots, E(X_n)] \quad \bar{X} = (\bar{X}_1, \dots, \bar{X}_n) \quad \text{tq } \forall i: \bar{X}_i = E(X_i)$$

$X - \bar{X}$ est appelé vecteur aléatoire centré associé à X

Matrice de variances-covariances de $X \in L^2(\Omega, \mathcal{A}, P; \mathbb{R}^n)$

$$\Gamma_X = V(X) = E[(X - \bar{X}) \cdot (X - \bar{X})^T]$$

$$V_{i,j}(X) = E[\bar{X}_i \bar{X}_j] = \text{Cor}(X_i, X_j)$$

Cas bivarié :

$X = (X_1, X_2)$ VA de loi continue

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix} = g(X) = \begin{pmatrix} g_1(X_1, X_2) \\ g_2(X_1, X_2) \end{pmatrix}$$

où

$$\text{le système d'équations} \begin{cases} y_1 = g_1(x_1, x_2) \\ y_2 = g_2(x_1, x_2) \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = h_1(y_1, y_2) \\ x_2 = h_2(y_1, y_2) \end{cases}$$

Les fonct^o g₁ et g₂ sont continuem^v différable et de matrice jacobienne

$$J(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \frac{\partial g_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial g_2}{\partial x_1} & \frac{\partial g_2}{\partial x_2} \end{pmatrix}$$

$$\text{alors } f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2) = f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) |J(x_1, x_2)|^{-1} |(x_1, x_2) - h(y_1, y_2)|$$

$$\text{Cas multivarié: } f_Y(y) = f_R(g^{-1}(y)) |\det J(g)^{-1}|_{\alpha_1, \dots, \alpha_k}$$

Sommes de VA indep:

Soient X et Y 2VA indep et $S = X + Y$

$$\Rightarrow f_S(s) = f_X * f_Y(s) = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(s-x) dx & \text{Si } X \text{ et } Y \text{ continues} \\ \sum_{x \in \text{Supp}(X,Y)} f_X(x) f_Y(s-x) & \text{Si } X \text{ et } Y \text{ discrètes} \end{cases}$$

Généralisation dimension n :

X_1, \dots, X_n vecteurs aléatoires indep, $S = \sum_{i=1}^n X_i$

$$\Rightarrow f_S(s) = f_{X_1} * \dots * f_{X_n}(s)$$

II / Fonction Caractéristique

On appelle transformée de Fourier de la mesure P

fonction $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ tq $\phi(t) = \int_{\mathbb{R}} e^{itx} dP(x)$

Fonction caractéristique :

Cas univarié : X une VAR, $\phi_X(t) = \int_{\mathbb{R}} e^{itx} dP_X(x)$

$$= \mathbb{E}_P(e^{itX})$$

Cas multivarié : $X = (X_1, \dots, X_m)$

$$\forall r = (r_1, \dots, r_m) \in \mathbb{R}^m, \phi_X(r) = \mathbb{E}(e^{i\langle r, X \rangle}) = \mathbb{E}_P(e^{i \sum_{k=1}^m r_k X_k})$$

* $\phi_X(t) = \phi_Y(t) \quad \forall t \in \mathbb{R} \Rightarrow P_X = P_Y \quad (\text{in Poi})$

* $X_1 \perp\!\!\!\perp X_2$ si $\forall (t_1, t_2) \in \mathbb{R}^{d_1} \times \mathbb{R}^{d_2}, \phi_{(X_1, X_2)}(t_1, t_2) = \phi_{X_1}(t_1) \cdot \phi_{X_2}(t_2)$

* $\forall t_1 \in \mathbb{R}^{d_1}, \phi_{X_{t_2}}(t_1) = \phi_X(t_1, 0)$

$X_1 \perp\!\!\!\perp \dots \perp\!\!\!\perp X_m \Rightarrow \phi_{X_1 + \dots + X_m}(t) = \phi_{X_1}(t) \dots \phi_{X_m}(t) \quad \forall t \in \mathbb{R}^d$

