

## Exercice 7 Inégalité de Hölder

- $p, q, r > 0$  tq  $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = \frac{1}{r}$
- $X, Y$  deux r.a. admettant un moment d'ordre  $p$  et  $q$   
↳ pour pouvoir écrire  $\mathbb{E}[|X|^p]$  et  $\mathbb{E}[|Y|^q]$ .

Ainsi

$$\mathbb{E}[|XY|^r]^{\frac{1}{r}} \leq \mathbb{E}[|X|^p]^{\frac{1}{p}} \mathbb{E}[|Y|^q]^{\frac{1}{q}}$$

1) Montrer que  $\forall a, b > 0$

$$\frac{1}{n} (ab)^n \leq \frac{1}{p} a^p + \frac{1}{q} b^q$$

$$n, q, p > 0 \\ a, b > 0$$

Astuce :

Étudier la fonction

$$g_b : a \mapsto \frac{1}{p} a^p + \frac{1}{q} b^q - \frac{1}{n} (ab)^n$$

On veut montrer  $\underline{g_b(a) > 0}$ .

\*  $g_b$  une fonction de  $a$ , pour  $b$  fixé

↳ Je vais dériver par rapport à  $a$ .

\*  $a$  et  $b$  sont symétriques  $\rightarrow g_b(a)$  revient au même que  $g_a(b)$

$$gb(a) = \frac{1}{p} a^p + \frac{1}{q} b^q - \frac{1}{r} (ab)^r$$

$$gb'(a) = a^{p-1} - a^{r-1} b^r$$

$gb$  est une fonction de  $a$  donc dérivée par rapport à  $a$  !

$gb' > 0$   
Je devrais juste trouvez min  $gb > 0$   
Le minimum de  $gb$  est obtenu en  $a^*$

$$gb'(a^*) = 0$$

$$(a^*)^{p-1} - (a^*)^{r-1} b^r = 0 \Leftrightarrow a^* = b^{r/p-r}$$

### Astuce 2

Remarquer  $q = \frac{rp}{p-r}$

$$\text{car } \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = \frac{1}{r}$$

Minimum atteint en  $a^* = b^{r/p-r}$

donc le minimum est

$$\begin{aligned} g_b(a^*) &= \frac{1}{p} b^{\frac{rp}{p-r}} + \frac{1}{q} b^q - \frac{1}{r} b^{\frac{rq}{p-r}b^r} \\ \text{Astuce 2} \quad \downarrow &= \frac{1}{p} b^{\frac{rp}{p-r}} + \frac{1}{q} b^{\frac{rp}{p-r}} - \frac{1}{r} b^{\frac{r(p+1)}{p-r}} \end{aligned}$$

$$\text{Or } r \left( \frac{r}{p-r} + 1 \right) = r \frac{r+p-r}{p-r} = \frac{rp}{p-r}$$

$$= \overbrace{\left( \frac{1}{p} + \frac{1}{q} - \frac{1}{r} \right)}^{=0} b^{\frac{rp}{p-r}} = 0$$

On a bien  $g_b(a) \geq 0$ .

## 2) Inégalité de Hölder

Astuce 3

[Choisir  $a$  et  $b$  convenablement et appliquer 1)

Astuce 4

$$a = \frac{|x|}{(\mathbb{E}[|x|^p])^{1/p}} \quad \text{et} \quad b = \frac{|y|}{(\mathbb{E}[|y|^q])^{1/q}}$$

$$\frac{1}{r} \left( \frac{|x|}{(\mathbb{E}[|x|^p])^{1/p}} \frac{|y|}{(\mathbb{E}[|y|^q])^{1/q}} \right)^r \leq \frac{1}{p} \left( \frac{|x|}{\mathbb{E}[|x|^p]^{1/p}} \right)^p + \frac{1}{q} \left( \frac{|y|}{\mathbb{E}[|y|^q]^{1/q}} \right)^q$$

p.s.

$\downarrow$

$$\left( \frac{|x|}{\mathbb{E}[|x|^p]^{1/p}} \right)^r \leq \frac{r}{p} \left( \frac{|x|}{\mathbb{E}[|x|^p]^{1/p}} \right)^p + \frac{r}{q} \left( \frac{|y|}{\mathbb{E}[|y|^q]^{1/q}} \right)^q$$

p.s.

