

131 deus (A envers !!)

Cramer - Chernoff

219 228 229 253
262 266 (239) 235

Thm: $\forall \varepsilon > 0$ tq $P(X_1 \geq \varepsilon) > 0$ $\exists ! \lambda_0 \in \mathbb{R}^*$ tq $\lim_{m \rightarrow +\infty} \frac{1}{m} \ln [P(\bar{X}_m \geq \varepsilon)] = \ln [\mathbb{E}(e^{\lambda_0 X_1})]$
avec $(X_i)_{i \text{ iid}}, E(X) = 0, e^{\lambda X_1} \in L'(\mathbb{R}) \forall \lambda \in \mathbb{R}, X_1 \neq c \in \mathbb{R}$ ps. $X_1 \sim \mu$. $-\lambda_0 < 0$

Dém: Soit $\varepsilon > 0$ tq $P(X_1 \geq \varepsilon) > 0$.

① Minimisation : $\underset{\lambda}{\text{Mg}} \exists ! \lambda^* \text{ minimum de } \ln [\mathbb{E}(e^{\lambda X_1})] - \varepsilon \lambda$

On pose $\phi(\lambda) = \mathbb{E}(e^{\lambda X_1})$ et $\Psi(\lambda) = \ln [\mathbb{E}(e^{\lambda X_1})] - \varepsilon \lambda = \ln(\phi) - \varepsilon \lambda$

Ψ est bien définie par hypo et Ψ aussi car $\phi > 0$.

Mg Ψ est 2 fois dérivable sur \mathbb{R} . Pour $\lambda \in [-M, M]$ avec $M > 0$ on a :

$$|X_1 e^{\lambda X_1}| \leq e^{|X_1|} e^{\lambda |X_1|} = e^{(1+|\lambda|)|X_1|} \leq e^{(1+M)|X_1|} \leq e^{-(1+M)|X_1|} + e^{(1+M)|X_1|} \in L^1(\mathbb{R})$$

Donc on peut dériver ses l'espérance (cvd) pour Ψ car $d \mapsto e^{\lambda d} \in C^1$
sur $[-M, M]$.

$$\phi'(\lambda) = \mathbb{E}(X_1 e^{\lambda X_1}) \quad \forall \lambda \in [-M, M].$$

$$\text{De même, } |X_1^2 e^{\lambda X_1}| \leq e^{2|X_1|} e^{2\lambda |X_1|} \leq e^{(M+2)|X_1|} + e^{(M+2)|X_1|} \in L^1(\mathbb{R})$$

On dérive sous l'espérance ($\lambda \mapsto X_1 e^{\lambda X_1} \in C^1$). Donc :

$$\phi''(\lambda) = \mathbb{E}(X_1^2 e^{\lambda X_1}) \quad \forall \lambda \in [-M, M] \text{ variable telle que } M > 0 \text{ donc sur } \mathbb{R}.$$

$$\text{Donc } \Psi \text{ est } C^2 \text{ et } \Psi'(\lambda) = \frac{\phi'(\lambda)}{\phi(\lambda)} - \varepsilon \quad \text{et } \Psi''(\lambda) = \frac{\phi''(\lambda)\phi(\lambda) - \phi'(\lambda)^2}{\phi(\lambda)^2}$$

$$\phi''\phi - \phi'^2 = \mathbb{E}(X_1^2 e^{\lambda X_1}) \mathbb{E}(e^{\lambda X_1}) - \mathbb{E}(X_1 e^{\lambda X_1})^2 \geq \mathbb{E}(X_1 e^{\lambda X_1/2}) \mathbb{E}(e^{\lambda X_1/2}) - \mathbb{E}(X_1 e^{\lambda X_1})^2 = 0$$

Avec hypothèse $X_1 e^{\lambda X_1/2}$ et $e^{\lambda X_1/2}$ sont positivement liés et soit X_1 est constante ps.
d'où $\Psi''\phi - \phi'^2 \geq 0$ donc $\Psi'' \geq 0$.

