

$$2) a) \begin{cases} \text{Seit } X \sim N(\mu, \sigma^2) \\ \text{bit } y / \end{cases}$$

$$P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f_x(t; \sigma^2, \mu) dt = y = F(x)$$

$$F^{-1}(y; \mu, \sigma^2) \text{ ausg} = x$$

$$\text{Seit } x' \sim N(0, 1) \quad x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \Rightarrow x = x' \sigma + \mu$$

$$P(X \leq x), \quad P(x' \leq x' \sigma + \mu) = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

$$P(X \leq x) = \int_{-\infty}^{\frac{x-\mu}{\sigma}} f_{x'}(t; \sigma, 0) dt \quad \Rightarrow F\left(\frac{x-\mu}{\sigma}; 0, 1\right)$$

$$t' = \frac{t - \mu}{\sigma} \Rightarrow t'' = \sigma t' + \mu$$

$$= \int_{-\infty}^x f(\sigma t' + \mu) \frac{1}{\sigma} dt'$$

$$F(-\sigma t' + \mu; 0, 1) = \sigma t'$$

$$\frac{x - \mu}{\sigma} = F^{-1}\left(F(x; \mu, \sigma^2)\right)$$

3) a)

$$\sigma F_{\text{exp}}^{-1}(p; 0, 1) + \mu = x = F(p; \mu, \sigma^2)$$

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$$

$$y = F(x) = \int_{-\infty}^x \lambda e^{-\lambda t} dt = \lambda \int_{-\infty}^x e^{-\lambda t} dt$$

$$t' = \lambda t : \quad = \lambda \int_{-\infty}^x 1 e^{-t'} dt' \times \frac{1}{\lambda} = \int_{-\infty}^x e^{-t} dt$$

$$\text{mit } F^{-1}(y; \lambda) = F^{-1}(\lambda x, 1) \\ \Rightarrow x = \frac{1}{\lambda} F^{-1}(F^{-1}(y; \lambda), 1)$$

$[0, 1]$

Soil  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$  et  $y \in \mathbb{R} /$

$$P(X \leq x) = y \Leftrightarrow F^{-1}(y) = x$$

$$\Rightarrow \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{1}{2} \frac{(t-\mu)^2}{\sigma^2}} dt = y$$

paroiso  $t' = \frac{t-\mu}{\sigma}$ ,  $t = t'\sigma + \mu$ . Alors

$$y \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\frac{x-\mu}{\sigma}} e^{-\frac{1}{2}(t')^2} dt = F\left(\frac{x-\mu}{\sigma}; 0, 1\right)$$

$$\text{donc } F(x; \mu, \sigma^2) = F\left(\frac{x-\mu}{\sigma}; 0, 1\right)$$

$$\frac{x-\mu}{\sigma} = F^{-1}\left(\underbrace{F(x; \mu, \sigma^2)}_y; 0, 1\right)$$

$$x = F^{-1}(y; \mu, \sigma^2) = \sigma F(y; 0, 1) + \mu$$

$$F(x, \lambda) = F(\lambda x, 1) \Leftrightarrow x = \frac{1}{\lambda} F^{-1}\left(\underbrace{F(x, \lambda)}_y, 1\right)$$

$$\Rightarrow F^{-1}(y, \lambda) = \frac{1}{\lambda} F^{-1}(y, 1)$$

• La densité d'une loi loi est :

$$f_\lambda(t) = \lambda e^{-\lambda t}$$

donc soit  $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$  et  $y \in [0;1]$ :

$$\begin{aligned} P(X < x) &= \int_0^x \lambda e^{-\lambda t} dt \quad t' = \lambda t \\ &= \int_0^{\lambda x} e^{-t'} dt' \end{aligned}$$

Or donc  $F(x, y) = F(\lambda x, 1) = y$   
 $\Rightarrow x = \frac{1}{\lambda} F^{-1}(y, 1)$

$$\Rightarrow F^{-1}(y, \lambda) = \frac{1}{\lambda} F^{-1}(y, 1)$$

$$p(x, \theta) = R(x) \exp(-\langle q(\theta), T(x) \rangle - B(\theta))$$

↑  
densité

$$P(X < x) = \int_0^x 1 - e^{-\lambda x} \Rightarrow p(x, \lambda) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & = e^{-\lambda x + \log(\lambda)} \\ 0 & \end{cases}$$

