Estimation ponctuelle

Statistique mathématique
M2 santé publique, université Paris-Sud

16 octobre 2018

Modèle statistique et problème d'inférence

Rappelons que nous avons

- Collection de v.a (un vecteur aléatoire) $X = \big(X_1, \ldots, X_n\big)$
- $X \sim F_\theta \in \mathcal{F}$, souvent on fera appel à $f(x;\theta)$ au lieu de F_θ.
- $\mathcal{F}$ une famille paramétrique $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^d$

Modèle statistique et problème d'inférence

Rappelons que nous avons

- Collection de v.a (un vecteur aléatoire) $X = \big(X_1, \dots, X_n\big)$
- $X \sim F_\theta \in \mathcal{F}$, souvent on fera appel à $f(x;\theta)$ au lieu de F_θ.
- $\mathcal{F}$ une famille paramétrique $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^d$

Le problème de l'estimation ponctuelle

- Supposons que F est complètement définie par son paramètre θ inconnu
- Soit $(x_1, \dots, x_n)$ des réalisations de $X \sim F_\theta$
- Estimer la valeur de θ qui a *généré* les réalisations $(x_1, \dots, x_n)$

Modèle statistique et problème d'inférence

Rappelons que nous avons

- Collection de v.a (un vecteur aléatoire) $X = \big(X_1, \dots, X_n\big)$
- $X \sim F_\theta \in \mathcal{F}$, souvent on fera appel à $f(x;\theta)$ au lieu de F_θ.
- $\mathcal{F}$ une famille paramétrique $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^d$

Le problème de l'estimation ponctuelle

- Supposons que F est complètement définie par son paramètre θ inconnu
- Soit $(x_1, \dots, x_n)$ des réalisations de $X \sim F_\theta$
- Estimer la valeur de θ qui a *généré* les réalisations $(x_1, \dots, x_n)$

L'information qu'on possède : c'est $(x_1, \dots, x_n)$ et $\mathcal{F}$

- Ce qu'on peut construire n'est rien d'autre qu'une fonction des données $g(x_1, \dots, x_n)$
- Nous allons étudier les propriétés de telles fonctions et la perte d'information qu'on subit (une fonction de $(x_1, \dots, x_n)$ apporte au plus la même information que l'échantillon entier. Souvent on subit une perte d'information)

Notion de statistique

Définition d'une statistique

Soit X un échantillon (des v.a iid) issu de F_θ. une ***statistique*** est une fonction (ou application) **mesurable** T qui envoie X dans $\mathbb{R}^d$ et ne dépend pas de θ.

- Intuitivement, toute fonction de l'échantillon est une statistique.
- Toute statistique est elle même une v.a avec sa propre loi.

Notion de statistique

Définition d'une statistique

Soit X un échantillon (des v.a iid) issu de F_θ. une ***statistique*** est une fonction (ou application) **mesurable** T qui envoie X dans $\mathbb{R}^d$ et ne dépend pas de θ.

- Intuitivement, toute fonction de l'échantillon est une statistique.
- Toute statistique est elle même une v.a avec sa propre loi.

Exemple

- $T(X) = n^{-1} \sum_{i=1}^{n} X_i$ est une statistique (rappelons que la taille de l'échantillon n est connue).
- $T(X) = (X_{(1)}, \ldots, X_{(n)})$ où $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \ldots \leq X_{(n)}$ sont les statistiques d'ordre de X. Puisque T dépend seulement des valeurs de X, T est une statistique.
- Soit $T(X) = c$, où c est une constante. Alors T est une statistique.

Statistique et information sur θ

- Parmi les exemples précédents, certaines statistiques sont plus informatives que d'autres au vu de la vraie valeur de θ.
- Une question naturelle : Quelles sont les *bonnes* statistiques et les *mauvaises* statistiques.

Statistique libre

Une statistique T est dite ***libre*** (pour θ) si sa loi de probabilité ne dépend pas *fonctionnellement* de θ.

