

# Statistiques pour les sciences (MAT-4681)

Arthur Charpentier

# 11 - Tests d'hypothèse

été 2022

# Affirmations

- ▶ le candidat A sera réélu aux élections ce dimanche
- ▶ les femmes aiment autant regarder le hockey à la télévision que les hommes
- ▶ le médicament A est aussi efficace que le médicament B pour soigner les migraines
- ▶ 80% des gens qui prennent l'avion ont peur
- ▶ au moins 80% des gens qui prennent l'avion ont peur
- ▶ une digue de 2 mètres protège contre les crues centennaires

# Affirmation I

- ▶ le candidat A sera réélu aux élections ce dimanche

On peut interroger  $n$  personnes; pour  $i = 1, 2, \dots, n$ ,

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ annonce qu'il votera pour A} \\ 0 & \text{si } i \text{ annonce qu'il ne votera pas pour A} \end{cases}$$

$Y = \mathbf{1}_A$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p)$

A sera réélu si (et seulement si)  $p > 50\%$

$$\text{on peut utiliser } \hat{p} = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

on peut légitimement croire que A sera élu si  $\hat{p} \dots$  est grand

## Affirmation II

- ▶ les femmes aiment autant regarder le hockey à la télévision que les hommes

On peut interroger des femmes ( $m$ ) et des hommes ( $n$ )

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{si la femme } i \text{ aime regarder le hockey} \\ 0 & \text{si la femme } i \text{ n'aime pas regarder le hockey} \end{cases}$$

$$y_j = \begin{cases} 1 & \text{si l'homme } j \text{ aime regarder le hockey} \\ 0 & \text{si l'homme } j \text{ n'aime pas regarder le hockey} \end{cases}$$

$X = \mathbf{1}_{\text{NHL}}$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p_x)$

$Y = \mathbf{1}_{\text{NHL}}$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p_y)$

les femmes aiment autant regarder le hockey à la télévision que les hommes si (et seulement si)  $p_x \geq p_y$

$$\text{on peut utiliser } \hat{p}_x = \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \text{ et } \hat{p}_y = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j$$

## Affirmation III

- ▶ le médicament A est aussi efficace que le médicament B pour soigner les migraines

On peut interroger des personnes qui ont pris A ( $m$ ) et B ( $n$ )

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ a pris A et a eu une migraine} \\ 0 & \text{si } i \text{ a pris A et n'a pas eu de migraine} \end{cases}$$

$$y_j = \begin{cases} 1 & \text{si } j \text{ a pris B et a eu une migraine} \\ 0 & \text{si } j \text{ a pris B et n'a pas eu de migraine} \end{cases}$$

$X = \mathbf{1}_A$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p_x)$

$Y = \mathbf{1}_B$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p_y)$

A est aussi efficace que B pour soigner les migraines si (et seulement si)  $p_x \geq p_y$

$$\text{on peut utiliser } \hat{p}_x = \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \text{ et } \hat{p}_y = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j$$

## Affirmation IV

- 80% des gens qui prennent l'avion ont peur

On peut interroger  $n$  personnes; pour  $i = 1, 2, \dots, n$ ,

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ a peur en avion} \\ 0 & \text{si } i \text{ n'a pas peur en avion} \end{cases}$$

$Y = \mathbf{1}_A$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p)$

80% des gens qui prennent l'avion ont peur si (et seulement si)  $p = 80\%$

$$\text{on peut utiliser } \hat{p} = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

on peut légitimement croire que 80% des gens qui prennent l'avion ont peur si  $\hat{p} \dots$  est "proche" de 80%

# Affirmation V

- ▶ au moins 80% des gens qui prennent l'avion ont peur

On peut interroger  $n$  personnes; pour  $i = 1, 2, \dots, n$ ,

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ a peur en avion} \\ 0 & \text{si } i \text{ n'a pas peur en avion} \end{cases}$$

$Y = \mathbf{1}_A$  suit une loi de Bernoulli  $\mathcal{B}(p)$

80% des gens qui prennent l'avion ont peur si (et seulement si)  $p \geq 80\%$

on peut utiliser  $\hat{p} = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

on peut légitimement croire que plus de 80% des gens qui prennent l'avion ont peur si  $\hat{p} \dots$  est plus grand que 80% ?

# Affirmation VI

- une digue de 2 mètres protège contre les crues centennaires

On peut observer le niveau annuel maximal d'un fleuve

$i = 1, 2, \dots, n$ ,

$y_i$  désigne le niveau de dépassement d'un fleuve

$Y$  a une loi  $F$ , inconnue. La digue de niveau  $s$  protège avec une probabilité  $1 - \alpha$  si  $\mathbb{P}[Y > s] = 1 - F(s) \leq 1 - \alpha$

La digue de niveau  $s$  protège contre les crues centennaires si  $F(s) \geq 99\%$

on peut utiliser  $\hat{F}(y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

on peut légitimement croire que protège contre les crues centennaires si  $\hat{F}(2) \geq 99\%$ , non ?



# Inférence Ponctuelle & Intervalle de Confiance

XXXXX

# Hypothèse nulle & hypothèse alternative

- ▶ 80% des gens qui prennent l'avion ont peur

Cette affirmation sera l'**hypothèse nulle**, notée  $H_0$ .

Mais il convient de spécifier, si cette hypothèse n'est pas vérifiée, ce que pourrait être l'hypothèse alternative...

- ▶ 80% des gens qui prennent l'avion n'ont pas peur
- ▶ 75% des gens qui prennent l'avion ont peur
- ▶ il n'y a pas 80% des gens qui prennent l'avion qui ont peur
- ▶ moins de 80% des gens qui prennent l'avion ont peur

Cette affirmation sera l'**hypothèse alternative**, notée  $H_1$ .

On peut tenter de formaliser avec un modèle probabiliste.

Ici, on suppose que  $Y_i \sim F$  où  $F \in \mathcal{F} = \{F_\theta; \theta \in \Theta\}$ .

Bien entendu,  $\theta$  est inconnu, on dispose de  $\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ .

# Hypothèse nulle & hypothèse alternative

- ▶ 80% des gens qui prennent l'avion ont peur  
 $H_0$ : hypothèse nulle,  $\theta = \theta_0$  (où  $\theta_0$  est donnée,  $\theta_0 = 80\%$ )
- ▶ 80% des gens qui prennent l'avion n'ont pas peur
- ▶ 75% des gens qui prennent l'avion ont peur  
 $H_1$ : hypothèse alternative,  $\theta = \theta_1$  (ex:  $\theta_1 = 20\%$  ou  $75\%$ )
- ▶ il n'y a pas 80% des gens qui prennent l'avion qui ont peur  
 $H_1$ : hypothèse alternative,  $\theta \neq \theta_0$  (ou  $\theta_1 \in \Theta_1 = \Theta \setminus \{\theta_0\}$ )
- ▶ moins de 80% des gens qui prennent l'avion ont peur  
 $H_1$ : hypothèse alternative,  $\theta < \theta_0$  ( $\theta_1 \in \Theta_1 = [-\infty; \theta_0)$ )

Plus généralement, avec  $\Theta_0 \cap \Theta_1 = \emptyset$ ,

- ▶  $H_0$ : hypothèse nulle,  $\theta \in \Theta_0$
- ▶  $H_1$ : hypothèse alternative,  $\theta \in \Theta_1$

# Les faiseurs de pluie

(histoire inspirée de Saporta (2006))

A partir de relevés obtenus après plusieurs décennies ont permis d'établir que dans une région, le niveau des pluies dans le Beauce, par ans, en mm, est  $y_i$ , où  $Y_i \sim \mathcal{N}(600, 100^2)$ .

Des entrepreneurs, appelés faiseurs de pluie, prétendaient pouvoir augmenter la pluviométrie, de l'ordre de 50 mm par an. Sur 9 années où l'expérience a été tenté, on a obtenu

$i$	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
$y_i$	510	614	780	512	501	534	603	788	650

- ▶ La technique des faiseurs de pluie ne marche pas,  $H_0 : \mu = 600$
- ▶ La technique des faiseurs de pluie marche,  $H_1 : \mu = 650$

# Les faiseurs de pluie

Si  $H_0$  était vraie  $Y_i \sim \mathcal{N}(600, 100^2)$ ,

$$\overline{Y} = \frac{1}{9} \sum_{i=2011}^{2019} Y_i \sim \mathcal{N}\left(600, \frac{100^2}{9}\right)$$

Ici,  $\overline{Y}$  sera notre **statistique de test**. On aura (ici) tendance à **rejeter  $H_0$  au profit de  $H_1$**  si “ $\overline{y}$  est trop grand”.

On cherche donc un seuil  $k$  tel que  $\mathbb{P}$  tel que “trop grand” survienne avec 1 chance sur 20, i.e.

$$\mathbb{P}\left(\overline{Y} > k \mid \overline{Y} \sim \mathcal{N}\left(600, \frac{100^2}{9}\right)\right) = \frac{1}{20}$$

et

- ▶ Si  $\overline{y} > k$  on rejette  $H_0$ , et on retiendra  $H_1 : \mu = 650$  (avec 5% de chances de se tromper)
- ▶ Si  $\overline{y} < k$  on retient  $H_0$ ,  $H_0 : \mu = 600$

# Les faiseurs de pluie

Pour finir l'exercice, notons que, comme  $\alpha = 5\%$

$$k = 600 + u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}} = 600 + 1.64 \cdot \frac{100}{3} = 655$$

```
1 > 600+qnorm(.95)*100/3
2 [1] 654.8285
```

Comme la règle de décision est

- ▶ si  $\bar{y} > 655$  on rejette  $H_0$ , et on retiendra  $H_1 : \mu = 650$  (avec 5% de chances de se tromper)
- ▶ si  $\bar{y} < 655$  on retient  $H_0$ ,  $H_0 : \mu = 600$

et que, numériquement,  $\bar{y} = 610.2$ , on retiendra  $H_0$ , et donc affirmer que les faiseurs ne pluie sont des charlatans.

Mais on peut se tromper....

# Les faiseurs de pluie et les erreurs

1. on peut se tromper en rejetant à tort  $H_0$ . Or par construction,

$$\mathbb{P}\left(\overline{Y} > 655 \mid \overline{Y} \sim \mathcal{N}\left(600, \frac{100^2}{9}\right)\right) = \mathbb{P}[\text{rejet } H_0 \mid H_0 \text{ vraie}] = 5\%$$

autrement dit, on a contrôlé cette erreur (dont la probabilité est noté  $\alpha$ ), dite **erreur de première espèce**.

2. on peut se tromper en acceptant à tort  $H_0$ , ce qui survient avec probabilité

$$\mathbb{P}[\text{accepter } H_0 \mid H_0 \text{ fausse}] = \mathbb{P}[\text{accepter } H_0 \mid H_1 \text{ vraie}]$$

$$= \mathbb{P}\left(\overline{Y} < 655 \mid \overline{Y} \sim \mathcal{N}\left(650, \frac{100^2}{9}\right)\right) = \Phi\left(\frac{655 - 650}{100/3}\right) = \Phi(0.15) \sim 56\%$$

cette probabilité est noté  $\beta$ , dite **erreur de seconde espèce**.

