

# S1\_CUSM\_RÉSUMÉ\_STATISTIQUE

## Table of contents

<b>1</b>	<b>Introduction : en pratique, comment utiliser les tests statistiques ?</b>	<b>2</b>
1.A	À quoi servent vraiment les tests statistiques ? . . . . .	2
1.B	Quand l'usage est légitime . . . . .	2
1.C	Mésusages fréquents (et pourquoi ils posent problème) . . . . .	2
1.D	Fil conducteur à retenir . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Quels tests pour quelles hypothèses ?</b>	<b>4</b>
2.A	Comparaison de 2 pourcentages . . . . .	4
2.A.1	Test du chi <sup>2</sup> de Pearson . . . . .	4
2.A.1.1	Chi <sup>2</sup> R . . . . .	4
2.A.2	Test exact de Fisher . . . . .	8
2.A.2.1	Fisher R . . . . .	8
2.B	Comparaison d'un pourcentage à un pourcentage théorique . . . . .	10
2.C	Comparaison de 3 pourcentages . . . . .	10
2.D	Comparaison de 2 moyennes . . . . .	13
2.D.0.1	Comparaison de 2 moyennes avec R . . . . .	14
2.E	Comparaison de 3 moyennes ou plus . . . . .	16
2.E.1	Exemple R . . . . .	16
2.F	Test de nullité d'un coefficient de corrélation . . . . .	19
2.F.1	Test de nullité du coefficient de corrélation avec R . . . . .	19
2.G	Tests appariés / non appariés . . . . .	20
2.G.1	Exemple R données appariées . . . . .	20
2.G.1.1	Exemple 1 . . . . .	20
2.G.1.2	Exemple 2 . . . . .	22
2.G.1.3	tbl_summary apparié . . . . .	23
<b>3</b>	<b>Calcul de <math>\beta</math> et du nombre de sujets à inclure</b>	<b>26</b>
3.A	Exemple R . . . . .	27
<b>4</b>	<b>Tests uni- ou bilatéraux ?</b>	<b>29</b>
4.A	Définitions . . . . .	29
4.B	Exemple . . . . .	29
<b>5</b>	<b>Intervalles de confiance</b>	<b>30</b>
5.A	Définitions . . . . .	30
5.B	Exemple R . . . . .	30

# **1 Introduction : en pratique, comment utiliser les tests statistiques ?**

## **1.A À quoi servent vraiment les tests statistiques ?**

Les tests statistiques ont deux fonctions simultanées :

- **Outils d'inférence**

Ils permettent de passer de ce qui est observé sur un échantillon à une affirmation sur une population plus large (effet d'un traitement, différence entre groupes, association entre variables).

- **Langage commun de la communauté scientifique**

Ils fournissent un cadre standardisé ( $H_0/H_1$ , p-value, intervalles de confiance, seuils "significatifs") qui permet de présenter des résultats de manière compréhensible et acceptable dans les revues.

Mais ce sont des outils inductifs, pas des démonstrations logiques :

- Rejeter ou "accepter"  $H_0/H_1$  ne prouve jamais qu'une hypothèse est vraie.
- La p-value exprime à quel point les données sont compatibles avec  $H_0$ , pas la probabilité que  $H_0$  soit vraie ou fausse.
- La crédibilité scientifique d'un résultat dépend aussi de la théorie, de la littérature, du plan d'étude, et du bon sens clinique.

## **1.B Quand l'usage est légitime**

Un test statistique est pertinent quand il répond à une question scientifique centrale, formulée à l'avance :

- Comparer un critère principal entre deux traitements dans un essai randomisé.
- Tester l'association entre une exposition majeure (tabac, intervention chirurgicale) et un outcome clinique important (mortalité, complication grave).
- Évaluer un effet que le chercheur est capable d'interpréter en termes cliniques ou de santé publique.

Dans ces situations :

- L'hypothèse nulle  $H_0$  et l'hypothèse alternative  $H_1$  sont définies clairement.
- Le test vient au service d'une question, et non l'inverse.

## **1.C Mésusages fréquents (et pourquoi ils posent problème)**

C'est surtout l'usage disproportionné des tests qui crée les dérives : on teste tout, partout, pour justifier des phrases qui n'ont pas besoin de test.

### 1. Test de normalité de Shapiro-Wilk

- $H_0$  : la variable suit une loi normale dans la population.
- Si  $p > 0,05$ , la tentation est de conclure : « La variable est normale, donc on peut utiliser des tests paramétriques. »
- Problèmes :

- Avec un petit effectif, le test a peu de puissance : il ne rejette  $H_0$  que si la distribution est très clairement non normale.
- Interpréter  $p > 0,05$  comme “preuve de normalité” est faux : cela signifie juste qu’on n’a pas détecté d’écart flagrant avec la normale.
- Avec un très gros effectif, le test peut donner  $p < 0,05$  pour des écarts minimes, sans impact pratique.
- Conclusion raisonnable :
  - $p > 0,05 \rightarrow$  “aucune incompatibilité majeure détectée avec la normalité, compte tenu de la taille de l’échantillon”.
  - Cela ne dispense pas de regarder un histogramme, un QQ-plot, et d’évaluer si un modèle gaussien est sensé dans le contexte.

Dire “Shapiro est non significatif, donc la variable est normale” est un mésusage.

## 2. Tester les caractéristiques des perdus de vue

- Usage fréquent :
  - Comparer les patients perdus de vue à ceux qui restent dans l’étude (âge, sexe, gravité, etc.).
  - Si  $p > 0,05$  partout  $\rightarrow$  “les perdus de vue ne sont pas différents, donc ils ne posent pas de problème”.
- Problèmes :
  - Là encore,  $p > 0,05$  n’est pas une preuve d’égalité :
  - avec peu de perdus de vue, les tests manquent de puissance ;
  - des différences cliniquement importantes peuvent passer sous le radar.
  - Le mécanisme de perte de vue est souvent non testable (motifs non observés, biais de sélection).
- Conclusion raisonnable :
  - Ces tests peuvent donner un indice (pas de différence massive détectée),
  - mais ne suffisent pas à conclure que les perdus de vue sont “neutres” pour l’analyse.

## 3. Batteries massives de tests exploratoires

- Tester toutes les variables de base entre les bras d’un essai randomisé (alors que la randomisation rend ces tests conceptuellement inutiles).
- Tester tous les sous-groupes, toutes les interactions, toutes les variables disponibles “pour voir ce qui sort”.
- Retenir ensuite les résultats avec  $p < 0,05$  comme s’il s’agissait de preuves robustes.
- Problèmes :
  - Inflation du risque d’erreur de type I : plus il y a de tests, plus on obtient de “significatifs” par hasard.
  - Risque élevé de p-hacking : on sélectionne après coup ce qui donne un beau  $p$ .