$\rightsquigarrow$ Donc une statistique libre a la même loi $\forall \theta \in \Theta$.

Statistique et information sur θ

- Parmi les exemples précédents, certaines statistiques sont plus informatives que d'autres au vu de la vraie valeur de θ.
- Une question naturelle : Quelles sont les *bonnes* statistiques et les *mauvaises* statistiques.

Statistique libre

Une statistique T est dite ***libre*** (pour θ) si sa loi de probabilité ne dépend pas *fonctionnellement* de θ.

$\rightsquigarrow$ Donc une statistique libre a la même loi $\forall \theta \in \Theta$.

Exemple

Supposons que $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ (où μ est inconnu et σ^2 est connu). Soit $T(X_1, \ldots, X_n) = X_1 - X_2$.

Statistique et information sur θ

- Parmi les exemples précédents, certaines statistiques sont plus informatives que d'autres au vu de la vraie valeur de θ.
- Une question naturelle : Quelles sont les *bonnes* statistiques et les *mauvaises* statistiques.

Statistique libre

Une statistique T est dite ***libre*** (pour θ) si sa loi de probabilité ne dépend pas *fonctionnellement* de θ.

$\rightsquigarrow$ Donc une statistique libre a la même loi $\forall \theta \in \Theta$.

Exemple

Supposons que $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ (où μ est inconnu et σ^2 est connu). Soit $T(X_1, \ldots, X_n) = X_1 - X_2$. La loi de T est normale de moyenne 0 et de variance $2\sigma^2$. On déduit que T est une statistique libre pour le paramètre inconnu μ. Si μ et σ^2 sont inconnus, T n'est pas libre pour le paramètre vectoriel $\theta = (\mu, \sigma^2)$.

Statistique et information sur θ

- Si T est libre pour θ alors T ne contient pas d'information sur θ.
- Pour contenir une information utile sur θ, la loi de T doit dépendre explicitement de θ.
- Intuitivement, la *quantité* d'information apportée par T sur θ est proportionnelle à la **dépendance** de la loi de T de θ.

Statistique et information sur θ

- Si T est libre pour θ alors T ne contient pas d'information sur θ.
- Pour contenir une information utile sur θ, la loi de T doit dépendre explicitement de θ.
- Intuitivement, la *quantité* d'information apportée par T sur θ est proportionnelle à la **dépendance** de la loi de T de θ.

Exemple

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \mathcal{U}[0, \theta]$, $S = \min\left(X_1, \ldots, X_n\right)$ et $T = \max\left(X_1, \ldots, X_n\right)$.

- $f_S(x, \theta) = \dfrac{n}{\theta}\left(1 - \dfrac{x}{\theta}\right)^{n-1}$, où $0 \leq x \leq \theta$
- $f_T(x, \theta) = \dfrac{n}{\theta}\left(\dfrac{x}{\theta}\right)^{n-1}$, où $0 \leq x \leq \theta$
    - Aucune des deux statistiques S et T n'est libre pour θ.
    - Quand $n \to +\infty$ f_S se concentre autour de 0.
    - Quand $n \to +\infty$ f_T se concentre autour de θ.
- On déduit que T apporte plus d'information sur θ que S.

Statistique et information sur θ

- $X = (X_1, \ldots, X_n) \overset{\text{iid}}{\sim} F_\theta$ et $T(X)$ une statistique.
- On définit les ensembles de niveaux de T

$$A_t = \{x \in \mathbb{R}^n : T(x) = t\}.$$

  (Ensemble des échantillons qui mènent à la même valeur t de T).
- T est constante quand on se restreint à A_t .
- Toutes les réalisations de X qui appartiennent au même ensemble de niveau sont équivalentes vis à vis de T.
- Toutes les inférences sont les mêmes à l'intérieur du même ensemble de niveau A_t.
- Regardons la loi de X dans l'ensemble de niveau A_t c'est à dire $f_{X|T=t}$

Statistique et information sur θ

(1) Si $f_{X|T=t}$ dépend de θ alors : perte d'information.

