



UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER  
Département de Mathématiques Appliquées

## Table des matières

2	1. Introduction
3	2. Test d'hypothèse : cadre général
3	2.1. Cas d'un test pur .....
4	2.2. Cas d'un test randomisé .....
4	3. Cas Gaussien
4	3.1. Test concernant $m$ avec variance supposée connue .....
4	3.1.1. Test bilatéral .....
5	3.1.2. Test unilatéral .....
5	3.2. Test concernant $m$ avec variance supposée inconnue .....
5	3.2.1. Test bilatéral .....
6	3.2.2. Test unilatéral .....
6	3.3. Test concernant $\sigma^2$ avec moyenne $m$ supposée connue .....
6	3.3.1. Test bilatéral .....
7	3.3.2. Test unilatéral .....
7	3.4. Test concernant $\sigma^2$ avec moyenne $m$ supposée inconnue .....
7	3.4.1. Test bilatéral .....
8	3.4.2. Test unilatéral .....
9	4. Test asymptotique dans le cas quelconque
9	4.1. Test bilatéral .....
9	4.2. Test unilatéral .....

## Outstanding : Tests d'hypothèses

Atelier Projet — HAX916X

Réalisé par :  
DIALLO Ousmane  
ATTOUMANI Ibrahim

Année Universitaire 2025 – 2026

## 1. Introduction

Nous allons illustrer un problème de décision consistant à trancher entre deux hypothèses contradictoires.  
Dans une telle situation, il est impossible de choisir une hypothèse sans prendre un certain risque : on peut en effet commettre des erreurs.

Ces erreurs sont appelées **erreur de première espèce** et **erreur de seconde espèce**.

En général, on privilégie l'hypothèse  $H_0$  (appelée *hypothèse nulle*) par rapport à  $H_1$  (appelée *hypothèse alternative*).

En effet, il est souvent préférable de ne pas rejeter  $H_0$  tant qu'on ne dispose pas d'assez de preuves contraires.

Par analogie avec le domaine judiciaire, il est préférable d'**innocenter un coupable que d'enfermer un innocent**.

**Exemple : illustration du concept**

On juge une personne et on formule les hypothèses suivantes :

$$H_0 : \text{personne innocente} \quad \text{et} \quad H_1 : \text{personne coupable.}$$

	Personne innocente ( $\Theta_0$ )	Personne coupable ( $\Theta_1$ )
Innocenter la personne	$1 - \alpha_\varphi$	(Erreur type 2) $\beta_\varphi$
Condamner la personne	(Erreur type 1) $\alpha_\varphi$	$1 - \beta_\varphi$ (la puissance)

Cet exemple illustre que :

- une erreur de type 1 consiste à condamner une personne innocente (réjecter  $H_0$  alors qu'il est vrai) ;
  - une erreur de type 2 consiste à innocenter une personne coupable (accepter  $H_0$  alors qu'il est faux).
- Ainsi, dans la plupart les situations, on cherche à contrôler le **risque d'erreur de première espèce** (noté  $\alpha$ ), car il correspond à une décision trop audacieuse, potentiellement injuste.

## 2. Test d'hypothèse : cadre général

Soit  $(\mathcal{X}, \mathcal{B}, (P_\theta)_{\theta \in \Theta})$  un modèle statistique.  
où :

- $\mathcal{X}$  est l'espace d'observation ;
- $\mathcal{B}$  est la tribu (ou  $\sigma$ -algèbre) sur  $\mathcal{X}$ ;
- $(P_\theta)_{\theta \in \Theta}$  est une famille de probabilités sur  $(\mathcal{X}, \mathcal{B})$ .

On cherche à trancher entre les deux hypothèses suivantes :

$$(H_0) : \theta \in \Theta_0 \quad \text{et} \quad (H_1) : \theta \in \Theta_1$$

avec  $\Theta_0 \cap \Theta_1 = \emptyset$ .

### 2.1. Cas d'un test pur

On appelle **statistique de test pur** toute fonction  $\varphi : \mathcal{X} \rightarrow \{0, 1\}$ .  
La règle de décision associée à  $\varphi$  est :

On appelle **région critique du test** la zone qui conduit à décider  $(H_1)$  :

$$R_\varphi = \{\varphi = 1\}.$$

Deux types d'erreurs sont possibles :

- Erreur de première espèce (type 1)** : décider  $(H_1)$  alors que  $(H_0)$  est vraie.
  - Erreur de deuxième espèce (type 2)** : décider  $(H_0)$  alors que  $(H_1)$  est vraie.
- $\alpha_\varphi(\theta) = P_\theta(R_\varphi) = E_\theta(\varphi), \quad \theta \in \Theta_0.$
- $\beta_\varphi(\theta) = P_\theta(R_\varphi^c) = E_\theta(1 - \varphi), \quad \theta \in \Theta_1.$

On définit aussi la **puissance du test** :

$$\eta_\varphi(\theta) = 1 - \beta_\varphi(\theta) = P_\theta(1 - \varphi) = E_\theta(1 - \varphi),$$

qui représente la probabilité de décider  $(H_1)$  à raison.

