

# Étude de quelques estimateurs

Frédéric Bertrand<sup>1</sup>

<sup>1</sup>IRMA, Université de Strasbourg  
Strasbourg, France

ESIEA 4ème Année 08-02-2010

Ce chapitre s'appuie essentiellement sur deux livres :

- 1 le livre de Jean-Jacques Dreesbeke, professeur à l'Université Libre de Bruxelles, « Éléments de statistiques », Université de Bruxelles, Ellipses, 2001.
- 2 le livre de Pascal Ardilly, administrateur de l'INSEE, « Les techniques de sondage », Éditions Technip, 2006.

# Sommaire

- 1 Étude de l'estimateur d'une moyenne
- 2 Étude de l'estimateur d'une variance
- 3 Étude de l'estimateur corrigé de la variance
- 4 Retour à l'étude de l'estimateur de la variance
- 5 Cas des échantillons gaussiens

Nous rappelons la définition suivante :

### Définition

*L'estimateur  $\hat{\mu}_n$  d'un échantillon aléatoire de taille  $n$  d'une moyenne  $\mu$  est égal à :*

$$\hat{\mu}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i.$$

Soient  $\mu$  et  $\sigma^2$  l'espérance et la variance de la variable aléatoire  $X$ . Nous rappelons que nous avons montré la propriété suivante :

### Propriété

*Soient  $(X_1, \dots, X_n)$  un échantillon aléatoire de taille  $n$ . Nous avons*

$$\mathbb{E}[\hat{\mu}_n] = \mu \quad \text{et} \quad \text{Var}[\hat{\mu}_n] = \frac{\sigma^2}{n}.$$

## Propriété

*Le théorème de la limite centrée (en abrégé le TCL) nous permet d'écrire :*

$$\sqrt{n} \frac{\hat{\mu}_n - \mu}{\sigma} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1) \quad \text{lorsque } n \rightarrow +\infty.$$

## Remarque

Il s'agit de la convergence en loi évoquée ici que nous allons rappeler ci-dessous.

## Définition

*Une suite de variables aléatoires  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ , de fonction de répartition  $F_n$ , converge en loi vers une variable aléatoire  $X$  de fonction de répartition  $F_X$  continue, si pour tout  $x \in \mathbb{R}$ , nous avons*

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} F_n(x) = F(x).$$

## Remarque

Si l'échantillon aléatoire est réalisé avec un tirage sans remise, alors la variance de l'estimateur  $\hat{\mu}_n$  en est modifiée par ce qui est appelé le coefficient d'exhaustivité.

## Proposition

*Soit  $(X_1, \dots, X_n)$  un échantillon aléatoire de taille  $n$  effectué avec un tirage sans remise. Nous avons les deux résultats suivants (Ardilly, p :196-198) :*

$$\mathbb{E}[\hat{\mu}_n] = \mu \quad \text{et} \quad \text{Var}[\hat{\mu}_n] = \frac{N-n}{N-1} \frac{\sigma^2}{n}.$$



# Sommaire

- 1 Étude de l'estimateur d'une moyenne
- 2 Étude de l'estimateur d'une variance**
- 3 Étude de l'estimateur corrigé de la variance
- 4 Retour à l'étude de l'estimateur de la variance
- 5 Cas des échantillons gaussiens

Nous rappelons la définition suivante :

### Définition

*L'estimateur  $S_n^2$  d'un échantillon aléatoire de taille  $n$  d'une variance  $\sigma^2$  est égal à :*

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{\mu}_n)^2.$$

Nous rappelons, dans le cas d'un tirage avec remise, la propriété suivante :

### Propriété

$$\mathbb{E} \left[ S_n^2 \right] = \frac{n-1}{n} \sigma^2.$$

Cette propriété montre que  $\mathbb{E} \left[ S_n^2 \right] \neq \sigma^2$ .

### Remarque

$S_n^2$  est donc un estimateur biaisé de la variance  $\sigma^2$  de la population  $U$ .

# Sommaire

- 1 Étude de l'estimateur d'une moyenne
- 2 Étude de l'estimateur d'une variance
- 3 Étude de l'estimateur corrigé de la variance**
- 4 Retour à l'étude de l'estimateur de la variance
- 5 Cas des échantillons gaussiens

C'est parce que l'estimateur  $S_n^2$  est biaisé que nous avons introduit précédemment un autre estimateur noté  $S_{n,c}^2$  défini par :

### Définition

*L'estimateur corrigé  $S_{n,c}^2$  d'un échantillon aléatoire de taille  $n$  d'une variance est égal à :*

$$S_{n,c}^2 = \frac{n}{n-1} S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{\mu}_n)^2 .$$

Calculons l'espérance  $S_{n,c}^2$  en détaillant cette fois-ci les calculs.

$$\begin{aligned}\mathbb{E} \left[ S_{n,c}^2 \right] &= \mathbb{E} \left[ \frac{n}{n-1} S_n^2 \right] \\ &= \frac{n}{n-1} \times \mathbb{E} \left[ S_n^2 \right] \\ &= \frac{n}{n-1} \times \frac{n-1}{n} \times \sigma^2, \text{ car les } X_i \text{ indépendantes} \\ &= \sigma^2.\end{aligned}$$

## Propriété

*$S_{n,c}^2$  est donc un estimateur sans biais de la variance  $\sigma^2$  de la population  $U$ .*

## Remarque

Si l'échantillon aléatoire est réalisé avec un tirage sans remise, alors l'espérance et la variance de l'estimateur  $S_{n,c}^2$  en sont modifiées.