(2) Si l'expression de $f_{X|T=t}$ ne dépend pas de θ

- X ne contient pas d'information sur θ dans l'ensemble A_t.
- Autrement dit : X est libre pour θ dans A_t.

Statistique et information sur θ

(1) Si $f_{X|T=t}$ dépend de θ alors : perte d'information.

(2) Si l'expression de $f_{X|T=t}$ ne dépend pas de θ

- X ne contient pas d'information sur θ dans l'ensemble A_t.
- Autrement dit : X est libre pour θ dans A_t.

Interprétation de la deuxième situation

Si cela est vrai pour tout $t \in \mathrm{Image}(T)$ alors $T(X)$ contient la même quantité d'information sur θ que ce que peut contenir X.

- Il n'y pas de différence entre l'observation de $X = (X_1, \ldots, X_n)$ entier et $T(X)$.
- La connaissance de la valeur de X en plus de $T(X)$ n'apporte aucune information supplémentaire sur X.

Statistique et information sur θ

(1) Si $f_{X|T=t}$ dépend de θ alors : perte d'information.

(2) Si l'expression de $f_{X|T=t}$ ne dépend pas de θ

- X ne contient pas d'information sur θ dans l'ensemble A_t.
- Autrement dit : X est libre pour θ dans A_t.

Interprétation de la deuxième situation

Si cela est vrai pour tout $t \in \text{Image}(T)$ alors $T(X)$ contient la même quantité d'information sur θ que ce que peut contenir X.

- Il n'y pas de différence entre l'observation de $X = (X_1, \ldots, X_n)$ entier et $T(X)$.
- La connaissance de la valeur de X en plus de $T(X)$ n'apporte aucune information supplémentaire sur X.

Statistique exhaustive

Une statistique $T = T(X)$ est dite ***exhaustive*** pour le paramètre θ si pour tout ensemble (**Borelien**) B, la probabilité $\mathbb{P}[X \in B \mid T(X) = t]$ ne dépend pas de θ.

Statistique exhaustive

Exemple

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \text{Bernoulli}(\theta)$ et $T(X) = \sum_{i=1}^{n} X_i$. Soit $x \in \{0,1\}^n$,

$$\begin{aligned}
\mathbb{P}\big[X = x \mid T = t\big] &= \frac{\mathbb{P}\big[X = x, T = t\big]}{\mathbb{P}\big[T = t\big]} \\
&= \frac{\mathbb{P}\big[X = x\big]}{\mathbb{P}\big[T = t\big]} \chi\left\{\sum_{i=1}^{n} x_i = t\right\} \\
&= \frac{\theta^t (1-\theta)^{n-t}}{C_n^t \theta^t (1-\theta)^{n-t}} = \frac{1}{C_n^t}.
\end{aligned}$$

- T est exhaustive pour θ.
- Les positions des 1 dans les n réalisations de Bernoulli importent peu : 0011101 vs 1000111 vs 1010101.

Statistique exhaustive

- La définition précédente est difficile à vérifier notamment dans le cas continu.
- Cette définition ne permet pas d'identifier facilement les statistiques exhaustives.

Statistique exhaustive

- La définition précédente est difficile à vérifier notamment dans le cas continu.
- Cette définition ne permet pas d'identifier facilement les statistiques exhaustives.

Théorème de factorisation de Fisher-Neyman

Supposons que l'échantillon $X = \big(X_1, \ldots, X_n\big)$ a une densité jointe $f(x;\theta), \theta \in \Theta$. Une statistique $T = T\big(X\big)$ est exhaustive pour θ si et seulement si

$$f(x;\theta) = g\big(T(x), \theta\big)h(x).$$

Statistique exhaustive

Exemple : loi uniforme

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \mathcal{U}[0, \theta]$ où $f(x; \theta) = \dfrac{1}{\theta}\chi\Big\{x \in [0, \theta]\Big\}$. Montrons que $X_{(n)}$ est exhaustive pour θ.