## Les faiseurs de pluie et les erreurs

On peut noter un lien avec les intervalles de confiance. Un intervalle de confiance bilatéral pour  $\mu$ , sur la base de  $\mathbf{y}$  serait

$$\left[ \bar{y} - u_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{100^2}{9}}; \bar{y} + u_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{100^2}{9}} \right] = [544.89; 675.55]$$

ou, comme la variance empirique de  $\mathbf{y}$  est 12438.69

$$\left[ \bar{y} - t_{8,1-\alpha/2} \sqrt{\frac{12439}{9}}; \bar{y} + t_{8,1-\alpha/2} \sqrt{\frac{12439}{9}} \right] = [524.49; 695.95]$$

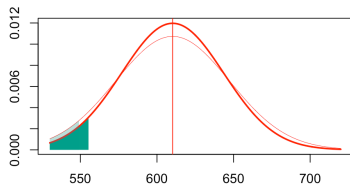
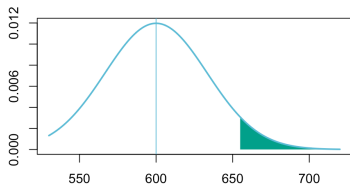
ou pour une version unilatérale de la forme  $[a, \infty)$ ,

$$\left[ \bar{y} - u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}}; \infty \right) = [555.39; \infty)$$

$$\text{ou } \left[ \bar{y} - t_{8,\alpha} \sqrt{\frac{12439}{9}}; \infty \right) = [541.09; \infty)$$



# Les faiseurs de pluie et les erreurs



Approche sur l'erreur

$$\mathbb{P}(\bar{Y} > k | H_0) = \frac{1}{20}$$

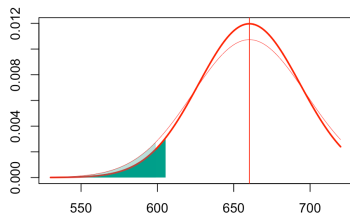
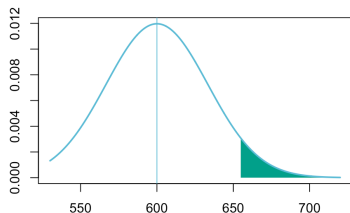
$$k = 600 + u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}} = 600 + 1.64 \cdot \frac{100}{3} = 655$$

Intervalle de confiance

$$\mathbb{P}\left(\mu \in \left[\bar{y} - u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}}; \infty\right) \mid H_1\right) = [555.39; \infty)$$

# Les faiseurs de pluie et les erreurs

mais si  $\bar{y} \rightarrow \bar{y} + 50$



Approche sur l'erreur

$$\mathbb{P}(\bar{Y} > k | H_0), k = 600 + u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}} = 655$$

Intervalle de confiance

$$\mathbb{P}\left(\mu \in \left[\bar{y} - u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}}; \infty\right) \middle| H_1\right) = [605.39; \infty)$$

## Les faiseurs de pluie et les erreurs

Dans le premier cas, on accepte que ce sont des faiseurs de pluie si

$$\bar{y} > 600 + u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}}$$

et dans le second cas on accepte que ce sont des faiseurs de pluie si

$$600 < \bar{y} - u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}}$$

... ce qui est équivalent.

On appellera l'intervalle

$$[k, \infty) = \left[ 600 + u_{1-\alpha} \sqrt{\frac{100^2}{9}}, \infty \right)$$

la **région critique**, notée  $W$ , ou **zone de rejet**.

# Hypothèses et décisions

On va maintenant formaliser ce qu'on vient de faire, en notant qu'ici

- ▶  $H_0$ : hypothèse nulle,  $\theta \in \Theta_0$  correspondait à  $\theta = \theta_0$
- ▶  $H_1$ : hypothèse alternative,  $\theta_1 \in \Theta_1$  correspondait à  $\theta = \theta_1$

On avait ici deux **hypothèses simples**. Le cas général  $\theta \in \Theta_0$  où  $\Theta_0 \neq \{\theta_0\}$  est appelé **hypothèse composite**. Les hypothèses compositives classiques sont (souvent)

$$\Theta_1 = \{\theta \in \Theta; \theta < \theta_0\}, \{\theta \in \Theta; \theta > \theta_0\} \text{ ou } \{\theta \in \Theta; \theta \neq \theta_0\}.$$

La décision sera aussi binaire, avec deux stratégies possibles

- ▶ rejeter l'hypothèse  $H_0$  (au profit de  $H_1$ )
- ▶ rejeter l'hypothèse  $H_1$  (au profit de  $H_0$ )

# Hypothèses et décisions

Pour prendre la décision on utilisera une **statistique de test**,  $T$ .

On va alors déterminer la forme de la **région critique**  $W$ , en fonction de  $H_1$ .

A partir de la probabilité  $\alpha$  (souvent 5%), on va déterminer les valeurs des bords de  $W$

On peut ensuite calculer la **probabilité d'erreur de seconde espèce**  $\beta$  (ou la puissance du test  $1 - \beta$ )

On calcule  $t = T(\mathbf{y})$  à partir des données, et **on prend une décision**

# Hypothèses et décisions

Sur l'histoire des faiseurs de pluie, la **statistique de test** utilisée est

$T(\mathbf{y}) = \bar{y}$ , on aurait pu prendre aussi  $T(\mathbf{y}) = \bar{y} - 600$  ou

$$T(\mathbf{y}) = \sqrt{9} \frac{\bar{y} - 600}{100}$$

Comme les hypothèses que l'on veut tester sont

- ▶ La technique des faiseurs de pluie ne marche pas,  $H_0 : \mu = 600$
- ▶ La technique des faiseurs de pluie marche,  $H_1 : \mu = 650$

la forme de la **région critique**  $W$  sera

$$W = \{t \in \mathbb{R}; t \text{ grand}\} = [k, \infty)$$

Heuristiquement, comme  $T$  est la moyenne

$$\left\{ \begin{array}{ll} H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta = \theta_1 > \theta_0 & : W = [k; \infty) \\ H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta > \theta_0 & : W = [k; \infty) \\ H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta = \theta_1 < \theta_0 & : W = (-\infty; k] \\ H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta = \theta_0 & : W = (-\infty; k] \\ H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta \neq \theta_0 & : W = (-\infty; k^-] \cup [k^+; \infty) \end{array} \right.$$

# Hypothèses et décisions

Dans le dernier cas

$$H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta \neq \theta_0 : W = (-\infty; k^-] \cup [k^+; \infty)$$

on peut aussi avoir une statistique  $T(\mathbf{y}) = |\bar{y} - \theta_0|$  ou  $(\bar{y} - \theta_0)^2$ ,  
et dans ce cas

$$H_0 : \theta = \theta_0 \text{ et } H_1 : \theta \neq \theta_0 : W = [k; \infty)$$

A partir de la probabilité  $\alpha$  (souvent 5%), on va déterminer les valeurs des bords de  $W$ , autrement dit  $k$  (ou  $k^-$  et  $k^+$  pour un test bilatéral). Pour nous, c'était

$$\mathbb{P}\left(\bar{Y} > k \mid \bar{Y} \sim \mathcal{N}\left(600, \frac{100^2}{9}\right)\right) = \alpha$$

mais plus généralement,

$$\mathbb{P}\left(T(\mathbf{Y}) > k \mid T(\mathbf{Y}) \sim G \text{ si } H_0 \text{ est vraie}\right) = 1 - G(k) = \alpha$$

soit  $k = G^{-1}(1 - \alpha)$ .