• Donc Ψ est strictement convexe, elle admet donc un unique minimum
ssi elle admet un point critique de λ : $\exists \lambda_0 \in \mathbb{R}$ tq $\Psi'(\lambda_0) = 0$ s.t. :

$$\exists \lambda_0 \in \mathbb{R} \quad \frac{\mathbb{E}(X_1 e^{\lambda_0 X_1})}{\mathbb{E}(e^{\lambda_0 X_1})} = \varepsilon$$

$$\text{Or } \Psi(\lambda) = \ln(\mathbb{E}(e^{\lambda(X_1 - \varepsilon)})) \text{ et } e^{\lambda(X_1 - \varepsilon)} \xrightarrow[\lambda \rightarrow +\infty]{} (+\infty) \mathbb{1}_{X_1 > \varepsilon} + \mathbb{1}_{X_1 = \varepsilon}$$

$$\text{Par Fatou : } \mathbb{E}\left(\lim_{m \rightarrow +\infty} e^{m(X_1 - \varepsilon)}\right) = \mathbb{E}\left((+\infty) \mathbb{1}_{X_1 > \varepsilon} + \mathbb{1}_{X_1 = \varepsilon}\right) = (+\infty) \underbrace{\mathbb{P}(X_1 > \varepsilon)}_{> 0} = +\infty \leq \liminf_{m \rightarrow +\infty} \mathbb{E}(e^{m(X_1 - \varepsilon)})$$

Donc $\mathbb{E}(e^{-m(X_1-\varepsilon)}) \xrightarrow[m \rightarrow +\infty]{} +\infty$.
 $+ \mathbb{E}(1_{X_1=\varepsilon})$

De plus, $\mathbb{E}(\liminf_m e^{-m(X_1-\varepsilon)}) = \mathbb{E}((+\infty) 1_{X_1 < \varepsilon}) = \mathbb{P}(X_1 < \varepsilon)(+\infty) + \mathbb{P}(X_1 = \varepsilon)$
 $\geq \underbrace{\mathbb{P}(X_1 < 0)}_{> 0} (+\infty) = +\infty.$

$\lim_m \mathbb{E}(e^{-m(X_1-\varepsilon)}) \geq \mathbb{E}(\lim_m e^{-m(X_1-\varepsilon)}) = +\infty$.

Donc $\mathbb{E}(e^{-m(X_1-\varepsilon)}) \xrightarrow[m \rightarrow +\infty]{} +\infty$.

Ainsi, φ tend vers $+\infty$, en $+\infty$.

Donc φ admet un minimum global sur \mathbb{R} d'après l'existence et l'uniformité de δ_0 .

Avec $\frac{\mathbb{E}(X_1 e^{\delta_0 X_1})}{\mathbb{E}(e^{\delta_0 X_1})} = \varepsilon$. De plus, $\psi'(0) = \frac{\mathbb{E}(X_1)}{1} - \varepsilon = -\varepsilon < 0$ et ψ' stricte (convexité) donc $\delta_0 > 0$.

On a aussi $\psi(\delta_0) < \psi(0) = \ln(1) - 0 = 0$.

② Inégalité de concentration

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(\tilde{X}_n \geq \varepsilon) &= \mathbb{P}(S_m \geq m\varepsilon) = \mathbb{P}(e^{\delta_0 S_m} \geq e^{m\varepsilon}) \stackrel{\text{Markov}}{\leq} \frac{\mathbb{E}(e^{\delta_0 S_m})}{e^{m\varepsilon}} \stackrel{\text{iid}}{=} \frac{\mathbb{E}(e^{\delta_0 X})^m}{e^{m\varepsilon}} \\ &= \left[e^{\ln(\mathbb{E}(e^{\delta_0 X})) - \delta_0 \varepsilon} \right]^m = e^{\psi(\delta_0)m} \end{aligned}$$

③ Changement de mesure : On pose $\tilde{\mu}(dx) = e^{\delta_0 x} \mu(dx) / \mathbb{E}(e^{\delta_0 X})$.

