

Exercice 1

Déterminer, par la méthode des moments,
l'estimateur du paramètre μ d'une R.A.
de Poisson

$$\text{Rappel : } \begin{cases} X \sim \mathcal{P}(\mu) & X \geq 0 \text{ (entier)} \\ E(X) = \mu \end{cases}$$

Principe de la méthode des moments : prendre comme estimateur "ce qu'il faut" pour que le premier moment m_1' au niveau de l'échantillon et le premier moment μ_1' au niveau de la population coïncident

$$\Theta = \mu$$

$$\mu_1' = E(X) = \mu = g(\mu)$$

$$\text{on remplace } g(\mu) \text{ par } m_1' \rightarrow \mu_1' = E(X) = \mu = \bar{x} \Leftrightarrow \hat{\mu} = \bar{x}$$

Exercice 2

Déterminer, par la méthode des moments,
l'estimateur du paramètre p d'une R.A.
géométrique

$$\text{Rappel : } \begin{cases} X \sim G(p) & X > 0 \text{ (entier)} \\ E(X) = \frac{1}{p} \end{cases}$$

$$\Theta = p$$

$$\mu_1' = E(X) = \frac{1}{p} = g(p)$$

$$\text{on remplace } g(p) \text{ par } m_1' \rightarrow \mu_1' = E(X) = \frac{1}{p} = \bar{x}$$

$$\Leftrightarrow \hat{p} = \frac{1}{\bar{x}}$$

Exercice 3

Déterminer, par la méthode des moments, les estimateurs des paramètres n et p d'une r.a. binomiale

Rappel : $\begin{cases} X \sim \mathcal{B}(n, p) & X \in \{0, 1, \dots, n\} \\ E(X) = np \\ E(X^2) = np(np - p + 1) \end{cases}$

$$\theta_1 = n$$

$$\theta_2 = p$$

$$\begin{cases} \mu'_1 = E(X) = np = g_1(n, p) \\ \mu'_2 = E(X^2) = np(np - p + 1) = g_2(n, p) \end{cases}$$

on remplace $g_1(n, p)$ par m'_1

$g_2(n, p)$ par m'_2

$$\rightarrow \begin{cases} \mu'_1 = E(X) = np = \bar{x} \\ \mu'_2 = E(X^2) = np(np - p + 1) = s^2 + \bar{x}^2 \end{cases} \quad (*)$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} np = \bar{x} \\ \bar{x}(\bar{x} - p + 1) = s^2 + \bar{x}^2 \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} np = \bar{x} \\ p = \frac{\bar{x}^2 + \bar{x} - s^2 - \bar{x}^2}{\bar{x}} = \frac{\bar{x} - s^2}{\bar{x}} \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} p = \frac{\bar{x} - s^2}{\bar{x}} \\ n = \frac{\bar{x}}{p} = \frac{\bar{x}}{\frac{\bar{x} - s^2}{\bar{x}}} = \frac{\bar{x}^2}{\bar{x} - s^2} \end{cases}$$

$$(*) s^2 = \frac{1}{n} \sum_i (x_i - \bar{x})^2 = \frac{\sum (x_i^2 - 2x_i \bar{x} + \bar{x}^2)}{n} = m'_2 - \bar{x}^2$$

Exercice 4

Démontrer que l'estimateur du maximum de vraisemblance du paramètre p d'une v.a. binomiale $\mathcal{B}(k, p)$ est donné par

$$\hat{p} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{nk} \quad (= \frac{\bar{x}}{k})$$

où les x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) sont n valeurs réalisées indépendantes d'une telle v.a.