Statistique exhaustive

Exemple : loi uniforme

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \mathcal{U}[0,\theta]$ où $f(x;\theta) = \dfrac{1}{\theta}\chi\Big\{x \in [0,\theta]\Big\}$. Montrons que $X_{(n)}$ est exhaustive pour θ.

$$
\begin{aligned}
f(x_1,\ldots,x_n;\theta) &= \frac{1}{\theta^n}\chi\Big\{x \in [0,\theta]^n\Big\} \\
&= \frac{\chi\Big\{\max\big[x_1,\ldots,x_n\big] \leq \theta\Big\}\chi\Big\{\min\big[x_1,\ldots,x_n\big] \geq 0\Big\}}{\theta^n} \\
&= g\Big(\max\big[x_1,\ldots,x_n\big];\theta\Big)h(x_1,\ldots,x_n)
\end{aligned}
$$

On déduit que la statistique $T\big(X\big) = X_{(n)} = \max\big[x_1,\ldots,x_n\big]$ est exhaustive pour θ.

Statistique exhaustive

Exemple : famille exponentielle

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} f(x;\theta)$ où $f(x;\theta)$ est une densité associée à une loi issue de la famille exponentielle avec un certain nombre k de paramètres.

$$f(x;\theta) = \exp\left[\sum_{i=1}^{k} c_i(\theta) T_i(x) - d(\theta) + S(x)\right] \chi\left\{x \in A\right\}.$$

On chosit $h(x) = \exp\left[S(x)\right] \chi\left\{x \in A\right\}$, on déduit de théorème factorisation que la statistique

$$T = \big(T_1(X), \ldots, T_k(X)\big)$$

est exhaustive pour θ.

Statistique exhaustive

Preuve du théorème de Neyman-Fisher - cas discret

Supposons que T est exhaustive. Ainsi

Statistique exhaustive

Preuve du théorème de Neyman-Fisher - cas discret

Supposons que T est exhaustive. Ainsi

$$\begin{aligned} f(x;\theta) &= \mathbb{P}\big[X = x\big] = \sum_t \mathbb{P}\big[X = x, T = t\big] \\ &= \mathbb{P}\big[X = x, T = T(x)\big] = \mathbb{P}\big[T = T(x)\big]\mathbb{P}\big[X = x \mid T = T(x)\big]. \end{aligned}$$

Comme T est exhaustive, $\mathbb{P}\big[X = x \mid T = T(x)\big]$ est indépendante de θ et donc $f(x;\theta) = g\big(T(x);\theta\big)h(x)$.

Statistique exhaustive

Preuve du théorème de Neyman-Fisher - cas discret

Supposons que T est exhaustive. Ainsi

$$
\begin{aligned}
f(x;\theta) &= \mathbb{P}\big[X = x\big] = \sum_t \mathbb{P}\big[X = x, T = t\big] \\
&= \mathbb{P}\big[X = x, T = T(x)\big] = \mathbb{P}\big[T = T(x)\big]\mathbb{P}\big[X = x \mid T = T(x)\big].
\end{aligned}
$$

Comme T est exhaustive, $\mathbb{P}\big[X = x \mid T = T(x)\big]$ est indépendante de θ et donc $f(x;\theta) = g\big(T(x);\theta\big)h(x)$.
Maintenant, supposons que $f(x;\theta) = g\big(T(x);\theta\big)h(x)$. Alors si $T(x) = t$,

$$
\begin{aligned}
\mathbb{P}\big[X = x \mid T = t\big] &= \frac{\mathbb{P}\big[X = x, T = t\big]}{\mathbb{P}\big[T = t\big]} = \frac{\mathbb{P}\big[X = x\big]}{\mathbb{P}\big[T = t\big]}\chi\{T(x) = t\} \\
&= \frac{g\big(T(x);\theta\big)h(x)\chi\{T(x) = t\}}{\sum_{y:T(y)=t} g\big(T(y);\theta\big)h(y)} = \frac{h(x)\chi\{T(x) = t\}}{\sum_{y:T(y)=t} h(y)}.
\end{aligned}
$$