## 2.2. Cas d'un test randomisé

On appelle **statistique de test randomisée** toute fonction  $\Phi : \mathcal{X} \rightarrow [0, 1]$ .

La règle de décision associée à  $\Phi$  est la probabilité d'accepter  $(H_1)$  quand  $H_0$  est vraie.

Les erreurs sont alors :

$$\alpha_\Phi(\theta) = E_\theta(\Phi), \quad \theta \in \Theta_0 \quad \text{et} \quad \beta_\Phi(\theta) = E_\theta(1 - \Phi), \quad \theta \in \Theta_1.$$

La puissance du test est alors :

$$\eta_\Phi(\theta) = 1 - \beta_\Phi(\theta) = E_\theta(\Phi) = P_\theta(R_\Phi).$$

qui représente la probabilité de décider  $(H_1)$  à raison.

## 3. Cas Gaußien

On considère un échantillon i.i.d.  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  de loi

$$Y_i \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2),$$

avec  $m \in \mathbb{R}$  et  $\sigma > 0$ .

L'objectif est de tester une hypothèse portant sur la moyenne  $m$ .

Deux cas sont possibles selon que la variance  $\sigma^2$  est connue ou inconnue.

### 3.1. Test concernant $m$ avec variance supposée connue

On suppose que  $\sigma^2 = \sigma_0^2$  est connue.

Les tests seront alors basés sur la fonction pivotale suivante :

$$Z_n = \frac{\sqrt{n}(\bar{Y}_n - m_0)}{\sigma_0} = \frac{\sqrt{n}(\bar{Y}_n - m)}{\sigma_0} + \frac{\sqrt{n}(m - m_0)}{\sigma_0}$$

où  $\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$  et  $m_0$  est la valeur de  $m$  sous  $(H_0)$ .

Sous  $(H_0)$  :

$$\bar{Y}_n \sim \mathcal{N}\left(m, \frac{\sigma_0^2}{n}\right) \quad \Rightarrow \quad Z_n \sim \mathcal{N}\left(\frac{\sqrt{n}(m - m_0)}{\sigma_0}, 1\right)$$

#### 3.1.1. Test bilatéral

$$(H_0) : m = m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m \neq m_0$$

Sous  $(H_0)$ , la statistique  $Z_n$  suit une loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

Sous  $(H_1)$ , la valeur absolue  $|Z_n|$  tend à être plus grande que celle d'une variable normale centrée réduite.

$$T_n \sim \mathcal{T}(n-1)$$

Sous  $(H_0)$ , cette statistique suit une loi de Student à  $(n-1)$  degrés de liberté :

$$T_n \sim \mathcal{T}(n-1)$$

où  $m_0$  est la valeur de  $m$  sous  $(H_0)$ .

Ainsi, la région critique du test (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est :

$$R_\alpha = \{(y_1, \dots, y_n) : |z_n| > u_{1-\frac{\alpha}{2}}\}$$

où  $u_{1-\frac{\alpha}{2}}$  désigne le quantile d'ordre  $1 - \frac{\alpha}{2}$  de la loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

#### 3.1.2. Test unilatéral

- Cas à droite :

$$(H_0) : m \leq m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m > m_0$$

- Cas à gauche :

$$(H_0) : m \geq m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m < m_0$$

Sous  $(H_0)$ , on a toujours  $Z_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .  
Sous  $(H_1)$ ,  $Z_n$  aura tendance à être plus grande (ou plus petite) qu'une variable normale centrée réduite.

La région critique (au risque  $\alpha$ ) est donnée par :

$$R_\alpha = \begin{cases} \{(y_1, \dots, y_n) : z_n > u_{1-\alpha}\}, & \text{si } (H_1) : m > m_0, \\ \{(y_1, \dots, y_n) : z_n < -u_{1-\alpha}\}, & \text{si } (H_1) : m < m_0. \end{cases}$$

### 3.2. Test concernant $m$ avec variance supposée inconnue

Lorsque  $\sigma^2$  est inconnue, on l'estime à partir de l'échantillon à l'aide de la variance empirique corrigée :

$$S_n'^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y}_n)^2$$

$$T_n = \frac{\sqrt{n}(\bar{Y}_n - m_0)}{S_n'} = \frac{\sqrt{n}(\bar{Y}_n - m)}{S_n'} + \frac{\sqrt{n}(m - m_0)}{S_n'}$$

La statistique de test devient alors :

$$T_n \sim \mathcal{T}(n-1)$$

### 3.2.1. Test bilatéral

$$(H_0) : m = m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m \neq m_0$$

Sous  $(H_0)$ , la statistique  $T_n$  suit une loi  $\mathcal{T}(n-1)$  Student à  $n-1$  degrés de libertés.

