

Dernier exemple: \rightarrow le même β pour tout le monde !

$$X_i \sim \Gamma(\alpha_i, \beta), \quad i = 1 \dots n, \quad \alpha_1, \dots, \alpha_n > 0, \quad \beta > 0.$$

avec la
f.g.m

independantes.

$$\begin{aligned} \varphi_{X_i}(t) &= E[e^{\underbrace{tx_i}_{\geq 0}}] = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{tx_i} \frac{\beta^{\alpha_i}}{\Gamma(\alpha_i)} x^{\alpha_i-1} e^{-\beta x} \underbrace{1_{\{x>0\}}}_{\text{red}} dx \\ &= \frac{\beta^{\alpha_i}}{\Gamma(\alpha_i)} \int_0^{+\infty} x^{\alpha_i-1} e^{-(\beta-t)x} dx \\ &= \begin{cases} \frac{\beta^{\alpha_i}}{\Gamma(\alpha_i)} \left(\frac{\Gamma(\alpha_i)}{(\beta-t)^{\alpha_i}} \right) & \text{si } t < \beta \\ +\infty & \text{si } t \geq \beta \end{cases} \end{aligned}$$

$t < \beta$

Ainsi, si l'on pose $S = X_1 + \dots + X_n$, on obtient :

$$\varphi_S(t) = \varphi_{X_1 + \dots + X_n}(t) = \underbrace{\prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}(t)}_{\text{ind.}} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{\beta}{\beta-t} \right)^{\alpha_i} = \begin{cases} \left(\frac{\beta}{\beta-t} \right)^{\sum \alpha_i} & \text{si } t < \beta \\ +\infty & \text{si } t \geq \beta \end{cases}$$

Conclusion : $S \sim P\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i, \beta\right)$

[car la f.g.m. caractérise la loi.

b. via la convolution.

Déf: Soit $f, g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$. On pose $f * g : \mathbb{R} \rightarrow [0, +\infty]$ la convolution de f et de g :

$$\forall x \in \mathbb{R}, \quad (f * g)(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g(x-t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x-t) g(t) dt$$

Soit $p, q : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}_+$. On pose $p *_{\mathbb{Z}} q : \mathbb{Z} \rightarrow [0, +\infty]$ la convolée discrète de p et de q :

$$\begin{aligned} \forall n \in \mathbb{Z}, \quad (p *_{\mathbb{Z}} q)(n) &= \sum_{m \in \mathbb{Z}} p(m) q(n-m) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} p(n-m) q(m) \\ &= \sum_{i, j \in \mathbb{Z}} p(i) q(j) \prod_{\{i+j=n\}} \end{aligned}$$

- Ces deux opérations, $*$ et $*_{\mathbb{Z}}$, sont commutatives, associatives.

$$f * g = g * f \quad f * (g * h) = (f * g) * h$$

- Aussi, si f et g sont intégrables, alors $(f * g)$ est encon intégrable.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} (f * g)(x) dx = \dots = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dx \quad (\text{EXO!})$$

Proposition: Soit X_1, \dots, X_n des VAR indépendantes, ou bien toutes discrètes ou bien toutes à densité.

- Dans le cas discret, si $p_{X_i}(j) = P(X_i = j)$, $j \in \mathbb{Z}$, est la fonction de masse de X_i , pour $i = 1 \dots n$, alors S admet la fonction de masse:
- $$(p_{X_1} *_{\mathbb{Z}} \dots *_{\mathbb{Z}} p_{X_n}) \quad \sum_{i=1}^n X_i$$

- Dans le cas à densité, si X_i admet la densité f_{X_i} , pour $i = 1 \dots n$, alors S admet la densité

$$f_{X_1} * \dots * f_{X_n}$$

Dém: on traite le seul cas à densité. On s'intéresse au cas $n = 2$ (ensuite, récurrence finie).