## 1.D Fil conducteur à retenir

- Un test statistique doit être utilisé :

- pour éclairer une question scientifique précise,
  - avec une hypothèse claire et une interprétation clinique possible.
- Il ne doit pas servir :
    - à “prouver” que quelque chose est vrai ou normal (ex : Shapiro-Wilk),
    - à valider a posteriori des affirmations faibles ou secondaires,
    - ni à compenser l’absence de réflexion sur le plan d’étude.

Les tests sont un outil chiffré parmi d’autres au service du raisonnement scientifique, pas un substitut au raisonnement.

## 2 Quels tests pour quelles hypothèses ?

### 2.A Comparaison de 2 pourcentages

#### 2.A.1 Test du chi2 de Pearson

Le test du chi2 de Pearson compare la **répartition** de deux variables qualitatives (ex : présence/absence d’un événement dans deux groupes).

En fait : il teste l'**indépendance** entre deux variables qualitatives dans un tableau de contingence.

$$\chi^2 = \sum \frac{(O-E)^2}{E}$$

Plus le  $\chi^2$  est grand, plus les observations (O) s’éloignent des effectifs attendus sous H0 (E).

Conditions de validité :

- Effectifs théoriques > 5 dans chaque case du tableau de contingence.
- Indépendance des observations = pas de mesures répétées, pas de données appariées.
- Distribution approximativement chi2 sous H0 (c'est à dire une somme de carrés de lois normales centrées réduites).
- Approximation de la loi binomiale par la loi normale

#### 2.A.1.1 Chi2 R

dans l’étude smp : on teste l’hypothèse que le niveau de dépression est fonction de l’âge, avec âge binarisé pour  $>$  ou  $<$  50 ans

Il est nécessaire de désactiver la correction de continuité de Yates (par défaut dans R) pour un test du chi2 classique

La correction du chi2 de Yates est une correction appliquée pour réduire le biais dans l’estimation du chi2 lorsque les effectifs sont petits.

Cependant, elle peut être trop conservatrice et diminuer la puissance du test.

```
smp$agebin <- ifelse(smp$age>50, ">50", "<=50")
table_depression_age <- table(smp$depression, smp$agebin)
chisq.test(table_depression_age, correct=FALSE)
```

```

Pearson's Chi-squared test

data: table_depression_age
X-squared = 6.0611, df = 1, p-value = 0.01382

```

L'avantage de cette approche est qu'elle est très simple à mettre en œuvre et à interpréter, et surtout elle affiche un message d'erreur si les conditions de validité ne sont pas remplies.

Avec `tbl_summary` du package `gtsummary` :

```

# | message : false
# | warning: false
tableau <- smp %>%
 tbl_summary(
  by = agebin,
  include = depression,
  statistic = all_categorical() ~ "{n} / {N} ({p}%)",
  percent = "column",
  missing = "no"
) %>%
add_p(
test = all_categorical() ~ "chisq.test",
test.args = all_categorical() ~ list(correct = FALSE)    # sans correction de
  ↳ continuité
)

```

2 missing rows in the "agebin" column have been removed.

Characteristic	<=50 N = 646	>50 N = 151	p-value
depression	267 / 646 (41%)	46 / 151 (30%)	0.014
<sup>1</sup> n / N (%)			
<sup>2</sup> Pearson's Chi-squared test			

Avec la fonction `CrossTable` du package `gmodels` (mais qui est un peu verbeuse) mais qui donne les résultats complets avec et sans correction de Yates :

```

CrossTable(
  smp$depression, smp$agebin,
  fisher=TRUE,
  chisq=TRUE,
  expected=TRUE,
  sresid=TRUE,
  format="SPSS")

```

Cell Contents

	Count
	Expected Values
	Chi-square contribution
	Row Percent
	Column Percent
	Total Percent
	Std Residual

Total Observations in Table: 797

	smp\$agebin		Row Total
smp\$depression	<=50	>50	
0	379	105	484
	392.301	91.699	
	0.451	1.929	
	78.306%	21.694%	60.728%
	58.669%	69.536%	
	47.553%	13.174%	
	-0.672	1.389	
1	267	46	313
	253.699	59.301	
	0.697	2.983	
	85.304%	14.696%	39.272%
	41.331%	30.464%	
	33.501%	5.772%	
	0.835	-1.727	
Column Total	646	151	797
	81.054%	18.946%	

Statistics for All Table Factors

Pearson's Chi-squared test

---

Chi^2 = 6.061119 d.f. = 1 p = 0.01381901

Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction

---

Chi^2 = 5.613999 d.f. = 1 p = 0.01781755

Fisher's Exact Test for Count Data

---

Sample estimate odds ratio: 0.6222266

Alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1

p = 0.0159447

95% confidence interval: 0.4152049 0.9219831

Alternative hypothesis: true odds ratio is less than 1

p = 0.008343204

95% confidence interval: 0 0.8689116

Alternative hypothesis: true odds ratio is greater than 1

p = 0.995116

95% confidence interval: 0.4423434 Inf

Minimum expected frequency: 59.30113

En calculant le test “OR = 1” avec la fonction `epi.2by2` du package `epiR` :

```
library(epiR)
epi.2by2(table_depression_age, method="cohort.count", conf.level=0.95)
```

	Outcome+	Outcome-	Total	Inc risk *
Exposure+	379	105	484	78.31 (74.36 to 81.90)
Exposure-	267	46	313	85.30 (80.89 to 89.04)
Total	646	151	797	81.05 (78.16 to 83.72)

Point estimates and 95% CIs:

Inc risk ratio	0.92 (0.86, 0.98)
Inc odds ratio	0.62 (0.43, 0.91)
Attrib risk in the exposed *	-7.00 (-12.37, -1.62)
Attrib fraction in the exposed (%)	-8.94 (-16.30, -1.83)
Attrib risk in the population *	-4.25 (-9.02, 0.52)
Attrib fraction in the population (%)	-5.24 (-6.35, -3.49)

Uncorrected chi2 test that OR = 1: `chi2(1) = 6.061` `Pr>chi2 = 0.014`

Fisher exact test that OR = 1: `Pr>chi2 = 0.016`

Wald confidence limits

CI: confidence interval

\* Outcomes per 100 population units

### ! Important

Le test du chi2 teste l'hypothèse d'indépendance entre deux variables qualitatives.

