

Chapitre 3

$$X_m \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p.s.} X \Rightarrow X_m \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} X \Rightarrow X_m \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2} X$$

$$X_m \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{L^2} X$$

$$X_m \xrightarrow{L^1} X \text{ et } Z_m \xrightarrow{\mathbb{P}} a, \text{ a cote } \underline{\text{ Slutsky}}$$

$$\Rightarrow X_m Z_m \xrightarrow{L^1} aX \text{ et } X_m + Z_m \xrightarrow{L^1} X + a$$

$$\triangle X_m \xrightarrow{L^1} X \text{ et } Z_m \xrightarrow{L^1} Z \not\Rightarrow X_m Z_m \xrightarrow{L^1} XZ$$

$$X_m + Z_m \xrightarrow{L^1} X + Z$$

La loi en loi elle n'est pas stable par addition ni par mult.

Inégalités Markov, Cauchy-Schwarz, ...

2 théorèmes : $(X_m)_{m \geq 1}$ suite de v.v. i.i.d.

	constante	normalité asymptotique
	• <u>LGN</u>	• <u>TCL</u>
$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}_n$ $g(\bar{X}_n)$ g continue	• Théorème de continuité	= Δ méthode

Chapitre 2

• EQM (erreur quadr. moyenne) $\hat{\theta}$ estimateur de θ

$$\mathbb{E}[(\hat{\theta} - \theta)^2] = \underbrace{\text{Bias}^2(\hat{\theta})}_{=\mathbb{E}[\hat{\theta} - \theta]^2} + \underbrace{\text{Var}(\hat{\theta})}_{=\mathbb{E}[\hat{\theta}^2] - \mathbb{E}[\hat{\theta}]^2}$$

• X_1, \dots, X_m v.a. iid de moyenne μ , variance σ^2

• moyenne empirique $\bar{X}_m = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$

(estimateur de μ)

(non biaisé
fortement consistant
asymptotiquement normal)

• variance empirique
(estimateur de σ^2)

$$\hat{\sigma}_m^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X}_m)^2$$

(non biaisé
fortement consistant
asymptotiquement normal)

Méthode des moments

- On calcule $E[X] = \varphi(\theta)$.
- Un estimateur naturel de $\varphi(\theta)$ est \bar{X}_m .
- (Si φ est inversible), un estimateur par la méthode des moments est $\varphi^{-1}(\bar{X}_m)$.

Estimateur du max de vraisemblance

- $\hat{\theta}^{MV} \in \underset{\theta \in \Theta}{\text{argmax}}$

$$L_X(\theta) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n f_{X_i}(\theta), & X \text{ continue.} \\ \prod_{i=1}^n P(X=X_i), & X \text{ discrète.} \end{cases}$$

$\nabla \{X_i > 0\} \checkmark$ (on dérive par rapport à X)

2ème cas vous ne pouvez pas dériver la v.v.

$$L_X(\theta) \propto \nabla \left\{ \dots \theta \right\}$$

X

raisonner sur l'industrie

$$\hookrightarrow \hat{\theta}^{MV} = \min X_i / \max X_i$$

1er cas

vous pouvez dériver la vraisemblance.

$$L'_X(\theta) = \frac{\partial L}{\partial \theta}(\theta)$$

$$L'_X(\hat{\theta}) = 0 \Leftrightarrow \hat{\theta} = \dots \text{ candidat pour l'EMV}$$

$\hat{\theta}$ maximise L_X : concavité de L_X

Chapitre 3

Intervalle de confiance pour θ ←

quantité inconnue
que l'on souhaite estimer

↳ asymptotique : on cherche A_m, B_m des quantités qui ne dépendent de θ ,

$$\lim_{m \rightarrow +\infty} \underbrace{IP(\theta \in [A_m, B_m])}_{\uparrow} = 1 - \alpha$$

$$= IP(A_m \leq \theta \leq B_m)$$

Si l'on cherche un IC
de niveau $1 - \alpha$

niveau de l'IC

$$\left\{ \begin{array}{l} \underline{AN} : \\ \text{IC de niveau } 95\% \\ \alpha = 0,05 \end{array} \right.$$

