

Chapitre 6

Les tests d'hypothèse

1 - Comparer des moyennes
ou des proportions

Une première expérience simple

Ce qu'il faut retenir

Dès qu'on compare deux moyennes empiriques, on en trouve une plus grande que l'autre

⇒ Pas forcément un phénomène biologique

⇒ Peut venir d'un effet d'échantillonnage

ATTENTION:

L'effet d'échantillonnage **ne traduit aucun effet biologique**: ne pas l'interpréter !

Un exemple: effet du sexe sur l'espérance de vie chez une espèce sauvage

Le principe du test d'hypothèse

Exemple de l'effet du sexe sur l'espérance de vie:

On observe une différence de moyenne entre mâles et femelles

Deux hypothèses:

- 1) Effet d'échantillonnage
- 2) Effet biologique (meilleure survie d'un sexe)

Principe de parcimonie: de deux explications on choisit toujours la plus simple (l'effet d'échantillonnage car ne fait pas appel à un phénomène biologique incertain)

Autre formulation:

L'effet du sexe sur l'espérance de vie doit être démontré: différence de survie observée trop importante pour être un effet d'échantillonnage

Sinon: prudence... (pas d'effet du sexe)

Le principe du test d'hypothèse

Test d'hypothèse:

L'effet d'échantillonnage seul peut-il expliquer la différence de moyenne (ou de proportion, cf plus loin) observée ?

A) Comparaison à une moyenne théorique

Exemple:

Effet d'une maladie sur X = « concentration d'un certain type de cellule »

Individus non malades: moyenne connue ($\mu_0 = 2.1$ g/L)

Individu malades: moyenne plus haute ? Plus basse ?

Expérience: concentration mesurée chez $n=40$ individus

$$\Rightarrow \bar{x} = 2.7$$

Questions: différence de concentration = effet d'échantillonnage ? **AU**

CONTRAIRE: Effet de la maladie sur X ?

Comparaison à une moyenne théorique

On suppose l'écart type connu ($\sigma=1$ g/L).

On note μ =moyenne de X chez les individus malades.

On suppose la normalité des mesures: $X_i \sim N(\mu, \sigma)$

On parle **d'hypothèse nulle H0:**

$$H_0: \mu = \mu_0 (=2.1 \text{ g/L})$$

H0 est vraie veut dire que la moyenne observée (2.7 g/L) diffère de la moyenne théorique (2.1 g/L) uniquement à cause de l'effet (ou l'erreur) d'échantillonnage

On parle **d'hypothèse alternative H1:**

$$H_1: \mu \neq \mu_0$$

Si H1 est vrai il y a un effet **REEL** de la maladie sur X

Comparaison à une moyenne théorique

Pour évaluer H_0 : écart réduit Z

$$Z = \frac{\bar{x} - \mu_0}{\sigma / \sqrt{n}}$$

Si H_0 vrai alors Z ne doit pas être trop grand car $Z \sim N(0,1)$

Avec un risque α de se tromper, on a $|Z| < \varepsilon_\alpha$

Décision (z = valeur observée de l'écart réduit Z):

- Si $|z| < \varepsilon_\alpha$: moyenne observée = pas trop loin de moyenne théorique: différence explicable par effet d'échantillonnage
⇒ On **accepte** H_0 (aucun effet de la maladie sur X)
- Si $|z| > \varepsilon_\alpha$: moyenne observée = trop loin de moyenne théorique: différence non explicable par effet d'échantillonnage
⇒ On **rejette** H_0 (effet de la maladie sur X)

Comparaison à une moyenne théorique

Application numérique:

Effet d'une maladie sur X = « concentration d'un certain type de cellule »