## Proposition

Soit  $(X_1, \dots, X_n)$  un échantillon aléatoire de taille  $n$  effectué avec un tirage sans remise. Nous avons les deux résultats suivants (Ardilly, p :43-49) :

$$\mathbb{E} \left[ S_{n,c}^2 \right] = \frac{N}{N-1} \sigma^2 = \sigma_c^2$$

$$\begin{aligned} \text{Var} \left[ S_{n,c}^2 \right] &= \frac{(N-n)N}{n(n-1)(N-1)^2(N-2)(N-3)} \\ &\times \left\{ \mu_4(N-1) [N(n-1) - (n+1)] \right. \\ &\quad \left. - \sigma^4 \left[ N^2(n-3) + 6N - 3(n+1) \right] \right\}. \end{aligned}$$

# Sommaire

- 1 Étude de l'estimateur d'une moyenne
- 2 Étude de l'estimateur d'une variance
- 3 Étude de l'estimateur corrigé de la variance
- 4 Retour à l'étude de l'estimateur de la variance**
- 5 Cas des échantillons gaussiens

Pour appliquer le théorème de la limite centrée, nous devons alors calculer la variance de  $S_n^2$ .

### Propriété

*Soient  $(X_1, \dots, X_n)$  un échantillon aléatoire de taille  $n$ . Nous avons*

$$\text{Var} \left[ S_n^2 \right] = \frac{n-1}{n^3} \left[ (n-1)\mu_4 - (n-3)\sigma^4 \right],$$

*où  $\mu_4$  désigne le moment centré d'ordre 4 de  $X$ , c'est-à-dire :*

$$\mu_4 = \mathbb{E} \left[ (X - \mu)^4 \right].$$

## Remarque

Si la taille  $n$  de l'échantillon tend vers plus l'infini, alors nous avons la simplification suivante :

$$\text{Var} \left[ S_n^2 \right] \sim \frac{\mu_4 - \sigma^4}{n}.$$

Le théorème de la limite centrée donne lieu au :

### Théorème

$$\frac{S_n^2 - \frac{n-1}{n}\sigma^2}{\sqrt{\text{Var}[S_n^2]}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1) \text{ lorsque } n \rightarrow +\infty,$$

ce qui peut s'écrire avec l'approximation précédente :

$$\sqrt{n} \frac{S_n^2 - \sigma^2}{\sqrt{\mu_4 - \sigma^4}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1) \text{ lorsque } n \rightarrow +\infty.$$

# Sommaire

- 1 Étude de l'estimateur d'une moyenne
- 2 Étude de l'estimateur d'une variance
- 3 Étude de l'estimateur corrigé de la variance
- 4 Retour à l'étude de l'estimateur de la variance
- 5 Cas des échantillons gaussiens**

Nous supposons maintenant que  $X$  suit une loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  :

### Proposition

$\hat{\mu}_n$  étant une combinaison linéaire de variables gaussiennes est aussi une variable gaussienne. Donc

$$\hat{\mu}_n \text{ suit une loi } \mathcal{N}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right).$$

### Remarque

Il s'agit ici d'une loi exacte contrairement au cas précédent où nous avons une approximation.

## Théorème

$$\frac{nS_n^2}{\sigma^2} \text{ suit une loi du } \chi_{n-1}^2.$$

## Remarque

La démonstration de ce théorème n'est pas présentée dans ce cours. Le lecteur pourra la consulter dans le livre du Professeur Saporta intitulé : « Probabilités, Analyse des données et Statistique », Seconde édition, Éditions Technip, 2006, pages 282.



## Théorème

*Les deux estimateurs  $\hat{\mu}_n$  et  $S_n^2$  sont indépendants.*

## Remarques

- 1 La démonstration de ce théorème n'est pas présentée dans ce cours. Le lecteur pourra la consulter dans le livre du Professeur Saporta intitulé : « Probabilités, Analyse des données et Statistique », Seconde édition, Éditions Technip, pages 282.
- 2 Ce théorème est connu sous le nom du théorème de Fisher.

Nous pouvons démontrer la réciproque du dernier théorème : il s'agit donc d'une propriété caractéristique.

## Théorème

*Si les deux estimateurs  $\hat{\mu}_n$  et  $S_n^2$  sont indépendants alors la variable aléatoire  $X$  suit une loi normale de paramètres  $\mu$  et  $\sigma^2$ .*

## Corollaire

*Puisque*

$$\sqrt{n} \frac{\widehat{\mu}_n - \mu}{\sigma} \text{ suit la } \mathcal{N}(0, 1) \text{ et } \frac{nS_n^2}{\sigma^2} \text{ suit une } \chi_{n-1}^2$$

*nous avons*

$$T_{n-1} = \frac{\sqrt{n} \frac{\widehat{\mu}_n - \mu}{\sigma}}{\sqrt{\frac{nS_n^2}{(n-1)\sigma^2}}} = \sqrt{n-1} \frac{\widehat{\mu}_n - \mu}{S_n}$$

*où  $T_{n-1}$  est une variable de Student à  $(n-1)$  degrés de liberté.*

## Remarque

Ce dernier résultat est extrêmement utile car il ne dépend pas de la variance  $\sigma^2$  de la population  $U$  et servira donc chaque fois que la variance  $\sigma^2$  est inconnue.

## Remarque

Nous constaterons l'utilité de ce résultat spécialement lorsque nous allons construire des intervalles de confiance pour l'estimateur  $\hat{\mu}_n$  et que nous ne connaissons pas la valeur de la variance  $\sigma^2$  de la population  $U$ .