$$X \sim \mathcal{B}(k, p)$$

$$P_x [X = x_j] = \binom{k}{x_j} p^{x_j} (1-p)^{k-x_j}$$

Echantillon $\rightarrow L(x_1, x_2, \dots, x_n, p) = \prod_{j=1}^n \binom{k}{x_j} p^{x_j} (1-p)^{k-x_j}$

$$\ln L(p) = \ln \left[\prod_{j=1}^n \binom{k}{x_j} p^{x_j} (1-p)^{k-x_j} \right]$$

$$= \sum_{j=1}^n \left[\ln \binom{k}{x_j} + x_j \ln p + (k-x_j) \ln (1-p) \right]$$

$$[\ln L(p)]' = \sum_{j=1}^n \left[0 + \frac{x_j}{p} - \frac{k-x_j}{1-p} \right]$$

$$= \frac{1}{p} \sum_{j=1}^n x_j - \frac{kn}{1-p} + \frac{1}{1-p} \sum_{j=1}^n x_j$$

$$= \frac{1-p+p}{p(1-p)} \sum_{j=1}^n x_j - \frac{kn}{1-p}$$

$$[\ln L(p)]' = 0 \iff \frac{1}{p(1-p)} \sum_{j=1}^n x_j - \frac{kn}{1-p} = 0$$

$$\iff \frac{1}{p(1-p)} \left[\sum_{j=1}^n x_j - knp \right] = 0$$

$$\iff p = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{nk}$$

$\rightarrow \hat{p} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \cdot \frac{1}{k} = \frac{\bar{x}}{k}$

Exercice 5

Démontrer que l'estimateur du maximum de vraisemblance du paramètre μ d'une v.a. de Poisson est donné par : $\hat{\mu} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$

où les x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) sont n valeurs réalisées, indépendantes d'une telle v.a.

$$\text{Poisson : } \Pr [X = x_k] = \frac{e^{-\mu} \mu^{x_k}}{(x_k)!}$$

$$\text{Echantillon } \rightarrow L(x_1, x_2, \dots, x_n, \mu) = \prod_{k=1}^n \frac{e^{-\mu} \mu^{x_k}}{(x_k)!}$$

$$\begin{aligned} \ln L(\mu) &= \ln \left(\prod_{k=1}^n \frac{e^{-\mu} \mu^{x_k}}{(x_k)!} \right) \\ &= \sum_{k=1}^n \ln \frac{e^{-\mu} \mu^{x_k}}{(x_k)!} \\ &= \sum_{k=1}^n \left[\ln e^{-\mu} + \cancel{\ln \mu} + x_k \ln \mu - \ln (x_k)! \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [\ln L(\mu)]'_{\mu} &= \sum_{k=1}^n \left[-1 + \frac{x_k}{\mu} + 0 \right] \\ &= -n + \frac{1}{\mu} \sum_{k=1}^n x_k \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [\ln L(\mu)]'_{\mu} = 0 &\Leftrightarrow -n + \frac{1}{\mu} \sum_{k=1}^n x_k = 0 \\ &\Leftrightarrow \mu n = \sum_{k=1}^n x_k \end{aligned}$$

$$\rightarrow \hat{\mu} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

Exercice 6

Démontrer que l'estimateur du maximum de vraisemblance du paramètre p d'une v.a. géométrique est donné par

$$\hat{p} = \frac{n}{k_1 + k_2 + \dots + k_n}$$

où les k_i ($i = 1, 2, \dots, n$) sont les n valeurs réalisées, indépendantes, d'une telle v.a.

(RAPPEL : $\Pr[X=k] = p(1-p)^{k-1}$
 $k=1, 2, \dots, n$)

Echantillon $\rightarrow L(k_1, k_2, \dots, k_n, p) = \prod_{i=1}^n [p(1-p)^{k_i-1}]$

$$\begin{aligned} \ln L(p) &= \ln \left[\prod_{i=1}^n p(1-p)^{k_i-1} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \ln [p(1-p)^{k_i-1}] \\ &= \sum_{i=1}^n [\ln p + (k_i - 1) \ln (1-p)] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [\ln L(p)]'_{\bar{p}} &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{p} + \frac{(-1)(k_i - 1)}{1-p} \right] \\ &= \frac{n}{p} - \sum_{i=1}^n \frac{k_i}{1-p} + \frac{n}{1-p} \\ &= \frac{n}{p} - \frac{1}{1-p} \sum_{i=1}^n k_i + \frac{n}{1-p} \end{aligned}$$