Ce revient exactement au même de tester l'hypothèse que l'OR = 1 dans un tableau de contingence 2x2.

Donc la p-value du chi2 et celle du test “OR = 1” sont identiques.

## 2.A.2 Test exact de Fisher

Le test exact de Fisher compare la **répartition** de deux variables qualitatives dans des petits échantillons (ex : présence/absence d'un événement dans deux groupes).

Conditions de validité :

- Effectifs théoriques < 5 dans au moins une case du tableau de contingence.
- Indépendance des observations = pas de mesures répétées, pas de données appariées.

### 2.A.2.1 Fisher R

```
fisher.test(smp$age>75, smp$depression)
```

### Fisher's Exact Test for Count Data

```
data: smp$age > 75 and smp$depression
p-value = 0.7104
alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1
95 percent confidence interval:
0.05833312 3.79332074
sample estimates:
odds ratio
0.6164281
```

La p value du test vaut 0,71.

On aurait pu aussi faire ça avec d'autres fonctions :

Avec `tbl_summary` du package `gtsummary` :

```
smp$age75 <- ifelse(smp$age>75, ">75", "<=75")
tableau_fisher <- smp %>%
  tbl_summary(
    by = age75,
    include = depression,
    statistic = all_categorical() ~ "{n} / {N} ({p}%)",
    percent = "column",
    missing = "no"
  ) %>%
  add_p(
    test = all_categorical() ~ "fisher.test"
  )
```

2 missing rows in the "age75" column have been removed.

Characteristic	<=75 N = 790	>75 N = 7	p-value
depression	311 / 790 (39%)	2 / 7 (29%)	0.7
<sup>1</sup> n / N (%)			
<sup>2</sup> Fisher's exact test			

## 2.B Comparaison d'un pourcentage à un pourcentage théorique

Situation peu fréquente !

Par exemple : équiprobabilité de naissance entre garçons et filles (50%)

```
binom.test(538, 1000, p = 0.5)
```

```
Exact binomial test

data: 538 and 1000
number of successes = 538, number of trials = 1000, p-value = 0.01766
alternative hypothesis: true probability of success is not equal to 0.5
95 percent confidence interval:
 0.5065264 0.5692493
sample estimates:
probability of success
      0.538
```

p-value = 0.01766 : on rejette l'hypothèse d'équiprobabilité.

## 2.C Comparaison de 3 pourcentages

Peu fréquente non plus !

utiliser aussi le test du chi2 de Pearson

```
smp$age.t <- cut(smp$age, breaks = c(-Inf, 25, 50, Inf))
tb <- table(smp$age.t, smp$depression, deparse.level=2)
prop.table(tb, 1)
```

```
          smp$depression
smp$age.t      0         1
  (-Inf,25] 0.5357143 0.4642857
  (25,50]   0.6007905 0.3992095
  (50, Inf] 0.6953642 0.3046358
```

```
chisq.test(tb, correct=FALSE)
```

Pearson's Chi-squared test

```
data: tb
X-squared = 8.0084, df = 2, p-value = 0.01824
```

Et encore avec `tbl_summary` du package `gtsummary` :

```

tableau_age3 <- smp %>%
 tbl_summary(
  by = age.t,
  include = depression,
  statistic = all_categorical() ~ "{n} / {N} ({p}%)",
  percent = "column",
  missing = "no"
) %>%
add_p(
  test = all_categorical() ~ "chisq.test",
  test.args = all_categorical() ~ list(correct = FALSE)    # sans correction de
  ↳ continuité
)

```

2 missing rows in the "age.t" column have been removed.

Characteristic	(-Inf,25] N = 140	(25,50] N = 506	(50, Inf] N = 151	p-value
depression	65 / 140 (46%)	202 / 506 (40%)	46 / 151 (30%)	0.018
<sup>1</sup> n / N (%)				
<sup>2</sup> Pearson's Chi-squared test				

Le problème pour interpréter cette p-value :

- On sait qu'il y a une différence entre au moins deux groupes d'âge, mais on ne sait pas lesquels.
- On sait en gros que l'hypothèse  $p_1 = p_2 = p_3$  est fausse, mais on ne sait pas quelles sont les paires pour lesquelles  $p_i \neq p_j$ .

Dans cette situation : il faut utiliser un test Chi2 de tendance :

```

num <- tb[,2]
den <- tb[,1] + tb[,2] # on aurait pu faire rowSums(tb)
prop.trend.test(num, den)

```

```

Chi-squared Test for Trend in Proportions

data: num out of den ,
using scores: 1 2 3
X-squared = 7.84, df = 1, p-value = 0.00511

```

La p value est  $< 0,05$  : on rejette l'hypothèse d'égalité des proportions en fonction de l'âge.

Il y a donc une tendance significative de la proportion de dépression en fonction de l'âge.

On peut aussi faire ça avec le package `gtsummary` mais il faut définir une fonction de test personnalisée ce qui n'est pas dingue quand même !

```

trend_test <- function(data, variable, by, ...) {
  tab <- table(data[[by]], data[[variable]]) # lignes = âge, colonnes =
  depression
  # on teste la tendance des proportions de "depression = 1" selon l'âge
  res <- prop.trend.test(x = tab[, "1"], n = rowSums(tab))
  dplyr::tibble(p.value = res$p.value)
}

tableau_trend <- smp %>%
 tbl_summary(
  by = age.t,
  include = depression,
  statistic = all_categorical() ~ "{n} / {N} ({p}%)",
  percent = "column",
  missing = "no"
) %>%
add_p(
  test = depression ~ "trend_test"
)

```

2 missing rows in the "age.t" column have been removed.

