

# Estimation

Lorenzo Segoni

20 novembre 2025



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Méthodes d'estimation</b>	<b>1</b>
1.1	Modèles et estimations statistiques . . . . .	1
1.1.1	Modèles statistiques . . . . .	1
1.1.2	Estimateur statistique . . . . .	3
1.1.3	Propriétés asymptotiques . . . . .	7
1.2	Propriétés asymptotiques . . . . .	9
1.2.1	Estimation de $\theta$ à partir d'un estimateur de $g(\theta)$ . . . . .	10
1.3	Méthode des moments . . . . .	11
<b>2</b>	<b>Méthode du maximum de vraisemblance</b>	<b>15</b>



# Chapitre 1

## Méthodes d'estimation

### 1.1 Modèles et estimations statistiques

#### 1.1.1 Modèles statistiques

Première étape de la démarche statistique : la modélisation

On observe une donnée  $x$ .

**Définition 1.1** (Modèle statistique). On suppose que  $x$  est la réalisation d'une variable aléatoire  $X$  de loi  $P_X$  (inconnue). On postule que  $P_X$  appartient à une famille de lois de probabilités spécifiée :

$$\{P_\theta, \theta \in \Theta\}.$$

**Remarque 1.1.** Un modèle est toujours faux : la réalité est trop complexe pour être décrite parfaitement. L'enjeu est que l'approximation apportée par le modèle soit suffisamment fidèle pour répondre à la question posée. En pratique, ce sont souvent les spécialistes du domaine (médecine, biologie, économie, etc.) qui proposent ou discutent le modèle.

Deuxième étape : l'inférence statistique

À partir du modèle  $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$  et d'une observation  $X$ , on cherche à obtenir des informations sur la loi réelle  $P_X$ .

**Définition 1.2** (Modèle statistique). Un modèle statistique est un triplet :

$$(E, \mathcal{E}, (P_\theta)_{\theta \in \Theta})$$

où :

- $(E, \mathcal{E})$  est un espace mesurable (dans ce cours, on retiendra surtout que  $X \in E$ ) ;
- $(P_\theta)_{\theta \in \Theta}$  est une famille de lois de probabilité sur  $E$  ;
- $\Theta$  est l'ensemble des paramètres.

Si  $\Theta \subset \mathbb{R}^d$  avec  $d \geq 1$ , le modèle est dit **paramétrique**. Sinon, il est dit **non paramétrique**.

**Exemple 1.1.** 1. **Jeu de pile ou face répété  $n$  fois :**

$$E = \{0, 1\}^n, \quad \Theta = ]0, 1[, \quad P_\theta = (\mathcal{B}(\theta))^{\otimes n}.$$

Une observation est  $X = (X_1, \dots, X_n) \in \{0, 1\}^n$ , avec  $X_i$  des variables aléatoires indépendantes de loi  $\mathcal{B}(\theta)$ .

2. **Modélisation de la taille d'individus par une loi normale.** On observe sur un échantillon de taille  $n$  :

$$E = \mathbb{R}^n, \quad X = (X_1, \dots, X_n), \quad X_i \text{ variables aléatoires indépendantes de loi } \mathcal{N}(m, \sigma^2),$$

avec

$$\Theta = \{(m, \sigma^2) : m \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0\} \subset \mathbb{R}^2.$$

3. **Même population, mais modélisation par une loi à densité sur  $[0.5, 2.5]$  :**

$$\Theta = \{f : [0.5, 2.5] \rightarrow \mathbb{R}_+ \mid f \text{ est une densité}\}.$$

Il s'agit alors d'un **modèle non paramétrique**.

**Valeur vraie du paramètre.** Le point clé de la modélisation est qu'il existe une valeur vraie  $\theta^* \in \Theta$  telle que :

$$P_X = P_{\theta^*}.$$

Mais  $\theta^*$  est inconnue

Dans toute la suite, on notera simplement  $\theta$  pour  $\theta^*$ .