# Hypothèses et décisions

On peut ensuite calculer la **probabilité d'erreur de seconde espèce**  $\beta$  (ou la puissance du test  $1 - \beta$ ).

$$\beta = \mathbb{P}\left(\overline{Y} < k \mid \overline{Y} \sim \mathcal{N}\left(650, \frac{100^2}{9}\right)\right)$$

où  $k = 600 + u_{1-\alpha} \frac{100}{\sqrt{9}}$ , soit, avec  $\overline{Y} \sim \mathcal{N}\left(650, \frac{100^2}{9}\right)$ ,

$$\beta = \mathbb{P}\left(\underbrace{\sqrt{9} \frac{\overline{Y} - 650}{100}}_{Z \sim \mathcal{N}(0,1)} < \sqrt{9} \frac{k - 650}{100}\right) = \Phi\left(u_{1-\alpha} + \sqrt{9} \frac{600 - 650}{100}\right)$$

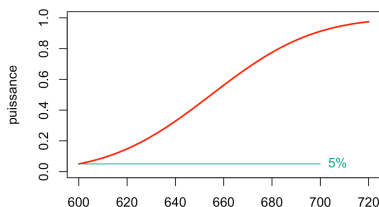
```
1 > pnorm(qnorm(.95)+sqrt(9)*(600-650)/100)
2 [1] 0.5575868
```



# Hypothèses et décisions

Plus généralement, on peut tracer la **puissance du test**, en fonction de  $\theta_1$  (pour  $\theta_1 > \theta_0$ ),

```
1 > puissance = fonction(t) 1-pnorm(qnorm(.95)+sqrt(9)  
    *(600-t)/100)
```



On calcule  $t = T(\mathbf{y})$  à partir des données, et **on prend une décision**.

Ici  $\bar{y} = 610.22$ , et comme  $k = 655$ , donc on ne rejette pas  $H_0$  car  $\bar{y} \notin W = [k, \infty)$ .

# Théorie de la décision

	$H_0$ est vraie	$H_1$ est vraie
rejeter l'hypothèse $H_1$	bonne décision	erreur de second type
rejeter l'hypothèse $H_0$	erreur de premier type	bonne décision

- $\alpha$  la probabilité d'erreur de première espèce,

$$\alpha = \mathbb{P}[T(\mathbf{Y}) \in W | H_0]$$

on parle aussi de seuil critique ou le seuil de signification

- $\beta$  la probabilité d'erreur de seconde espèce,

$$\beta = \mathbb{P}[T(\mathbf{Y}) \notin W | H_1]$$

et  $1 - \beta$  sera la puissance du test.

- en rejetant toujours  $H_0$ ,  $\alpha = 0$
- en rejetant toujours  $H_1$ ,  $\beta = 0$  (et la puissance est maximale)

# Erreurs de Type I et Type II

$$\hat{Y} = 0$$

NEGATIVE

$$\hat{Y} = 1$$

POSITIVE

$$Y = 0$$

NOT PREGNANT



$$Y = 1$$

PREGNANT



# $p$ -value ou probabilité critique

## Probabilité critique ( $p$ -value)

La probabilité critique ( $p$ -value) associée à une statistique de test est la probabilité d'observer des valeurs aussi ou plus extrêmes que la valeur observée dans l'échantillon sachant que  $H_0$  est vraie.

Elle est le plus petit seuil auquel on peut rejeter  $H_0$ . Pour faire simple, c'est le (plus petit) risque à encourir pour rejeter  $H_0$  et accepter  $H_1$ .

En fonction de celle-ci, la règle de décision peut se réécrire de la façon suivante : on rejete  $H_0$  (ou on accepte  $H_1$ ) si  $p\text{-valeur} < \alpha$ .

## $p$ -value ou probabilité critique

Ici, concrètement, on suppose  $H_0$  vérifiée

$$p = \mathbb{P}\left(\overline{Y} > \bar{y} \mid \overline{Y} \sim \mathcal{N}\left(600, \frac{100^2}{9}\right)\right) = \mathbb{P}\left(\underbrace{\sqrt{9} \frac{\overline{Y} - 600}{100}}_{Z \sim \mathcal{N}(0,1)} > \sqrt{9} \frac{\bar{y} - 600}{100}\right)$$

soit

```
1 > 1-pnorm(sqrt(9)*(mean(y)-600)/100)
2 [1] 0.3795486
```

Comme  $p = 37.95\% > \alpha = 5\%$ , on ne rejette pas  $H_0$ .

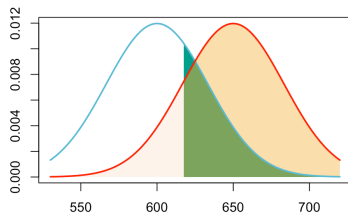
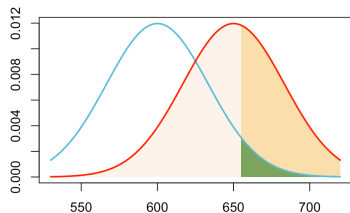
Si  $\bar{y} = 654.8$ ,  $p = 5\%$

```
1 > 1-pnorm(sqrt(9)*(654.8-600)/100)
2 [1] 0.050
```

autrement dit, si  $\bar{y} > 654.8$  (soit  $k$ ), on rejette  $H_0$ .

## $\alpha$ et $\beta$

En bleu, on a la distribution de  $\bar{Y}$  si  $H_0$  est vraie; et en rouge, on a la distribution de  $\bar{Y}$  si  $H_1$  est vraie



Si on veut réduire  $\beta$ , on le paye sur  $\alpha$ .

