

# ***Statistiques (STA1)***

## **Cours III – Théorèmes asymptotiques, théorème de Neyman-Pearson**

---

Luca Ganassali

*Laboratoire de Mathématiques d'Orsay, Université Paris-Saclay*

Jeudi 2 octobre 2025

**Previously in STA1...**

---

Si les  $(X_1, \dots, X_n)$  sont i.i.d. de loi  $\text{Exp}(\lambda)$  (densité  $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ ,  $x \geq 0$ ), quel est l'estimateur du maximum de vraisemblance de  $\lambda$  ?

La vraisemblance s'écrit

$$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \lambda e^{-\lambda x_i} = \lambda^n \exp\left(-\lambda \sum_{i=1}^n x_i\right).$$

La log-vraisemblance est

$$\ell(\lambda) = \ln L(\lambda) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i.$$

En dérivant et en annulant :

$$\ell'(\lambda) = \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i = 0 \implies \hat{\lambda}_{\text{MLE}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i} = 1/\bar{X}.$$

De plus  $\ell''(\lambda) = -n/\lambda^2 < 0$ , donc  $\ell$  est concave : il s'agit bien d'un maximum.

## **Théorèmes asymptotiques – Lemme de Slutsky**

---

## Lemme de Slutsky : exemple

Exemple :  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d., moyenne  $\mu \in \mathbb{R}$  inconnue, variance finie  $\sigma^2 > 0$  inconnue. On veut un IC asymptotique pour  $\mu$ .

**Méthode pivotale.** Théorème central limite :

$$\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \mathcal{N}(0, 1).$$

On a donc

$$\begin{aligned} \mathbb{P} \left( \mu \in \left[ \bar{X} \pm \frac{\sigma q_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right] \right) &= \mathbb{P} \left( \sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \in [\pm q_{1-\alpha/2}] \right) \\ &\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \mathbb{P} (\mathcal{N}(0, 1) \in [\pm q_{1-\alpha/2}]) = 1 - \alpha. \end{aligned}$$

IC asymptotique de proba de couverture  $1 - \alpha$  :  $\left[ \bar{X} \pm \frac{\sigma q_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right]$ .

**Problème.** Cet "IC" dépend de  $\sigma$  qui est inconnu !  $\rightarrow$  ce n'est pas un IC.



## Lemme de Slutsky : exemple

**Idée.** Remplacer  $\sigma$  par un estimateur  $\rightarrow \sqrt{\hat{\sigma}^2}$  ( $\hat{\sigma}^2$  estimateur non biaisé de la variance). On a que

$$\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}} = \underbrace{\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma}}_{\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \mathcal{N}(0,1)} \times \underbrace{\frac{\sigma}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}}}_{\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p.s.} 1}$$

Question : a-t-on le droit de multiplier des limites en loi ?

Réponse : Non, en général. Prendre  $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$  et  $Y = X$ ,  $XY = X^2 \geq 0$  p.s., mais le produit de deux  $\mathcal{N}(0, 1)$  indépendantes n'est pas positif p.s. !

**Mais** ici on peut le faire, c'est le **Lemme de Slutsky** qui permet de l'établir !



## Lemme de Slutsky : énoncé

**Lemme de Slutsky.** Si on a les convergences en loi  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} X$  et  $Y_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} c$  où  $c$  est constante, alors  $(X_n, Y_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} (X, c)$  en tant que couple, et en particulier,  $X_n + Y_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} X + c$ ,  $X_n Y_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} cX$  et si  $c$  est réel et  $c \neq 0$  alors  $X_n/Y_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} X/c$ .

(Lemme admis)

Dans notre cas,  $\hat{\sigma}^2 \rightarrow \sigma^2$  p.s. par la LGN donc  $\sqrt{\hat{\sigma}^2}/\sigma \rightarrow 1$  p.s. par continuité et donc en loi aussi. La limite est une constante.

D'autre part  $\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \mathcal{N}(0, 1)$  par le TCL.

Par le Lemme de Slutsky,

$$\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}} = \underbrace{\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma}}_{\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \mathcal{N}(0,1)} \times \underbrace{\frac{\sigma}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}}}_{\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p.s.} 1} \rightarrow \mathcal{N}(0, 1).$$

L'IC asymptotique devient  $\left[ \bar{X} \pm \frac{\sqrt{\hat{\sigma}^2} q_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right] \rightarrow$  ne dépend plus de paramètres inconnus !

## **Théorèmes asymptotiques – Méthode Delta**

---



## Méthode Delta : exemple

Exemple :  $X_1, \dots, X_n$  i.i.d.  $\text{Exp}(\lambda)$  (densité  $x \rightarrow \mathbf{1}_{x \geq 0} \lambda e^{-\lambda x}$ ),  $\lambda > 0$  inconnu.