$$H_0: \mu = \mu_0 (=2.1 \text{ g/L})$$

$$H_1: \mu \neq \mu_0$$

$$\mu_0 = 2.1 \text{ g/L}$$

$$\bar{x} = 2.7 \text{ g/L}$$

$$\sigma = 1 \text{ g/L}$$

$$n = 40$$

On prend $\alpha = 0.05$, test bilatéral: $\varepsilon_\alpha = 1.96$

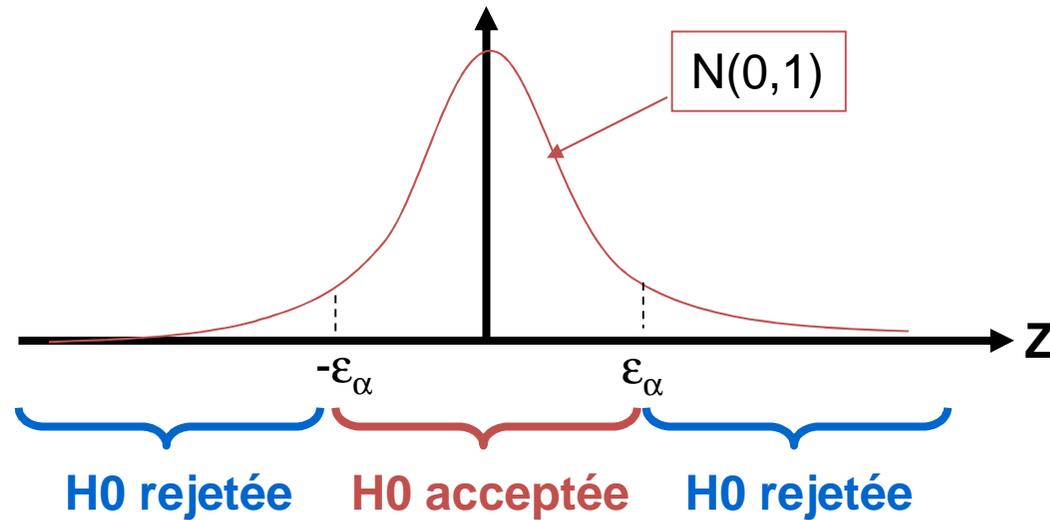
$$z = \frac{2.7 - 2.1}{1/\sqrt{40}} = 3.79 > 1.96$$

⇒ On rejette H_0 (risque $\alpha = 0.05$)

⇒ **Conclusion**: effet (positif) de la maladie sur X

Comparaison à une moyenne théorique

Graphiquement



On parle de rejet bilatéral

Comparaison à une moyenne théorique

Rejet unilatéral

Exemple d'application:

Mise sur le marché d'un médicament: on souhaite mettre en évidence un effet positif

On veut juste savoir si l'effet est positif (effet négatif \Leftrightarrow pas d'effet)

\Rightarrow Test unilatéral droit

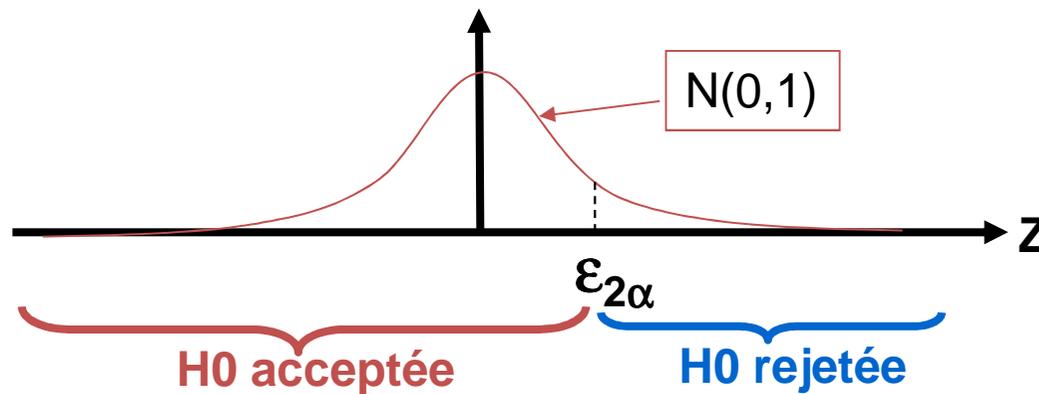
On écrit:

$$H_0: \mu = \mu_0$$

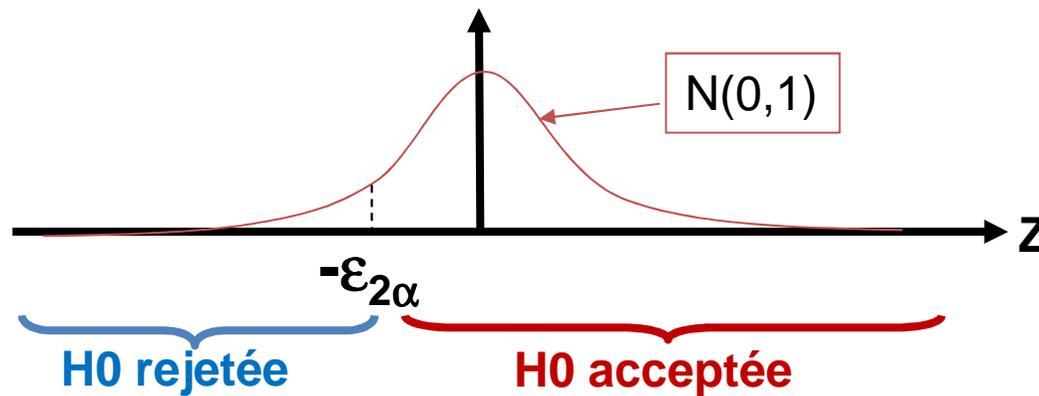
$$H_1: \mu > \mu_0$$

Comparaison à une moyenne théorique

Rejet unilatéral



DROIT



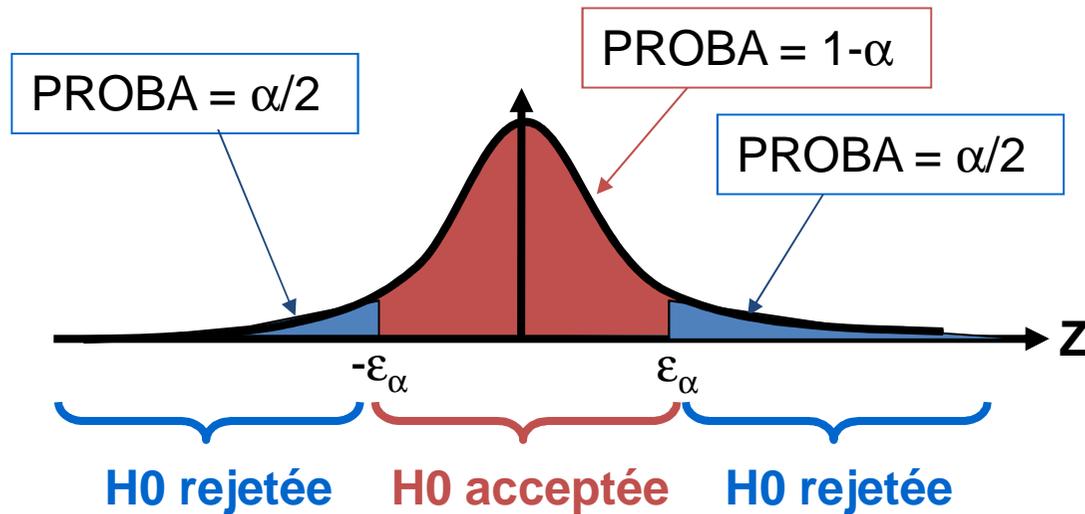
GAUCHE

Comparaison à une moyenne théorique

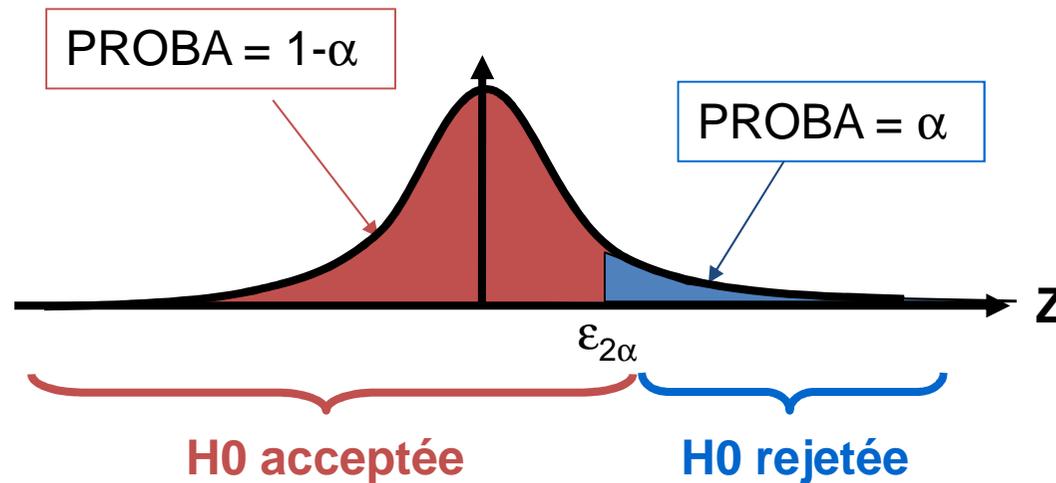
Pourquoi $\varepsilon_{2\alpha}$ dans un test unilatéral ???