* Si X admet un moment d'ordre $m \Rightarrow \phi_X$ est C^m et $\forall k \in \mathbb{N}, 1 \leq k \leq m$:

$$\forall r \in \mathbb{R}, \phi_X^{(k)}(r) = i^k \int_{\mathbb{R}} x^k e^{irx} dP_X(x)$$

en particulier :

$$\phi_X^{(k)}(0) = i^k \mathbb{E}(X^k)$$

Exemples de fonctions caractéristiques de lois usuelles

Loi discrètes	probabilités	$\phi_X(t)$
Bernouilli $b(p)$	$p\delta_1 + (1-p)\delta_0$	$(1-p) + pe^{it}$
Binomiale $B(n, p)$	$C_n^k p^k q^{n-k}$	$((1-p) + pe^{it})^n$
Poisson $\mathcal{P}(\lambda)$	$e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$	$\exp(\lambda e^{it} - 1)$
Lois continues	densités	$\phi_X(t)$
Uniforme	$1\mathbb{I}_{[0,1]}(x)$	$\frac{e^{it}-1}{it}$
Normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$	$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$	$e^{i\mu t - \sigma^2 \frac{t^2}{2}}$
Exponentielle $\mathcal{E}(\theta)$	$\theta e^{-\theta x}$	$\frac{\theta}{\theta-it}$
Gamma $\Gamma(\theta, p)$	$\frac{\theta^p}{\Gamma(p)} e^{-\theta x} x^{p-1}$	$\left(\frac{\theta}{\theta-it}\right)^p$
Cauchy	$\frac{1}{\pi(x^2+1)}$	$e^{- t }$
Laplace	$\frac{1}{2} e^{- x }$	$\frac{1}{1+t^2}$

Rappel : * Soient X_1, \dots, X_m VAR II et $X_1, \dots, X_m \sim \mathcal{E}(\lambda)$
 $\Rightarrow X_1 + \dots + X_m \sim \Gamma(m, \lambda)$
* Loi de Cauchy n'a aucun moment

* $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$ et $Y \sim \mathcal{N}(l, \rho^2)$, $X \perp\!\!\!\perp Y$
 $\Rightarrow X + Y \sim \mathcal{N}(m+l, \sigma^2 + \rho^2)$

III / Vecteurs Gaussiens

Une VAR X est dite morphe / gaussienne
si densité de la forme :

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}} \quad \mu \in \mathbb{R}, \sigma \in \mathbb{R}^*$$

Si $\mu=0$ et $\sigma=1$, la VA est dite gaussienne centrée réduite

* Thm changement de var: $X \sim N(0,1) \Rightarrow aX + b \sim N(\mu, \sigma^2)$

* Moment d'ordre VA gaussienne centrée réduite:

$X \sim N(0,1)$ et $r \in \mathbb{N}$

- Si r impair, $\mathbb{E}(X^r) = 0$
- Si r pair, $\mathbb{E}(X^r) = 2^{r/2} \frac{\Gamma(\frac{r+1}{2})}{\sqrt{\pi}}$

$$* X \sim N(0,1) \Rightarrow \phi_X(t) = e^{-\frac{t^2}{2}}$$

$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow \phi_X(t) = e^{it\mu} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Stabilité par CL: $\alpha X + \beta Y \sim N(\alpha\mu_X + \beta\mu_Y, \alpha^2\sigma_X^2 + \beta^2\sigma_Y^2)$

$X = (X_1, \dots, X_n)$ est un vecteur gaussien (non dégénéré)

S'il admet une densité $p(x)$ à la mes de Lebesgue sur \mathbb{R}^n de la forme:

$$\frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det \Sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}{2}}$$

où $\mu \in \mathbb{R}^n$ et
 $\Sigma \in S_m^+$

* X vecteur gaussien ssi $\forall \alpha \in \mathbb{R}^n, \alpha^T X = \sum_{i=1}^n \alpha_i X_i$ est une VA gaussienne

* Les VA des sont les variables gaussiennes dégénérées ($\Gamma=0$)

* X vecteur gaussien sси $\exists \Sigma \in S_m^+(\mathbb{R})$ (qui est la matrice variance-cov de X)
et $\mu \in \mathbb{R}^n$ (égal à $\mathbb{E}(X)$)

$$\text{tg } \phi_X(t) = e^{i\langle t, \mu \rangle - \frac{T \cdot \Sigma \cdot t}{2}}$$

* Soit $X = (X_1, \dots, X_n)$ vecteur aléatoire gaussien (non dégén.)
 Les X_i sont $\perp\!\!\!\perp$ si les X_i sont non corrélées : $\text{Cov}(X_j, X_k) = 0$
 si $\Gamma(X)$ est diagonale

⚠ Vecteur Gaussien $\Rightarrow X_i \perp\!\!\!\perp \Leftrightarrow \text{Cov}(X_j, X_k) = 0$
 En temps normal ce n'est pas vrai !
 Même s'il s'agit de VA gaussiennes.

