

$$\theta \in \mathbb{N}^*$$

$\mu$  est la mesure de Dirac qui charge  $\mathbb{N}^*$

$$P_\theta[X=m] = \frac{1}{\theta} \frac{1}{\{1, \dots, \theta\}}(x)$$

$$X \sim \mu(\{1, 2, \dots, \theta\})$$

\* La valeur  $\theta$  du paramètre  $\theta$  est identifiable si

$$\forall \theta \neq \theta_1, \theta_1 \in \Theta$$

$$P_\theta \neq P_{\theta_1}$$

$$P_{\theta_1} \neq P_{\theta_2} \iff \theta_1 \neq \theta_2 ; \theta_1 = \theta_2 \iff P_{\theta_1} = P_{\theta_2}$$

👉 toutes les lois usuelles sont identifiables

Pour que la paramétrisation des lois usuelles transformées soient identifiables, il faut qu'il y ait une bijection entre la paramétrisation "naturelle" et la nouvelle paramètre.

$$1) X \sim \mathcal{N}(\mu, 1) ; \theta = \mu \in \mathbb{R}$$

$$(\theta_1, \theta_2) \in \Theta ; P_{\theta_1} = P_{\theta_2}$$

$$\downarrow \quad \downarrow$$

$$\mathcal{N}(\theta_1, 1) \quad \mathcal{N}(\theta_2, 1)$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}(m - \theta_1)^2\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}(m - \theta_2)^2\right)$$

$$\Rightarrow \theta_1 = \theta_2 \text{ (modèle identifiable)}$$

$$2) X \sim \mathcal{N}(\mu + \gamma, 1) ; (\mu, \gamma) \in \mathbb{R}^2$$

$$\theta = (\mu, \gamma)$$

$$\begin{array}{ll} P_{\theta_1} = \mathcal{N}(3, 1) & \theta_1 = (1, 2) \\ P_{\theta_2} = \mathcal{N}(3, 1) & \theta_2 = (2, 1) \end{array} \quad \left. \vphantom{\begin{array}{ll} P_{\theta_1} = \mathcal{N}(3, 1) & \theta_1 = (1, 2) \\ P_{\theta_2} = \mathcal{N}(3, 1) & \theta_2 = (2, 1) \end{array}} \right\} \text{non identifiables}$$

mission de statistique : Résumer le n-échantillon en apportant de l'info sur  $\theta$ .

Pivotal :  $X \sim \mathcal{N}(\theta, 1) \quad \frac{1}{n} \sum X_i - \theta$

$$\bar{X}_n - \theta \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{n}\right)$$

$$3) X \sim \mathcal{B}(\theta) \quad \theta \in ]0, 1[ \quad (\text{def } 1.7)$$

$$P_\theta(X=m) = \theta^m (1-\theta)^{1-m} \frac{1}{\{0, 1\}}(m)$$

(1)

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) &= \prod_{i=1}^n P_{\theta}(x_i = x_i) \\ &= \theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i} \frac{1! (n_c)}{\{0, 1\}^n} \end{aligned}$$

Exhaustive : (dimo)

$$x \sim b(\theta)$$

$$\theta \in ]0, 1[$$

$$T(\underline{x}) = \sum_{i=1}^n x_i \text{ exhaustive}$$

$$\begin{aligned} P_{\theta}[\underline{x} = \underline{x} \mid T(\underline{x}) = t] &= \frac{P_{\theta}[(x_1 = x_1, \dots, x_n = x_n), \sum_{i=1}^n x_i = t]}{P_{\theta}[\sum_{i=1}^n x_i = t]} \\ &= \begin{cases} \frac{P_{\theta}[(x_1 = x_1, \dots, x_n = x_n)]}{P_{\theta}[\sum x_i = t]} & \text{si } t = \sum x_i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned}$$

$$x_1, \dots, x_n \sim b(\theta) \text{ iid}$$

$$\sum x_i \sim B(n, \theta)$$

$$P_{\theta}[\underline{x} = \underline{x} \mid T(\underline{x}) = t] = \begin{cases} \frac{\theta^{\sum x_i} (1-\theta)^{n - \sum x_i}}{C_n^t \theta^t (1-\theta)^{n-t}} \\ = \frac{1}{C_n^t} & \text{si } \sum x_i = t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Thé de factorisation