⇒ Pour conserver un risque d'erreur de α

Comparaison à une moyenne théorique



BILATERAL



UNILATERAL

Généralités sur les tests d'hypothèse

Ils sont basés sur un raisonnement par l'absurde

Exemple:

Si Socrate était un chat

Hypothèse à tester

Alors Socrate pourrait se gratter
derrière les oreilles avec ses pattes
arrières

Conséquence mesurable de
cette hypothèse

Or, Socrate ne sait pas faire ça

Incompatibilité avec les
observations

Donc Socrate n'est pas un chat

Conclusion: l'hypothèse est fausse

Généralités sur les tests d'hypothèse

Application à la comparaison à une moyenne théorique

Hypothèse à tester

Si H_0 ($\mu = \mu_0$) est vraie

Conséquence mesurable de cette hypothèse

Alors l'écart réduit (z) ne doit pas être trop grand ($|z| < \varepsilon_\alpha$)

Incompatibilité avec les observations

Or $|z| > \varepsilon_\alpha$

Conclusion: l'hypothèse est fautive

Donc H_0 est fautive

Généralités sur les tests d'hypothèse

Dans l'autre sens ça ne marche pas

Exemple:

Si Socrate était un chat

Si $H_0 (\mu = \mu_0)$ est vraie

Alors Socrate aimerait le lait

Alors l'écart réduit (z) ne doit pas être trop grand ($|z| < \varepsilon_\alpha$)

Or, Socrate bien du lait

Or on a bien $|z| < \varepsilon_\alpha$

~~Donc Socrate est un chat~~

~~Donc H_0 est vrai~~

Moralité (IMPORTANT): Le fait d'accepter H_0 ne veut pas dire qu'elle est vraie.
Il est plus correct de dire « **on ne peut pas rejeter H_0** »

Exemple:

Effet d'une (autre) maladie sur $X = \text{« concentration d'un certain (autre) type de cellule »}$

$$H_0: \mu = \mu_0 (=2.1 \text{ g/L})$$

$$H_1: \mu \neq \mu_0$$

$$\mu_0 = 2.6 \text{ g/L}$$

$$\bar{x} = 2.8 \text{ g/L}$$

$$\sigma = 1.3 \text{ g/L}$$

$$n = 35$$

On prend $\alpha = 0.05$, test bilatéral: $\varepsilon_\alpha = 1.96$

$$z = \frac{2.8 - 2.6}{1.3 / \sqrt{35}} = 0.91 < 1.96$$

⇒ On ne peut pas rejeter H_0

Conclusions: Il est effectivement possible que μ vaille 2.6 g/L

Si on calcule $IC_\alpha(\mu) = [2.37; 3.23]$

⇒ Toutes les valeurs comprises entre 2.37 et 3.23 sont également possibles

Par exemple il est possible que μ vaille 3.0 g/L (et donc H_0 serait fausse)

Parfois la différence de moyennes existe mais est trop faible pour être détectée

Exemple: si $\mu_0 = 2.4$ et $\mu = 2.45$

Dans ce cas H_0 est fausse mais le test conduira probablement à ne pas la rejeter