~~$R(x) = 1$~~

~~$q(\lambda) = \lambda$~~

~~$p_\lambda(x) =$~~

$$\eta = \lambda$$

$$T(y) = x$$

$$A(\eta) = -\log(\lambda)$$

$$\begin{aligned} & -\lambda x + \log(\lambda) \\ \Rightarrow & -x + \frac{1}{\lambda} = 0 \Rightarrow \lambda = \frac{1}{x} \end{aligned}$$

$$P(x_1=x_1, \dots, x_m=x_m) = \prod_{i=1}^m \lambda e^{-\lambda x_i}$$

$$= \lambda^m e^{-\lambda \sum_{i=1}^m x_i} = e^{-\lambda \sum_{i=1}^m x_i + m \log(\lambda)}$$

$$\log(P(x_1=x_1, \dots, x_m=x_m)) = \underbrace{\text{cste}}_{=0} + m \log(\lambda) - \lambda \sum_{i=1}^m x_i$$

$$\frac{\partial \log P}{\partial \lambda} \Leftrightarrow m \frac{1}{\lambda} - \sum_{i=1}^m x_i = 0$$

$$\Leftrightarrow \hat{\lambda}_m = \frac{m}{\sum_{i=1}^m x_i} = \frac{1}{\bar{x}_m} \text{ ou } \bar{x}_m \text{ est le moyen des } (x_i)_{i \in [m]}$$

$$\text{On a donc } \hat{\lambda}_m = \frac{1}{\bar{x}_m}$$

Cet estimateur est efficace si (1)  $E_{\theta} \left( \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^m x_i \right) = g_1(\lambda)$   
et si :

$$(2) \quad \text{Var}_{\theta} \left( \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^m x_i \right) = \frac{g'_1(\lambda)}{I(\lambda)} \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^+$$

$$(1): \quad \frac{1}{m} \times \sum_{i=1}^m E(x_i) = \frac{1}{m} \times m \times \frac{1}{\lambda} = \frac{1}{\lambda} = g_1(\lambda) \quad \checkmark$$

$$(2): \quad \bullet \quad g'_1(\lambda) = \frac{1}{\lambda^2} \quad \bullet \quad I(\theta) = m \text{Var}_{\lambda} \left( \frac{\partial \log P}{\partial \lambda} \right)^2$$

car  $P = \{P_\lambda\}_{\lambda \in \mathbb{R}}$

$$\bullet \quad \frac{\partial \log P}{\partial \lambda} = m \log(\lambda) - \lambda \sum_{i=1}^m x_i$$

$$\text{donc } \text{Var}_{\lambda} \left( \frac{\partial \log P}{\partial \lambda} \right) = \lambda \times m \times \frac{1}{\lambda^2} = \frac{m}{\lambda^2} \Rightarrow \frac{g'_1(\lambda)^2}{I(\theta)} = \frac{m}{m \lambda^2} = \frac{1}{\lambda^2}$$

$$\bullet \quad \text{finalement: } \text{Var}_{\lambda} \left( \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^m x_i \right) = \frac{1}{m^2} \times m \frac{1}{\lambda^2} = \frac{1}{m \lambda^2} = \frac{g'_1(\lambda)^2}{I(\theta)}$$

(2) car vérifié

3) Let estimateur est efficace si:

$$(i) \left\{ \mathbb{E}_\lambda \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \right) = g_1(\lambda) \right.$$

$$(ii) \left. \text{Var}_\lambda \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \right) = \frac{g'_1(\lambda)^2}{I(\lambda)} \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^+ \right.$$

$$\rightarrow \mathbb{E}_\lambda \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \right) = \frac{1}{m} \times E(X_0) \times m = \frac{1}{\lambda} = g_1(\lambda)$$

(i) est vérifié

$\rightarrow$  Puisque  $P = \int P_\lambda$ ,  $\lambda \in \mathbb{R}^+$  est régulier,  $I(\lambda)$  vaut:

$$I(\lambda) = m \text{ et } I_1(\lambda) \text{ où } I_1(\lambda) = \text{var}_\lambda \left( \frac{\partial \log P(x, \lambda)}{\partial \lambda} \right)$$

$$\begin{aligned} I_1(\lambda) &= \text{var}_\lambda \left( \underbrace{m \log(\lambda)}_{\text{const}} - \sum_{i=1}^m X_i \right) = \sum_{i=1}^m \text{var}_\lambda(X_i) \\ &\quad (\text{car } (X_i)_{i \in m} \text{ indépendant}) \\ &= m \times \frac{1}{\lambda^2} \end{aligned}$$

$$\text{De plus, } g'_1(\lambda) = \frac{-1}{\lambda^2} \text{ donc } g'_1(\lambda)^2 = \frac{1}{\lambda^4}$$