On utilisera les notations :

$$\mathbb{P}_\theta \quad \text{et} \quad \mathbb{E}_\theta$$

pour bien marquer la dépendance en  $\theta$ . Et on a que  $X$  dépend de  $\theta$

$$\begin{aligned} P(X \in A) &= P_X(A) = P_{\theta^*}(A), \\ P_\theta(X \in A) &= P_\theta(A). \end{aligned}$$

**Remarque 1.2.** On considérera souvent une observation  $X$  comme un  $n$ -échantillon de variables aléatoires *iid* de loi  $Q_\theta$  :

$$P_\theta = (Q_\theta)^{\otimes n}.$$

On peut alors définir le modèle statistique comme la famille  $\{Q_\theta, \theta \in \Theta\}$ .

**Définition 1.3** (Identifiabilité). Un modèle  $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$  est dit **identifiable** si :

$$P_{\theta_1} = P_{\theta_2} \Rightarrow \theta_1 = \theta_2.$$

### 1.1.2 Estimateur statistique

On suppose que le modèle  $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$  est identifiable. On observe  $X$  et on s'intéresse à une quantité d'intérêt  $g(\theta)$ , où :

$$g : \Theta \rightarrow \mathbb{R}^p, \quad p \geq 1.$$

**Définition 1.4** (Statistique et estimateur). — Une **statistique**  $T(X)$  est une fonction mesurable de  $X$  (éventuellement de paramètres connus), qui ne dépend pas de  $\theta$ .

— Un **estimateur** de  $g(\theta)$  est une statistique  $\hat{g} = h(X)$  à valeurs dans  $\mathbb{R}^p$  (avec  $h$  mesurable).

**Exemple 1.2.** Pour un  $n$ -échantillon  $(X_1, \dots, X_n)$ , les objets suivants sont des sta-

tistiques :

$$\bar{X}_n, \quad X_1, \quad X_2^2 \cdot X_8, \quad 0.$$

**Remarque 1.3.** Si l'on dispose d'une réalisation  $x$  de  $X$ , alors  $\hat{g}(x)$  est appelé un **estimé** de  $g(\theta)$ . Par abus, on note souvent  $\hat{g}$  à la fois l'estimateur (variable aléatoire) et son estimé (valeur numérique).

**Notation 1.1** (Estimateur plug-in). Si  $\hat{\theta}$  est un estimateur de  $\theta$ , un estimateur naturel de  $g(\theta)$  est :

$$g(\hat{\theta}).$$

On appelle cela un **estimateur plug-in**. Sa qualité dépend de la qualité de  $\hat{\theta}$  et de la régularité de  $g$ .

**Définition 1.5** (Risque quadratique). Le risque quadratique de  $\hat{g}$  est défini, pour tout  $\theta \in \Theta$ , par :

$$R(\hat{g}, g(\theta)) = \mathbb{E}_\theta[(\hat{g} - g(\theta))^2] \in [0, +\infty].$$

**Remarque 1.4. Lien avec inégalité de Markov :** Par l'inégalité de Markov,

$$\mathbb{P}_\theta(|\hat{g} - g(\theta)| > \varepsilon) \leq \frac{R(\hat{g}, g(\theta))}{\varepsilon^2}.$$

Ainsi, plus le risque quadratique est petit, plus l'estimateur est concentré autour de la valeur vraie.

**Existe-t-il un estimateur optimal ?** On pourrait souhaiter qu'il existe un estimateur  $\hat{g}$  meilleur que tous les autres pour tout  $\theta$ , c'est-à-dire :

$$\exists \hat{g} \text{ tel que } \forall \theta \in \Theta, \forall \hat{g}' \text{ estimateur, } R(\hat{g}, g(\theta)) \leq R(\hat{g}', g(\theta))$$

La réponse est en général **non**.

**Exemple 1.3** (Comparaison de deux estimateurs). Considérons le modèle :

$$\{(\mathcal{N}(\theta, 1))^{\otimes n}, \theta \in \mathbb{R}\}.$$



Deux estimateurs de  $\theta$  :

$$\hat{\theta}_1 = \bar{X}_n, \quad \hat{\theta}_2 = 0.$$

On a :

$$R(\hat{\theta}_1, \theta) = \frac{1}{n}, \quad R(\hat{\theta}_2, \theta) = \theta^2.$$

De plus :

$$\mathbb{E}_\theta[\hat{\theta}_1] = \theta, \quad \text{Var}_\theta(\hat{\theta}_1) = \frac{1}{n}.$$

Conclusion :

- $\hat{\theta}_1$  est sans biais avec un risque constant  $1/n$ .
- $\hat{\theta}_2$  est biaisé, mais pour  $|\theta| < \frac{1}{\sqrt{n}}$ , son risque est inférieur à celui de  $\hat{\theta}_1$ .