Soit X tel que $\mathbb{E}(X) = \int x \mu(dx) = \int x e^{\delta_0 x} \frac{\mu(dx)}{\mathbb{E}(e^{\delta_0 X})} \mu(dx) = \frac{\mathbb{E}(X e^{\delta_0 X})}{\mathbb{E}(e^{\delta_0 X})} = \varepsilon$.
 et $\mathbb{E}(IX) = \mathbb{E}(I_X e^{\delta_0 X}) / \mathbb{E}(e^{\delta_0 X}) \xrightarrow[\text{et } \varepsilon \rightarrow 0]{} 0$ par ce qui précède.

④ Monotonie de la \liminf : Soit \tilde{X}_n iid $\tilde{\mu}$, $\varepsilon' > \varepsilon \geq 0$. On a :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(\varepsilon' \geq \tilde{X}_n \geq \varepsilon) &= \int_{\mathbb{R}^m} \mathbb{1}_{\{\varepsilon' \geq \sum_i \tilde{x}_i \geq m\varepsilon\}} \tilde{\mu}(d\tilde{x}) = \tilde{\mu}(d\tilde{x}) \\ &= \int_{\mathbb{R}^m} \mathbb{1}_{\{\varepsilon' \geq \sum_i \tilde{x}_i \geq m\varepsilon\}} e^{-\delta_0 \sum_i \tilde{x}_i} \mathbb{E}(e^{\delta_0 X})^m \tilde{\mu}(d\tilde{x}) - \tilde{\mu}(d\tilde{x}) \\ &= \mathbb{E}(e^{\delta_0 X})^m \mathbb{E}\left(e^{-\delta_0 \sum_i \tilde{x}_i} \mathbb{1}_{\{\varepsilon' \geq \sum_i \tilde{x}_i \geq m\varepsilon\}}\right) \geq \mathbb{E}(e^{\delta_0 X})^m \mathbb{E}\left(e^{-\delta_0 \sum_i \tilde{x}_i} \mathbb{1}_{\{\varepsilon' \geq \sum_i \tilde{x}_i \geq m\varepsilon'\}}\right) \\ &= \mathbb{E}(e^{\delta_0 X})^m e^{-m\varepsilon' \delta_0} \mathbb{P}(\varepsilon' \geq \frac{\tilde{S}_m}{m} \geq \varepsilon) \end{aligned}$$

In les \tilde{X}_m sont \neq et ont un moment d'ordre 2.

De plus, $E(\tilde{X}_m) = \varepsilon$. Alors $\sqrt{m} \left(\frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \right) \rightarrow N(0, V_m(X_1))$

$$P(\varepsilon' - \varepsilon \geq \frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \geq 0) = P\left(\sqrt{m} \left(\frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \right) \geq 0\right) = P\left(\frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \geq (\varepsilon' - \varepsilon)\right)$$

$$\text{Or } \frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \xrightarrow{P} 0 \text{ donc on a: donc } P\left(\frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \geq \varepsilon' - \varepsilon\right) = P(0 \geq \varepsilon' - \varepsilon) = 0$$

$$\text{Et } P\left(\sqrt{m} \left(\frac{\tilde{S}_m}{m} - \varepsilon \right) \geq 0\right) \rightarrow P(M \geq 0) = \frac{1}{2} \text{ (comme)} \\$$

$$\text{Donc } P(\varepsilon' \geq \frac{\tilde{S}_m}{m} \geq \varepsilon) \rightarrow \frac{1}{2}.$$