preuve : cas discret

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = g(T(\underline{x}), \theta) \cdot h(\underline{x})$$

$$P_{\theta}[\underline{x} = \underline{x} \mid T(\underline{x}) = t] = \begin{cases} \frac{P_{\theta}[\underline{x} = \underline{x}, T(\underline{x}) = t]}{P_{\theta}[T(\underline{x}) = t]} & \text{si } T(\underline{x}) = t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$= \begin{cases} \frac{P_\theta [X = \underline{x}]}{P_\theta [T(\underline{x}) = t]} & \text{si } T(\underline{x}) = t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$= \begin{cases} \frac{\mathcal{L}(\underline{x}, \theta)}{P_\theta (T(\underline{x}) = t)} & \text{si } T(\underline{x}) = t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$= \begin{cases} \frac{g(T(\underline{x}), \theta) \cdot R(\underline{x})}{P_\theta (T(\underline{x}) = t)} & \text{si } T(\underline{x}) = t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$\Rightarrow T(\underline{x})$  exhaustive

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = P_\theta [X = \underline{x}]$$

$$= P_\theta [\underbrace{X = \underline{x} \mid T(\underline{x}) = t}_{R(\underline{x})}] \underbrace{P_\theta [T(\underline{x}) = t]}_{g(T(\underline{x}), \theta)}$$

\*  $\underline{x} \leadsto b(\theta)$

$$\theta \in ]0, 1[$$

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \underbrace{\theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}}_{g(T(\underline{x}), \theta)} \underbrace{\frac{1}{n!} \mathbb{1}(\underline{x})}_{\substack{R(\underline{x}) \\ \{0, 1\}^n}}$$

$$T(\underline{x}) = \sum_{i=1}^n x_i$$

$$g: (b, a) \rightarrow a^b (1-a)^{n-b}$$

\*  $\underline{x} \leadsto \mu_{[0, \theta]} \quad \theta > 0$

$$g(\underline{x}, \theta) = \frac{1}{\theta} \mathbb{1}(\underline{x})_{[0, \theta]}$$

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \frac{1}{\theta^n} \mathbb{1}(\underline{x})_{[0, \theta]^n}$$



$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \underbrace{\frac{1}{\theta^n} \mathbb{1}_{\{\max x_i \leq \theta\}}}_{g(T(\underline{x}, \theta))} \underbrace{\frac{1}{\theta^n} \mathbb{1}_{\{\min x_i > \theta\}}}_{R(\underline{x})}$$

$$T(\underline{x}) : \max x_i$$

$$g : (a, b) \rightarrow \frac{1}{b^n} \mathbb{1}_{\{a \leq b\}}$$

$$* X \sim b(\theta) \quad \theta \in ]0, 1[$$

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \theta^{x_1} (1-\theta)^{1-x_1} \theta^{\sum_{i=2}^n x_i} (1-\theta)^{(n-1) - \sum_{i=2}^n x_i} \frac{1}{\theta} \mathbb{1}_{\{0,1\}^{n-1}}$$

$$T(\underline{x}) = (x_1, \sum_{i=2}^n x_i)$$

$$g((a, b), c) : \rightarrow c^a (a-c)^{1-a} c^b (1-c)^{(n-1)-b}$$

$$* X \sim \mu_{[\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2}]} \quad \theta > 0$$

$$g(x, \theta) = \frac{1}{[\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2}]}$$

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \frac{1}{\mathbb{1}_{\{\min x_i > \theta - \frac{1}{2}\}} \mathbb{1}_{\{\max x_i \leq \theta + \frac{1}{2}\}}}$$

$$R(\underline{x}) = 1$$

$$g : ([T_1, T_2], \lambda) \rightarrow \frac{1}{\mathbb{1}_{\{T_1 \geq \lambda - \frac{1}{2}\}} \mathbb{1}_{\{T_2 \leq \lambda + \frac{1}{2}\}}}$$

$$\text{soit } Y = X - \theta$$

$$Y \sim \mu_{[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]}$$

$$S(\underline{x}) = \max \underline{x}_i - \min \underline{x}_i$$

$$= \max \underline{y}_i - \min \underline{y}_i$$

Complete

Interpolation

- qq soit  $E_0$  transformation que je fais, la distribution n'est pas  $E_0$  libre.