↳ non asymptotique (il est vrai pour tout $m \Rightarrow$ IC + fiable !)

on cherche A_m, B_m, \dots

$$\forall m \in \mathbb{N}, \quad IP(\theta \in [A_m, B_m]) = 1 - \alpha$$

• Méthode 1

→ partir d'une convergence asymptotique

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta) \underset{n \rightarrow +\infty}{\overset{L}{\rightsquigarrow}} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

→ IC Symptotique

→ partir d'une loi

$$\forall m \in \mathbb{N}, \sqrt{m} (\hat{\theta}_m - \theta) \underset{L}{\rightsquigarrow} \text{Exp}(\lambda)$$

→ IC non Symptotique

• se ramener à une $\mathcal{N}(0, 1)$

$$\frac{\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta)}{\sigma} \underset{L}{\rightsquigarrow} \mathcal{N}(0, 1)$$

σ

• σ dépend de θ \rightsquigarrow plug-in
(exemple $\sigma = \theta^2$)

remplacer θ au dénominateur par $\hat{\theta}$

\rightsquigarrow étudier

$$\mathcal{N}g \quad \frac{\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta)}{\hat{\theta}_n^2} \underset{L}{\rightsquigarrow} \mathcal{N}(0, 1)$$

SLUTSKY-1

avec $q_{1-\alpha/2}$: quantile d'ordre $1-\alpha/2$ d'une loi $\mathcal{N}(0, 1)$

• on encadre θ : $\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(-q_{1-\alpha/2} \leq \frac{\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta)}{\sigma} \leq q_{1-\alpha/2}) = 1-\alpha$

• Méthode 2

(Exos 3, 4) ^{Q22} IC de niveau $1-\alpha$

$X_{(m)}, X_{(2)}$ (max, min X_i)

• On a $X_{(m)} \leq \theta$ p.s. (on une inégalité connue car elle est p.s vraie)

le plus souvent : non asymptotique

• Je cherche l'IC de la forme

$$\left[X_{(m)} ; X_{(m)} + c_\alpha \right] \quad (\text{forme finale})$$

$$\begin{aligned} & \text{IP}(\theta \in [X_{(m)}, X_{(m)} + c_\alpha]) \xrightarrow{\text{Forme initiale}} [X_{(m)} ; X_{(m)} + c_\alpha] \\ & = 1 - \alpha \end{aligned}$$

• Ici, on cherche c_α tq :

$$\text{IP}(\theta \leq X_{(m)} + c_\alpha) = 1 - \alpha$$

\leadsto Utiliser la pdf de $X_{(m)}$

$$\text{IP}(\theta - c_\alpha \leq X_{(m)}) = 1 - \alpha$$

$$1 - \text{IP}(X_{(m)} \leq \theta - c_\alpha) = 1 - \alpha$$

TD3 → Exo 2, Exo 3 (ou 4), Exo 5

Exo 2

X_1, \dots, X_p des v. a. iid $\mathcal{N}(\mu_1, \sigma^2)$ $X_1, \dots, X_p \perp\!\!\!\perp Y_1, \dots, Y_q$
 Y_1, \dots, Y_q ————— $\mathcal{N}(\mu_2, \sigma^2)$

Estimer $\mu_1 - \mu_2$

1) Un estimateur naturel pour μ_1 est \bar{X}_p
pour μ_2 est \bar{Y}_q

Donc pour $\mu_1 - \mu_2$ est $\bar{X}_p - \bar{Y}_q = D$

2) Rappel combinaison linéaire de v.e. gaussienne et gaussienne.