On se donne X et Y indépendantes, de densités resp. f_X et f_Y et on pose $S = X + Y$.

$$\epsilon \in \mathbb{R}, \quad P(S \leq \epsilon) = P(X + Y \leq \epsilon)$$

$$\dots = \int_{-\infty}^{\epsilon} \underbrace{g(x)}_{\text{qqc da}} dx$$

$$\begin{aligned}
 &= \mathbb{E}[\mathbb{I}_{\{X+Y \leq t\}}] \\
 &= \int \int \mathbb{I}_{\Delta_t}(x,y) f_X(x) f_Y(y) dx dy \\
 &\quad \text{independance !} \\
 &= \int \int \mathbb{I}_{\{x+y \leq t\}} f_X(x) f_Y(y) dx dy \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \mathbb{I}_{\{x+y \leq t\}} f_X(x) dx \right) f_Y(y) dy \\
 &\quad \text{" } z \text{ à } y \text{ fixé} \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \mathbb{I}_{\{z \leq t\}} f_X(z-y) dz \right) f_Y(y) dy \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbb{I}_{\{z \leq t\}} \underbrace{\left(\int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy \right)}_{\text{densité de } S} dz \\
 &\quad \text{Fubini} \\
 &= \int_{-\infty}^t (f_X * f_Y)(z) dz \\
 &\quad \text{densité de } S !
 \end{aligned}$$

Quelques exemples :

• $X, Y \sim \text{Unif}(0, 1)$. indépendantes

$$(f_X * f_Y)(y) = \int_{\mathbb{R}} f_X(x) f_Y(y-x) dx$$

$$= \int \mathbb{1}_{\{0 < x < 1\}} \mathbb{1}_{\{0 < y-x < 1\}} dx$$

$$= \int \mathbb{1}_{\{0 < x < 1, y-1 < x < y\}} dx$$

$$= \mathbb{1}_{[0,1]}(y) \int_{\mathbb{R}} \mathbb{1}_{\{0 < x < y\}} dx$$

$$+ \mathbb{1}_{[1,2]}(y) \int_{\mathbb{R}} \mathbb{1}_{\{y-1 < x < 1\}} dx$$

$$= \mathbb{1}_{[0,1]}(y) y + \mathbb{1}_{[1,2]}(y) (2-y)$$

$$f_X(x) = f_Y(x) = \mathbb{1}_{[0,1]}(x)$$

[0,1]

0

y-1

0

y

1

y

2

y

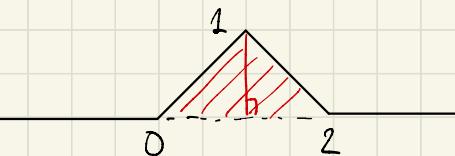
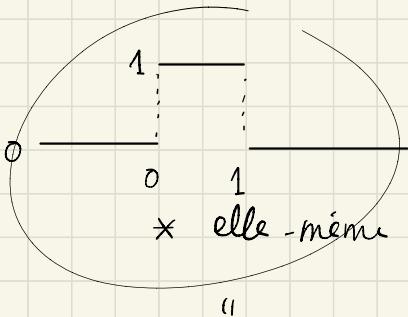
0

y

1

y

2



- $X, Y \sim \text{Exp}(\lambda)$, $\lambda > 0$, independantes.

$$f_X * f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) f_Y(y-x) dx$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \lambda e^{-\lambda x} \mathbb{1}_{\{x>0\}} \cdot \lambda e^{-\lambda(y-x)} \mathbb{1}_{\{y-x>0\}} dx$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \lambda^2 e^{-\lambda y} \mathbb{1}_{\{0 < x < y\}} dx$$

$$= \lambda^2 e^{-\lambda y} \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbb{1}_{\{0 < x < y\}} dx$$

$$= \mathbb{1}_{\{y>0\}} \lambda^2 y e^{-\lambda y} \quad = y \mathbb{1}_{\{y>0\}}$$

$$= \mathbb{1}_{\{y>0\}} \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{\alpha-1} e^{-\lambda y}, \text{ car } X+Y \sim \mathcal{P}(\lambda, \lambda)$$

avec $\underline{\alpha = 2}$

(Rq : $\text{Exp}(\lambda) = \mathcal{P}(1, \lambda)$)

Chapitre IV

SUITES DE VAR ET THEOREMES LIMITES.