Sauf si je prends  $E'$  app nulle.

exemple 1:

$$X \sim B(\theta) ; \theta \in ]0, 1[$$

$$T(X) = \sum_{i=1}^n m_i \in \mathbb{R}$$

soit  $\phi$  integ

$$E_\theta [\phi(T(X))] ; T(X) \sim B(n, \theta)$$

$$E_\theta [\phi(T(X))] = \sum_{k=0}^n \phi(k) C_n^k \theta^k (1-\theta)^{n-k} = 0$$

$$\Leftrightarrow \sum_{k=0}^n \phi(k) C_n^k \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^k = 0$$

$$\text{soit } \lambda = \frac{\theta}{1-\theta} \quad \lambda \in ]0, +\infty[$$

$$E_\theta (\phi(T(X))) = \sum_{k=0}^n C_n^k \phi(k) \lambda^k = 0 \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}_+^*$$

$\Rightarrow$  polynome de degre  $n$  / une infinite de racines

$\Rightarrow$  tous les monomes sont nuls  $\Rightarrow \phi = 0$

exemple 2:

$$X \sim \mu_{[0, \theta]} ; \theta > 0 ; T(X) = \max X_i \in \mathbb{R}$$

$$F_{\max}(m) = P_\theta(\max X_i \leq m) = P_\theta(X_1 \leq m, \dots, X_n \leq m) \\ = P_\theta([X \leq m])^n$$

$$= F_{\max}(m) = (F_X(m))^n = \left(\frac{m}{\theta}\right)^n \frac{1}{[0, \theta]} + \frac{1}{] \theta, +\infty[}$$

$$P_{\max}(m, \theta) = n \frac{m^{n-1}}{\theta^n} \frac{1}{[0, \theta]}$$

soit  $\phi$  integrable

$$E_\theta (\phi(T(X))) = 0 \quad \forall \theta > 0 \Rightarrow \int_0^\theta \phi(m) \cdot n \frac{m^{n-1}}{\theta^n} dm = 0$$

$\forall \theta > 0$

$$\Rightarrow \int_0^\theta \phi(m) m^{n-1} dm = 0 \quad \forall \theta > 0$$

Soit  $g : m \rightarrow \phi(m) m^{n-1}$  et  $G$  primitive de  $g$

$$E_\theta [\phi(T(\underline{x}))] = 0 \Leftrightarrow G(\theta) = G(0)$$

$$\Leftrightarrow G \text{ const} \rightarrow \phi = 0$$

$T(\underline{x}) = \max x_i$  est complète

exemple 3 :

$$X \sim \mu_{[\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2}]} \quad \theta > 0$$

$$Y = X - \theta$$

$$T(\underline{x}) = (\min x_i, \max x_i) \in \mathbb{R}$$

$$S(\underline{x}) = \max x_i - \min x_i = \max Y_i - \min Y_i$$

$$\phi(a, b) \rightarrow b - a$$

$$S(\underline{x}) = \phi(T(\underline{x})) \text{ or } E_\theta [S(\underline{x})] = 0 \quad \forall \theta \in \mathbb{R}_+$$

$$\Rightarrow E_\theta [\phi(T(\underline{x}))] = 0 \quad \forall \theta > 0 \text{ or}$$

$$\phi \neq 0! \Rightarrow T(\underline{x}) \text{ n'est pas complète}$$

!  $\Delta$ .  $\mathcal{E}_0$  transformé de  $\mathcal{E}' \subset \mathbb{R}$  par une stricte monotone est une  $\mathcal{E} \subset \mathbb{R}$

.  $\mathcal{E}_0$  transformé de complet par une stricte monotone est une complet