Characteristic	(-Inf,25] N = 140	(25,50] N = 506	(50, Inf] N = 151	p-value
depression	65 / 140 (46%)	202 / 506 (40%)	46 / 151 (30%)	0.005
<sup>1</sup> n / N (%)				

## 2.D Comparaison de 2 moyennes

Repose sur :

- le test t de Student pour échantillons indépendants (ou appariés)
- le test de Welch (var.equal=FALSE dans R)
- le test t de Student pour échantillons appariés (paired=TRUE dans R)
- le test non paramétrique de Wilcoxon :
  - test de Mann-Whitney pour échantillons indépendants
  - test de Wilcoxon pour échantillons appariés

### Test t de student pour échantillons indépendants

Conditions de validité :

- Variable quantitative continue approximativement normale dans chaque groupe (mais en vrai s'il y a plus de 30 sujets par groupe, on peut s'en fiche un peu)
- Homogénéité des variances dans chaque groupe (c'est à dire que les variances sont à peu près similaires)

Pour apprécier la comparabilité des variances :

- diagramme de normalité (= QQ plot) (voir `qqnorm` et `qqline` en R) dans chaque groupe ou courbe de densité superposée à la loi normale (voir `density` et `lines` en R)
- calcul des écarts-types dans chaque groupe (`by(var1, var2, sd, na.rm=TRUE)` en R)
- test de Levene : bof bof parce que c'est comme Shapiro : si  $p > 0,05$  on conclut que les variances sont égales (ce qui n'est pas une preuve !) et si  $p < 0,05$  on conclut que les variances sont différentes (ce qui peut être dû à un petit échantillon)

Si les variances ne sont vraiment pas égales : utiliser le test de Welch (var.equal=FALSE dans R)

Conditions de validité :

- déjà : avec  $n > 30$  par groupe, on s'en fiche un peu !! (sauf si différence ÉNORME de taille entre les groupes)
- si  $n < 30$  mais les groupes ont à peu près les mêmes effectifs + les mêmes distributions (11 et 13 sujets, écarts types similaires) : on peut s'en fiche aussi
- la validité est douteuse si taille inégale ou distribution très différentes (30 vs 300 sujets, CRP négative vs 250 mg/L)

Si c'est vraiment très éloigné d'une distribution normale (comme le nombre d'enfants) : utiliser un test non paramétrique (Wilcoxon)

#### i Note

##### Wilcoxon / Mann Whitney Wilcoxon (wilcox.test en R)

- peut être apparié → `paired = TRUE` (Wilcoxon signed-rank)
- ou non apparié → `paired = FALSE` (Mann-Whitney / Wilcoxon rank-sum)

### Mann-Whitney au sens strict

- c'est la version non appariée seulement
- pour deux groupes indépendants.
- sur R : `wilcox.test(var1 ~ var2, data=..., paired=FALSE)`

#### 2.D.0.1 Comparaison de 2 moyennes avec R

On teste l'

hypothèse : moyenne d'âge des détenus déprimés est différente de la moyenne d'âge des détenus non déprimés

```
t.test(smp$age ~ smp$depression, var.equal=TRUE)
```

Two Sample t-test

```
data: smp$age by smp$depression
t = 2.6337, df = 795, p-value = 0.008611
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.6425038 4.4032412
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 39.93182      37.40895
```

La p value est de 0,0086 : on rejette l'hypothèse d'égalité des moyennes d'âge entre les deux groupes.

imaginons maintenant que nous souhaitions comparer le nombre d'enfants des détenus selon qu'ils aient ou non été abusés dans leur enfance. Malgré la taille importante de l'échantillon, le fait que la distribution du nombre d'enfants soit très éloignée d'une distribution normale peut nous rendre réticent à l'idée d'utiliser un test t. L'alternative est alors de recourir à un test non paramétrique comme le test de Wilcoxon ou de Mann-Whitney

Si on veut comparer le nombre d'enfants entre les deux groupes de détenus (abusés ou non dans leur enfance) :

La distribution du nombre d'enfants est très asymétrique (beaucoup de zéros, quelques valeurs élevées)

→ on utilise un test non paramétrique = test de Wilcoxon / Mann-Whitney (en l'occurrence Mann Whitney car les deux groupes sont indépendants)

```
wilcox.test(smp$nb.enfants~smp$abus.enfant, correct=FALSE)
```

Wilcoxon rank sum test

```
data: smp$nb.enfants by smp$abus.enfant
W = 62664, p-value = 0.1938
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

NB : si on voulait en faisant paired = TRUE, il faut passer la syntaxe en mode vecteur (mais ça ne marcherait pas ici car les deux groupes ne sont pas appariés et donc n'ont pas le même effectif) :

```
x <- smp$nb.enfants[smp$abus.enfant == 0] # groupe 0  
y <- smp$nb.enfants[smp$abus.enfant == 1] # groupe 1  
  
wilcox.test(x, y, paired = TRUE, correct = FALSE)
```

! Important

### Résumé des tests de comparaison de moyennes

Comparaison de moyennes avec test t de Student :

- Effectif : > 30 par groupe ou à peu près égaux (11 et 12 par exemple)
- Distribution : symétrique (approximativement normale) et variances à peu près égales

Si échantillons appariés : test t apparié, ou Wilcoxon apparié (= signed rank)

Si distribution très asymétrique : test non paramétrique de Mann-Whitney (= Wilcoxon non apparié = rank sum)

Si effectifs très inégaux ou variances très différentes : test de Welch

## 2.E Comparaison de 3 moyennes ou plus

Comparaison pas si fréquente (idem que la comparaison de 3 pourcentages).

Faire un test pour rejeter l'hypothèse  $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3$  a peu de sens !

Le test ANOVA (Analysis of Variance) permet de comparer les moyennes de plusieurs groupes (3 ou plus).

Si une variable à une distribution égale dans les 3 sous groupes, alors la variance intra-groupe doit être proche de la variance inter-groupe.

On passe par la comparaison des variances car on ne peut pas faire de comparaison directe des moyennes quand il y a plus de 2 groupes.

Le test ANOVA calcule le ratio de ces variances (F-statistique) et détermine la p-value associée en fonction de la distribution de F.

$$F = \frac{\text{Variance inter-groupe}}{\text{Variance intra-groupe}}$$

Exemple imagé :

- 3 plantes (A, B, C) reçoivent 3 traitements différents (T1, T2, T3).
- On mesure la hauteur des plantes après 1 mois..
- On calcule la variance des hauteurs entre les groupes (inter-groupe) et la variance des hauteurs à l'intérieur de chaque groupe (intra-groupe).
- Si les traitements n'ont pas d'effet, les variances inter et intra-groupe sont similaires.
- Si un traitement a un effet, la variance inter-groupe sera plus grande que la variance intra-groupe.

Conditions de validité :

- Indépendance des observations (pas de mesures répétées, pas de données appariées).
- Variance de la variable étudiée similaire dans chaque groupe (homoscédasticité).
- Normalité des résidus du modèle (avec la même résistance que pour le test t : si  $n > 30$  par groupe et faible différences des deux groupes, on peut s'en fiche un peu).

### 2.E.1 Exemple R

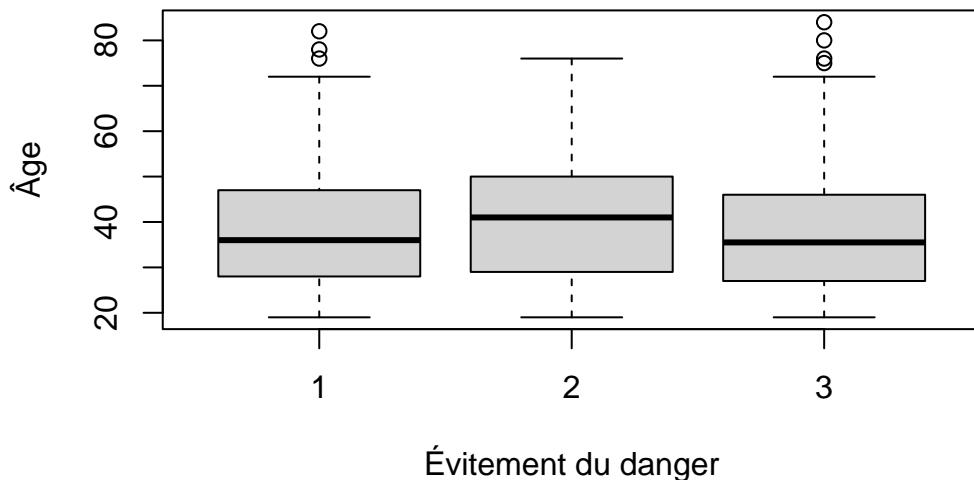
Exemple : niveau d'évitement du danger mesuré avec un questionnaire codée en 1, 2 et 3 pour des niveaux respectivement « faible », « modéré » ou « élevé ».

Il faut réfuter l'hypothèse que la moyenne d'âge est la même dans les trois groupes d'évitement du danger.

D'abord visualisation :