Statistique exhaustive minimale

- Quand une statistique exhaustive apporte-t-elle de l'information importante seulement ?
- Peut-on renoncer à de l'information ? laquelle ? combien ?

Statistique exhaustive minimale

- Quand une statistique exhaustive apporte-t-elle de l'information importante seulement ?
- Peut-on renoncer à de l'information ? laquelle ? combien ?

Définition d'une statistique exhaustive minimale

Une statistique $T = T(X)$ est dite **exhaustive minimale** pour un paramètre θ si pour toute autre statistique S exhaustive pour θ, il existe une fonction $g(\cdot)$ où

$$T(X) = g(S(X)).$$

Statistique exhaustive minimale

- Quand une statistique exhaustive apporte-t-elle de l'information importante seulement ?
- Peut-on renoncer à de l'information ? laquelle ? combien ?

Définition d'une statistique exhaustive minimale

Une statistique $T = T(X)$ est dite **exhaustive minimale** pour un paramètre θ si pour toute autre statistique S exhaustive pour θ, il existe une fonction $g(\cdot)$ où

$$T(X) = g(S(X)).$$

Proposition

Si T et S sont des statistiques exhaustives minimales pour un paramètre θ, alors il existe des fonctions injectives g et h telles que $S = g(T)$ et $T = h(S)$.

Exhaustive minimale : caractérisation

Théorème

Soit $X = \big(X_1, \ldots, X_n\big)$ un échantillon de densité jointe (ou fonction de masse) $f(x;\theta)$ et $T = T\big(X\big)$ une statistique. Si $\frac{f(x;\theta)}{f(y;\theta)}$ est indépendant de $\theta \Leftrightarrow T\big(x\big) = T\big(y\big)$, alors T est exhaustive minimale pour θ.

Exhaustive minimale : caractérisation

Théorème

Soit $X = \left(X_1, \ldots, X_n\right)$ un échantillon de densité jointe (ou fonction de masse) $f(x;\theta)$ et $T = T\left(X\right)$ une statistique. Si $\frac{f(x;\theta)}{f(y;\theta)}$ est indépendant de $\theta \Leftrightarrow T\left(x\right) = T\left(y\right)$, alors T est exhaustive minimale pour θ.

Preuve (conditions $\Rightarrow$ exhaustivité)

Soit $\mathcal{T} = \{T(y) : y \in \mathbb{R}^n\}$ l'image de $\mathbb{R}^n$ par T et soit A_t un ensemble de niveau de T. Pour tout t, on choisit un représentant $y_t \in A_t$. Notons que pour tout x, $y_{T(x)}$ est dans le même ensemble de niveau que x, donc $f(x;\theta)/f\left(y_{T(x)};\theta\right)$ ne dépend pas de θ par hypothèse. On pose $g(t,\theta) = f(y_t;\theta)$ et notons

$$f(x;\theta) = \frac{f\left(y_{T(x)};\theta\right) f(y;\theta)}{f\left(y_{T(x)};\theta\right)} = g\left(T(x);\theta\right) h(x),$$

on obtient ainsi l'exhaustivité par le théorème de factorisation.