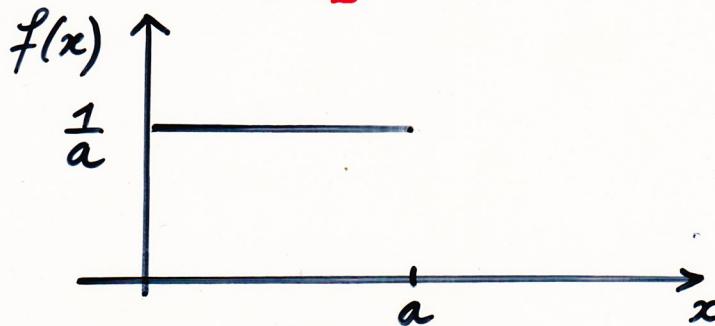
$$[\ln L(p)]'_{\bar{p}} = 0 \iff \frac{n(1-p) + np - (\sum_{i=1}^n k_i)p}{p(1-p)} = 0$$

$$\iff n - np + np - p \sum_{i=1}^n k_i = 0$$

$$\rightarrow \hat{p} = \frac{n}{k_1 + k_2 + \dots + k_n}$$

Exercice 7: (cf théorie : "MÉTHODE DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE")

Estimation du paramètre a pour une distribution uniforme dans $[0; a]$



densité de probabilité :

$$f(x) = \frac{1}{a} I_{[0, a]}(x)$$

indicatrice
de l'intervalle
 $[0, a]$

$$I_{[0, a]}(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x > a \text{ (ou } x < 0) \\ 1 & \text{si } 0 \leq x \leq a \end{cases}$$

La valeur de a qui maximise = la plus grande valeur de
la fct de vraisemblance l'échantillon

car

La fonction de vraisemblance correspondant à a :

$$\begin{aligned} L(a) &= f(x_1) \cdot f(x_2) \cdot \dots \cdot f(x_n) \\ &= \frac{1}{a} I_{[0, a]}(x_1) \cdot \frac{1}{a} I_{[0, a]}(x_2) \cdot \dots \cdot \frac{1}{a} I_{[0, a]}(x_n) \\ &= \prod_{k=1}^n \left(\frac{1}{a} I_{[0, a]}(x_k) \right) \\ &= \frac{1}{a^n} \underbrace{\prod_{k=1}^n I_{[0, a]}(x_k)}_{\text{P}} \end{aligned}$$