# Quelle statistique de test ?

Dans le cas des faiseurs de pluie, on a naturellement considéré  $T(\mathbf{y}) = \bar{y}$ . On peut aussi considérer **Neyman & Pearson (1933)**

## Neyman-Pearson

Pour un test de la forme  $H_0 : \theta = \theta_0$  contre  $H_1 : \theta = \theta_1$ , on considérera

$$T = \frac{\mathcal{L}(\theta_0; \mathbf{y})}{\mathcal{L}(\theta_1; \mathbf{y})}$$

et la région de rejet sera  $W = (-\infty, \gamma]$ .

Ici on a un modèle Gaussien (par hypothèse),  $\mathcal{L}(\theta; \mathbf{y})$  vaut

$$\prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(y_i - \theta)^2}{\sigma^2}\right) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - \theta)^2\right)$$

## Quelle statistique de test ?

$$T = \frac{\mathcal{L}(\theta_0; \mathbf{y})}{\mathcal{L}(\theta_1; \mathbf{y})} = \exp \left( -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - \theta_0)^2 + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - \theta_1)^2 \right)$$

soit

$$T = \exp \left( \frac{1}{\sigma^2} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i - \theta_1)^2 - \sum_{i=1}^n (y_i - \theta_0)^2 \right] \right)$$

$$T = \exp \left( \frac{1}{\sigma^2} \left[ \sum_{i=1}^n 2y_i(\theta_0 - \theta_1) + (n\theta_0^2 - n\theta_1^2) \right] \right)$$

Aussi,  $T < \gamma$  signifie  $\log(T) < \log(\gamma)$ ,

$$\sum_{i=1}^n 2y_i(\theta_0 - \theta_1) < \sigma^2 \log(k) - n(\theta_1^2 - \theta_0^2)$$

$$2(\theta_0 - \theta_1)\bar{y} < \frac{\sigma^2}{n} \log(k) - (\theta_1^2 - \theta_0^2)$$



## Quelle statistique de test ?

$$2(\theta_0 - \theta_1)\bar{y} < \frac{\sigma^2}{n} \log(k) - (\theta_1^2 - \theta_0^2)$$

donc,

- ▶ si  $\theta_1 < \theta_0$ ,  $T < \gamma$  signifie  $\bar{y} < k$
- ▶ si  $\theta_1 > \theta_0$ ,  $T < \gamma$  signifie  $\bar{y} > k$

où  $k$  est de la forme

$$\frac{\sigma^2 \log(k)}{2n|\theta_1 - \theta_0|} + (\theta_1 + \theta_0)$$

Dans le cas d'un modèle Gaussien, un test sur la moyenne à la Neyman-Pearson revient à regarder la valeur de  $\bar{y}$ .

## Quelques tests

Modèle Gaussien avec variance connue ( $\sigma^2$ )

Test  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu = \mu_1, \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu = \mu_1$ , on utilise

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

- ▶ si  $\mu_1 > \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $z > \Phi^{-1}(1 - \alpha) = u_{1-\alpha}$
- ▶ si  $\mu_1 < \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $z < \Phi^{-1}(\alpha) = u_\alpha$

Pour illustrer, simulons un échantillon  $\mathcal{N}(0, 1)$

```
1 > set.seed(1)
2 > x = rnorm(30)
3 > mean(x)
4 [1] 0.08245817
```

# Quelques tests

La statistique de test est  $z$

```
1 > (z = sqrt(30)*(mean(x)-0)/1)
2 [1] 0.451642
```

Si on teste  $H_0 : \mu = 0$  contre  $H_0 : \mu = \mu_1 < 0$ , la  $p$ -value est

```
1 > pnorm(z)
2 [1] 0.6742365
```

et  $W = (-\infty; -1.64]$  si  $\alpha = 5\%$

```
1 > qnorm(c(0, .05))
2 [1] -Inf -1.644854
```

- ▶ Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

# Quelques tests

La statistique de test est  $z$

```
1 > (z = sqrt(30)*(mean(x)-0)/1)
2 [1] 0.451642
```

Si on teste  $H_0 : \mu = 0$  contre  $H_0 : \mu = \mu_1 > 0$ , la  $p$ -value est

```
1 > 1-pnorm(z)
2 [1] 0.3257635
```

et  $W = [1.64; +\infty)$  si  $\alpha = 5\%$

```
1 > qnorm(c(.95,1))
2 [1] 1.644854      Inf
```

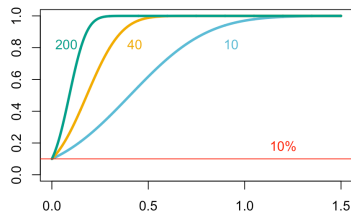
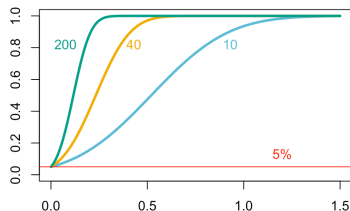
- ▶ Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

Pour le test unilatéral à droite ( $H_1 : \mu = \mu_1 > \mu_0$ ), on peut montrer

$$\text{puissance} = 1 - \beta = 1 - \Phi \left( u_{1-\alpha} - \frac{\mu_1 - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n} \right)$$

donc si on trace la puissance en fonction de l'écart normalisé  $\frac{\mu_1 - \mu_0}{\sigma}$ , quand  $\alpha = 5\%$  ou  $10\%$ ,



## Quelques tests

Modèle Gaussien avec variance connue ( $\sigma^2$ )

Test  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu \neq \mu_0$ ,  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu \neq \mu_0$ , on utilise

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

► on rejette  $H_0$  si  $|z| > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2) = u_{1-\alpha/2}$

Dans ce cas, on peut montrer que, si  $\Delta = \mu - \mu_0$ ,

$$\beta = \Phi\left(u_{1-\alpha/2} - \frac{\Delta}{\sigma}\sqrt{n}\right) - \Phi\left(u_{\alpha/2} - \frac{\Delta}{\sigma}\sqrt{n}\right)$$