Loi du χ^2 : X_i VA gaussiennes centrées réduites indép

$$\Rightarrow U_m = X_1^2 + \dots + X_m^2 \sim \Gamma(\frac{m}{2}, \frac{1}{2})$$

$$f(u) = \frac{1}{\Gamma(m/2)} \exp(-\frac{u}{2}) u^{\frac{m}{2}-1} \quad u > 0$$

$$\mathbb{E}(U_m^2) = 2^2 \frac{\Gamma(m/2 + 2)}{\Gamma(m/2)}$$

$$\text{avec } \mathbb{E}(U_m) = m \text{ et } \mathbb{V}(U_m) = 2m$$

Loi de Student: $Y \perp\!\!\!\perp Z$, $Y \sim N(0, 1)$ et $Z \sim \chi^2(m)$

$$T_m = \frac{Y}{\sqrt{\frac{Z}{m}}} \text{ suit une loi de Student à } m \text{ degrés de liberté}$$

$$f(u) = \frac{1}{\sqrt{m\pi}} \frac{\Gamma(\frac{m+1}{2})}{\Gamma(\frac{m}{2})} \left(1 + \frac{u^2}{m}\right)^{-\frac{m+1}{2}} \quad \forall u \in \mathbb{R}$$

Loi de Fischart-Snedecor: $X \perp\!\!\!\perp Y$ et $X \sim \chi^2(m)$
 $Y \sim \chi^2(n)$

$$F = \frac{X/m}{Y/n} \sim F(m, n) \quad B = \frac{X}{Y} \sim B(\frac{n}{2}, \frac{m}{2})$$

Avec :

$$f_F(x) = \frac{1}{B(\frac{m}{2}, \frac{n}{2})} m^{\frac{m}{2}} n^{\frac{n}{2}} \frac{x^{\frac{m}{2}-1}}{(m+nx)^{\frac{m+n}{2}}}$$

$$f_B(x) = \frac{1}{B(p, q)} \frac{x^{p-1}}{(1+x)^{p+q}} \quad \forall x > 0$$

$$\text{avec } B(p, q) = \frac{\Gamma(p)\Gamma(q)}{\Gamma(p+q)} = \int_0^1 x^{p-1} (1-x)^{q-1} dx$$

Théorème de Cochran: (X_1, \dots, X_m) un échantillon gaussien de loi $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$

$$\bar{X}_m = \frac{X_1 + \dots + X_m}{m}$$

Moyenne empirique
de l'échantillon

$$\bar{V}_m = \frac{1}{m} [(X_1 - \bar{X}_m)^2 + \dots + (X_m - \bar{X}_m)^2]$$

Variance empirique

Alors: 1. $\bar{X}_m \sim \mathcal{N}\left(m, \frac{\sigma^2}{m}\right)$

2. $\left(\frac{m}{\sigma^2} \bar{V}_m\right) \sim \chi_{m-1}^2$

3. $\bar{X}_m \perp \bar{V}_m$

4. $\frac{\bar{X}_m - m}{\sqrt{\bar{V}_m / (m-1)}} \sim T_{m-1}$

III / Convergence de suites de variables aléatoires.

* On dit qu'une suite de vect. aléat. X_m CV p.s. vers X
 $(X_m \xrightarrow{\text{P.S.}} X)$ si $P(\omega : X_m(\omega) \rightarrow X(\omega)) = 1$

$X_m \xrightarrow{\text{P.S.}} X$ si l'ensemble des ω tq X_m ne CV pas est de mesure nulle

* " X_m CV en proba vers X

$$(X_m \xrightarrow{\text{P.S.}} X) \text{ si } \forall \varepsilon > 0, \lim_{\infty} P(|X_m - X| > \varepsilon) = 0$$

Borel-Cantelli: (X_m) suite de VA et X une VA sur (Ω, \mathcal{A}, P)

$$\text{Si } \forall \varepsilon > 0, \sum_{m=0}^{\infty} P(|X_m - X| \geq \varepsilon) < \infty \Rightarrow X_m \xrightarrow{\text{P.S.}} X$$