Finallement:

$$-\frac{g'_1(\lambda)^2}{I(\lambda)} = \frac{\frac{1}{\lambda^4}}{\frac{m}{\lambda^2}} = \frac{1}{m \lambda^2}$$

$$-\text{var}_\lambda \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \right) = \frac{1}{m^2} \times \sum_{i=1}^m \text{var}_\lambda(X_i) = \frac{1}{m \lambda^2}$$

(car indép.)

donc  $T_1(X) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$  est bien efficace pour  $g_1(\lambda)$

$$5) \quad \tilde{T}_{1,\eta}(x) = \eta T_1(x)$$

$$\bullet \quad R(\lambda, T_1) = E_{\lambda} (L(\lambda, T_1))$$

$$\begin{aligned} \eta_0(m+1) &= \{m+m+1\} \leq 0 \\ m(n_0-3) + \eta_0 &= 1 \end{aligned}$$

$$\frac{\ln(2t+1)}{3-\ln(11)}$$

$$\begin{aligned} L(\lambda, T_1) &= (g_1(\lambda) - T_1)^2 \\ &= \left( \frac{1}{\lambda} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \right)^2 \\ &= \frac{1}{\lambda^2} - \frac{2\lambda \sum_{i=1}^m x_i}{m} + \frac{1}{m^2} \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2 \end{aligned}$$

$$R(\lambda, T_1) = \frac{1}{\lambda^2} - \frac{2\lambda}{m} \times \frac{1}{\lambda} + \frac{1}{m^2} E \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2$$

$$\bullet \quad R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta}) = \frac{1}{\lambda^2} - \frac{2\eta}{m} + \left( \frac{\eta}{m} \right)^2 E \left( \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2 \right)$$

$$R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta}) - R(\lambda, T_1) = \frac{-2}{m} (\eta-1) + (\eta^2-1) E \left( \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2 \right) / m^2$$

$$5) \quad \tilde{T}_{1,\eta}(x) = \eta T_1(x)$$

$$\begin{aligned} \Delta &= R(\lambda, T_1) - R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta}) = E \left[ (g_1(\lambda) - T_1)^2 - (g_1(\lambda) - \tilde{T}_{1,\eta})^2 \right] \\ &= E \left[ (\tilde{T}_{1,\eta} - T_1)^2 \times (2g_1(\lambda) - (T_1 + \tilde{T}_{1,\eta})) \right] \end{aligned}$$

$$\tilde{T}_{1,\eta} - T_1 = \frac{(\eta-1)}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad ; \quad T_1 + \tilde{T}_{1,\eta} = \frac{(\eta+1)}{m} \sum_{i=1}^m x_i$$

$$\Delta = 2g_1(\lambda) \times \frac{(\eta-1)}{m} E \left( \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^2 \right) - \frac{(\eta^2-1)}{m^2} E \left( \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^4 \right)$$

$$= \frac{2(\eta-1)}{\lambda m} \times m \times \frac{1}{\lambda^2} - \underbrace{\frac{\eta^2-1}{m^2} E \left( \left( \sum_{i=1}^m x_i \right)^4 \right)}_{a>0}$$

$$\Delta = \frac{2(\eta-1)}{\lambda^2} - \frac{(\eta+1)(\eta-1)}{m^2} a \rightarrow 0 \quad \begin{matrix} a>0 \\ a \neq m \\ \lambda \end{matrix}$$

$$\Leftrightarrow \eta+1 < \frac{m^2}{a} \times \frac{2}{\lambda^2} \Leftrightarrow \eta < -1 + \frac{2m^2}{a\lambda^2} = \frac{2m^2}{\lambda^2} - 1$$

5)  $r_{n+1}$   
La condition simple est en effet indépendante de  $\lambda$   
donc pour  $n \geq 1$ , on a :

$$R(\lambda, \tilde{T}_{1,n}) \leq R(\lambda, T_1) \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^+ \\ \forall n \in [ \frac{n-1}{m+1}, 1 ]$$