Famille exponentielle :

$$(1) X \sim b(\theta) \quad \theta \in ]0, 1[$$

$$\mathcal{L}(m, \theta) = \theta \sum_{i=1}^n m_i (1-\theta)^{n - \sum_{i=1}^n m_i} \mathbb{1}_{\{0,1\}^n}$$

$$= \exp \left[ \underbrace{\ln \theta}_{C(\theta)} \cdot \underbrace{\sum_{i=1}^n m_i}_{T(\underline{m})} + \underbrace{(n - \sum_{i=1}^n m_i) \ln(1-\theta)}_{C(\theta)} \right] \mathbb{1}_{\{0,1\}^n}$$

$$= \exp \left[ \underbrace{\ln \frac{\theta}{1-\theta}}_{C(\theta)} \cdot \underbrace{\sum_{i=1}^n m_i}_{T(\underline{m})} + n \ln(1-\theta) \right] \mathbb{1}_{\{0,1\}^n} \quad (c)$$



$A = \{0, 1\}^n$  indep de  $\theta$   $S(\underline{x}) = 0$   
 $\Rightarrow \beta.e$  à 1 paramètre

(2)  $X \sim \mathcal{E}(\theta)$   $\theta > 0$

$$\beta(\underline{m}, \theta) = \theta \exp(-\theta m) \quad \frac{1}{\{m > 0\}}$$

$$\mathcal{L}(\underline{m}, \theta) = \theta^n \exp\left(-\theta \sum_{i=1}^n m_i\right) \quad \frac{1}{\{\mathbb{R}_+^*\}^n}$$

$$= \exp\left(\underbrace{-\theta \sum_{i=1}^n m_i}_{C(\theta)T(\underline{m})} + \underbrace{n \ln \theta}_{d(\theta)}\right) \frac{1}{\{\mathbb{R}_+^*\}^n}$$

$S(\underline{x}) = 0$ ;  $A = \mathbb{R}_+^*$  indep de  $\theta$

(3)  $X \sim \mu_{[0, \theta]}$   $\theta > 0$

$$\mathcal{L}(\underline{m}, \theta) = \frac{1}{\theta^n} \frac{1}{[0, \theta]^n} = \frac{1}{\theta^n} \frac{1}{\{\max x_i \leq \theta\}} \frac{1}{\{\min x_i \geq 0\}}$$

$$= \exp(-n \ln \theta) \frac{1}{\{\max x_i \leq \theta\}} \frac{1}{\{\min x_i \geq 0\}}$$

$X(\omega)$  dépend de  $\theta \Rightarrow \notin \beta.e$

**Preuve (théorème 1.3)**

$\{P_\theta\}$   $\beta.e$  à 1 paramètre

$$\mathcal{L}(\underline{m}, \theta) = \exp[C(\theta)T(\underline{m}) + d(\theta) + S(\underline{m})] \frac{1}{A}(\underline{m})$$

$A$  indep de  $\theta$

$$P_\theta[T(\underline{m}) = t] = \sum_{\underline{m} / T(\underline{m}) = t} P_\theta[X = \underline{m}]$$

$$= \sum_{\underline{m} / T(\underline{m}) = t} \mathcal{L}(\underline{m}, \theta)$$

$$= \sum_{\underline{m} / T(\underline{m}) = t} \exp\left(\overbrace{C(\theta)T(\underline{m}) + d(\theta) + S(\underline{m})}^t\right) \frac{1}{A}(\underline{m})$$

$$= \exp(C(\theta)t + d(\theta)) \sum_{\underline{m} / T(\underline{m}) = t} \underbrace{\exp(S(\underline{m})) \frac{1}{A}(\underline{m})}_{\exp(\Lambda'(\underline{m})) \frac{1}{A}(\underline{m})}$$

$B =$  ensemble image de  $A$  par  $T$

(4)