Ainsi, même un estimateur « stupide » comme  $\hat{\theta}_2$  peut être meilleur que l'estimateur usuel  $\bar{X}_n$  pour certaines valeurs de  $\theta$ . Bien sûr, plus  $n$  est grand, plus l'intervalle de  $\theta$  où  $\hat{\theta}_2$  est meilleur devient petit.

**Proposition 1.1** (Décomposition biais-variance). *Pour tout  $\theta \in \Theta$ , on a :*

$$R(\hat{g}, g(\theta)) = \left( \mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta) \right)^2 + \mathbb{E}_\theta \left[ (\hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}])^2 \right].$$

*Autrement dit :*

$$R(\hat{g}, g(\theta)) = B(\hat{g}, g(\theta))^2 + \text{Var}_\theta(\hat{g}),$$

*où  $B(\hat{g}, g(\theta))$  est le biais de  $\hat{g}$ .*

**Définition 1.6** (Biais). Le biais d'un estimateur  $\hat{g}$  est défini par la fonction :

$$\theta \mapsto B(\hat{g}, g(\theta)) = \mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta).$$

On dit que  $\hat{g}$  est **sans biais** si, pour tout  $\theta \in \Theta$  :

$$\mathbb{E}_\theta[\hat{g}] = g(\theta).$$

---

*Idée de la preuve.* On écrit :

$$(\hat{g} - g(\theta))^2 = \left( \hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}] + \mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta) \right)^2,$$

puis on développe et on prend l'espérance. □

*Démonstration.* On part de l'identité :

$$\hat{g} - g(\theta) = (\hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}]) + (\mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta)).$$

En élevant au carré, on obtient :

$$(\hat{g} - g(\theta))^2 = (\hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}])^2 + 2(\hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}])(\mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta)) + (\mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta))^2.$$

En prenant l'espérance, le terme croisé disparaît car

$$\mathbb{E}_\theta[\hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}]] = 0.$$

Ainsi :

$$\mathbb{E}_\theta[(\hat{g} - g(\theta))^2] = \mathbb{E}_\theta[(\hat{g} - \mathbb{E}_\theta[\hat{g}])^2] + (\mathbb{E}_\theta[\hat{g}] - g(\theta))^2.$$

On reconnaît la variance et le carré du biais, ce qui donne :

$$R(\hat{g}, g(\theta)) = \text{Var}_\theta(\hat{g}) + B(\hat{g}, g(\theta))^2.$$

□

**Remarque 1.5.** Si  $\hat{g}$  est sans biais, c'est-à-dire  $\mathbb{E}_\theta[\hat{g}] = g(\theta)$ , alors  $B(\hat{g}, g(\theta)) = 0$  et

$$R(\hat{g}, g(\theta)) = \text{Var}_\theta(\hat{g}).$$

### Interprétation :

- Le **biais** mesure l'erreur systématique faite par l'estimateur (erreur d'approximation).
- La **variance** mesure les fluctuations aléatoires de l'estimateur autour de sa moyenne (erreur d'estimation).

### Remarques sur les estimateurs sans biais

Si  $\hat{g}$  est sans biais :

$$R(\hat{g}, g(\theta)) = \text{Var}_\theta(\hat{g}).$$

On s'intéresse alors aux estimateurs sans biais ayant la variance minimale. On appelle un tel estimateur un **estimateur UVMB** (Uniformément de Variance Minimale parmi les estimateurs Sans Biais).

Il existe des méthodes (exhaustivité, complétude, théorème de Lehmann-Scheffé) pour caractériser directement de tels estimateurs.