Sous  $(H_1)$ , la valeur absolue  $|T_n|$  tend à être plus grande que celle d'une variable de loi  $\mathcal{T}(n-1)$ .

Ainsi, la région critique du test (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est :

$$R_\alpha = \{(y_1, \dots, y_n) : |t_n| > t_{1-\frac{\alpha}{2}(n-1)}\}$$

### 3.2.2. Test unilatéral

Cas à droite :

$$(H_0) : m \leq m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m > m_0$$

Cas à gauche :

$$(H_0) : m \geq m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m < m_0$$

Sous  $(H_0)$ , on a toujours  $T_n \sim \mathcal{T}(n-1)$ .

Sous  $(H_1)$ ,  $Z_n$  aura tendance à être plus grande (ou plus petite) qu'une variable de loi  $\mathcal{T}(n-1)$ .

La région critique (au risque  $\alpha$ ) est donnée par :

$$R_\alpha = \begin{cases} \{(y_1, \dots, y_n) : t_n > t_{1-\alpha}(n-1)\}, & \text{si } (H_1) : m > m_0, \\ \{(y_1, \dots, y_n) : t_n < -t_{1-\alpha}(n-1)\}, & \text{si } (H_1) : m < m_0. \end{cases}$$

Lorsque  $m = m_0$  est connue, on peut estimer la variance à partir de l'échantillon par :

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (Y_j - m_0)^2$$

La statistique de test pivotale est alors :

$$Z_n = \frac{nS_n^2}{\sigma_0^2} = \frac{\sigma^2 n S_n^2}{\sigma_0^2 \sigma^2}$$

avec  $\frac{nS_n^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n)$ .

Ainsi, sous  $(H_0)$ , cette statistique suit une loi du  $\chi^2$  à  $n$  degrés de liberté :

$$Z_n \sim \chi^2(n)$$

où  $\sigma_0^2$  est la valeur de  $\sigma^2$  sous  $(H_0)$ .

### 3.3.1. Test bilatéral

$$(H_0) : \sigma^2 = \sigma_0^2 \quad \text{vs} \quad (H_1) : \sigma^2 \neq \sigma_0^2$$

Sous  $(H_0)$ ,  $Z_n \sim \chi^2(n)$  et sous  $(H_1)$ ,  $Z_n$  aura tendance à être plus grande ou plus petite qu'une variable de loi  $\chi^2(n)$ .

La région critique du test bilatéral (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est donnée par :

$$R_\alpha = \{(y_1, \dots, y_n) : Z_n < \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n) \quad \text{ou} \quad Z_n > \chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n)\}$$

### 3.3.2. Test unilatéral

Cas à droite :

$$(H_0) : \sigma^2 \leq \sigma_0^2 \quad \text{vs} \quad (H_1) : \sigma^2 > \sigma_0^2$$

Cas à gauche :

$$(H_0) : \sigma^2 \geq \sigma_0^2 \quad \text{vs} \quad (H_1) : \sigma^2 < \sigma_0^2$$

Sous  $(H_0)$ ,  $Z_n \sim \chi^2(n)$ .

Sous  $(H_1)$ , la valeur de  $Z_n$  tend à être plus grande (cas à droite) ou plus petite (cas à gauche) que celle d'une variable de loi  $\chi^2(n)$ .

La région critique du test (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est :

$$R_\alpha = \begin{cases} \{(y_1, \dots, y_n) : Z_n > \chi_{1-\alpha}^2(n)\}, & \text{si } H_1 : \sigma^2 > \sigma_0^2, \\ \{(y_1, \dots, y_n) : Z_n < \chi_\alpha^2(n)\}, & \text{si } H_1 : \sigma^2 < \sigma_0^2. \end{cases}$$

### 3.4. Test concernant $\sigma^2$ avec moyenne $m$ supposée connue

Lorsque  $m$  est inconnue, on peut estimer la variance à partir de l'échantillon par :

$$S'_n = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y}_n)^2$$

La statistique de test pivotale est alors :

La statistique de test pivotale est alors :

$$Z_n = \frac{(n-1)S_n^2}{\sigma_0^2} = \frac{\sigma^2(n-1)S_n^2}{\sigma_0^2} = \frac{\sigma^2(n-1)S_n^2}{\sigma^2}$$

avec  $\frac{(n-1)S_n^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$ .