$\Rightarrow \beta, \epsilon$  à 1 Paramètre

\*  $X \sim b(\theta)$   $\theta \in ]0, 1[$

$T(\underline{m}) = \sum_{i=1}^n x_i$  : stat. exp. associée à la p.e

$$\begin{aligned} P_\theta [T(\underline{m}) = k] &= C_n^k \theta^k (1-\theta)^{n-k} \mathbb{1}_{[0, n]}(k) \\ &= \exp \left[ \underbrace{\ln C_n^k}_{c(\theta)} \underbrace{k}_{t} + \underbrace{n \ln(1-\theta)}_{s(\theta)} + \underbrace{\ln C_n^k}_{s(\theta)} \right] \mathbb{1}_{[0, n]}(k) \end{aligned}$$

$A = [0, n]$  indep de  $\theta$

\*  $X \sim \mathcal{E}(\theta)$

$\theta > 0$

$T(\underline{m}) = \sum_{i=1}^n x_i$  est la stat. exp. associée à la p.e

$x_1, \dots, x_n$  i.i.d.  $\Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i \sim \chi(n, \theta)$

$$\begin{aligned} p_T(m, \theta) &= \frac{\theta^n}{\Gamma(n)} m^{n-1} \exp(-\theta m) \mathbb{1}_{\{m, \theta\}} \\ &= \exp \left[ \underbrace{-\theta m}_{c(\theta)} + \underbrace{n \ln \theta}_{s(\theta)} + \underbrace{(n-1) \ln m - \ln \Gamma(n)}_{s(m)} \right] \mathbb{1}_{\{m, \theta\}} \end{aligned}$$

$A = \mathbb{R}^+ \neq$  indep de  $\theta$

Démonstration consequence 1 :

$$\mathcal{L}(\underline{m}, \theta) = \exp[\theta T(\underline{m}) + d(\theta) + s(\underline{m})] \frac{\mathbb{1}_A(\underline{m})}{A} \quad A \text{ indep de } \theta$$

$$\lambda \in \mathcal{V}(\theta) \quad \Psi_T(\lambda) = E[\exp \lambda T]$$

$$= \int \exp \lambda T(\underline{m}) \mathcal{L}(\underline{m}, \theta)$$

$$\Psi_T(\lambda) = \int_{\underline{m}} \exp(\lambda T(\underline{m}) + \theta T(\underline{m}) + d(\theta) + s(\underline{m})) \frac{\mathbb{1}_A(\underline{m})}{A}$$

$$= \int_{\underline{m}} \exp((\lambda + \theta) T(\underline{m}) + d(\theta) + s(\underline{m})) \frac{\mathbb{1}_A(\underline{m})}{A}$$

$$= \exp d(\theta) \left[ \int_{\underline{m}} \exp((\lambda + \theta) T(\underline{m}) + s(\underline{m})) \frac{\mathbb{1}_A(\underline{m})}{A} \right]$$

$$\sum_{\underline{m}} P_\theta[X = \underline{m}] = 1 \Leftrightarrow \sum_{\underline{m}} \mathcal{L}(\underline{m}, \theta) = 1$$

$$\Leftrightarrow \sum_{\underline{m}} \exp[\theta T(\underline{m}) + d(\theta) + s(\underline{m})] \frac{\mathbb{1}_A(\underline{m})}{A} = 1$$



$$\Leftarrow \int_{\mathcal{B}} \exp[\theta T(\underline{x}) + S(\underline{x})] \frac{1}{A}(\underline{x}) = \exp(-\mathcal{Q}(\theta))$$

$$P_\theta = P_\theta \cdot \mu \quad \begin{cases} P_\theta = \beta_\theta \cdot \mu \text{ (densité)} \\ P_\theta = P_\theta [X = \cdot] \\ \sum_{i \in A} P_\theta [X = x_i] = 1 \end{cases}$$

- card (tribu) =  $2^{N(\Omega)}$
- précision :  $\frac{1}{2}$  longueur de l'intervalle de confiance
- $\bar{x}_n \pm 1,96 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$

## Chapitre 1

# Modèles statistiques

### 1.1 Introduction

**Définition 1.1** On appelle modèle statistique, le triplet  $(E, \mathcal{E}, \mathcal{P})$  où  $E$  désigne l'espace des résultats ou espace fondamental,  $\mathcal{E}$  est une tribu des parties de  $E$  et  $\mathcal{P}$  est une famille de probabilités sur  $(E, \mathcal{E})$ .