$D = \bar{X}_p - \bar{Y}_q$ est une combinaison linéaire de v. a. gaussienne.

$$1 \times \bar{X}_p + (-1) \bar{Y}_q$$

$\Rightarrow D$ gaussienne

$$D \sim \mathcal{N}(E[D], \text{Var}(D))$$

Pour caractériser le loi d'une v. a. Gaussienne
calculer E , Var .

$$\cdot \mathbb{E}[D] = \mathbb{E}[\bar{X}_p - \bar{Y}_q] \underset{\substack{\uparrow \\ \text{lineare}}}{=} \mathbb{E}[\bar{X}_p] - \mathbb{E}[\bar{Y}_q] = \mu_1 - \mu_2$$

$$\begin{aligned} \cdot \text{Var}(D) &= \text{Var}(\bar{X}_p - \bar{Y}_q) \quad \downarrow \text{ // das echentilions } \begin{matrix} (X_1, \dots, X_p) \\ (Y_1, \dots, Y_q) \end{matrix} \\ &= \text{Var}(\bar{X}_p) + \text{Var}(-\bar{Y}_q) \\ &= \text{Var}(\bar{X}_p) + (-1)^2 \text{Var}(\bar{Y}_q) \\ &= \text{Var}(\bar{X}_p) + \text{Var}(\bar{Y}_q) \\ &= \text{Var}\left(\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p X_i\right) + \text{Var}\left(\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q Y_i\right) \quad \begin{matrix} X_1, \dots, X_p \text{ //} \\ Y_1, \dots, Y_q \text{ //} \end{matrix} \\ &= \frac{1}{p^2} \sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) + \frac{1}{q^2} \sum_{i=1}^q \text{Var}(Y_i) \quad \begin{matrix} \swarrow \\ \text{mit sei } X_1, \dots \\ Y_1, \dots \end{matrix} \\ &= \left(\frac{1}{p} + \frac{1}{q}\right) \sigma^2 \end{aligned}$$

$$D \sim \mathcal{N}\left(\mu_1 - \mu_2, \left(\frac{1}{p} + \frac{1}{q}\right) \sigma^2\right)$$

3) Estimateur de σ^2

Il y a deux estimateurs maximaux (non biaisés)

$$S_x^2 = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x}_p)^2$$

$$S_y^2 = \frac{1}{q-1} \sum_{i=1}^q (y_i - \bar{y}_q)^2$$

on a envie de poser
un estimateur pour σ^2
qui prenne S_x^2 et S_y^2
en compte.

Soit $\hat{\Sigma} = \frac{S_x^2 + S_y^2}{2}$? \leadsto biaisé

pas les bonnes propriétés.

Rappel
(ours)

$$\frac{(p-1) S_x^2}{\sigma^2} \underset{\sim}{\sim} \chi_{p-1}^2$$

$$\text{et } \frac{q-1 S_y^2}{\sigma^2} \underset{\sim}{\sim} \chi_{q-1}^2$$

Par le théorème de Cochran (S_x^2 et S_y^2 sont indépendants car les échantillons sont \perp)

$$\frac{(p-1) S_x^2}{\sigma^2} + \frac{(q-1) S_y^2}{\sigma^2} \sim \chi_{p+q-2}^2 \quad (*)$$

Je cherche S^2 tq: \rightarrow
On veut que

$$\frac{k S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2_k$$

bonne
(propriété
de l'estimateur de
la variance)

Je cherche S^2 ?

Posons $S^2 = \frac{1}{p+q-2} \left((p-1) S_x^2 + (q-1) S_y^2 \right)$.

J'ai bien $\frac{(p+q-2) S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2_{p+q-2}$ (en utilisant (*))

4) On veut mg $\frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \sim T_{p+q-2}$

On se rappelle la distribution: \checkmark

$$\frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} = \frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \cdot \frac{1}{\frac{S}{\sigma}} = \frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \cdot \frac{1}{\sqrt{\frac{S^2}{\sigma^2} (p+q-2)}} \sqrt{p+q-2}$$

• $D \sim \mathcal{N}(\mu_1 - \mu_2, \sigma^2 (\frac{1}{p} + \frac{1}{q}))$

$\Rightarrow \frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \sim \mathcal{N}(0, 1)$