Exhaustive minimale : caractérisation

Preuve (conditions $\Rightarrow$ minimalité)

Soit T' une autre statistique exhaustive. Par le théorème de factorisation : $\exists g', h'$ telles que $f(x;\theta) = g'\big(T'(x);\theta\big)h'(x)$. Soit x et y tels que $T(x) = T(y)$. Alors

$$\frac{f(x;\theta)}{f(y;\theta)} = \frac{g'\big(T'(x);\theta\big)h'(x)}{g'\big(T'(y);\theta\big)h'(y)} = \frac{h'(x)}{h'(y)}.$$

Puisque ce rapport ne dépend pas de θ, nous avons par hypothèse $T(x) = T(y)$. Ainsi T est une fonction de T' ; donc elle est minimale par un choix arbitraire de T'.

Exhaustive minimale : exemple

Retour au modèle de Bernoulli

Soit $X_1, \dots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \text{Bernoulli}(\theta)$. Soit x et $y \in \{0,1\}^n$ deux réalisations possibles. Montrons que $T(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i$ est exhaustive minimale.

Exhaustive minimale : exemple

Retour au modèle de Bernoulli

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \text{Bernoulli}(\theta)$. Soit x et $y \in \{0,1\}^n$ deux réalisations possibles. Montrons que $T(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i$ est exhaustive minimale. Nous avons

$$\frac{f(x;\theta)}{f(x;\theta)} = \frac{\theta^{\sum x_i}(1-\theta)^{n-\sum x_i}}{\theta^{\sum y_i}(1-\theta)^{n-\sum y_i}}$$

qui est constant si et seulement si $T(x) = \sum x_i = \sum y_i = T(y)$ et donc T est exhaustive minimale.

Statistique complète

- Statistique libre $\rightarrow$ ne contient pas d'information sur θ
- Statistique exhaustive minimale $\rightarrow$ contient toute l'information pertinente et un peu d'information non-pertinente.
- Ces deux aspects sont-ils indépendants ?

Statistique complète

- Statistique libre $\rightarrow$ ne contient pas d'information sur θ
- Statistique exhaustive minimale $\rightarrow$ contient toute l'information pertinente et un peu d'information non-pertinente.
- Ces deux aspects sont-ils indépendants ?

Définition d'une statistique complète

Soit $\{g(t;\theta) : \theta \in \Theta\}$ une famille de densités (ou fonctions de masse) pour $T(X)$. La statistique T est dite *complète* si pour toute fonction mesurable h, nous avons

$$\int h(t)g(t;\theta)dt = 0 \quad \forall\theta \in \Theta \Longrightarrow \mathbb{P}\Big[h\big(T\big) = 0\Big] = 1 \quad \forall\theta \in \Theta$$

Statistique complète

Exemple

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \text{Bernoulli}(\theta), \quad \theta \in (0,1)$, et $T = \sum_{i=1}^{n} X_i$. Vérifions que T est complète.

Statistique complète

Exemple

Soit $X_1, \ldots, X_n \overset{\text{iid}}{\sim} \text{Bernoulli}\big(\theta\big), \quad \theta \in (0,1)$, et $T = \sum_{i=1}^{n} X_i$. Vérifions que T est complète. Soit h une fonction arbitraire,

$$\mathbb{E}\big[h(T)\big] = \sum_{t=0}^{n} h(t) C_t^n \theta^t (1-\theta)^{n-t} = (1-\theta)^n \sum_{t=0}^{n} h(t) C_t^n \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^t$$

Puisque $\theta \in (0,1)$, le rapport $\theta\,/(1-\theta)$ varie dans $(0,\infty)$. Ainsi, supposons que $\mathbb{E}\big[h(T)\big] = 0$ pour tout $\theta \in (0,1)$, nous avons

$$P(x) = \sum_{t=0}^{n} h(t) C_t^n x^t = 0 \quad x > 0,$$

i.e le polynôme $P(x)$ est uniformément nul sur l'ensemble des nombres réels positifs. Donc les coefficients du polynôme sont nuls et donc $h(t) = 0, t = 1, \ldots, n$. On déduit $\mathbb{P}\big[h(T) = 0\big] = 1 \forall \theta \in (0,\infty)$.