On a que (LGN)  $\bar{X} \rightarrow \mathbb{E}[X_1] = 1/\lambda$ , on pose donc  $\hat{\lambda} = 1/\bar{X}$ . On a par le TCL que

$$\sqrt{n}(\bar{X} - 1/\lambda) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \mathcal{N}(0, \text{Var}(X_1) = 1/\lambda^2).$$

Question :

$$\sqrt{n}(\hat{\lambda} - \lambda) = \sqrt{n}(1/\bar{X} - \lambda) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} ?$$

$\bar{X}$  est asymptotiquement normal. Est-ce que  $1/\bar{X}$  aussi... ?

**Problème.**  $\frac{1}{\text{Gaussienne}}$  c'est pas super Gaussien...



**Idée.** Le TCL c'est un DL d'ordre 1 ! Donc avec Taylor on pourrait avoir quelque chose ! C'est la **méthode Delta**.

**Méthode Delta (cas réel).** Soient  $(X_n)_{n \geq 1}$  des variables aléatoires et  $(v_n)_{n \geq 1}$  une suite de nombres réels positifs telle que  $v_n \rightarrow +\infty$ . On suppose qu'il existe un réel  $a$  et une variable aléatoire  $X$  tels que

$$v_n(X_n - a) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} X.$$

Soit  $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction différentiable en  $a$ . Alors

$$v_n(g(X_n) - g(a)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} g'(a) \times X.$$



Puisque  $g$  est différentiable en  $a$ , on peut écrire un développement de Taylor de  $g(x)$  en  $x = a$  :

$$g(x) = g(a) + (x - a)g'(a) + (x - a)\varepsilon(x),$$

avec  $\varepsilon$  continue sur  $\mathbb{R} \setminus \{a\}$  et  $\varepsilon(x) \xrightarrow{x \rightarrow a} 0$ . On peut alors prolonger  $\varepsilon$  par continuité en  $a$  avec  $\varepsilon(a) = 0$ .

Comme  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} a$  en loi par le Lemme de Slutsky, et donc en probabilité, par continuité on a  $\varepsilon(X_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \varepsilon(a) = 0$ . Ainsi, pour tout  $n$ ,

$$g(X_n) = g(a) + (X_n - a)(g'(a) + \varepsilon(X_n)),$$

avec  $g'(a) + \varepsilon(X_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} g'(a)$  (constante). On applique encore le lemme de Slutsky pour conclure :

$$v_n(g(X_n) - g(a)) = (g'(a) + \varepsilon(X_n)) v_n(X_n - a) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} g'(a) \times X.$$



On avait

$$\sqrt{n}(\bar{X} - 1/\lambda) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} \mathcal{N}(0, \text{Var}(X_1) = 1/\lambda^2).$$

En on veut étudier  $g(\bar{X}) = 1/\bar{X}$ .  $g$  est différentiable,  $g'(x) = -1/x^2$ , et donc d'après la méthode Delta

$$\sqrt{n}(\hat{\lambda} - \lambda) = \sqrt{n}(1/\bar{X} - 1/\lambda) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{(d)} g'(1/\lambda) \times \mathcal{N}(0, 1/\lambda^2) \stackrel{(d)}{=} -\lambda^2 \times \mathcal{N}(0, 1/\lambda^2) \stackrel{(d)}{=} \mathcal{N}(0, \lambda^2).$$

## **Tests uniformément plus puissants, Théorème de Neyman-Pearson**

---

**Rappel sur les tests.** Pour un test, on contrôle l'erreur de première espèce (niveau)  $\alpha$ , mais pas sa puissance  $\beta$ .

Question : A niveau  $\alpha$  fixé, quel est le test ayant la meilleure puissance  $\beta$  ?

On se place dans un modèle paramétrique  $(\mathcal{Z}, (\mathbb{P}_\theta)_{\theta \in \Theta})$ . Un test de région de rejet  $\mathcal{R}$  est **uniformément plus puissant de niveau  $\alpha$  (UPP( $\alpha$ ))** pour tester  $H_0 : \theta \in \Theta_0$  contre  $H_1 : \theta \in \Theta_1$  si:

(i) il est de niveau  $\alpha$  (pour tout  $\theta \in \Theta_0$ ), i.e.

$$\sup_{\theta \in \Theta_0} \mathbb{P}_\theta(\mathcal{R}) \leq \alpha.$$

(ii) Pour tout  $\theta \in \Theta_1$ , sa puissance  $\pi(\theta) = \mathbb{P}_\theta(\mathcal{R})$  est supérieure à la puissance de tout autre test de niveau  $\alpha$ .

On se place dans le cas où  $H_0 : \theta = \theta_0$  et  $H_1 : \theta = \theta_1$ . On parle d'**hypothèses simples**. Dans ce cas, on sait construire des tests UPP( $\alpha$ ): c'est le **Théorème de Neyman-Pearson**.