• $(p+q-2) \frac{S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2_{p+q-2}$
(question 3)

Dans le cours on a:

$$\frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \cdot \frac{1}{\sqrt{\frac{S^2}{\sigma^2} (p+q-2)}} \sqrt{p+q-2} \sim T_{(p+q-2)}$$

$$5) \left[\begin{array}{l} \frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \sim T_{p+q-2} \quad (*) \\ \text{estimateur donc connu!} \end{array} \right.$$

$$\mu \triangleq \mu_1 - \mu_2$$

On note $t_{1-\alpha/2}$ la quantile de T_{p+q-2} d'ordre $1-\alpha/2$.

• (*) implique

$$IP \left(-t_{1-\alpha/2} \leq \frac{D - \mu}{S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \leq t_{1-\alpha/2} \right) = 1 - \alpha$$

$$= IP \left(-t_{1-\alpha/2} S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}} \leq D - \mu \leq t_{1-\alpha/2} S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}} - D \right) = 1 - \alpha$$

$$= IP \left(D - t_{1-\alpha/2} S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}} \leq \mu \leq D + t_{1-\alpha/2} S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}} \right) = 1 - \alpha$$

$$\frac{D - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}} \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

Si je pars de là, je vais me retrouver bloqué car σ et $\mu_1 - \mu_2$ sont inconnus!

$$IC_p = \left[D \pm t_{1-\alpha/2} S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}} \right]$$

6) $H_0: \mu_1 = \mu_2$ contre $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$ (test)

Annotations: $\mu_1 - \mu_2 = \mu = 0$ (pointing to H_0) and $\mu_1 - \mu_2 = \mu \neq 0$ (pointing to H_1)

$$\begin{aligned}
 \hookrightarrow S^2 &= \frac{1}{p+q-2} \left((p-1)S_x^2 + (q-1)S_y^2 \right) \\
 &= \frac{1}{p+q-2} \left(\sum_{i=1}^p x_i^2 - p\bar{x}_p^2 \right) + \left(\sum_{j=1}^q y_j^2 - q\bar{y}_q^2 \right) \\
 &= \frac{1}{22} \left(\sum_{i=1}^{15} x_i^2 - 15\bar{x}_{15}^2 \right) + \left(\sum_{j=1}^9 y_j^2 - 9\bar{y}_9^2 \right) \\
 &= \frac{1}{22} \left(\sum_{i=1}^{15} x_i^2 - 15 \left(\frac{1}{15} \sum_{i=1}^{15} x_i \right)^2 \right) + \left(\sum_{j=1}^9 y_j^2 - 9 \left(\frac{1}{9} \sum_{j=1}^9 y_j \right)^2 \right)
 \end{aligned}$$

$p=15$
 $q=9$

AN $S^2 = 1,54$

$$T(\mu) = \frac{(\bar{x}_p - \bar{y}_q) - \mu}{S \sqrt{\frac{1}{p} + \frac{1}{q}}}$$

\hookrightarrow Sous H_0 , la statistique de test est

$$T(0) = \frac{\bar{x}_{15} - \bar{y}_9}{S \left(\frac{1}{15} + \frac{1}{9} \right)^{1/2}} \sim T_{22}$$

• Zone de rejet :

$$Z_R = \left\{ |T(0)| \geq t_{p+q-2, 1-\frac{\alpha}{2}} \right\}$$

$$= \left\{ |T(0)| \geq t_{22, 0,985} \right\} \quad t_{22, 0,985} = 2,818$$

$$|T(0)| = 0,174$$

On a $|T(0)| < 2,818 \Rightarrow$ on ne rejette pas H_0

test de risque 1% $1 - \alpha = 0,99$

$$1 - \frac{\alpha}{2} = 0,985$$

Vocabulaire
Test \rightarrow on n'accepte pas
"on accepte H_1 "
| \rightarrow on rejette H_0
on ne rejette pas H_0