Ainsi, sous  $(H_0)$ , cette statistique suit une loi du  $\chi^2$  à  $n$  degrés de liberté :

$$Z_n \sim \chi^2(n)$$

où  $\sigma_0^2$  est la valeur de  $\sigma^2$  sous  $(H_0)$ .

### 3.4.1. Test bilatéral

$$(H_0) : \sigma^2 = \sigma_0^2 \quad \text{vs} \quad (H_1) : \sigma^2 \neq \sigma_0^2$$

Sous  $(H_0)$ ,  $Z_n \sim \chi^2(n-1)$  et sous  $(H_1)$ ,  $Z_n$  aura tendance à être plus grande ou plus petite qu'une variable de loi  $\chi^2(n-1)$ .

La région critique du test bilatéral (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est donnée par :

$$R_\alpha = \left\{ (y_1, \dots, y_n) : Z_n < \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \quad \text{ou} \quad Z_n > \chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \right\}$$

### 3.4.2. Test unilatéral

- Cas à droite :

$$(H_0) : \sigma^2 \leq \sigma_0^2 \quad \text{vs} \quad (H_1) : \sigma^2 > \sigma_0^2$$

- Cas à gauche :

$$(H_0) : \sigma^2 \geq \sigma_0^2 \quad \text{vs} \quad (H_1) : \sigma^2 < \sigma_0^2$$

Sous  $(H_0)$ ,  $Z_n \sim \chi^2(n-1)$ . Sous  $(H_1)$ , la valeur de  $Z_n$  tend à être plus grande (cas à droite) ou plus petite (cas à gauche) que celle d'une variable de loi  $\chi^2(n-1)$ .

La région critique du test (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est :

$$R_\alpha = \begin{cases} \{(y_1, \dots, y_n) : Z_n > \chi_{1-\alpha}^2(n-1)\}, & \text{si } H_1 : \sigma^2 > \sigma_0^2, \\ \{(y_1, \dots, y_n) : Z_n < \chi_\alpha^2(n-1)\}, & \text{si } H_1 : \sigma^2 < \sigma_0^2. \end{cases}$$

## 4. Test asymptotique dans le cas quelconque

Considérons un échantillon i.i.d.  $Y_1, \dots, Y_n$  d'espérance  $m$  et de variance  $\sigma^2$ . Les tests seront basés sur le Théorème Central Limite (TCL) :

$$\sqrt{n}(\bar{Y}_n - m) \approx \mathcal{N}(0, 1)$$

Ces tests sont donc **asymptotiques**, c'est-à-dire appropriés uniquement pour des tailles d'échantillon suffisamment grandes ( $n \geq 30$ ).

Soit  $\hat{\sigma}_n^2$  un estimateur tel que  $\hat{\sigma}_n^2 \xrightarrow{P} \sigma^2$ . Alors, par le TCL et Slutsky :

$$Z_n := \frac{\sqrt{n}(\bar{Y}_n - m)}{\hat{\sigma}_n^2} \xrightarrow{D} \mathcal{N}(0, 1)$$

où  $m_0$  est la valeur de  $m$  sous  $(H_0)$ .

### 4.1. Test bilatéral

$$(H_0) : m = m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m \neq m_0$$

Sous  $(H_0)$  et pour  $n$  grand :  $Z_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .

Sous  $(H_1)$ ,  $|Z_n|$  aura tendance à être plus grande que celle d'une variable de loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

La région critique du test bilatéral (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est donnée par :

$$R_\alpha = \{(Y_1, \dots, Y_n) : |Z_n| > u_{1-\frac{\alpha}{2}}\}$$

### 4.2. Test unilatéral

- Cas à droite :

$$(H_0) : m \leq m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m > m_0$$

Sous  $(H_0)$  et pour  $n$  grand :  $Z_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$ .

Sous  $(H_1)$ ,  $Z_n$  aura tendance à être plus grande (cas à droite) ou plus petite (cas à gauche) qu'une variable de loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

La région critique du test unilatéral (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est :

$$(H_0) : m \geq m_0 \quad \text{vs} \quad (H_1) : m < m_0$$

La région critique du test unilatéral (au risque  $\alpha \in ]0, 1[$ ) est :

$$R_\alpha = \begin{cases} \{(Y_1, \dots, Y_n) : Z_n > u_{1-\alpha}\}, & \text{si } H_1 : m > m_0 \text{ (cas à droite)}, \\ \{(Y_1, \dots, Y_n) : Z_n < -u_{1-\alpha}\}, & \text{si } H_1 : m < m_0 \text{ (cas à gauche)}. \end{cases}$$