**Théorème de Neyman-Pearson (cas de deux hyp. simples)** On se place dans un modèle  $(\mathcal{Z}, (\mathbb{P}_\theta)_{\theta \in \Theta})$  que l'on suppose dominé. On note  $L$  sa vraisemblance. Supposons qu'il existe  $k_\alpha > 0$  tel que le test de région de rejet

$$\mathcal{R} = \left\{ z \in \mathcal{Z} : \frac{L(\theta_1; z)}{L(\theta_0; z)} > k_\alpha \right\}$$

soit de niveau  $\alpha$ . Alors, ce test est UPP( $\alpha$ ) pour tester  $H_0 : \theta = \theta_0$  contre  $H_1 : \theta = \theta_1$ .

## Preuve du Théorème de Neyman-Pearson (cas de deux hyp. simples)

Supposons que  $k_\alpha$  existe. On note

$$\mathcal{R} = \left\{ z \in \mathcal{Z} : \frac{L(\theta_1; z)}{L(\theta_0; z)} > k_\alpha \right\}.$$

Soit  $\mathcal{R}_\alpha$  une autre région de rejet de niveau  $\alpha$ .

On note

$$A := \mathcal{R}_\alpha \setminus \mathcal{R} \quad \text{et} \quad B := \mathcal{R} \setminus \mathcal{R}_\alpha.$$

En général, pour tout  $\theta$ , on a :

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}_\theta(Z \in \mathcal{R}_\alpha) - \mathbb{P}_\theta(Z \in \mathcal{R}) \\ &= (\mathbb{P}_\theta(\mathcal{R}_\alpha \setminus \mathcal{R}) + \mathbb{P}_\theta(\mathcal{R}_\alpha \cap \mathcal{R})) - (\mathbb{P}_\theta(\mathcal{R} \setminus \mathcal{R}_\alpha) + \mathbb{P}_\theta(\mathcal{R}_\alpha \cap \mathcal{R})) \\ &= \mathbb{P}_\theta(A) - \mathbb{P}_\theta(B). \end{aligned}$$



## Preuve du Théorème de Neyman-Pearson (cas de deux hyp. simples)

Par ailleurs, comme  $B \subseteq \mathcal{R} = \left\{ z : \frac{L(\theta_1; z)}{L(\theta_0; z)} > k_\alpha \right\}$ ,

$$\mathbb{P}_{\theta_1}(B) = \int_B L(\theta_1, z) d\xi(z) \geq k_\alpha \int_B L(\theta_0, z) d\xi(z) = k_\alpha \mathbb{P}_{\theta_0}(B),$$

et de même, comme  $A \subseteq \mathcal{R}^c$ ,

$$\mathbb{P}_{\theta_1}(A) = \int_A L(\theta_1, z) d\xi(z) \leq k_\alpha \int_A L(\theta_0, z) d\xi(z) = k_\alpha \mathbb{P}_{\theta_0}(A)$$

On en déduit :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{\theta_1}(Z \in \mathcal{R}_\alpha) - \mathbb{P}_{\theta_1}(Z \in \mathcal{R}) &= \mathbb{P}_{\theta_1}(A) - \mathbb{P}_{\theta_1}(B) \leq k_\alpha (\mathbb{P}_{\theta_0}(A) - \mathbb{P}_{\theta_0}(B)) \\ &= k_\alpha (\mathbb{P}_{\theta_0}(Z \in \mathcal{R}_\alpha) - \mathbb{P}_{\theta_0}(Z \in \mathcal{R})) \\ &= k_\alpha (\alpha - \alpha) = 0. \end{aligned}$$

Ainsi, la puissance de  $\mathcal{R}_\alpha$  est nécessairement inférieure ou égale à celle de  $\mathcal{R}$ . □

## Théorème de Neyman-Pearson : Peut-on trouver $k_\alpha$ ?

Question : existe-t-il toujours  $k_\alpha > 0$  tel que

$$\mathcal{R} = \left\{ z \in \mathcal{Z} : \frac{L(\theta_1; z)}{L(\theta_0; z)} > k_\alpha \right\}$$

définisse un test de niveau  $\alpha$ ?

**Cas continu : oui !** Théorème des valeurs intermédiaires avec l'application

$$h : \mathbb{R}_+ \rightarrow [0, 1], \quad k \mapsto \mathbb{P}_{\theta_0} \left( \frac{L(\theta_1; z)}{L(\theta_0; z)} > k \right).$$

**Cas continu : non.** En général  $k_\alpha$  n'existe pas pour tout  $\alpha$ ...

Merci !

Rdv en TD pour les questions et la pratique de ces notions.

(contenu du cours disponible sur ma page web : [lganassali.github.io](https://lganassali.github.io))