⇒ On dit que le test manque de puissance

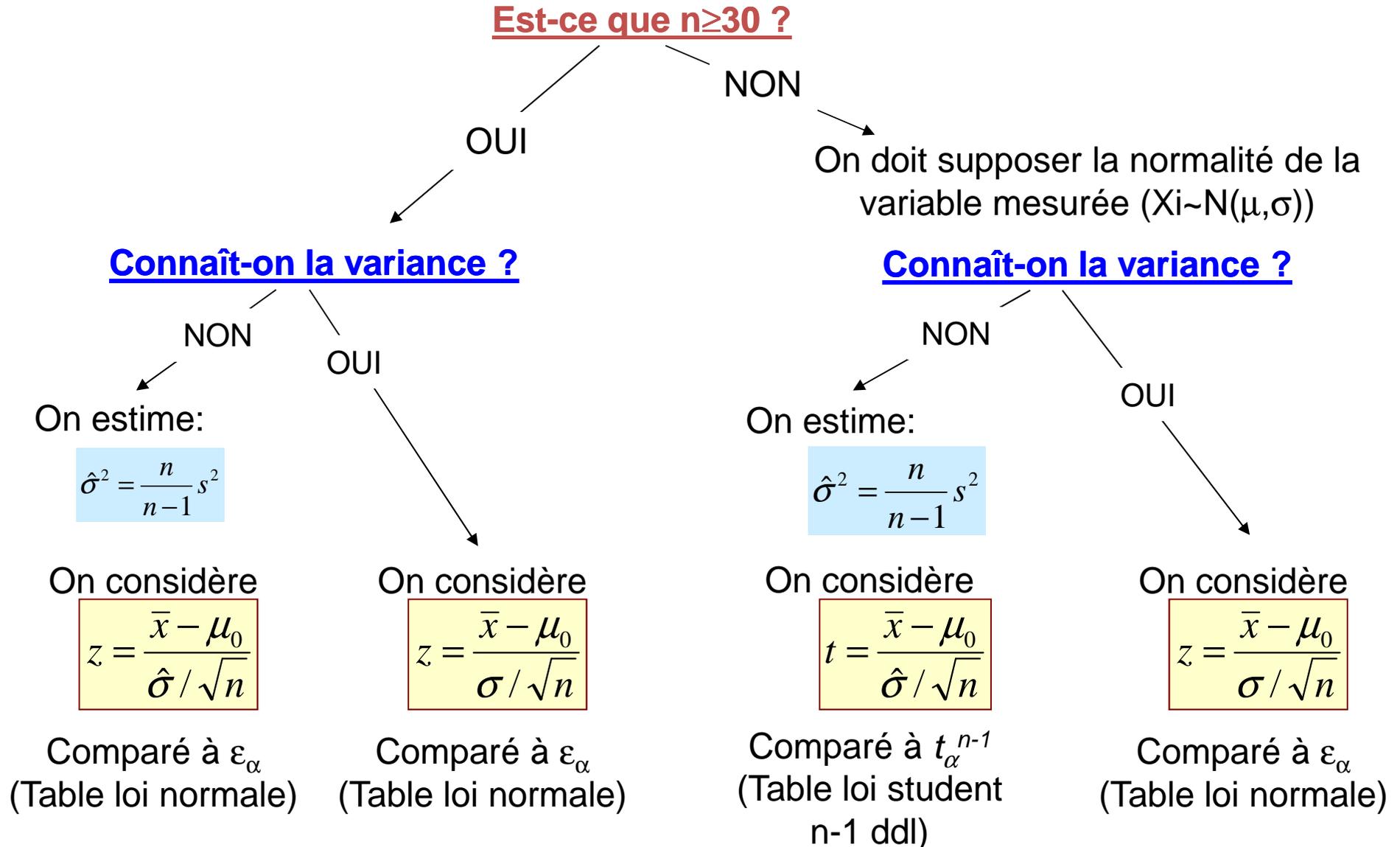
Risque de deuxième espèce $\beta = P(\text{accepter } H_0 / H_0 \text{ fausse})$
(très difficile à calculer en pratique)

Bilan: les risques en statistiques

	H0 vraie	H0 fausse
H0 acceptée	Test OK (proba = $1 - \alpha$)	Test pas OK (proba = β)
H0 rejetée	Test pas OK (proba = α)	Test OK (proba = $1 - \beta$)

Comparaison à une moyenne théorique: différents cas de figure

(même problème que plus tôt quand on ne connaît pas la variance: on l'estime)



B) Comparaison à une proportion théorique

Exemple du début du cours:

Maladie qui tue $p_0 = 50\%$ des souris sans traitement

Traitement testé sur 40 souris
⇒ 23 survivantes

Effet du traitement ou simple effet d'échantillonnage ?