Si $X_m \perp \bar{V}_m$ alors:

$$X_m \xrightarrow{\text{P.S.}} 0 \Leftrightarrow \sum_{m=0}^{\infty} P(|X_m| \geq \varepsilon) < \infty \quad \forall \varepsilon > 0$$

* X une VAR et (X_m) suite de VAR, une CNS de $X_m \xrightarrow{\text{P.S.}} X$:

$$\forall \varepsilon > 0, P\left\{\omega \in \Omega, \sup_{m \geq m_0} |X_m(\omega) - X(\omega)| > \varepsilon\right\} \rightarrow 0$$

$$\text{ou } P\left(\bigcup_{k \geq m_0} \{|X_k - X| > \varepsilon\}\right) \rightarrow 0$$

* (X_n) suite de va dans \mathbb{R}^k alors

© Théo Jalabert

$$X_n \xrightarrow{\text{P.s.}} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{\text{P.s.}} X$$

! Réciproque fausse

* $X_n \xrightarrow{\text{P.s.}} X \Leftrightarrow$ toute sous-suite de (X_n) contient une sous-suite qui CV p.s. vers X

* Pour $X_n \xrightarrow{\text{P.s.}} X$ il faut et il suffit que X_n soit de Cauchy pour la Cwem proba

i.e. $\forall \varepsilon > 0, \lim_{n,m} P(|X_n - X_m| > \varepsilon) = 0$

* Si $X_n \xrightarrow{\text{P.s.}} X$ alors $f(X_n) \xrightarrow{\text{P.s.}} f(X)$ f mes. continue

Inégalités classiques:

* **Imégalité de Markov:** $\forall \alpha > 0, P(|X| \geq \alpha) \leq \frac{1}{\alpha^k} \mathbb{E}[|X|^k]$

* **Imégalité de Bienaymé-Tchebitchev :** Soit $X \in \mathcal{L}^2$
 $\forall \varepsilon > 0, P(|X - \mathbb{E}[X]| \geq \varepsilon) \leq \frac{1}{\varepsilon^2} \sigma^2$

* **Imégalité de Jensen :** Soit φ convexe sur I et X une VA à valeurs dans I tq $\varphi(x) \in \mathcal{L}^1$
 $\varphi(\mathbb{E}(X)) \leq \mathbb{E}(\varphi(X))$

* **Imégalité de Hölder :** Soient p, q tq $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$
 $\mathbb{E}[XY] \leq \mathbb{E}[|X|^p]^{1/p} + \mathbb{E}[|Y|^q]^{1/q}$

* **Imégalité de Schwartz :** $\text{Cov}(X, Y) \leq \sqrt{\mathbb{V}(X)\mathbb{V}(Y)}$

* **Imégalité de Lyapounov :** Soient $0 < \alpha < \beta$
 $\mathbb{E}[|X|^\alpha]^{1/\alpha} \leq \mathbb{E}[|X|^\beta]^{1/\beta}$

Convergence dans L^p : (X_n) et X des va de \mathbb{R}^k . X_n CV dans L^p vers X si:

$|X|^p$ intégrable et si $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[|X_n - X|^p] = 0$

$X_n \xrightarrow{L^1} X$ ssi $\begin{cases} X_n \xrightarrow{P} X \\ \text{et} \\ X_n \text{ uniformément intégrable} \end{cases}$ i.e $\forall \varepsilon > 0, \exists k > 0, \forall n \in \mathbb{N}, \mathbb{E}[|X_n|_1] \underset{n \rightarrow \infty}{\leq} \varepsilon$

Convergence en loi:

* $P_m \xrightarrow{e} P$ si \forall fonction réelle de \mathbb{R}^k continue bornée on a $\int_{\mathbb{R}^k} f(x) dP_m(x) \xrightarrow{m \rightarrow \infty} \int_{\mathbb{R}^k} f(x) dP(x)$

* Si $F_m \rightarrow F$ $\forall x$ de continuité de F , on dit que F_m CV complètement vers F

* (X_n) v.e.r aleat de \mathbb{R}^k . On dit que X_n CV en loi vers X

$X_n \xrightarrow{L^1} X$ si $P_{X_n} \xrightarrow{e} P_X$

CV en proba \Rightarrow CV en loi

Thm Portmanteau: Il y a \Leftrightarrow entre

* $X_n \xrightarrow{L^1} X$

* Pour toute fonct^o réelle continue et bornée, $\mathbb{E}[f(X_n)] \rightarrow \mathbb{E}[f(X)]$

* \forall borelien de A de \mathbb{R}^k $P(X_n \in A) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} P(X \in A)$

$P(X_n \in A) \rightarrow P(X \in A)$

Si $a = \inf$, $X_n \xrightarrow{L^1} a \Rightarrow X_n \xrightarrow{P} a$

Cas Gaussien: Soit (X_m) suite de VA centrées de loi Normale

Alors il y a équivalence entre:

* $\sum X_m$ CV p.s.