$\Rightarrow$  Ce résultat n'est pas en contradiction avec les résultats précédents car il est complément lié au fait que  $\tilde{T}_{1,n}$  soit Gauss : en effet  
 $\forall n \geq 1, E(F_{1,n}) = n E(g(\lambda) T_1) = n g(\lambda) \neq g_1(\lambda)$

Une autre interprétation possible en le manque de données. On observe en effet que lorsque  $n$  tend vers l'infini :  $\mathbb{E}[\frac{n-1}{m+1}, 1] \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \emptyset$

5) suite x2

La condition finale ne dépend pas de  $\lambda$ , donc.

$$\forall m \geq 1, \forall \lambda \in \mathbb{R} : R(\lambda, \tilde{T}_{1,n}) < R(\lambda, T_1) \quad \forall n \in \mathbb{N} \quad [\frac{m-1}{m+1} = 1]$$

- Ce n'est pas en contradiction avec la question précédente car peu importe  $m$ ,  $n$  ne vérifie cette condition que pour un nombre finis de valeurs, et non pas dans le cas général.

c) Le médiane d'une loi exponentielle est  $\frac{\ln(2)}{\lambda}$

$$E_\lambda \left( \tilde{T}_{1,n} - \frac{\ln(2)}{\lambda} \right) = 0$$

$$\Leftrightarrow E_\lambda \left( \tilde{T}_{1,n} \right) = \frac{\ln(2)}{\lambda}$$

$$\Leftrightarrow \frac{n\bar{x}}{\lambda} = \frac{\ln(2)}{\lambda} \Leftrightarrow n = \frac{\ln(2)}{\lambda} = \eta_0$$

L'estimateur vaut alors  $\ln(2) \times \lambda$

---

$$5) \text{suite } a = E \left( \left( \sum_{i=1}^m X_i \right)^2 \right) = \sum_{\substack{i,j \\ i \neq j}} E(X_i^2 X_j^2) + \sum_{i=1}^m E(X_i^4) = \frac{1}{\lambda^2} (m+1)m$$

La condition est donc :  $\eta < \frac{2m^2 \times \lambda^2}{\lambda^2} - 1 = m(m+1)$

$$\Leftrightarrow \eta < \underbrace{\frac{2m^2}{m(m+1)}}_{\geq 1 \quad \forall m \geq 1} - 1 = \frac{m-1}{m+1}$$

Réultat logique :  $\frac{m-1}{m+1} \xrightarrow[m \rightarrow \infty]{} +1$  donc l'ensemble limite est  $\varnothing$ .

8/12/2016

$$2) \bullet R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta_0}) = E_{\lambda}((g_1(\lambda) - \tilde{T}_{1,\eta_0})^2)$$

$$\rightarrow E(g_1(\lambda)^2 - 2g_1(\lambda)\tilde{T}_{1,\eta_0} + \tilde{T}_{1,\eta_0}^2)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{\lambda^2} - \frac{2}{\lambda} \times \eta_0 \times \frac{1}{\lambda} + \frac{\eta_0^2}{m^2} E\left(\left(\sum_{i=1}^m x_i\right)^2\right) \\ &= \frac{1}{\lambda^2} \times \left(1 - 2\ln(2) + \frac{m(m+1)}{2m^2} \ln(2)^2\right) \end{aligned}$$

$$\bullet R(\lambda, T_1) = \frac{1}{\lambda^2} \left(1 - 2 + \frac{m(m+1)}{2m^2}\right)$$

$$\Delta' = R(\lambda, T_1) - R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta_0})$$

$$= \frac{1}{\lambda^2} \left[ -2(1 - \ln(2)) + \frac{m(m+1)}{2m^2} (1 - \ln(2)^2) \right]$$

$$\Delta' > 0 \Leftrightarrow$$

$$\Rightarrow D' \text{ après } 5, \quad R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta_0}) < R(\lambda, T_1)$$

$$\text{ lorsque } \eta = \eta_0 \leq \frac{4m^2}{m(m+1)} - 1$$

$$\Leftrightarrow \ln(2)m^2 - \ln(2)m - 4m^2 + m^2 + m \leq 0$$

$$\Leftrightarrow (\ln(2) - 3)m^2 + (\ln(2) + 1)m \leq 0$$

$$\therefore$$

$$\Leftrightarrow m \leq \frac{\ln(2) + 1}{3 - \ln(2)} \approx 0,73$$

Voir pour aucun  $m$  positif donc on a:

$$\forall m \geq 1, \quad R(\lambda, \tilde{T}_{1,\eta_0}) > R(\lambda, T_1)$$

$$1) \left\{ H_0 : \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \leq 1000 \right.$$

$$\left( H_1 : H_0 \text{ faux} \Leftrightarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i > 1000 \right)$$