$$\text{On obtient alors: } \frac{1}{m} \ln(P(\varepsilon' \geq \tilde{X}_m \geq \varepsilon)) \geq \ln(E(e^{\lambda_0 X})) - \varepsilon' \lambda_0 + \frac{1}{m} \ln(P(\varepsilon' \geq \frac{\tilde{S}_m}{m} \geq \varepsilon))$$

$$\text{Donc } \liminf_m \frac{1}{m} \ln(P(\tilde{X}_m \geq \varepsilon)) \stackrel{\text{(prob plus grande)}}{\leq} \ln(E(e^{\lambda_0 X})) - \varepsilon' \lambda_0 \quad \forall \varepsilon' > \varepsilon$$

$$\text{Soit } \liminf_m \frac{1}{m} \ln(P(\tilde{X}_m \geq \varepsilon)) \geq \psi(\lambda_0)$$

D'où par ④: ⑤ Conclusion:

$$\psi(\lambda_0) \leq \liminf_m \frac{1}{m} \ln(P(\tilde{X}_m \geq \varepsilon)) \leq \limsup_m \frac{1}{m} \psi(\lambda_0) \chi_m = \psi(\lambda_0).$$

$$\text{D'où } \underline{l}_n = \overline{l}_n = \psi(\lambda_0) \text{ donc } \lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n} \ln(P(\tilde{X}_m \geq \varepsilon)) = \ln(E(e^{\lambda_0 X})) - \varepsilon \lambda_0 < 0$$

$$\underline{Ex 1:} \text{ Si } \mu = \lambda_0(\lambda_0, 1) \text{ Alors } E(e^{\lambda_0 X}) = \int_{\mathbb{R}} e^{\lambda_0 x} e^{-\lambda_0^2/2} \frac{dx}{\sqrt{2\pi}} = e^{\lambda_0^2/2} \int_{\mathbb{R}} e^{-(x-\lambda_0)^2/2} \frac{dx}{\sqrt{2\pi}} = e^{\lambda_0^2/2}$$

$$\text{Alors } \psi(\lambda) = \lambda_0^2/2 - \varepsilon \lambda = \frac{1}{2} (\lambda^2 - 2\varepsilon \lambda + \varepsilon^2) - \frac{\varepsilon^2}{2} = (\lambda - \varepsilon)^2 - \frac{\varepsilon^2}{2}$$

$$\text{Donc } \frac{1}{m} \log(P(\tilde{X}_m \geq \varepsilon)) \rightarrow -\frac{\varepsilon^2}{2} \quad \forall \varepsilon > 0. \quad \begin{matrix} \text{minimum en } \lambda = \varepsilon \\ \text{et valeur } -\frac{\varepsilon^2}{2}. \end{matrix}$$

Ex 2: si $b_i(X_i)$ ne sont pas entières on applique à $\tilde{X}_i = X_i - E(X_i)$:

$$\frac{1}{m} \ln(P(\tilde{X}_m \geq \varepsilon + E(X))) \xrightarrow[m \rightarrow +\infty]{} \ln(E(e^{\lambda_0 X_1}) e^{-\lambda_0 E(X)}) - \varepsilon \lambda_0 \\ = \ln(E(e^{\lambda_0 X_1})) - \lambda_0 (\varepsilon + E(X)) \quad \forall \varepsilon > 0$$

$$\text{ie } \forall \alpha > E(X): \frac{1}{m} \ln(P(\tilde{X}_m \geq \alpha)) \xrightarrow[m \rightarrow +\infty]{} \ln(E(e^{\lambda_0 X_1})) - \lambda_0 \alpha$$

$$\underline{Appli 4:} \mu = B(p) \quad E(e^{\lambda_0 X}) = 1-p + p e^{\lambda_0} \text{ soit } \lambda_0 = \frac{1}{1-p} \ln\left(\frac{(1-p)\mu}{p(1-\alpha)}\right) = \frac{\ln\left(\frac{\alpha'}{\alpha-1}\right)}{\alpha+1} \quad (p=1)$$