Statistique complète

- La complétude est-elle pertinente pour la réduction des données ?

Proposition

Si T est complète, alors $h(T)$ est libre pour θ si et seulement si $h(T) = c$ presque sûrement.

Preuve

Soit $h(T)$ une statistique libre. Sa loi ne dépend pas de θ .....

Statistique complète

- La complétude est-elle pertinente pour la réduction des données ?

Proposition

Si T est complète, alors $h(T)$ est libre pour θ si et seulement si $h(T) = c$ presque sûrement.

Preuve

Soit $h(T)$ une statistique libre. Sa loi ne dépend pas de θ .....
Ainsi $\mathbb{E}\big[h(T)\big] = c$, pour une certaine constante c et donc $\mathbb{E}\big[h(T) - c\big] = 0$. La complétude de T implique que $\mathbb{P}\big[h(T) = c\big] = 1$.

- Autrement dit : Il n'y a que les fonctions triviales (= constante) de T qui sont des statistiques libres.
- Une statistique complète ne contient pas d'information libre
- Une statistique exhaustive contient toute l'information pertinente alors qu'une statistique complète est épurée de toute information non-pertinente.

Statistique complète

Théorème de Basu

Une statistique exhaustive complète est **indépendante** de toute statistique libre.

Statistique complète

Théorème de Basu

Une statistique exhaustive complète est **indépendante** de toute statistique libre.

Preuve

On va s'intéresser au cas discret seulement. On pose T une statistique exhaustive complète et S libre. Il suffit de montrer que

$$\mathbb{P}\big[S(X) = s \mid T(X) = t\big] = \mathbb{P}\big[S(X) = s\big]$$

On définit $h(t) = \mathbb{P}\big[S(X) = s \mid T(X) = t\big] - \mathbb{P}\big[S(X) = s\big]$.
On remarque que

- $\mathbb{P}\big[S(X) = s\big]$ ne dépend pas de θ (libre)
- $\mathbb{P}\big[S(X) = s \mid T(X) = t\big] = \mathbb{P}\big[X \in \{x : S(x) = s\} \mid T = t\big]$ ne dépend pas de θ (à cause de exhaustivité).

Et h ne dépend pas de θ.

Ainsi pour tout $\theta \in \Theta$,

preuve (suite)

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}h(T) &= \sum_t \Big(\mathbb{P}\big[S(X) = s \mid T(X) = t\big] - \mathbb{P}\big[S(X) = s\big]\Big)\mathbb{P}\big[T(X) = t\big] \\
&= \sum_t \mathbb{P}\big[S(X) = s \mid T(X) = t\big]\mathbb{P}\big[T(X) = t\big] \\
&- \mathbb{P}\big[S(X) = s\big] \sum_t \mathbb{P}\big[T(X) = t\big] \\
&= \mathbb{P}\big[S(X) = s\big] - \mathbb{P}\big[S(X) = s\big] = 0.
\end{aligned}$$

Or T est complète, donc $h(t) = 0$ pour tout t.

Le théorème de Basu est utile pour déduire l'indépendance entre deux statistiques.

- On n'en a pas besoin de calculer la loi jointe
- Besoin de montrer la complétude (souvent difficile)
- On va voir des modèles où il est facile de vérifier la complétude

Complétude et exhaustivité minimale

Théorème de Lehmann-Scheffé

Soit X de densité $f(x;\theta)$. Si $T(X)$ est exhaustive et complète pour θ alors T est exhaustive minimale.

Complétude et exhaustivité minimale

Théorème de Lehmann-Scheffé

Soit X de densité $f(x;\theta)$. Si $T(X)$ est exhaustive et complète pour θ alors T est exhaustive minimale.

Théorème

Si une statistique exhaustive minimale existe, alors toute statistique complète est aussi exhaustive minimale.