```
boxplot(age ~ evit.danger, data = smp,
        xlab = "Évitement du danger",
        ylab = "Âge",
        main = "Âge selon l'évitement du danger")
```

## Âge selon l'évitement du danger



Les moyennes et écart-types d'âge semblent visuellement proches dans les trois groupes

Sur R, il faut passer par la fonction `lm` (linear model) pour faire une ANOVA :

Attention, il faut bien transformer la variable catégorielle en facteur avec `as.factor()` (sinon R la traite comme une variable quantitative continue !)

Syntaxe :

- `lm(var_quantitative ~ var_catégorielle, data=...)`
- test : fonction `anova(...)` ou `drop1(..., test="F")`

La fonction `drop1` permet de tester l'effet d'une variable dans un modèle linéaire en comparant le modèle complet avec un modèle réduit (sans la variable testée).

```
res <- lm(age~as.factor(evit.danger), data=smp)
drop1(res, test="F")
```

Single term deletions

Model:

```
age ~ as.factor(evit.danger)
              Df Sum of Sq    RSS    AIC F value    Pr(>F)
<none>                 122212 3582.2
as.factor(evit.danger)  2     1062.1 123274 3584.2  2.9895 0.05097 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# ou anova(res)
anova(res)
```

Analysis of Variance Table

```

Response: age
          Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
as.factor(evit.danger)   2   1062   531.04  2.9895 0.05097 .
Residuals                 688 122212   177.63
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

### **i Note**

#### **Lien entre ANOVA et régression linéaire**

Fondamentalement, l'ANOVA et la régression linéaire sont la même méthode mathématique (elles appartiennent toutes deux au “Modèle Linéaire Général”).

La différence est dans leur application :

- L'ANOVA est un cas particulier de régression utilisée quand les variables explicatives sont uniquement des catégories (des groupes comme “Engrais A, B, C”). Elle regarde si les moyennes de ces catégories diffèrent.
- La Régression Linéaire est plus souple et permet d'utiliser des variables explicatives continues (des nombres comme la température ou l'âge) pour prédire une valeur.

En résumé : faire une ANOVA revient exactement à faire une régression linéaire sur des variables catégorielles (transformées en variables “muettes” ou dummy variables).

Elles utilisent toutes les deux le même moteur : analyser la variance pour séparer le signal du bruit.

## 2.F Test de nullité d'un coefficient de corrélation

Les coefficients de corrélation mesurent la force et la direction d'une association linéaire entre deux variables quantitatives.

Ils peuvent être :

- Coefficient de corrélation de Pearson (r) : mesure la corrélation linéaire entre deux variables quantitatives continues. Varie entre -1 et +1.
- Coefficient de corrélation de Spearman (ρ) : mesure la corrélation monotone entre deux variables, basé sur les rangs. Varie entre -1 et +1.
- Coefficient kappa de Cohen (κ) : mesure l'accord entre deux évaluateurs pour des variables qualitatives. Varie entre -1 et +1.
- Coefficient de corrélation intraclasse (ICC) : mesure la fiabilité entre plusieurs mesures quantitatives. Varie entre 0 et 1.

Tester la nullité de corrélation revient à tester l'absence d'association linéaire entre les variables, c'est à dire leur indépendance linéaire.

(2 variables indépendantes ont nécessairement une absence de corrélation linéaire)

**Attention** : tester la nullité d'une corrélation n'implique pas que le coefficient de corrélation soit = 0 !

**Attention aussi aux conditions de validité des coefficients**

**Attention aussi aux conditions de validité du test de nullité**

- Dans l'idéal : que  $X$  et  $Y$  soient distribuées normalement dans la population
- Faisable quand même si  $X$  est normale et  $Y$  est binaire
- Et même si les deux sont binaires !

### 2.F.1 Test de nullité du coefficient de corrélation avec R

Utilisation de la fonction `cor.test(...)` :

```
cor.test(smp$age, smp$recherche.nouv, method="pearson")
```

```
Pearson's product-moment correlation

data: smp$age and smp$recherche.nouv
t = -6.009, df = 693, p-value = 3.016e-09
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
-0.2920740 -0.1506631
sample estimates:
cor
-0.2225387
```

- Corrélation négative à -0,22 entre âge et recherche de nouveauté.