2)

$$1) \left\{ H_0 : \lambda_1 \leq 1000 \text{ est l'hypothèse nulle} \right.$$

$$\left. \quad H_1 : \lambda_1 > 1000 \text{ " " alternative} \right.$$

$$\Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} H_0 : \lambda \geq 10^{-3} \\ H_1 : \lambda < 10^{-3} \end{array} \right.$$

2) Soit  $\lambda' > \lambda$ . Alors le taux de niaussement au niveau  $\alpha$  écrit :

$$\frac{\prod_{i=1}^m \lambda e^{-\lambda x_i}}{\prod_{i=1}^m \lambda' e^{-\lambda' x_i}} < \rho_\alpha \Leftrightarrow \left( \frac{\lambda}{\lambda'} \right)^m e^{(\lambda' - \lambda) \bar{x}_m} < \rho_\alpha$$

(avec  $\bar{x}_m = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$ )

$$\Leftrightarrow \bar{x}_m < \underbrace{\frac{\ln(\rho_\alpha)}{\lambda' - \lambda}}_{\text{cote}} \quad (\text{car } \lambda' > \lambda)$$

On rejette donc  $H_0$  si  $P\left(\sum_{i=1}^m x_i > \text{cote} \mid H_0\right) = \alpha$

De plus,  $(X_i)_{i=1}^m \sim \mathcal{E}(\lambda)$  et iid donc  $\sum_{i=1}^m X_i = S \sim \Gamma(m, \lambda)$

Finalement,  $P\left(\sum_{i=1}^m x_i > \text{cote} \mid H_0\right) = \alpha \Leftrightarrow P\left(S > Q(1-\alpha) \mid H_0\right) = \alpha$

(test de puissance maximale pour le niveau  $\alpha$ )

$= \alpha$

$$3) \text{ Cherchons } P\left(\sum_{i=1}^n x_i > Q_{\Gamma(m, \lambda)}(0, 95)\right) \text{ H_0}$$

Pour covrir tous les cas, nous devons prendre  $\lambda$  tel que la probabilité soit minimisée.

$\Leftrightarrow \lambda$  tel que  $Q_{\Gamma(m, \lambda)}(0, 95)$  soit maximisé.

Nous cherchons à maximiser la fonction inverse de celle juste au dessus. Puisque celle ci est décroissante, son inverse aussi :

Si valeur est maximale est atteinte pour sa première valeur, et donc pour le premier  $\lambda$  de mp orange ( $0,1, 1/1000, 1/100$ ), c'est pour  $\lambda = \lambda_0 = \frac{1}{10000} = 10^{-4}$

Comparons maintenant pour voir le verdict sur notre hypothèse :

4) Puisque  $E(\lambda)$  est la loi des  $(x_i)_{i \in \mathbb{N}}$  ind., alors

$$\Gamma(m, m\lambda) \text{ est la loi de } M - \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} X_i$$

La région de rejet se situe à droite de la droite verticale orange, et la probabilité de rejet est l'aire de cette zone là.

$$\bar{T}_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i, \quad E(X_i) = \frac{1}{\lambda} \text{ et } V(X_i) = \frac{1}{\lambda^2}$$

D'après le théorème central limite et  $m$  suffisamment grand:

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \sim N\left(\frac{m}{\lambda}, \frac{1}{\lambda^2}\right)$$

Dans ce cas, le théorème Neyman-Pearson s'applique.

$$P(T_1(x) > c) = \alpha \Rightarrow P\left(\bar{T}_1 > Q_{N\left(\frac{m}{\lambda}, \frac{1}{\lambda^2}\right)}(1-\alpha) \mid \lambda = \lambda_0 = \beta^{-3}\right) = \alpha$$

$$\Leftrightarrow P\left(\frac{\bar{T}_1 - \frac{1}{\lambda}}{\sqrt{\frac{1}{\lambda^2 m}}} > Q_{N(0,1)}(1-\alpha) \mid \lambda = \lambda_0\right) = \alpha$$

On peut donc plus facilement implémenter le test.