## Quelques tests

On utilise le même échantillon. La statistique de test reste

```
1 > (z = sqrt(30)*(mean(x)-0)/1)
2 [1] 0.451642
```

Si on teste  $H_0 : \mu = 0$  contre  $H_0 : \mu \neq 0$ , la  $p$ -value est

$$p = \mathbb{P}[|Z| > |z|] = 2 \cdot (\mathbb{P}[Z > |z|]) = 2 \cdot (1 - \mathbb{P}[Z \leq |z|]) = 2 \cdot (1 - \Phi(|z|))$$

```
1 > 2*(1-pnorm(abs(z)))
2 [1] 0.6515269
```

et  $W = (-\infty; -1.96] \cup [1.96; +\infty)$  si  $\alpha = 5\%$ , i.e.

```
1 > qnorm(c(0, .025, .975, 1))
2 [1]          -Inf -1.959964  1.959964          Inf
```

► Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$

► Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

On peut simuler quelques échantillons suivant des lois  $\mathcal{N}(0, 1)$

```
1 > simu = function(i){
2 +   set.seed(i)
3 +   x = rnorm(30)
4 +   z = sqrt(30)*(mean(x)-0) /1
5 +   p = c(mean(x),z,pnorm(z),1-pnorm(z),2*(1-pnorm(
      abs(z))))
6 +   names(p) = c("moyenne","z","<0",">0","<>0")
7 +   p
8 + }
9 > simu(1)
10   moyenne          z          <0          >0          <>0
11 0.08245817 0.45164200 0.67423655 0.32576345 0.65152691
```

Parfois, on va rejeter à tort  $H_0$  (car on simule vraiment des échantillons de moyenne 0)

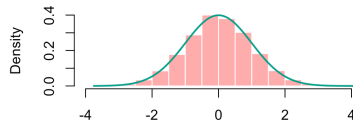
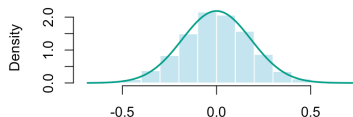
```
1 > simu(4)
2   moyenne          z          <0          >0          <>0
3 0.48718726 2.66843455 0.99618972 0.00381028 0.00762056
```



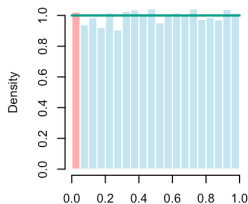
# Quelques tests

On peut simuler beaucoup d'échantillons suivant des lois  $\mathcal{N}(0, 1)$

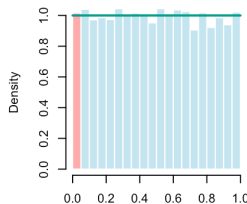
```
1 > S = Vectorize(simu)(1:1e4)
2 > hist(S[1,])
3 > hist(S[2,])
```



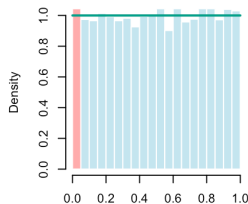
```
1 > hist(S[3,])
2 > hist(S[4,])
3 > hist(S[5,])
```



p-value,  $\mu < 0$



p-value,  $\mu > 0$



p-value,  $\mu \neq 0$

## Quelques tests

Modèle Gaussien avec variance connue ( $\sigma^2$ )

Test  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y = \mu_1$ ,  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y = \mu_1$ , on utilise

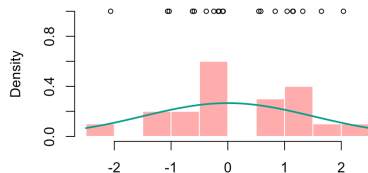
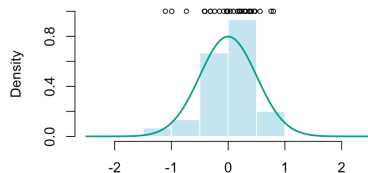
$$Z = \frac{(\bar{x} - \bar{y}) - \mu_0}{\sqrt{\frac{\sigma_x^2}{m} + \frac{\sigma_y^2}{n}}}$$

- ▶ si  $\mu_1 > \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $z > \Phi^{-1}(1 - \alpha) = u_{1-\alpha}$
- ▶ si  $\mu_1 < \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $z < \Phi^{-1}(\alpha) = u_\alpha$

# Quelques tests

On simule ici deux échantillons,  $\mathcal{N}(0, 0.5^2)$  et  $\mathcal{N}(0, 1.5^2)$

```
1 > set.seed(1)
2 > x = rnorm(30, 0, .5)
3 > mean(x)
4 [1] 0.04122909
5 > y = rnorm(20, 0, 1.5)
6 > mean(y)
7 [1] 0.1911502
```



# Quelques tests

La statistique de test est  $z$

```
1 > (z = (mean(x)-mean(y))/sqrt(.5^2/30+1.5^2/20))  
2 [1] -0.4312899
```

Si on teste  $H_0 : \mu_x - \mu_y = 0$  contre  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_1 > 0$ , la  $p$ -value est

```
1 > 1-pnorm(z)  
2 [1] 0.6668712
```

et  $W = [1.64; +\infty)$  si  $\alpha = 5\%$

```
1 > qnorm(c(.95,1))  
2 [1] 1.644854      Inf
```

- ▶ Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

Si on teste  $H_0 : \mu_x - \mu_y = 0$  contre  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_1 < 0$ , la  $p$ -value est

```
1 > pnorm(z)
2 [1] 0.3331288
```

et  $W = (-\infty, -1.64]$  si  $\alpha = 5\%$

```
1 > qnorm(c(0, .05))
2 [1] -Inf -1.644854
```

- ▶ Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

Modèle Gaussien avec variance connue ( $\sigma^2$ )

Test  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y \neq \mu_0$ ,  $\mathcal{N}(\mu., \sigma^2)$

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y \neq \mu_0$ , on utilise

$$Z = \frac{(\bar{x} - \bar{y}) - \mu_0}{\sqrt{\frac{\sigma_x^2}{m} + \frac{\sigma_y^2}{n}}}$$

► on rejette  $H_0$  si  $|z| > \Phi^{-1}(1 - \alpha/2) = u_{1-\alpha/2}$

# Quelques tests

La statistique de test est (toujours)  $z$

```
1 > (z = (mean(x)-mean(y))/sqrt(.5^2/30+1.5^2/20))  
2 [1] -0.4312899
```

Si on teste  $H_0 : \mu_x - \mu_y = 0$  contre  $H_0 : \mu_x - \mu_y \neq 0$ , la  $p$ -value est

```
1 > 2*(1-pnorm(abs(z)))  
2 [1] 0.6662576
```

et  $W = (-\infty; -1.96] \cup [1.96; +\infty)$  si  $\alpha = 5\%$ , i.e.

```
1 > qnorm(c(0,.025,.975,1))  
2 [1] -Inf -1.959964 1.959964 Inf
```

► Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$

► Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

Mais dans la vraie vie,  $\sigma$  est rarement connue...