- p-value < 0,0001 : on rejette l'hypothèse d'absence de corrélation linéaire entre âge et recherche de nouveauté : **il est très peu probable que les variables soient indépendantes linéairement.**

### Tableau corrélation

## 2.G Tests appariés / non appariés

Exemple de données appariées :

- Mesures répétées sur les mêmes sujets (avant/après traitement).
- Paires de sujets liés (jumeaux, couples).
- Score de propension

### ! Important

#### Tests possibles sur données appariées :

- Sur des moyennes :
  - Test t apparié (paired=TRUE dans R) : avec conditions de validité du test t.
  - Test de Wilcoxon apparié (paired=TRUE dans R) : si conditions de validité du test t non remplies (surtout asymétrie évidente)
- Sur des pourcentages :
  - Test du Chi2 de McNemar : pour comparer deux proportions appariées (ex : succès/échec avant/après traitement sur les mêmes sujets).
  - Test exact du Chi2 de McNemar : version exacte du test de McNemar, utilisé lorsque les effectifs sont petits.

### 2.G.1 Exemple R données appariées

#### 2.G.1.1 Exemple 1

jeu de données `scl` : évolution au cours du temps du score SCL90 de patients déprimés hospitalisés

Objectif : tester l'hypothèse que le score SCL90 au jour 0 est différent du score SCL90 au jour 4

1. Visualisation des données

```
head(scl)
```

	NUMERO	BIRTHDAT	SEXE	HEIGHT	WEIGHT	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11	Q12
1	0	0073-06-18	2	157	56	NA	NA	NA									
3	3	0077-03-22	2	173	60	3	3	2	1	1	2	0	0	2	2	3	3
2	3	0077-03-22	2	173	60	2	4	2	1	3	0	0	0	2	2	3	4
4	3	0077-03-22	2	173	60	1	3	3	0	2	1	0	0	2	3	3	3
5	4	<NA>	NA	NA	NA	3	3	4	2	3	2	3	1	2	3	4	4

6	4	<NA>	NA	NA	NA	NA	2	1	1	0	0	0	0	0	2	2	1	3	
	Q13	Q14	Q15	Q16	Q17	Q18	Q19	Q20	Q21	Q22	Q23	Q24	Q25	Q26	Q27	Q28	Q29	Q30	Q31
1	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
3	0	3	1	0	1	3	0	4	1	3	3	3	0	3	2	3	3	3	3
2	0	4	1	0	2	2	3	4	1	3	3	3	0	4	1	4	3	4	3
4	0	4	1	0	1	1	1	4	1	4	3	4	0	3	1	4	4	4	4
5	1	3	2	0	1	2	1	2	2	0	2	3	0	4	2	3	3	4	4
6	0	3	1	0	1	0	0	0	1	0	1	2	0	3	1	3	3	4	4
	Q32	Q33	Q34	Q35	Q36	Q37	Q38	Q39	Q40	Q41	Q42	Q43	Q44	Q45	Q46	Q47	Q48	Q49	Q50
1	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
3	0	2	3	2	2	1	1	3	3	2	2	1	2	3	2	0	2	2	3
2	0	3	2	3	1	0	2	4	4	2	1	1	3	1	3	0	2	2	3
4	0	3	3	2	1	0	2	3	0	1	1	1	1	2	3	0	1	1	3
5	4	1	1	2	1	0	3	4	4	4	3	3	0	3	3	0	3	3	3
6	3	0	1	1	1	0	2	3	1	3	0	0	0	1	3	0	4	4	2
	Q51	Q52	Q53	Q54	Q55	Q56	Q57	Q58	Q59	Q60	Q61	Q62	Q63	Q64	Q65	Q66	Q67	Q68	Q69
1	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
3	2	1	3	2	3	2	4	2	2	3	3	3	0	0	3	1	0	2	3
2	1	1	3	2	4	2	4	1	1	0	1	0	0	0	2	2	3	0	0
4	1	1	3	1	4	1	4	1	1	1	2	0	1	1	2	1	1	0	1
5	2	3	2	4	4	3	4	3	2	1	2	3	4	0	2	3	0	0	3
6	2	1	0	4	4	4	3	1	1	0	0	2	3	0	2	3	3	1	2
	Q70	Q71	Q72	Q73	Q74	Q75	Q76	Q77	Q78	Q79	Q80	Q81	Q82	Q83	Q84	Q85	Q86	Q87	Q88
1	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
3	2	3	3	0	1	3	1	3	3	1	1	0	1	1	0	0	2	3	0
2	0	4	4	0	1	3	2	2	3	0	1	0	0	1	0	0	3	1	0
4	2	3	3	0	1	4	3	3	3	1	0	1	0	1	0	0	3	1	1
5	2	3	3	1	1	0	0	3	3	4	3	2	2	2	1	0	2	3	3
6	1	3	2	1	0	0	1	2	3	4	1	0	1	0	1	0	2	3	2
	Q89	Q90	age	VISIT	scl	JOUR.VISIT	somatisation	obsession	psychose	sensitivite									
1	NA	NA	25	<NA>	NA		1		NA		NA		NA		NA		NA		NA
3	1	3	21	J0	168		1		26		23		17						
2	2	3	21	J4	164		5		24		23		9						
4	3	1	21	J7	154		7		14		26		10						
5	3	4	NA	J0	208		1		35		29		16						
6	3	4	NA	J4	138		4		21		22		9						
	depression	anxiete	hostilit	phobie	paranoia	psychose	divers												
1		NA	NA	NA	NA	NA	NA		NA		NA		NA		NA		NA		NA
3		30	25	7	9	8			14		9								
2		35	31	7	6	6			9		14								
4		35	26	11	9	6			8		9								
5		40	26	14	8	8			22		10								
6		32	17	9	4	2			15		7								

Transformer en format long avec dcast du package reshape2 :

```
scl.w <- dcast(
  scl[,c("NUMERO","VISIT","depression")],
  NUMERO~VISIT,
  value.var="depression")
```

t-test apparié :

```
t.test(scl.w$J0, scl.w$J4, paired=TRUE)
```

#### Paired t-test

```
data: scl.w$J0 and scl.w$J4
t = 6.2146, df = 99, p-value = 1.223e-08
alternative hypothesis: true mean difference is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 3.172146 6.147854
sample estimates:
mean difference
        4.66
```

p-value = 1.223e-08 : on rejette l'hypothèse d'égalité des moyennes de score SCL90 entre le jour 0 et le jour 4.