On va tester l'hypothèse

$H_0: p=p_0$ (aucun effet du traitement)

$H_1: p \neq p_0$ (effet du traitement, sens non précisé: test bilatéral)

Comparaison à une proportion théorique

On appelle X = nombre de souris survivantes

Sous H_0 : $X \sim B(n, p_0)$, avec $n = 40$ et $p_0 = 0.5$

Approximation: Si $n \geq 30$, $np_0 \geq 5$ et $n(1-p_0) \geq 5$

Donc $X \sim N(np_0, \sqrt{np_0(1-p_0)})$

Et donc $\hat{p} = \frac{X}{n} \sim N\left(p_0, \sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}\right)$

On centre et on réduit pour obtenir l'écart réduit:

$$Z = \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}}$$

Si H_0 est vraie, Z est distribué comme une $N(0,1)$ et l'écart réduit observé z ne doit pas dépasser le seuil d'une $N(0,1)$

\Rightarrow On compare z à ε_α

Comparaison à une proportion théorique

Application numérique:

$$p_0 = 0.5$$

$$n = 40$$

$$\hat{p} = 23/40 = 0.575$$



$$z = \frac{0.575 - 0.5}{\sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{40}}} = 0.95 < 1.96$$

Si on prend un risque $\alpha=0.05 \Rightarrow H_0$ non rejetée: on ne peut pas conclure à un effet positif du traitement (données insuffisantes ou aucun effet ??? On ne peut pas savoir)

Conditions d'application: on a bien $n=40 \geq 30$, $np_0 = 20 \geq 5$ et $n(1-p_0)=20 \geq 5$

Combien de survivants aurait-il fallu observer pour conclure à un effet du traitement ?

$$24 \text{ survivants} \Rightarrow z = 1.26 < 1.96$$

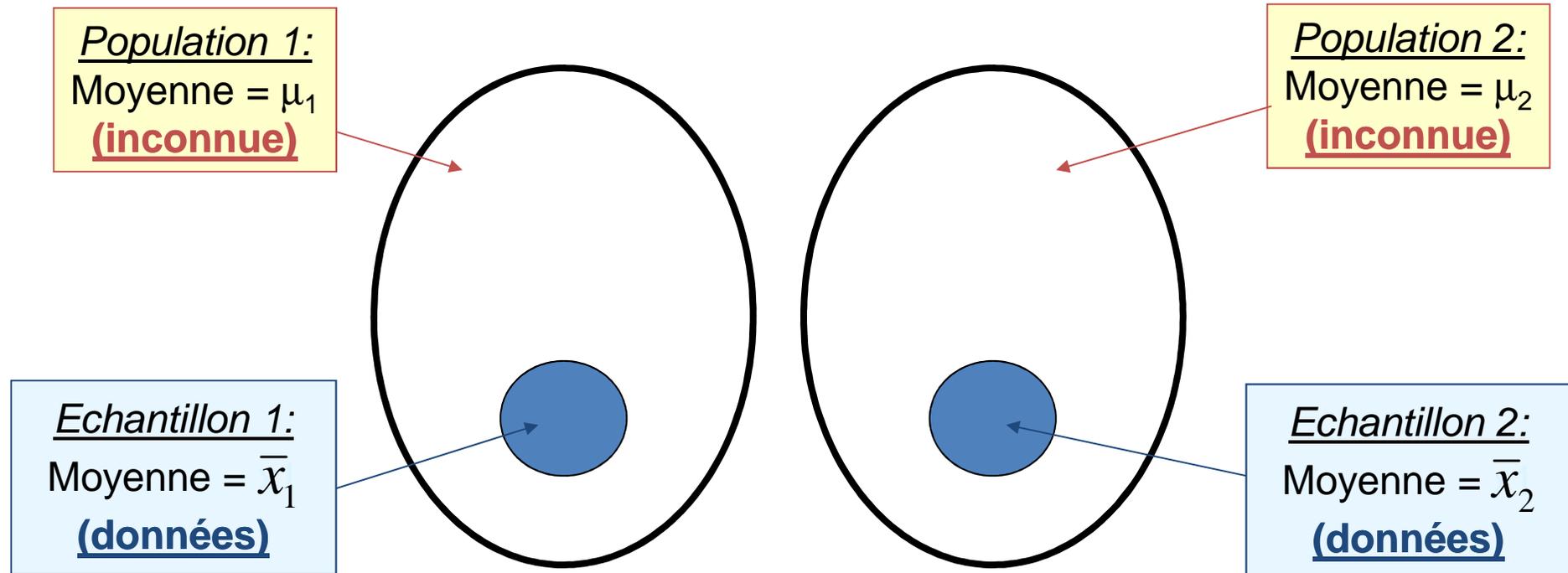
$$25 \text{ survivants} \Rightarrow z = 1.58 < 1.96$$

$$26 \text{ survivants} \Rightarrow z = 1.89 < 1.96$$

$$27 \text{ survivants} \Rightarrow z = 2.21 > 1.96$$



C) Comparaison de deux moyennes observées



Question: la différence entre \bar{x}_1 et \bar{x}_2 traduit-elle un effet biologique ($\mu_1 \neq \mu_2$) ?
Un effet d'échantillonnage (avec $\mu_1 = \mu_2$) ?