**Remarque 1.6.** Un estimateur sans biais n'est pas toujours le meilleur choix : un estimateur **avec biais** peut avoir un risque quadratique plus petit. De plus, il n'existe pas toujours d'estimateur sans biais pour une quantité donnée.

**Exemple 1.4** (Impossibilité d'un estimateur sans biais). Soit  $X \sim \mathcal{E}(\theta)$  une loi exponentielle de paramètre  $\theta > 0$ . Supposons qu'il existe un estimateur sans biais  $\hat{\theta} = h(X)$  de  $\theta$ . Alors, pour tout  $\theta > 0$ , il faudrait :

$$\int_0^\infty h(x) \theta e^{-\theta x} dx = \theta.$$

Or, cette condition n'admet pas de solution mesurable  $h$ , donc un tel estimateur n'existe pas.

**Remarque 1.7.** Même si  $\hat{\theta}$  est un estimateur sans biais de  $\theta$ , en général  $g(\hat{\theta})$  n'est pas un estimateur sans biais de  $g(\theta)$ . Ainsi, la propriété « sans biais » n'est pas stable par transformation.

### 1.1.3 Propriétés asymptotiques

On se place avec  $n$  observations. On pose  $\hat{g}_n$  un estimateur de  $g(\theta)$ .

**Définition 1.7** (Consistance). On dit que la suite  $(\hat{g}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est **consistante** si pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\hat{g}_n \xrightarrow[\mathbb{P}_\theta]{n \rightarrow +\infty} g(\theta).$$

Elle est dite **fortement consistante** si pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\hat{g}_n \xrightarrow[\text{p.s.}]{n \rightarrow +\infty} g(\theta).$$

**Remarque 1.8.** On dira seulement que  $\hat{g}_n$  est consistant si  $(\hat{g}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est consistante.

- La convergence doit avoir lieu pour tout  $\theta \in \Theta$ .
- La consistance est une propriété “faible”. S'il existe un estimateur consistant,

alors il en existe une infinité : si  $\hat{g}_n$  est consistant et si  $(a_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est telle que  $a_n \rightarrow 1$ , alors  $a_n \hat{g}_n$  est consistant.

— En revanche, les estimateurs non consistants sont à exclure.

**Définition 1.8** (Estimateur asymptotiquement sans biais). On suppose que pour tout  $\theta \in \Theta$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,

$$\mathbb{E}_\theta [\|\hat{g}_n\|] < +\infty.$$

On dit que  $\hat{g}_n$  est **asymptotiquement sans biais** si pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\mathbb{E}_\theta[\hat{g}_n] \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} g(\theta).$$

**Définition 1.9** (Normalité asymptotique). On dit que  $\hat{g}_n$  est **asymptotiquement normal** si pour tout  $\theta \in \Theta$ , il existe  $\Sigma(\theta) > 0$  tel que

$$\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta)) \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\text{loi}} \mathcal{N}(0, \Sigma(\theta)).$$

**Remarque 1.9.** — Si  $\hat{g}_n$  est asymptotiquement normal, alors  $\hat{g}_n$  est consistant.

— Plus généralement, on peut remplacer “ $\sqrt{n}$ ” par  $a_n$  où  $a_n \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} +\infty$ . On dit alors que  $\frac{1}{a_n}$  est la vitesse de convergence asymptotique.

**Proposition 1.2.** Soit  $\hat{g}_n$  un estimateur asymptotiquement normal de  $g(\theta)$  de variance asymptotique  $\Sigma(\theta)$ . Soit  $\hat{\Sigma}_n$  un estimateur de  $\Sigma(\theta)$  consistant, c'est-à-dire pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\hat{\Sigma}_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}_\theta} \Sigma(\theta).$$

Alors

$$\frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\text{loi}} \mathcal{N}(0, 1).$$

*Démonstration.* Conséquence du **lemme de Slutsky**.

On écrit

$$\frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}} = \frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\Sigma(\theta)}} \cdot \frac{\sqrt{\Sigma(\theta)}}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}},$$

avec :

$$\frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\Sigma(\theta)}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\text{loi}} \mathcal{N}(0, 1) \text{ par hypothèse,}$$

$$\frac{\sqrt{\Sigma(\theta)}}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}_\theta} 1 \text{ par consistance de } \hat{\Sigma}_n.$$

Le lemme de Slutsky permet de conclure. □

## 1.2 Propriétés asymptotiques

On se place avec  $n$  observations. On pose  $\hat{g}_n$  un estimateur de  $g(\theta)$ .