#### 2.G.1.2 Exemple 2

Comparaison de pourcentages = test du Chi2 de McNemar

Ici, on teste l'hypothèse que la proportion de patients déprimés (score SCL90 > 20) est la même au jour 0 et au jour 4.

```
tab <- table(scl.w$J0>20, scl.w$J4>20, deparse.level=2)
tab
```

	scl.w\$J4 > 20	
scl.w\$J0 > 20	FALSE	TRUE
FALSE	9	0
TRUE	16	75

Le tableau de contingence montre que :

- 9 patients ne sont pas déprimés aux jours 0 et 4.
- 75 patients sont déprimés aux jours 0 et 4.
- 16 patients sont déprimés au jour 0 mais pas au jour 4.
- 0 patients sont déprimés au jour 4 mais pas au jour 0.

```
mcnemar.test(tab, correct=FALSE)
```

```
McNemar's Chi-squared test

data: tab
McNemar's chi-squared = 16, df = 1, p-value = 6.334e-05

mcnemar.test(tab, correct=FALSE)

McNemar's Chi-squared test

data: tab McNemar's chi-squared = 16, df = 1, p-value = 6.334e-05
p-value = 6.334e-05 : on rejette l'hypothèse d'égalité des proportions de patients déprimés entre le jour 0 et le jour 4.
```

### 2.G.1.3 `tbl_summary` apparié

On met les deux : comparaison de moyennes et comparaison de pourcentages  
Après PSM :

```
table3adjusted <- m.final %>%
 tbl_summary(
  include = all_of(cols_to_include_in_table3),
  missing = "ifany",
  by = I_geste_comparaison_1HartmannCoelio, # Comparaison entre groupes
  percent = "column",
  statistic = list(
    all_categorical() ~ "{n} ({p}%)",
    all_continuous() ~ "{median} [{p25}, {p75}]"
  )
) %>%
add_p(
  test = list(
    all_continuous() ~ "paired.wilcox.test", # Test de Wilcoxon pour les
    ↴ donnees continues
    all_categorical() ~ "mcnemar.test" # Test de McNemar pour les donnees
    ↴ categoriques
  ),
  group = Pair_ID # Utilisation de l'ID de paire
)
```

Mais selon chat, utilisation de `group = Pair_ID` n'est pas très safe et conseille de faire comme ça :

1. Fonction Wilcoxon apparié personnalisée

```

paired_wilcox_gts <- function(data, variable, by, ...) {
  d <- data |>
    dplyr::select(Pair_ID, all_of(by), all_of(variable)) |>
    tidyrr::pivot_wider(
      names_from = !!rlang::sym(by),
      values_from = !!rlang::sym(variable)
    )

  res <- wilcox.test(d[[1]], d[[2]], paired = TRUE)
  tibble::tibble(p.value = res$p.value)
}

```

## 2. Fonction McNemar personnalisée

```

mcnemar_gts <- function(data, variable, by, ...) {
  d <- data |>
    dplyr::select(Pair_ID, all_of(by), all_of(variable)) |>
    tidyrr::pivot_wider(
      names_from = !!rlang::sym(by),
      values_from = !!rlang::sym(variable)
    )

  tab <- table(d[[1]], d[[2]])
  res <- mcnemar.test(tab, correct = FALSE)

  tibble::tibble(p.value = res$p.value)
}

```

## 3. Fonction t de Student apparié personnalisée

```

paired_ttest_gts <- function(data, variable, by, ...) {

  d <- data %>%
    dplyr::select(Pair_ID, !!rlang::sym(by), !!rlang::sym(variable)) %>%
    tidyrr::pivot_wider(
      names_from = !!rlang::sym(by),
      values_from = !!rlang::sym(variable)
    )

  res <- t.test(d[[1]], d[[2]], paired = TRUE)

  tibble::tibble(p.value = res$p.value)
}

```

## 4. Tableau final

```

table3adjusted <- m.final %>%
 tbl_summary(
  include = all_of(cols_to_include),
  by = colonne_de_comparaison, # Comparaison entre groupes
  percent = "column",
  statistic = list(
    all_categorical() ~ "{n} ({p}%)",
    all_continuous() ~ "{median} [{p25}, {p75}]"
  )
) %>%
add_p(
  test = list(
    all_continuous() ~ paired_wilcox_gts, # ou paired_ttest_gts
    all_categorical() ~ mcnemar_gts
  )
)

```

### 3 Calcul de $\beta$ et du nombre de sujets à inclure

Dans la théorie de Neyman et Pearson, le calcul du nombre de sujets à inclure dans une étude est directement lié au contrôle des risques  $\alpha$  et  $\beta$ .

Exemple : équiprobabilité des naissances de garçons ( $p_1$ ) et de filles ( $p_2$ )

- $H_0 : p_1 = 0,5$  (et donc  $p_2 = 0,5$  également)
- $H_1 : p_1 = 0,55$  (et donc  $p_2 = 0,45$ )

Pour  $\alpha$  fixé (par exemple à 5%), on peut déterminer une règle de décision (seuil critique) qui permet de rejeter  $H_0$  si le pourcentage de naissances de garçons est suffisamment éloigné de 50%.

$\beta$  varie

- la différence vraie : Plus l'effet réel est grand, plus il est facile à détecter, donc  $\beta$  diminue (et la puissance augmente).
- le nombre de sujets inclus : Plus on inclut de sujets, plus on a d'informations, donc  $\beta$  diminue (et la puissance augmente).
- $H_1$  choisi : plus  $H_1$  est proche de  $H_0$ , plus il est difficile de détecter la différence, donc  $\beta$  augmente (et la puissance diminue).

Exemple :

- hypothèse  $p_1 = 0,55 \rightarrow$  pour  $\alpha = 5\%$  et  $\beta = 10\%$

```
pwr.p.test(h=ES.h(0.5,0.55),power=0.9,sig.level=0.05,alternative="less")
```

```
proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation)

h = -0.1001674
n = 853.5244
sig.level = 0.05
power = 0.9
alternative = less
```

Pour  $p_1 = 0,55$ , il faut environ 850 naissances pour obtenir une puissance de 90% avec un risque  $\alpha$  de 5%.

- hypothèse  $p_1 = 0,60 \rightarrow$  pour  $\alpha = 5\%$  et  $\beta = 10\%$

```
pwr.p.test(h=ES.h(0.5,0.60),power=0.9,sig.level=0.05,alternative="less")
```

```
proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation)

h = -0.2013579
n = 211.2183
sig.level = 0.05
power = 0.9
alternative = less
```

Pour  $p_1 = 0,60$ , il faut environ 200 naissances pour obtenir une puissance de 90% avec un risque  $\alpha$  de 5%.