Modèle Gaussien avec variance inconnue

Test  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu = \mu_1, \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu = \mu_1$ , on utilise

$$T = \sqrt{n} \frac{\bar{x} - \mu_0}{s}, \quad s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

- ▶ si  $\mu_1 > \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $t > T_{n-1}^{-1}(1 - \alpha)$
- ▶ si  $\mu_1 < \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $t < T_{n-1}^{-1}(\alpha)$

où  $T_\nu$  est la fonction de répartition de la loi de Student  $\text{Std}(\nu)$ .



## Quelques tests

```
1 > set.seed(1)
2 > x = rnorm(30)
3 > mean(x)
4 [1] 0.08245817
```

La statistique de test est  $t$

```
1 > (t = sqrt(30)*(mean(x)-0)/sd(x))
2 [1] 0.4887261
```

Si on teste  $H_0 : \mu = 0$  contre  $H_0 : \mu = \mu_1 < 0$ , la  $p$ -value est

```
1 > pt(t, df = 30-1)
2 [1] 0.6856444
```

et  $W = (-\infty; -1.7]$  si  $\alpha = 5\%$

```
1 > qt(c(0, .05), df = 30-1)
2 [1] -Inf -1.699127
```

- ▶ Comme  $z \notin W$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

On peut aussi calculer l'intervalle de confiance (asymétrique) pour  $\mu$ , l'espérance de  $Y$

$$\left( -\infty; \bar{x} + T_{n-1}^{-1}(1 - \alpha) \sqrt{\frac{s^2}{n}} \right], \quad s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

```
1 > mean(x) + qt(.95, df=29) * sd(x) / sqrt(30)
2 [1] 0.3691359
```

$\mu_0 = 0$  est dans cet intervalle  $(-\infty, 0.37]$ ,

- Comme  $0 \in IC_{\alpha}$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

On peut aussi utiliser `t.test`,

```
1 > t.test(x, mu=0, alternative = "less")
2
3   One Sample t-test
4
5 data:  y
6 t = 0.48873, df = 29, p-value = 0.6856
7 alternative hypothesis: true mean is less than 0
8 95 percent confidence interval:
9    -Inf 0.3691359
```

L'option `alternative = "less"` signifie  $\mu_1 < \mu_0$ .

## Quelques tests

L'option alternative = "greater" signifie  $\mu_1 > \mu_0$ .

```
1 > t.test(x, mu=0, alternative = "greater")
2
3   One Sample t-test
4
5 data:  x
6 t = 0.48873, df = 29, p-value = 0.3144
7 alternative hypothesis: true mean is greater than 0
8 95 percent confidence interval:
9  -0.2042196      Inf
10 sample estimates:
11  mean of x
12 0.08245817
```

- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $0 \in IC_\alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

## Quelques tests

### Modèle Gaussien avec variance inconnue

Test  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu \neq \mu_0$ ,  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu \neq \mu_0$ , on utilise

$$T = \sqrt{n} \frac{\bar{x} - \mu_0}{s}, \quad s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

► on rejette  $H_0$  si  $|t| > T_{n-1}^{-1}(1 - \alpha/2)$

où  $T_\nu$  est la fonction de répartition de la loi de Student  $\text{Std}(\nu)$ .

## Quelques tests

Là encore, on peut utiliser la fonction `t.test`

```
1 > t.test(x, mu=0, alternative = "two.sided")
2
3 One Sample t-test
4
5 data: y
6 t = 0.48873, df = 29, p-value = 0.6287
7 alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
8 95 percent confidence interval:
9 -0.2626142 0.4275306
```

Notons au passage qu'on a un intervalle de confiance (bilatéral) pour  $\mu$ ,

$$\left[ \bar{x} - T_{n-1}^{-1}(1 - \alpha/2) \sqrt{\frac{s^2}{n}}; \bar{x} + T_{n-1}^{-1}(1 - \alpha/2) \sqrt{\frac{s^2}{n}} \right]$$

```
1 > qt(.975, df=29)
2 [1] 2.04523
```

## Quelques tests

On peut utiliser des vraies données.

La pression artérielle se mesure à l'aide de deux chiffres : Le premier nombre, appelé **pression artérielle systolique**, mesure la pression dans vos artères lorsque votre cœur bat. Le deuxième chiffre, appelé tension diastolique, mesure la pression dans vos artères lorsque votre cœur se repose entre deux battements.

```
1 > loc = "http://freakonometrics.free.fr/MAT4681/  
   blood_pressure.txt"  
2 > download.file(loc, "blood_pressure.txt")  
3 > blood_pressure = read.table("blood_pressure.txt",  
   header=TRUE, sep=",")  
4 > mean(blood_pressure$mmhg)  
5 [1] 130
```

# Quelques tests

```
1 > t.test(blood_pressure$mmhg, mu=140, alternative="
    less")
2
3     One Sample t-test
4
5 data:  blood_pressure$mmhg
6 t = -3.8693, df = 54, p-value = 0.0001481
7 alternative hypothesis: true mean is less than 140
8 95 percent confidence interval:
9     -Inf 134.3253
10 sample estimates:
11 mean of x
12     130
```



## Quelques tests

Modèle Gaussien avec variances inconnues (mais égales)

Test  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y = \mu_1$ ,  $\mathcal{N}(\mu., \sigma^2)$

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y = \mu_1$ , on utilise

$$T = \frac{(\bar{x} - \bar{y}) - \mu_0}{s \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}}, \quad s^2 = \frac{(m-1)s_x^2 + (n-1)s_y^2}{m+n-2}$$

- ▶ si  $\mu_1 > \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $z > T_{m+n-2}^{-1}(1 - \alpha)$
- ▶ si  $\mu_1 < \mu_0$ , on rejette  $H_0$  si  $z < T_{m+n-2}^{-1}(\alpha)$

## Quelques tests

Là encore, on peut utiliser la fonction `t.test`.