I . Convergence de suites de VAR.

1 . Les différents modes et leurs relations.

Déf: • On dit que la suite $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ de VAR converge en loi vers X , et on note $X_n \xrightarrow{\text{loi}} X$, si :

$$\forall t \in \mathbb{R} \quad \text{tg} \quad \boxed{\begin{array}{l} \mathbb{P}(X = t) = 0 \\ (t \notin S_X) \end{array}},$$

$$\boxed{\mathbb{P}(X_n \leq t) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X \leq t)}$$

• On dit que la suite $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ de VAR converge en probabilité vers X ,

et on note $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} X$, si

$$\forall \varepsilon > 0, \quad \boxed{\mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0}$$

• On dit que la suite $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ de VAR converge dans L^p , $p > 0$, si il existe $X \in L^p$: $\mathbb{E}[|X|^p] < \infty$ tel que :

$$\boxed{\mathbb{E}[(X_n - X)^p] \rightarrow 0}$$

On note alors $X_n \xrightarrow{L^p} X$.

Voyons les liens entre ces modes de convergence.

Prop: La convergence de L^p implique la cvg en probabilité.

La convergence en probabilité implique la cvg en loi.

$$(X_n \xrightarrow{L^p} X) \Rightarrow (X_n \xrightarrow{P} X) \Rightarrow (X_n \xrightarrow{L^1} X).$$



dém: • $\mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) = \mathbb{P}(|X_n - X|^p > \varepsilon^p) \leq \frac{\mathbb{E}[|X_n - X|^p]}{\varepsilon^p} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$ pour $\varepsilon > 0$ fixé.

• Pour la deuxième implication, on se donne $X_n \xrightarrow{P} X$

le qu'on peut

on veut montrer

$$|\mathbb{P}(X_n \leq t) - \mathbb{P}(X \leq t)| \leq \dots \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \quad (?)$$

l' tel que $P(X=t) = 0$

ce qu'on sait : $P(|X_n - X| > \varepsilon) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$, $\forall \varepsilon > 0$.

$$P(X_n \leq t) = P(X_n \leq t, |X - X_n| > \varepsilon) + P(X_n \leq t, |X - X_n| \leq \varepsilon)$$

probabilité

$$\leq P(|X - X_n| > \varepsilon) + P(X \leq t + \varepsilon)$$

\downarrow
 $\neg \exists \varepsilon \quad X - X_n \leq \varepsilon$
 cas $X \leq X_n + \varepsilon$

$$P(X_n \leq t) - P(X \leq t + \varepsilon) \leq P(|X - X_n| > \varepsilon)$$

$$P(X_n \leq t) - P(X \leq t) \leq P(|X - X_n| > \varepsilon) + P(t < X \leq t + \varepsilon)$$

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} (P(X_n \leq t) - P(X \leq t)) \leq 0 + P(t < X \leq t + \varepsilon)$$

\downarrow
 $\varepsilon \rightarrow 0$

$$\left(\begin{array}{l} v_n \leq \bar{v}_n \Rightarrow \limsup_n v_n \leq \limsup \bar{v}_n \\ \text{et} \\ \liminf_n (\sup_{k \geq n} v_k) \end{array} \right)$$

$$\left(\begin{array}{l} \limsup v_n = 1, \liminf v_n = -1 \\ v_n = (-1)^n \end{array} \right)$$

$$\left(\begin{array}{l} \liminf_n u_n = \limsup_n \left(\inf_{k \geq n} u_k \right) \\ \liminf u_n \leq \limsup u_n \end{array} \right) \quad \text{on a } \underline{\text{toujours existence}}.$$

Néanmoins,

$$\sum \underbrace{\frac{1}{m}}_{\varepsilon} \quad , \quad \lim_{m \rightarrow +\infty} \downarrow P(t < X \leq t + \frac{1}{m})$$

$$= P\left(\bigcap_{m \geq 1} \{t < X \leq t + \frac{1}{m}\}\right) = P\left(\underbrace{\{t < X \leq t\}}_{\emptyset}\right) = 0$$