⇒ Différence de moyennes significative entre les deux populations ?

Exemple: différence d'espérance de vie entre mâles et femelles d'une espèce
Population 1 = les mâles de l'espèce, population 2 = les femelles de l'espèce

Comparaison de deux moyennes observées

Test d'hypothèse: quelle différence maximum peut-on attendre entre \bar{x}_1 et \bar{x}_2 si les deux moyennes sont bien égales (simple effet d'échantillonnage)

On note $X1$ = « durée de vie des mâles », $X2$ = « durée de vie d'une femelle »
($\mu_1 = E(X1)$, $\mu_2 = E(X2)$)

$H_0: \mu_1 = \mu_2$

$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$

On mesure la différence de moyennes observée en supposant:

- 1) Que les variables mesurées ($X1$ et $X2$) suivent des lois normales
- 2) Que la variance de ces lois normales est connue

$$X1 \sim N(\mu_1, \sigma_1) \quad X2 \sim N(\mu_2, \sigma_2)$$

Comparaison de deux moyennes observées

On tire n_1 individu dans la population 1 (mâles) et n_2 dans la population 2 (femelles)

On détermine la loi de probabilité des moyennes observées

$$\bar{X}_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1 / \sqrt{n_1}) \quad \bar{X}_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2 / \sqrt{n_2})$$

Ecart entre les deux moyennes observées

$$\bar{X}_1 - \bar{X}_2 \sim N(\mu_1 - \mu_2, \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}})$$

Si H_0 est vraie, alors $\mu_1 = \mu_2$ et donc

$$\bar{X}_1 - \bar{X}_2 \sim N(0, \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}})$$

Comparaison de deux moyennes observées

On définit Z qui mesure l'écart réduit entre les deux moyennes observées

$$Z = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \sim N(0,1)$$

Si H_0 est bien vraie, alors Z a une probabilité $1-\alpha$ d'être supérieure à la valeur seuil ε_α d'une $N(0,1)$

⇒ On compare z (écart réduit observé) à ε_α

Remarque: on ne doit faire l'hypothèse de normalité que si $n < 30$

Un exemple...

Comparaison de deux moyennes observées

Dans la pratique on connaît rarement la variance

⇒ Estimation

Pour des raisons mathématiques, on doit distinguer:

- 1) $n \geq 30$, on estime alors les deux variances séparément
- 2) $n < 30$, on doit supposer une variance commune à X_1 et X_2 (que l'on estime)

Comparaison de deux moyennes observées

Cas variance inconnue, $n \geq 30$

On estime: $\hat{\sigma}_1^2 = \frac{n_1}{n_1 - 1} s_1^2$ ($s_1^2 =$ variance observée dans l'échantillon 1)

$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{n_2}{n_2 - 1} s_2^2$ ($s_2^2 =$ variance observée dans l'échantillon 2)

On a alors
$$Z = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_1^2}{n_1} + \frac{\hat{\sigma}_2^2}{n_2}}} \sim N(0,1)$$

On compare z à la valeur seuil d'une $N(0,1) = \varepsilon_\alpha$

Comparaison de deux moyennes observées

Cas variance inconnue, $n < 30$

On estime une variance commune:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{n_1 s_1^2 + n_2 s_2^2}{n_1 + n_2 - 2} = \frac{(n_1 - 1)\hat{\sigma}_1^2 + (n_2 - 1)\hat{\sigma}_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

On a alors

$$T = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\hat{\sigma} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim T (n_1 + n_2 - 2 \text{ ddl})$$

(c'est des maths)

On compare t à la valeur seuil d'une $T(n_1+n_2-2 \text{ ddl}) = t_{\alpha}^{n_1+n_2-2}$

Comparaison de deux moyennes observées

Exemple:

Y a-t-il une différence significative dans le jour de naissance moyen entre les étudiants de la gauche de l'amphi et ceux de droite ?

Récapitulatif

Est-ce que $n \geq 30$?

OUI

NON

On doit supposer la normalité des variables mesurées

Connaît-on la variance ?