**Définition 1.10** (Consistance). On dit que la suite  $(\hat{g}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est **consistante** si pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\hat{g}_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}_\theta} g(\theta).$$

Elle est dite **fortement consistante** si pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\hat{g}_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\text{p.s.}} g(\theta).$$

**Remarque 1.10.** On dira seulement que  $\hat{g}_n$  est consistant si  $(\hat{g}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est consistante.

- La convergence doit avoir lieu pour tout  $\theta \in \Theta$ .
- La consistance est une propriété “faible”. S’il existe un estimateur consistant, alors il en existe une infinité : si  $\hat{g}_n$  est consistant et si  $(a_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est telle que  $a_n \rightarrow 1$ , alors  $a_n \hat{g}_n$  est consistant.
- En revanche, les estimateurs non consistants sont à exclure.

**Définition 1.11** (Estimateur asymptotiquement sans biais). On suppose que pour tout  $\theta \in \Theta$  et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,

$$\mathbb{E}_\theta [\|\hat{g}_n\|] < +\infty.$$

On dit que  $\hat{g}_n$  est **asymptotiquement sans biais** si pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\mathbb{E}_\theta[\hat{g}_n] \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} g(\theta).$$

**Définition 1.12** (Normalité asymptotique). On dit que  $\hat{g}_n$  est **asymptotiquement**

**normal** si pour tout  $\theta \in \Theta$ , il existe  $\Sigma(\theta) > 0$  tel que

$$\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta)) \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} \mathcal{N}(0, \Sigma(\theta)).$$

**Remarque 1.11.** — Si  $\hat{g}_n$  est asymptotiquement normal, alors  $\hat{g}_n$  est consistant.

— Plus généralement, on peut remplacer “ $\sqrt{n}$ ” par  $a_n$  où  $a_n \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} +\infty$ . On dit alors que  $\frac{1}{a_n}$  est la vitesse de convergence asymptotique.

**Proposition 1.3.** Soit  $\hat{g}_n$  un estimateur asymptotiquement normal de  $g(\theta)$  de variance asymptotique  $\Sigma(\theta)$ . Soit  $\hat{\Sigma}_n$  un estimateur de  $\Sigma(\theta)$  consistant, c'est-à-dire pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\hat{\Sigma}_n \xrightarrow[\mathbb{P}_\theta]{n \rightarrow +\infty} \Sigma(\theta).$$

Alors

$$\frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}} \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} \mathcal{N}(0, 1).$$

*Démonstration.* Conséquence du **lemme de Slutsky**.

On écrit

$$\frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}} = \frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\Sigma(\theta)}} \cdot \frac{\sqrt{\Sigma(\theta)}}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}},$$

avec :

$$\begin{aligned} & \text{— } \frac{\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta))}{\sqrt{\Sigma(\theta)}} \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} \mathcal{N}(0, 1) \text{ par hypothèse,} \\ & \text{— } \frac{\sqrt{\Sigma(\theta)}}{\sqrt{\hat{\Sigma}_n}} \xrightarrow[\mathbb{P}_\theta]{n \rightarrow +\infty} 1 \text{ par consistance de } \hat{\Sigma}_n. \end{aligned}$$

Le lemme de Slutsky permet de conclure. □

### 1.2.1 Estimation de $\theta$ à partir d'un estimateur de $g(\theta)$

**Question :**  $\hat{g}_n$  estimateur de  $g(\theta)$ . Comment estimer  $\theta$ ? Et quelles propriétés pour l'estimateur?