Ainsi, $\limsup_{n \rightarrow +\infty} (P(X_n \leq t) - P(X \leq t)) \leq 0$

- Dans l'autre sens,

$$\begin{aligned} P(X \leq t - \varepsilon) &= P(X \leq t - \varepsilon, |X_n - X| > \varepsilon) + P(X \leq t - \varepsilon, |X_n - X| \leq \varepsilon) \\ &\leq P(|X_n - X| > \varepsilon) + P(X_n \leq t) \end{aligned}$$

$$P(X \leq t - \varepsilon) - P(X_n \leq t) \leq P(|X_n - X| > \varepsilon)$$

$$P(X \leq t) - P(X_n \leq t) \leq \underbrace{P(|X_n - X| > \varepsilon)}_{\substack{\downarrow n \rightarrow \infty \\ 0}} + P(t - \varepsilon < X \leq t).$$

mais pourquoi ?

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} (P(X \leq t) - P(X_n \leq t)) \leq \underbrace{P(t - \varepsilon < X \leq t)}$$

A nouveau, $\varepsilon = \frac{1}{m}$, $m \geq 1$ $\lim_{m \rightarrow \infty} \inf P(t - \frac{1}{m} < X \leq t)$

$$= P\left(\bigcap_{m \geq 1} \{t - \frac{1}{m} < X \leq t\}\right)$$

$$= P(t \leq X \leq t) = P(X = t)$$

$= 0$
car $t \notin S_x$

ainsi $\lim_{n \rightarrow \infty} |P(X \leq t) - P(X_n \leq t)| \geq 0$ $\Rightarrow 0 \geq 0$

donc $\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n \leq t) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} P(X \leq t)$

□

- Notons maintenant que quelque soit le mode de convergence, la limite est unique.

- Unicité de la limite en loi.

Supposons $X_n \xrightarrow{\text{Loi}} X$ et $X_n \xrightarrow{\text{Loi}} Y$.

Alors

$$\left\{ \begin{array}{l} P(X_n \leq t) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{ }} P(X \leq t), \quad \forall t \notin S_x \\ P(X_n \leq t) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{ }} P(Y \leq t), \quad \forall t \notin S_y \end{array} \right.$$

Sous $t \in \mathbb{R} \setminus (S_x \cup S_y)$, on a convergence de la suite numérique $P(X_n \leq t)$

vers $P(X \leq t)$ et $P(Y \leq t)$, d'où

$$P(X \leq t) = P(Y \leq t). \quad (\star)$$

$S_x \cup S_y$ est dénombrable donc $\mathbb{R} \setminus (S_x \cup S_y)$ est dense dans \mathbb{R} .

Ainsi, si $t \in S_x \cup S_y$, t peut être approché par un nombre (t_n) d'éléments de $\mathbb{R} \setminus (S_x \cup S_y)$, pour lesquels (\star) vaut. Par continuité

strict.
dénombrable

à droite de la FdR on a donc θ_1 en t.

donc $X \stackrel{\text{loi}}{=} Y$ puisque la FdR caractérise le Bi.

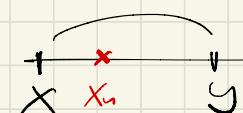
Unicity de la limite en proba.

$$X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} X \quad \text{et} \quad X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} Y$$

alors $\forall \varepsilon > 0, \quad \mathbb{P}(|X_n - X| > \varepsilon) \rightarrow 0$

$$\mathbb{P}(|X_n - Y| > \varepsilon) \rightarrow 0$$

$$\mathbb{P}(|X - Y| > \varepsilon) \leq \underbrace{\mathbb{P}(|X - X_n| > \frac{\varepsilon}{2})}_{\rightarrow 0} + \underbrace{\mathbb{P}(|Y - X_n| > \frac{\varepsilon}{2})}_{\rightarrow 0}$$



$$\mathbb{P}(X \neq Y) = \mathbb{P}(|X - Y| > 0) = \mathbb{P}\left(\bigcup_{m \geq 1} \{|X - Y| > \frac{1}{m}\}\right)$$

$$= \lim_m \overbrace{\mathbb{P}(|X - Y| > \frac{1}{m})}^{\rightarrow 0} = 0$$

$\mathbb{P}(X = Y) = 1 : \quad X \text{ et } Y \text{ sont égaux ps.} \quad \boxed{= 0}$