### Astuce 5

[Penser à l'espérance ! + utiliser  $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = \frac{1}{r}$ ]

$$\left( \frac{\mathbb{E}[|x||y|]}{\mathbb{E}[|x|^p]^{1/p} \mathbb{E}[|y|^q]^{1/q}} \right) \leq \frac{1}{p} \frac{\mathbb{E}[|x|^p]}{\mathbb{E}[|x|^p]^{1/p}} + \frac{1}{q} \frac{\mathbb{E}[|y|^q]}{\mathbb{E}[|y|^q]^{1/q}}$$

$= 1$

On prend la puissance  $r^{-1}$  de l'inégalité :

$$\frac{\mathbb{E} \left[ |X|^\gamma |Y|^r \right]^{1/r}}{(\mathbb{E}[|X|^p])^{1/p} (\mathbb{E}[|Y|^q])^{1/q}} < 1$$

On a donc (inégalité de Hölder)

$$(\mathbb{E} [|XY|^r])^{1/r} < (\mathbb{E} [|X|^p])^{1/p} (\mathbb{E} [|Y|^q])^{1/q}$$

3) On a

$$\mathbb{E} \left[ |X_m|^p \right] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0$$

$$\mathbb{E} \left[ |Y_m|^{\frac{2p}{p-2}} \right] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0$$

Montrer que  $X_m Y_m$  converge en moyenne quadratique vers 0.

### Astuce 6

On veut montrer

$$\mathbb{E} \left[ X_m^2 Y_m^2 \right] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0$$

Utiliser l'inégalité de Hölder

$$X_m \xrightarrow{L^2} X \quad \mathbb{E} \left[ (X_m - X)^2 \right] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0$$

### Astuce 7

L'inégalité de Hölder se réécrit (en prenant la puissance  $\tau$ )

$$\mathbb{E}[|XY|^\tau] \leq (\mathbb{E}[|X|^p])^{q/p} (\mathbb{E}[|Y|^q])^{p/q} \quad (*)$$

### Astuce 8

Appliquer Hölder avec  $\tau = 2$ ,  $q = \frac{2p}{p-2}$

On vérifie :  $\frac{1}{q} + \frac{1}{p} = \frac{1}{\tau}$

Je peux appliquer (\*)

$$\mathbb{E}[|XY|^2] \leq (\underbrace{\mathbb{E}[|X_m|^p]}_{\xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0})^{2/p} (\underbrace{\mathbb{E}[|Y_n|^{2p/(p-2)}]}_{\xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0})^{p/2/p}$$

$\xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0$

$\xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0$

$\xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0$

## TD Feuille 2

### Exo 1

$X$  v.a. de moyenne  $\mu$ , variance  $\sigma^2$   
 $\mu$  et  $\sigma^2$  inconnues. On veut les estimer

$X_1, \dots, X_m$  v.a. indép. et de m loi que  $X$

1)

### Astuces

C'est du cours.

L'estimation de la moyenne est  $\bar{X}_m = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$

Estimateur de la moyenne

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

$X_i = 1, 2, 1, 2, 1, 1 \dots$   
moyenne empirique

## Astuce 2

$$\mathbb{E}[\alpha] = \alpha$$

deterministe

Compréhension de l'énoncé

- Bias  $\mathbb{E}[\bar{x}_m - \mu] = \mathbb{E}[\bar{x}_m] - \mu$

Sans bias il faut que  $\mathbb{E}[\bar{x}_m - \mu] = 0$

càd  $\mathbb{E}[\bar{x}_m] = \mu$

- Erreur quadratique moyenne

$$\mathbb{E}[(\bar{x}_m - \mu)^2] \text{ à calculer}$$

- Normalité asymptotique : il faut que :

$$\sqrt{n}(\bar{x}_m - \mu) \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{D}} \mathcal{N}$$

- $\bar{x}_m$  estim. de la moyenne

$$\mathbb{E}[\bar{x}_m] = \mathbb{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i\right] \stackrel{\text{linéarité de } \mathbb{E}}{=} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[x_i]$$

$x_i$   
de même  
 $\mu_{\text{moy.}} = \mu$

erreur  
quadratique

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[(\bar{x}_n - \mu)^2] &= \mathbb{E}[(\bar{x}_n - \mathbb{E}[\bar{x}_n])^2] \\
 &= \text{Var}(\bar{x}_n) \\
 &= \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i\right) \\
 &= \frac{1}{n^2} \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n x_i\right) \quad \xrightarrow{\text{}} x_i \text{ indépendantes} \\
 &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(x_i) \quad \xrightarrow{\text{}} x_i \text{ de m\^eme variance} \\
 &= \frac{\sigma^2}{n} \quad \sigma^2
 \end{aligned}$$

- Normalité asymptotique
    - ✗ Pas de déf de w en loi
    - ✓ TCL
  - $x_i$  i.i.d
  - $\sigma^2 > 0$ , variance,  $\mathbb{E}[x_1] = \mu$
- Par le TCL,  $\sqrt{n}(\bar{x}_n - \mu) \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{L} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$

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

→ C'est l'estimateur  
de la moyenne

Comment expliquer ce choix ?