* $\sum X_m$ CV en proba

* $\sum X_m$ CV dans L^2

* $\sum X_m$ CV en loi

Theorème Limite

Loi faible des grands nombres / Thm de Khintchine:

X_m Suite de VA $\perp\!\!\!\perp$, de m̄ loi, intégrables et $E(X_i) = \mu$, alors:

$$\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_k = \frac{S_m}{m} \xrightarrow{\text{P}} \mu$$

Loi forte des grands nombres / Thm de Kolmogorov:

X_m Suite de VA de \mathbb{R}^d $\perp\!\!\!\perp$ de m̄ loi, intég et $E(X_i) = \mu$, alors:

$$\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_k = \frac{S_m}{m} \xrightarrow{\text{P.s.}} \mu$$

Loi faible des grands nombres dans L^2

(X_m) VA dans \mathbb{R}^d , non corrélées, L^2 et d'espérance μ / variance σ^2

$$\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m X_k = \frac{S_m}{m} \xrightarrow{L^2} \mu$$

Troisième loi faible des grands nombres:

X_m Suite de VA admettant un moment d'ordre 2, 2 à 2 non corrélées.

On suppose $\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m E(X_i) \rightarrow m$ et $\frac{1}{m^2} \sum_{k=1}^m V(X_i) \rightarrow 0$ alors $\bar{X} \xrightarrow{\text{P}} m$

TCL unidimensionnel :

(X_m) suite de VAR $\perp\!\!\!\perp$ de m^e loi, de caract' intégr. d'espérance proche de σ^2

Soit $\bar{X}_m = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$

Alors :

$$\frac{1}{\sqrt{m}} \sum_{i=1}^m \frac{X_i - \mu}{\sigma} = \sqrt{m} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

TCL multidimensionnel :

(X_m) suite de VA de \mathbb{R}^d $\perp\!\!\!\perp$, m^e loi de caract' intégr.

On note μ et Γ le vecteur moyenne et matrice de cov-var.

Alors :

$$\sqrt{m} (\bar{X} - \mu) \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, \Gamma)$$

Limite Central Poissonien : Soit $S_m \sim B(m, p_m)$

Si $\lim m p_m = \lambda > 0$ $S_m \xrightarrow{\mathcal{L}} X$ avec $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$

Approximat° de la loi Binomiale par la loi Normale

(X_m) suite de VAR tq $X_m \sim B(m, p)$. Alors :

$$\frac{X_m - mp}{\sqrt{mpq}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

Convergence de la loi de Poisson :

(X_m) Suite de VA tq $X_m \sim \mathcal{P}(\lambda_m)$ avec $\lambda_m \rightarrow \infty$. Alors :

$$\frac{X_m - \lambda}{\sqrt{\lambda}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

VI / Théorème de Radon-Nikodym

Rappel: * $Q \ll P$ si $\forall A \in \mathcal{A}, P(A) = 0 \Rightarrow Q(A) = 0$

Q est absolument continue par rapport à P

* $Q \sim P$ si $Q \ll P$ et $P \ll Q$

* $P \perp\!\!\! \perp Q$ si $\exists A \in \mathcal{A}$ tel que $P(A) = 0$ et $Q(A) = 1$

Thm de Radon-Nikodym:

Soit (Ω, \mathcal{A}, P) espace probabilisé et Q mesure de proba sur (Ω, \mathcal{A}) absolument continue par rapport à P . Alors il existe une classe unique de variables positives d'espérance 1 sous P telle que

$$\forall A \in \mathcal{A}, Q(A) = \mathbb{E}^P[X 1_A]$$

$$X = \frac{dQ}{dP}$$

densité de probabilité de Q par rapport à P
dérivée du Radon-Nikodym de Q par rapport à P