- hypothèse  $p_1 = 0,52 \rightarrow$  pour  $\alpha = 5\%$  et  $\beta = 10\%$

```
pwr.p.test(h=ES.h(0.5,0.52),power=0.9,sig.level=0.05,alternative="less")
```

```
proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation)

h = -0.04001067
n = 5349.549
sig.level = 0.05
power = 0.9
alternative = less
```

Pour  $p_1 = 0,52$ , il faut environ 5000 naissances pour obtenir une puissance de 90% avec un risque  $\alpha$  de 5%.

### 3.A Exemple R

enons l'exemple d'un essai évaluant l'efficacité d'une nouvelle molécule dans le sepsis sévère (étude comparative versus placebo). Compte tenu des critères d'inclusion, les données épidémiologiques font état d'une mortalité à 30 jours (critère d'efficacité) égale à 36%.

Exemple : efficacité d'une nouvelle molécule.

- $H_0$  : mortalité = 36% (placebo)
- Investigateurs : "ne pas passer à côté d'une baisse de 10 points de la mortalité"
- $H_1$  : mortalité = 26% (nouvelle molécule)
- $\alpha = 5\%$  (risque de conclure à tort que la molécule est efficace)
- $\beta = 10\%$  (risque de ne pas détecter l'efficacité de la molécule)

La fonction `pwr.2p.test` du package `pwr` permet de calculer le nombre de sujets nécessaires pour atteindre la puissance désirée dans une étude comparant deux proportions.

```
pwr.2p.test(
  h = ES.h(p1 = 0.36, p2 = 0.26), # taille d'effet
  sig.level = 0.05,
  power= 0.90,
  alternative = "two.sided"
)
```

```
Difference of proportion power calculation for binomial distribution (arcsine transformation)
```

```
h = 0.2168606
n = 446.8531
sig.level = 0.05
```

```
power = 0.9  
alternative = two.sided
```

NOTE: same sample sizes

Il faut donc inclure environ 447 patients par groupe (soit un total de 894 patients) pour détecter une différence de mortalité de 10 points entre les deux groupes avec une puissance de 90% et un risque  $\alpha$  de 5%.

## 4 Tests uni- ou bilatéraux ?

### 4.A Définitions

- Selon Fisher :
  - inférence statistique bilatérale par nature
  - on cherche à apprécier l'adéquation entre un échantillon observé et une population hypothétique infinie sous-jacente.
  - donc on teste toujours si l'estimateur issu de l'échantillon est suffisamment différent du paramètre de la population sous-jacente (qu'il soit supérieur ou inférieur).
- Selon Neyman et Pearson :
  - inférence statistique unilatérale inférieure ou supérieure selon le choix des hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ .

### 4.B Exemple

1. Essai randomisé : on teste
  - $H_0$  : la nouvelle thérapeutique n'est pas plus efficace que le placebo
  - $H_1$  : la nouvelle thérapeutique est plus efficace que le placebo

Mais on teste pas l'infériorité de la nouvelle thérapeutique par rapport au placebo.

Donc en soit, c'est un test unilatéral supérieur, et le risque de première espèce  $\alpha$  est à 2,5% (et non 5%).

2. Étude d'**inférence inductive** : on teste

- Formulation bilatéral
- Avec le risque de première espèce  $\alpha$  égal à 5%.

## 5 Intervalles de confiance

### 5.A Définitions

“Vraie valeur” de la moyenne = espérance de la moyenne =

$$\mu +/\!-\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Avec :  $\sigma$  = écart-type de la population et  $n$  = taille de l'échantillon

En fait :

- Si âge : 40 [37-43] ans dans un échantillon de 100 personnes
- C'est l'intervalle de confiance qui a 95% de chances de contenir la vraie valeur de la moyenne d'âge dans la population.
- et pas “il y a 95% des valeurs de l'échantillon qui sont entre 37 et 43 ans”.

L'intervalle de confiance à 95% correspond à la grande majorité (95%) des valeurs **théoriques possibles** de ce paramètre, compatibles avec l'échantillon observé.

Pour observer les fluctuations de l'estimation d'un paramètre dans un échantillon donné, il faut utiliser les intervalles empiriques ou les intervalles de fluctuation.

En gardant à l'esprit que les observations sont considérées implicitement comme un échantillon aléatoire issu d'une population sous-jacente alors que ça n'est que rarement le cas dans les faits !

### 5.B Exemple R

Prévalence de la schizophrénie dans l'étude smp.

La fonction `binom.confint()` de la bibliothèque `binom` de R permet d'estimer la prévalence et un intervalle de confiance.

```
y <- na.omit(smp$schizophrenie)
binom.confint(x=sum(y), n=length(y), method="asymptotic")
```

	method	x	n	mean	lower	upper
1	asymptotic	64	799	0.08010013	0.06127831	0.09892194

```
cat("Prévalence de la schizophrénie : ",
    round(binom.confint(x=sum(y), n=length(y), method="asymptotic")$mean*100,2),
    "% [",
    round(binom.confint(x=sum(y), n=length(y), method="asymptotic")$lower*100,2),
    "% ; ",
    round(binom.confint(x=sum(y), n=length(y), method="asymptotic")$upper*100,2),
    "%]"
)
```

Prévalence de la schizophrénie : 8.01 % [ 6.13 % ; 9.89 %]

Donc l'échantillon observé est compatible avec des populations infinies sous-jacentes pour lesquelles la « vraie » prévalence de schizophrénie serait comprise entre 6,1% et 9,9%.

Le truc c'est qu'on a fait un sondage en grappe, donc il faut utiliser la bibliothèque **survey** de R pour calculer un intervalle de confiance correct.

```
smp.design <- svydesign(ids=~1, data=smp)
```

```
Warning in svydesign.default(ids = ~1, data = smp): No weights or probabilities supplied, assuming equal probability
```

```
svyciprop(~schizophrenie, smp.design, na.rm=TRUE, method="beta")
```

```
2.5% 97.5%
schizophrenie 0.0801 0.0622 0.1012
```

Sur une variable quantitative : fonction **t.test()** de R permet d'estimer la moyenne et un intervalle de confiance.

```
cat("Moyenne d'âge : ",
    round(t.test(smp$age)$estimate,2),
    " ans [",
    round(t.test(smp$age)$conf.int[1],2),
    " ans ; ",
    round(t.test(smp$age)$conf.int[2],2),
    " ans]"
)
```

```
Moyenne d'âge : 38.94 ans [ 38.02 ans ; 39.86 ans]
```

Et pour sondage en grappe :

```
modsvy <- svyglm(age~1, design=smp.design)
confint(modsvy)
```

```
2.5 % 97.5 %
(Intercept) 38.01932 39.86273
```