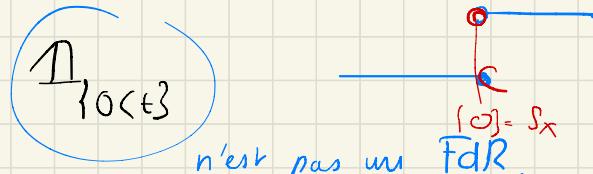
Unicité de la limite L^ρ : $X_n \xrightarrow{L^\rho} X$, $X_n \xrightarrow{L^\rho} Y$

on en tire $X_n \xrightarrow{P} X$ et $X_n \xrightarrow{P} Y$ et du paragraphe ci-dessus,
 $X = Y$ p.s.

- 3 exemples: ① $X_n = \frac{1}{n}$ (va constante, de loi δ_{X_n}).

- Dq $X_n \xrightarrow{\text{Q.s.}} 0$

$$t \in \mathbb{R}. \quad P(X_n \leq t) = \mathbb{P}_{\frac{1}{n}} \{ \frac{1}{n} \leq t \} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_{\{0\}} \{ 0 < t \}$$



n'est pas un FDR.
(pas càd en 0)

mais : $\forall t \in \mathbb{C} ; P(X_n \leq t) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_{\{t>0\}}$ FDR de δ_0

NASSE DE DIRAC EN 0

$\notin S_X$, où $X \sim \delta_0$.

- On peut aussi noter $X_n \xrightarrow{L^\rho} 0$ puisque $E(|X_n - 0|^\rho) = (\frac{1}{n})^\rho \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$
donc $X_n \xrightarrow{P} 0$ et $X_n \xrightarrow{\text{Q.s.}} 0$

(2) $X_n \sim \text{Ber}(\frac{1}{2})$ indépendants, , $X \sim \text{Ber}(\frac{1}{2})$

$$X_n \stackrel{\text{lois}}{=} X \quad \text{donc} \quad X_n \stackrel{\text{lois}}{=} X.$$

mais on n'a pas convergence en proba : montrons le !

$$X_{nn} - X_n \in \{-1, 0, 1\} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} P(X_{nn} - X_n = -1) = \frac{1}{2} \\ P(X_{nn} - X_n = 0) = \frac{1}{2} \\ P(X_{nn} - X_n = 1) = \frac{1}{2} \end{cases}$$

mais si on avait $X_n \xrightarrow{P} Y$ alors on aurait

$$P(|X_n - Y| > \varepsilon) \rightarrow 0 \quad \text{et} \quad P(|X_{nn} - Y| > \varepsilon) \rightarrow 0$$

deac $P(|X_{nn} - X_n| > 2\varepsilon) \leq P(|X_n - Y| > \varepsilon) + P(|X_{nn} - Y| > \varepsilon) \rightarrow 0$
 $0 < \varepsilon < \frac{1}{2}$: absurd ($P(|X_{nn} - X_n| = 1) = \frac{1}{2}$).

(3) $X_n = n^\alpha \cdot B_n$, où $B_n \sim \text{Ber}(\frac{1}{n})$, $\alpha > 0$.

$$\mathbb{E}[|X_n - 0|^p] = \mathbb{E}[X_n^p] = n^{\alpha p} \mathbb{E}[B_n^p] = n^{\alpha p} \mathbb{E}[B_n]$$

pour que
 pas ren. active
 à dom
 par. $\alpha < 1/p$
von 0 ds L^p si $\alpha p \geq 1$ c'est $\alpha \geq 1/p$.

donc on a pas convergence

$$\mathbb{P}(|X_n - 0| > \varepsilon) = \mathbb{P}(|X_n| > \varepsilon) \leq \mathbb{P}(X_n \neq 0) = \mathbb{P}(B_n = 1) = \frac{1}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

donc csg vers 0 en proba, si $\alpha > 0$.