3 Probabilités équivalentes dans les modèles gaussiens

Soit U une variable aléatoire gaussienne de moyenne $m_{\mathbb{P}}$ et de variance $\sigma_{\mathbb{P}}^2 > 0$.
Posons

$$Y = \exp \left(\lambda(U - m_{\mathbb{P}}) - \frac{\lambda^2}{2} \sigma_{\mathbb{P}}^2 \right).$$

Alors Y est une variable aléatoire strictement positive, d'espérance 1, qui définit une nouvelle probabilité Q sous laquelle U est également une variable aléatoire gaussienne.

$$m_Q = m_{\mathbb{P}} + \lambda \sigma_{\mathbb{P}}^2, \quad \sigma_Q^2 = \sigma_{\mathbb{P}}^2$$

La variable aléatoire $U + \lambda \sigma_{\mathbb{P}}^2$ sous \mathbb{P} est gaussienne, de variance $\sigma_{\mathbb{P}}^2$ et de moyenne $m_Q = m_{\mathbb{P}} + \lambda \sigma_{\mathbb{P}}^2$. Elle a la même loi que U sous la probabilité Q .

$$\mathbb{E}_{\mathbb{P}}(f(U + \lambda \sigma_{\mathbb{P}}^2)) = \mathbb{E}_Q(f(U)) = \mathbb{E}_{\mathbb{P}} \left(\exp \left(\lambda(U - m_{\mathbb{P}}) - \frac{\lambda^2}{2} \sigma_{\mathbb{P}}^2 \right) f(U) \right)$$

VII / Conditionnement

$$P\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) = P(A_1)P(A_2|A_1)P(A_3|A_1 \wedge A_2) \cdots P(A_n|A_1 \wedge \cdots \wedge A_{n-1})$$

Formule Probas totales: $(A_i)_{i \in \mathbb{N}}$ partit de Ω

$$P(B) = \sum_{i \in I} P(B|A_i)P(A_i)$$

Formule de Bayes: $P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{i \in I} P(B|A_i)P(A_i)}$

X va sur (Ω, \mathcal{A}, P) à valeurs dans (Ω', \mathcal{A}') . Bv^r de A' ($P(B) \neq 0$)

$$P_{X|B}(A') = P(X^{-1}(A')|B) = P(X \cap A'|B)$$

Fonction de répartition et densité conditionnelle

$$\forall x \in \mathbb{R}, F_{X|B}(x) = P(X \leq x|B) = P_{X|B}(-\infty, x]$$

$$\forall A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), P_{X|B}(A) = P(X \in A|B) = \int_A f_{X|B}(x) dx$$

Esperance d'une variable aléatoire conditionnelle à un evt:

$$\mathbb{E}(X|B) = \mathbb{E}^{P(\cdot|B)}(X) = \mathbb{E}^{P_{X|B}}(x) = \int_{\mathbb{R}} x dF_{X|B}(x)$$

Si existence d'une densité conditionnelle $f_{X|B}$.

$$\mathbb{E}(X|B) = \int_{\mathbb{R}} x f_{X|B}(x) dx.$$

Esperance Conditionnelle sachant une sous-tribu :

\mathcal{F} sous-tribu de \mathcal{A} . X v.a.su (Ω, \mathcal{A}, P) IP intégrable

$$Y = \mathbb{E}(X|\mathcal{F})$$

1. Y est mesurable p/r à \mathcal{F} , c.d. $\forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), Y^{-1}(B) \in \mathcal{F}$
2. $\forall A \in \mathcal{F}$, on a $\int_A X dP = \int_A Y dP$
 $\Leftrightarrow \mathbb{E}^P(X1_A) = \mathbb{E}^P(Y1_A)$

$X, Y \in L^1(\Omega, \mathcal{A}, P)$, \mathcal{F} sous-tribu de \mathcal{A} .