**Proposition 1.4** (Méthode delta inverse). Soit  $\Theta$  un intervalle ouvert de  $\mathbb{R}$ .

— Soit  $\hat{g}_n$  estimateur de  $g(\theta)$  tel que pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\sqrt{n}(\hat{g}_n - g(\theta)) \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

- On suppose que  $g : \Theta \rightarrow g(\Theta)$  est un  $\mathcal{C}^1$ -difféomorphisme (c'est-à-dire  $g$  bijective,  $\mathcal{C}^1$ , et  $g^{-1} \in \mathcal{C}^1$ ). On définit :

$$\hat{\theta}_n = g^{-1}(\hat{g}_n).$$

Alors,

- $\hat{\theta}_n$  est consistant pour l'estimation de  $\theta$ .  
 — Pour tout  $\theta \in \Theta$ ,

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} \frac{\sigma}{|g'(\theta)|} \mathcal{N}(0, 1).$$

*Démonstration.* —  $g$  continue et bijective  $\Theta \rightarrow g(\Theta)$  donc  $g(\Theta)$  est un intervalle ouvert.

$$\mathbb{P}(\hat{g}_n \in g(\Theta)) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1.$$

Donc  $\hat{\theta}_n$  est bien défini (avec une probabilité qui tend vers 1).

- **Consistance de  $\hat{\theta}_n$**  :  $g^{-1}$  continue et  $\hat{g}_n$  consistant donc par composition,  $\hat{\theta}_n = g^{-1}(\hat{g}_n)$  est consistant.  
 —  **$\hat{\theta}_n$  asymptotiquement normal** : méthode delta appliquée à  $g^{-1}$ .

On a  $g^{-1}(g(\theta)) = \theta$  et pour rappel,

$$(g^{-1})'(y) = \frac{1}{g'(g^{-1}(y))}.$$

Donc

$$(g^{-1})'(g(\theta)) = \frac{1}{g'(g^{-1}(g(\theta)))} = \frac{1}{g'(\theta)}.$$

Par la méthode delta,

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta) = \sqrt{n} (g^{-1}(\hat{g}_n) - g^{-1}(g(\theta))) \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} (g^{-1})'(g(\theta)) \mathcal{N}(0, \sigma^2) = \frac{1}{g'(\theta)} \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

Ce qui équivaut à

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow[\text{loi}]{n \rightarrow +\infty} \mathcal{N}\left(0, \frac{\sigma^2}{(g'(\theta))^2}\right) = \frac{\sigma}{|g'(\theta)|} \mathcal{N}(0, 1).$$

□

### 1.3 Méthode des moments

**Définition 1.13** (Estimateur par la méthode des moments). — Soit un échantillon  $X_1, \dots, X_n$  de loi  $\mathbb{P}_\theta$ ,  $\theta \in \Theta$ .

— Soit  $\phi$  une fonction telle que  $\mathbb{E}_\theta[|\phi(X_1)|] < +\infty$ .

On souhaite estimer

$$g(\theta) = \mathbb{E}_\theta[\phi(X_1)].$$

On appelle **estimateur par la méthode des moments** :

$$\hat{g}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(X_i).$$

**Notation 1.2.** —  $\hat{g}_n$  est consistant (fortement) par la loi des grands nombres.

—  $\hat{g}_n$  est sans biais (par linéarité de l'espérance).

— Plus généralement, si  $\hat{g}_n$  est construit par la méthode des moments comme ci-dessus, et si  $h$  est une fonction, on dira aussi que

$$h(\hat{g}_n)$$

est un estimateur par la **méthode des moments** pour l'estimation de  $h(g(\theta))$ .

**Remarque 1.12.** À priori, on ne connaît pas les propriétés de cet estimateur (biais, variance, normalité asymptotique). Il faudra étudier ces propriétés au cas par cas, éventuellement en utilisant la méthode delta.

### Exemple 1.5. 1. Probabilité d'un événement

Soit  $A$  un événement. On souhaite estimer

$$g(\theta) = \mathbb{P}_\theta(X_1 \in A) = \mathbb{E}_\theta[\mathbb{1}_{X_1 \in A}],$$

où

$$\mathbb{1}_{X_1 \in A} = \begin{cases} 1 & \text{si } X_1 \in A, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Par la méthode des moments :

$$\hat{g}_{A,n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{X_i \in A}.$$



Cet estimateur est la fréquence empirique de l'événement  $A$ .

## 2. Loi uniforme

Soit  $X_i$  pour  $i \in [1, n]$  de loi  $\mathcal{U}([\theta - 1, \theta + 1])$  avec  $\theta \in \mathbb{R}$ .