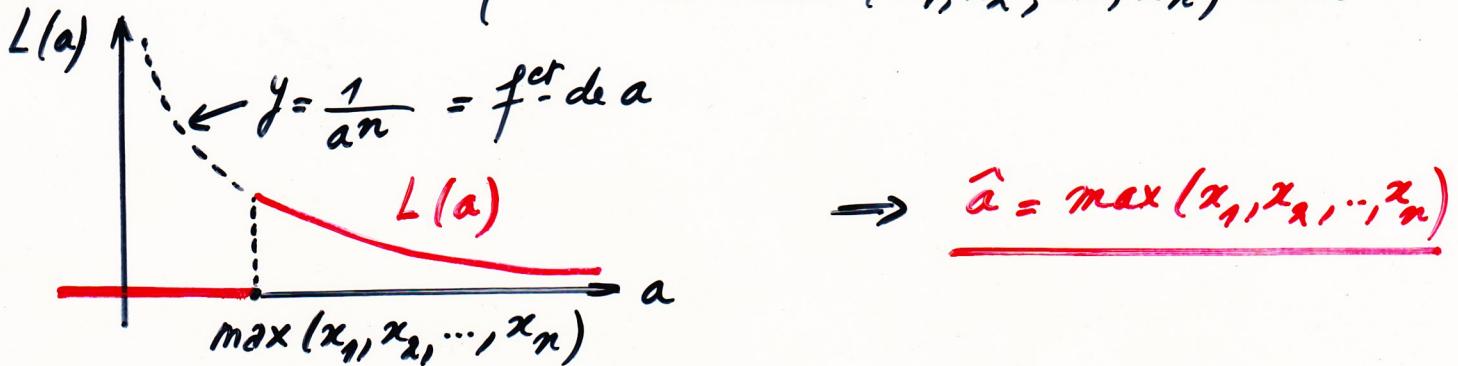
$$= 0$$

dès qu'un facteur
est nul
cad si
 $\exists k: x_k > a$

= 1 si tous les $I(x_k) = 1$
cad si $0 \leq x_k \leq a, \forall k$
cad si $\max x_k \leq a$
(on sait que les $x_k \geq 0$)

On a donc :

$$L(a) = \frac{1}{a^n} \begin{cases} 0 & \text{si } \max(x_1, x_2, \dots, x_n) > a \\ 1 & \text{si } \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq a \end{cases}$$



Remarque :

L'estimateur du maximum de vraisemblance :

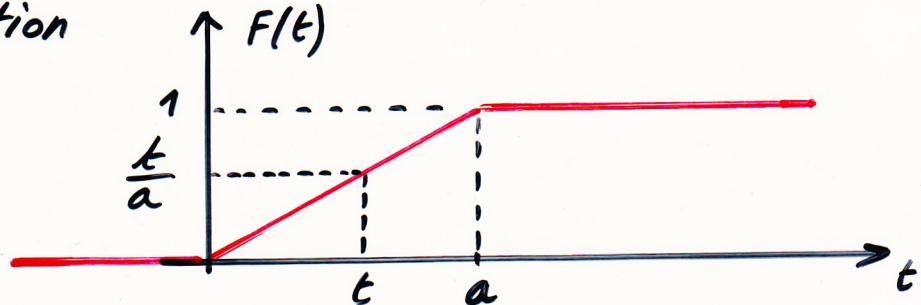
- n'est pas sans biais
- est asymptotiquement sans biais

Démonstration :

$$\underline{x}_i = \mathcal{U}([0, a])$$

$$\hat{a} = \max(\underline{x}_1, \underline{x}_2, \dots, \underline{x}_n)$$

Fonction de répartition



• Calculons la Fct de répartition de \hat{a} :

$$F_{\hat{a}}(t) = \Pr[\max(\underline{x}_1, \underline{x}_2, \dots, \underline{x}_n) \leq t]$$

$$= \Pr([\underline{x}_1 \leq t] \cap [\underline{x}_2 \leq t] \cap \dots \cap [\underline{x}_n \leq t])$$

"et" "et"

$$= F_{\underline{x}_1}(t) \cdot F_{\underline{x}_2}(t) \cdot \dots \cdot F_{\underline{x}_n}(t) \quad \begin{matrix} \text{car EAS} \\ \rightarrow \text{indpcts} \end{matrix}$$

$$= [F_x(t)]^n \quad \begin{matrix} \text{car tous les } \underline{x}_k \text{ ont même Fct de} \\ \text{répartition} \end{matrix}$$

$$= \begin{cases} 0 & \text{si } t \leq 0 \\ 1 & \text{si } t > a \\ \left(\frac{t}{a}\right)^n & \text{si } 0 \leq t \leq a \end{cases}$$