Le modèle est paramétrique si  $\mathcal{P} = \{P_\theta, \theta \in \Theta\}$ .

**Définition 1.2** Un modèle statistique paramétrique  $(E, \mathcal{E}, P_\theta)_{\theta \in \Theta}$  est dominé s'il existe une mesure  $\mu$   $\sigma$ -finie<sup>1</sup> sur  $\mathbb{R}$  telle que

$\forall \theta \in \Theta, \mu$  domine  $P_\theta$ . Ce qui signifie que  $P_\theta = p_\theta \cdot \mu$ .

La densité de  $P_\theta$  par rapport à  $\mu$  est donc  $f(x, \theta) = \frac{dP_\theta}{d\mu}(x)$ ,  $x \in \mathbb{R}$ .

**Définition 1.3** Pour le modèle  $(E, \mathcal{E}, P_\theta)_{\theta \in \Theta}$ , la valeur  $\theta_1$  du paramètre est identifiable si  $\forall \theta \neq \theta_1, P_\theta \neq P_{\theta_1}$ . Le modèle est identifiable (ou la paramétrisation est identifiable) si toutes les valeurs du paramètre sont identifiables.

Autrement dit, si l'application  $\theta \mapsto P_\theta$  est injective, alors le modèle est identifiable.

**Définition 1.4** Soit  $\underline{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$  un  $n$ -échantillon d'une variable aléatoire associée au modèle  $(E, \mathcal{E}, P_\theta)_{\theta \in \Theta}$ . On appelle **statistique**, la fonction aléatoire  $T(\underline{X})$  définie de  $(E^n, \mathcal{E}^n)$  vers  $(E', \mathcal{E}')$ .

<sup>1</sup>  $\mu$  est une mesure  $\sigma$ -finie sur  $(E, \mathcal{E})$  s'il existe une suite croissante  $(E_n)$  d'éléments de  $\mathcal{E}$  telle que  $E = \bigcup_{n \geq 1} E_n$  et  $\mu(E_n) < \infty$ . Autrement dit, il existe un recouvrement dénombrable de  $E$  par des sous-ensembles de mesure finie.

*Chapitre introduit*  
 $\rightarrow$  on sélectionne 1 cas de manière aléa  
 $\mathcal{F}$  : tribu des événements associés à l'exp aléa  
 $P$  : proba de sélectionner 1 unité (équiprobab)  
 $\Omega$  : univers ou surface des indiv  
 $\Rightarrow (\Omega, \mathcal{F}, P)$   
 On définit sur  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  une VA  $X$  définie par  
 $\forall \omega \in \Omega, X(\omega) = \text{qt de cas fournis par } \omega$   
 $\Rightarrow$  nouvel espace  $(E, \mathcal{E}, P)$

échantillon de la variable aléatoire associée  
 que  $T(\underline{X})$  est **exhaustive** pour le modèle  
 de  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  sachant  $T(\underline{X}) = t$

## Caractérisation

un modèle régulier.  
 $\rightarrow E'$  est exhaustive **si-et-seulement-si**  
 $\rightarrow \mathbb{R}$  telles que

$h(\underline{x}) \quad \forall \underline{x} \in E^n, \forall \theta \in \Theta$   $T(\underline{x})$  minimale  
 et  $T(\underline{x})$  à valeurs  
 dans  $\mathbb{R} \Rightarrow$  H autre  
 stat minimale est  
 multiple de  $T(\underline{x})$ .

$T$  à une fonction indé  
 minimale  
 ) est minimale si pou  
 modèle, il existe une ap  
 $P(T'(\underline{X})) P_\theta$  p.s.  $\forall \theta$

exhaustive minimale est une s  
 sion (le volume d'informations ma

bre  
 $(\mathcal{E}, P_\theta)_{\theta \in \Theta}$  et soit  $T(\underline{X})$  une statistique à  
 bre si sa loi associée est indépendante de  $\theta$ .