### Assez 3

[ Remarquer  $\text{Var}(x) = \mathbb{E}[(x-\mu)^2]$  ]

↑  
espérance

- Un estimateur naturel serait

$$\sigma_m^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 .$$

- $\mu$  inconnue. Un estimateur doit faire apparaître que des quantités connues
- Donc on remplace  $\mu$  par son estimateur  $\bar{x}_m$

$$\hat{\sigma}_m^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_m)^2$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2x_i \bar{x}_m + \bar{x}_m^2)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{2}{n} \bar{x}_m \left( \sum_{i=1}^n x_i \right) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{x}_m^2$$

$$= \underline{\quad} - 2 \bar{x}_m \underline{\bar{x}_m} + \bar{x}_m^2$$

$$= \underline{\quad} - \bar{x}_m^2$$

$$3) \hat{\sigma_m^2} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x}_m)^2$$

$$\text{On veut montrer } \hat{\sigma_m^2} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 - (\bar{x}_m - \mu)^2$$

### Astuce 4

Faire apparaître  $\mu$ .

$$\hat{\sigma_m^2} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((x_i - \mu) + (\mu - \bar{x}_m))^2$$

$$\begin{aligned} \hat{\sigma_m^2} &= \frac{1}{m} \left[ \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 + 2 \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)(\mu - \bar{x}_m) + \sum_{i=1}^m (\mu - \bar{x}_m)^2 \right] \\ &= \frac{1}{m} \left[ \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 + 2(\mu - \bar{x}_m) \left[ \sum_{i=1}^m (x_i - \mu) \right] + m(\mu - \bar{x}_m)^2 \right] \\ &= \frac{1}{m} \left[ \cancel{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2} + 2(\mu - \bar{x}_m)m(\bar{x}_m - \mu) + \cancel{-2(\mu - \bar{x}_m)^2 m} \right] \end{aligned}$$

$\sum_{i=1}^m x_i = m \bar{x}_m$

$$\hat{\sigma}_m^2 = \underbrace{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2}_{\text{1er terme}} - \boxed{(\mu - \bar{x}_m)^2}.$$

4)  $\tau^4 = \mathbb{E}[(x - \mu)^4]$  (motivation)

Normalité asymptotique de  $\hat{\sigma}_m^2$

$$\sqrt{m} (\hat{\sigma}_m^2 - \sigma^2) \xrightarrow[m \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}$$

$$\hat{\sigma}_m^2 = \underline{1er terme} + \underline{2ème terme}$$

- 1er terme TCL  $\cdot (x_i - \mu)^2$  i.i.d.

- $\mathbb{E}[(x_i - \mu)^2] = \mathbb{E}[(x_i - \mathbb{E}[x_i])^2]$

$$= \text{Var}(x_i) = \sigma^2$$

$$\text{Var}(x) = \mathbb{E}[x^2] - \mathbb{E}[x]^2$$

- $\text{Var}((x_i - \mu)^2) = \mathbb{E}[(x_i - \mu)^4] - \mathbb{E}[(x_i - \mu)^2]^2$

$$= \tau^4 - \sigma^4$$

$$\sqrt{m} \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 - \sigma^2 \right) \xrightarrow[m \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \tau^4 - \sigma^4)$$

• 2ème terme  $(\bar{X}_n - \psi)^2$

Se voit :  $\sqrt{n} (\bar{X}_n - \psi) \xrightarrow{\text{L}} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$

on va pas pouvoir utiliser le TCL

$$\sqrt{n} (\bar{X}_n - \psi)^2 = \underbrace{\sqrt{n}(\bar{X}_n - \psi)}_{\text{Term 2a)}} \underbrace{(\bar{X}_n - \mu)}_{\text{Term 2b}} \quad \leftarrow$$

Term 2a)  $\xrightarrow{\text{TCL}}$   
 Term 2b) converge en proba

Slutsky  $\rightarrow$  on pourra conclure