• Calculons l'espérance de \hat{a}

$$E(\underline{x}) = \int_0^{+\infty} [1 - F(t)] dt \quad (\text{car } \underline{x} \text{ r.v.a. positive})$$

$$\Rightarrow E(\hat{a}) = \int_0^{\underline{a}} [1 - \left(\frac{t}{a}\right)^n] dt \quad \begin{matrix} \text{car } F(t) = 1 \\ \text{si } t > a \end{matrix}$$

$$\Rightarrow [1 - 1] = 0$$

$$= \left[t - \frac{1}{a^n} \frac{t^{n+1}}{n+1} \right]_{t=0}^{t=a}$$

$$= a - \frac{1}{a^n} \frac{a^{n+1}}{n+1}$$

$$= a - \frac{a}{n+1}$$

$$= \frac{(n+1)a - a}{n+1}$$

$$= \frac{n}{n+1} a$$

• Conclusion : $E(\hat{a}) \neq a \Rightarrow \underline{\text{n'est pas sans biais!}}$
mais

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{a}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{n+1} a$$

$$= a \underbrace{\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{n+1}}_{\substack{\text{"} \\ 1}}$$

$$= a$$

asymptotiquement sans biais!

Exercice 8

La v.a. prend les valeurs (-1) et 1 avec les probabilités respectives p et $(1-p)$. Un EAS de taille n (n valeurs réalisées de cette v.a.) est composé de n_1 observations de la valeur (-1) et n_2 observations de la valeur 1 ($n_1 + n_2 = n$).

Dém l'estimateur du maximum de la vraisemblance de p

$$x_i \sim \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ p & 1-p \end{pmatrix}, \quad i=1, \dots, n$$

$$\begin{aligned} L(x_1, x_2, \dots, x_n, p) &= \binom{n}{n_1} p^{n_1} (1-p)^{n-n_1} \\ &= \Pr [n_1 \text{ indiv. porteurs de la valeur } "-1"] \end{aligned}$$

$$\ln [L(p)] = \ln \binom{n}{n_1} + n_1 \ln p + (n-n_1) \ln (1-p)$$

$$[\ln L(p)]' = \frac{n_1}{p} - \frac{n-n_1}{1-p} = \frac{n_1(1-p) - (n-n_1)p}{p(1-p)}$$

$$\begin{aligned} [\ln L(p)]' &= 0 \Leftrightarrow n_1(1-p) - (n-n_1)p = 0 \\ &\Leftrightarrow n_1 - \cancel{n_1 p} - np + \cancel{n_1 p} = 0 \\ &\Leftrightarrow p = \frac{n_1}{n} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \hat{p} = \frac{n_1}{n}$$

Exercice 10 a

Déterminer, par la méthode des moments, l'estimateur du paramètre λ d'une distribution dont la densité de probabilité est donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} (\lambda-1) x^{\lambda-2} & \text{si } x \in [0,1] \\ 0 & \text{si } x \notin [0,1] \end{cases}$$

$$\begin{aligned}\mu'_1 &= E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx \\ &= \int_0^1 x (\lambda-1) x^{\lambda-2} dx \\ &= (\lambda-1) \int_0^1 x^{1-\lambda} dx \\ &= (\lambda-1) \left[\frac{x^{1-\lambda+1}}{2-\lambda} \right]_0^1 \\ &= \frac{\lambda-1}{2-\lambda}\end{aligned}$$

$$m'_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i' = \bar{x}$$

$$\begin{aligned}\text{il faut que } \mu'_1 = m'_1 &\Leftrightarrow \frac{\lambda-1}{2-\lambda} = \bar{x} \\ &\Leftrightarrow \lambda-1 = (2-\lambda) \bar{x} \\ &\Leftrightarrow \lambda(1+\bar{x}) = 2\bar{x} + 1 \\ &\Leftrightarrow \lambda = \frac{2\bar{x}+1}{1+\bar{x}}\end{aligned}$$

On prendra donc

$$\hat{\lambda} = \frac{2\bar{x}+1}{\bar{x}+1}$$

(NB) : cet estimateur est différent de celui construit par la méthode du maximum de vraisemblance !