NON

On estime:

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{n_1}{n_1 - 1} s_1^2$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{n_2}{n_2 - 1} s_2^2$$

On considère

$$z = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_1^2}{n_1} + \frac{\hat{\sigma}_2^2}{n_2}}}$$

Comparé à ε_α
(Table loi normale)

OUI

On considère

$$z = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$$

Comparé à ε_α
(Table loi normale)

Connaît-on la variance ?

NON

On suppose $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$
et on estime σ par :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{n_1 s_1^2 + n_2 s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

On considère

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\hat{\sigma} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$$

Comparé à $t_\alpha^{n_1+n_2-2}$
(Table loi student
 n_1+n_2-2 ddl)

OUI

On considère

$$z = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$$

Comparé à ε_α
(Table loi normale)

D) Comparaison de deux fréquences observées

Exemple:

On souhaite savoir si le fait de fumer augmente le risque de développer une certaine maladie

Echantillonnage

$n_1=197$ non fumeurs, 12 malades

$n_2=178$ fumeurs, 23 malades

On calcule la fréquence de la maladie pour estimer la proportion de malades dans chaque groupe:

$$\hat{p}_1 = f_1 = \frac{12}{197} = 0.061$$

$$\hat{p}_2 = f_2 = \frac{23}{178} = 0.129$$

A priori: fumeurs plus malades, mais il faut se méfier des effets d'échantillonnage

Comparaison de deux fréquences observées

On note:

p_1 = proportion réelle d'individus malades chez les non fumeurs (population 1)

p_2 = proportion réelle d'individus malades chez les fumeurs (population 2)

Les fréquences observées sont des estimations des proportions réelles

Si $n_1 \geq 30$, $n_2 \geq 30$, $n_1 p_1 \geq 5$, $n_1(1-p_1) \geq 5$, $n_2 p_2 \geq 5$, $n_2(1-p_2) \geq 5$ on a:

$$\hat{p}_1 \sim N\left(p_1, \sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{n_1}}\right) \quad \hat{p}_2 \sim N\left(p_2, \sqrt{\frac{p_2(1-p_2)}{n_2}}\right)$$

On s'intéresse à la différence des deux fréquences observées:

$$\hat{p}_1 - \hat{p}_2 \sim N\left(p_1 - p_2, \sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{n_1} + \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}}\right)$$

Comparaison de deux fréquences observées

On va tester l'hypothèse:

H0: $p_1=p_2$ (aucun effet du fait de fumer sur la maladie)

H1: $p_1 \neq p_2$ (effet du fait de fumer sur la maladie)

L'écart entre les deux fréquences observées devrait alors être:

$$\hat{p}_1 - \hat{p}_2 \sim N\left(0, \sqrt{p(1-p)\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}\right)$$

On passe à l'écart réduit:

$$Z = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{p(1-p)\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}} \sim N(0,1)$$

Comparaison de deux fréquences observées

Problème: on ne connaît pas la proportion commune p de malades dans les populations

⇒ Estimation

$$\hat{p} = f = \frac{n_1 \hat{p}_1 + n_2 \hat{p}_2}{n_1 + n_2} = \frac{\text{nombre de cas positif}}{\text{nombre de cas total}}$$

On remplace p par son estimation, on montre que (maths):

$$Z = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}} \sim N(0,1)$$

On compare z à ε_α (table loi normale)

Comparaison de deux fréquences observées

Application numérique:

$$\hat{p}_1 = 0.061$$

$$\hat{p}_2 = 0.129$$

$$\hat{p} = \frac{12 + 23}{197 + 178} = 0.093$$

$$n_1 = 197$$

$$n_2 = 178$$

$$z = \frac{0.061 - 0.129}{\sqrt{0.093 * (1 - 0.093) * \left(\frac{1}{197} + \frac{1}{178} \right)}} = -2.17$$

$|z| = 2.17 > 1.96$ donc on rejette H_0 (risque $\alpha = 0.05$)

\Rightarrow fumer augmente la probabilité de développer la maladie

conditions d'application:

$$n_1 = 197 \geq 30, \quad n_2 = 178 \geq 30$$

$$n_1 \hat{p} = 18.4 \geq 5, \quad n_1 (1 - \hat{p}) = 178.6 \geq 5$$

$$n_2 \hat{p} = 16.6 \geq 5, \quad n_2 (1 - \hat{p}) = 161.4 \geq 5$$