- * **Linéarité** : $\forall (a, b) \in \mathbb{R}^2, \mathbb{E}(ax + by | \mathcal{F}) = a\mathbb{E}(X | \mathcal{F}) + b\mathbb{E}(Y | \mathcal{F})$ p.s
- * **Positivité** : Si $X \geq 0$ alors $\mathbb{E}(X | \mathcal{F}) \geq 0$ P-p.s
- * **Croissance** : Si $X \leq Y$ P-p.s alors $\mathbb{E}(X | \mathcal{F}) \leq \mathbb{E}(Y | \mathcal{F})$ P-p.s.
- * On a : $(\mathbb{E}(X | \mathcal{F}))^+ \leq \mathbb{E}(X^+ | \mathcal{F})$
et $(\mathbb{E}(X | \mathcal{F}))^- \leq \mathbb{E}(X^- | \mathcal{F})$

Esperance Conditionnelle p/r à une variable aléatoire :

Lemme de Doob : (Ω, \mathcal{A}, P) espace probabilisable

et $X \in L^1(\Omega, \mathcal{A}, P), Y$ une v.a. alors $\mathbb{E}[X|Y]$ est une fonct° mesur° de Y

(X, Y) couple de VAR. ψ fonct° mesur° sur \mathbb{R}^2 et h fonct° mesur° sur \mathbb{R} .

Alors si $\psi(x, y)$ et $\psi(x, y)h(y)$ sont intégrables :

1. $\mathbb{E}[\mathbb{E}[\psi(x, y)|Y]] = \mathbb{E}[\psi(x, Y)]$
2. $\mathbb{E}[h(Y)\psi(x, Y)|Y] = h(Y)\mathbb{E}[\psi(x, Y)|Y]$

Variance Conditionnelle

X VAR de came \mathcal{F}^1 et \mathcal{F} sous-tribu de A , Y VA

$$V(X|\mathcal{F}) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X|\mathcal{F}])^2 | \mathcal{F}]$$

$$V(X|Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X|Y])^2 | Y]$$

$$V(X|\mathcal{F}) = \mathbb{E}[X^2|\mathcal{F}] - \mathbb{E}[X|\mathcal{F}]^2$$

(X, Y) couple de VAR, $V(X) = \mathbb{E}[V(X|Y)] + V(\mathbb{E}[X|Y])$

Lois de probas conditionnelles

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_Y(y)} \quad \text{et } g \in \mathcal{C}^2(\mathbb{R}^p, \mathbb{R}) \quad \mathbb{E}[g(X,Y)|Y=y] = \int_{\mathbb{R}} g(x,y) f_{X|Y}(x|y) dx$$

Lois normales conditionnelles:

$X = (X_1, X_2)$ vect aleat à valeur dans \mathbb{R}^m (X_1 dans \mathbb{R}^p , X_2 dans \mathbb{R}^{m-p})

$$\text{On suppose } P_{X_1} \sim \mathcal{N}(\mu_1, Q_1) \quad \mu_1 \in \mathbb{R}^p, Q_1 \in \mathcal{S}_p^+(\mathbb{R})$$

$$P_{X_2|X_1=x_1} \sim \mathcal{N}(\mu_2 + M(x_1 - \mu_1), Q_2) \quad \mu_2 \in \mathbb{R}^{m-p}, Q_2 \in \mathcal{S}_{m-p}^+(\mathbb{R})$$

Alors,

$$P_X = P_{X_1, X_2} \text{ loi gaussienne } \mathcal{N}\left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, Q\right)$$

$$Q = \begin{pmatrix} Q_1 & TQ_1M \\ MQ_1 & Q_2 + M^T Q_1 M \end{pmatrix}$$

Markingales

* Filtrat^o: $(\mathcal{F}_m)_m$ sous-tribus de A . $(X_m)_m$ processus adapté si X_m est \mathcal{F}_m mesurable $\forall m$
prévisible si X_m est \mathcal{F}_{m-1} mesurable

X_m est une markingale si: $\forall m \quad X_m$ est P -intégrable

$$\text{et si } \mathbb{E}[X_{m+1} | \mathcal{F}_m] = X_m$$

avec $(\mathcal{F}_m)_m$ filtrat^o

et $(X_m)_m$ processus adapté.

Si $\mathbb{E}[X_{m+1} | \mathcal{F}_m] \geq X_m$ (resp. \leq), c'est une sous-markingale (resp. sous-markingale croissante). Habert

Sonsen: (X_m) une (sous)markingale, ϕ convexe (croissante) tq $\phi(X_m)$ L¹ alors $(\phi(X_m))$ sous-markingale

(X_m) et (Y_m) 2 markingales, alors $(X_m \vee Y_m)$ est une sous-markingale

$(X_m \wedge Y_m)$ " sous-markingale.

(X_m) une sous-markingale, Alors $\forall \alpha > 0$, $P(\max_{0 \leq i \leq m} X_i > \alpha) \leq \frac{\mathbb{E}[X_0]}{\alpha}$