Alors

$$\mathbb{E}_\theta[X_1] = \theta = g(\theta).$$

Par la méthode des moments :

$$\hat{g}_n = \bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i,$$



# Chapitre 2

## Méthode du maximum de vraisemblance

On se place dans le cadre de l'estimation de  $g(\theta) = \theta$ .

**Définition 2.1** (Vraisemblance). On appelle **vraisemblance** associée à l'observation  $X$ , la fonction :

$$\begin{aligned} L : \Theta &\rightarrow \mathbb{R}, \\ \theta &\mapsto L(\theta; X) \end{aligned}$$

définie par :

— si  $X$  est une variable aléatoire **discrète**, alors :

$$L(\theta; X) = p_\theta(X) \quad \text{où} \quad p_\theta(x) = \mathbb{P}_\theta(X = x)$$

— si  $X$  est une variable aléatoire **à densité**, alors :

$$L(\theta; X) = f_\theta(X) \quad \text{où} \quad f_\theta \text{ est la densité de } X.$$

**Remarque 2.1.** Si  $X = (X_1, \dots, X_n)$  est un échantillon de variables aléatoires i.i.d., alors :

— si les  $X_i$  sont discrètes :

$$L(\theta; X) = \prod_{i=1}^n p_\theta(X_i)$$

— si les  $X_i$  admettent une densité :

$$L(\theta; X) = \prod_{i=1}^n f_{\theta}(X_i)$$

**Exemple 2.1.** On considère une variable aléatoire  $X \sim \mathcal{B}(15, p)$  avec  $p$  inconnu.

On observe  $x = 5$ .

La fonction de vraisemblance est :

$$L(p; 5) = \mathbb{P}_p(X = 5) = \binom{15}{5} p^5 (1-p)^{10}$$

C'est la probabilité d'observer la valeur 5 lorsque le paramètre est  $p$ .

$p$	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5
$L(p; 5)$	0,01	0,10	0,21	0,19	0,09

— Quand  $p = 0,1$ , il y a environ 1 chance sur 100 d'observer  $x = 5$ .

— Quand  $p = 0,3$ , il y a environ 21 chances sur 100 d'observer  $x = 5$ .

Il est donc plus « vraisemblable » que la vraie valeur de  $p$  soit proche de 0,3 plutôt que de 0,1.

En suivant ce raisonnement, la valeur de  $p$  la plus vraisemblable est celle qui maximise la probabilité d'observer  $x = 5$ , c'est-à-dire qui maximise la vraisemblance.

On se place, pour simplifier, sur la fonction :

$$\ell(p) = \ln L(p; 5)$$

Alors :

$$\frac{d\ell(p)}{dp} = \frac{x}{p} - \frac{15-x}{1-p} = \frac{x-15p}{p(1-p)}$$

Cette dérivée s'annule en :

$$p = \frac{x}{15}$$

Ici, avec  $x = 5$ , on obtient :

$$\hat{p} = \frac{1}{3}$$

Ainsi, la valeur de  $p$  la plus vraisemblable au vu de l'observation  $x = 5$  est :

$$\boxed{p = \frac{1}{3}}$$

**Définition 2.2** (Estimateur du maximum de vraisemblance). On appelle **estimateur du maximum de vraisemblance (EMV)** de  $\theta$  toute quantité satisfaisant :

$$\hat{\theta}^{MV} \in \operatorname{argmax}_{\theta \in \Theta} L(\theta; X)$$

Souvent on considère la log-vraisemblance.

$$\hat{\theta} \in \operatorname{argmax}_{\theta \in \Theta} l(\theta, X)$$

où  $l(\theta, X) = \log L(\theta, X)$

**Exemple 2.2.** On a  $P_\theta = \mathcal{N}(0, 1)$

EMV :  $\hat{\theta} = \bar{X}_n$

On dira que l'EMV de  $\theta^2$  est  $(\bar{X}_n)^2$

**Remarque 2.2.** L'inconvénient de cette méthode

- Il peut ne pas être unique
- Ne pas exister
- peut être difficile à expliciter