Si on veut tester  $H_0 : \mu_x - \mu_y = 0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y < 0$

```
1 > t.test(x, y, mu=0, alternative = "less")
2
3 Welch Two Sample t-test
4
5 data: x and y
6 t = -0.37905, df = 37.551, p-value = 0.3534
7 alternative hypothesis: true difference in means is
   less than 0
8 95 percent confidence interval:
9    -Inf 0.3749006
10 sample estimates:
11 mean of x mean of y
12 0.08245817 0.19115017
```

$H_1 : \mu_x - \mu_y < 0$  se traduit par  
true difference in means is less than 0

## Quelques tests

Là encore, on peut utiliser la fonction `t.test`.

On peut aussi tester  $H_0 : \mu_x - \mu_y = 0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y > 0$

```
1 > t.test(x, y, mu=0, alternative = "greater")
2
3 Welch Two Sample t-test
4
5 data:  x and y
6 t = -0.37905, df = 37.551, p-value = 0.6466
7 alternative hypothesis: true difference in means is
   greater than 0
8 95 percent confidence interval:
9  -0.5922846          Inf
10 sample estimates:
11  mean of x  mean of y
12 0.08245817 0.19115017
```

$H_1 : \mu_x - \mu_y > 0$  se traduit par  
true difference in means is greater than 0

## Quelques tests

On note que quelle que soit l'hypothèse alternative  $H_1$  ( $H_1 : \mu_x - \mu_y < 0$  ou  $H_1 : \mu_x - \mu_y > 0$ ),

- ▶ Comme  $p > \alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$
- ▶ Comme  $0 \in IC_\alpha$ , on ne rejette pas  $H_0$   
(avec un niveau de confiance  $\alpha = 5\%$ )

Si les deux variances  $\sigma_x^2$  et  $\sigma_y^2$  sont inconnues (soyons réaliste), mais qu'on peut supposer égales on peut proposer un autre test.

# Quelques tests

Modèle Gaussien avec variances inconnues (mais égales)

Test  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y \neq \mu_0$ ,  $\mathcal{N}(\mu., \sigma^2)$

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma^2)$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma^2)$  (avec la même variance  $\sigma^2$ ).

Pour tester  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y \neq \mu_0$ , on utilise

$$T = \frac{(\bar{x} - \bar{y}) - \mu_0}{s \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}}, \quad s^2 = \frac{(m-1)s_x^2 + (n-1)s_y^2}{m+n-2}$$

► on rejette  $H_0$  si  $|z| > T_{m+n-2}^{-1}(1 - \alpha/2) = u_{1-\alpha/2}$

## Quelques tests

Dans la fonction `t.test`, il est possible d'utiliser l'option `var.equal = TRUE`

```
1 > set.seed(1)
2 > x = rnorm(30,0,1)
3 > y = rnorm(20,0,1)
4 > t.test(x, y, mu=0, alternative = "two.sided", var.
    equal = TRUE)
5
6 Two Sample t-test
7
8 data: x and y
9 t = -0.18554, df = 48, p-value = 0.8536
10 alternative hypothesis: true difference in means is
    not equal to 0
11 95 percent confidence interval:
12 -0.5323591 0.4424086
13 sample estimates:
14 mean of x mean of y
15 0.08245817 0.12743344
```

# Quelques tests

## Sur les données de pression artérielle

```
1 > t.test(blood_pressure$mmhg ~ blood_pressure$status ,
2           mu=0, alternative="two.sided", var.equal=TRUE)
3
4 Two Sample t-test
5
6 data: blood_pressure$mmhg by blood_pressure$status
7 t = -10.468, df = 53, p-value = 1.66e-14
8 alternative hypothesis: true difference in means
9 between group 0 and group 1 is not equal to 0
10 95 percent confidence interval:
11 -37.31328 -25.31339
12 sample estimates:
13 mean in group 0 mean in group 1
14 112.9200 144.2333
```

# Quelques tests

```
1 > t.test(blood_pressure$mmhg ~ blood_pressure$status)
2
3 Welch Two Sample t-test
4
5 data: blood_pressure$mmhg by blood_pressure$status
6 t = -10.451, df = 50.886, p-value = 2.887e-14
7 alternative hypothesis: true difference in means
   between group 0 and group 1 is not equal to 0
8 95 percent confidence interval:
9  -37.32904 -25.29763
10 sample estimates:
11 mean in group 0 mean in group 1
12      112.9200      144.2333
```



## Quelques tests

```
1 > t.test(blood_pressure$mmhg ~ blood_pressure$status,  
2         mu=0, alternative="two.sided", var.equal=FALSE)  
3  
4 Welch Two Sample t-test  
5  
6 data: blood_pressure$mmhg by blood_pressure$status  
7 t = -10.451, df = 50.886, p-value = 2.887e-14  
8 alternative hypothesis: true difference in means  
9 between group 0 and group 1 is not equal to 0  
10 95 percent confidence interval:  
11 -37.32904 -25.29763  
12 sample estimates:  
13 mean in group 0 mean in group 1  
14 112.9200 144.2333
```

# Quelques tests

## Modèle Gaussien

Test  $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  contre  $H_1 : \sigma^2 = \sigma_1^2, \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  contre  $H_1 : \sigma^2 = \sigma_1^2$ , on utilise

$$\chi^2 = \frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2}, \quad s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

► si  $\sigma_1^2 > \sigma_0^2$ , on rejette  $H_0$  si  $\chi^2 > Q_{n-1}^{-1}(1 - \alpha)$

► si  $\sigma_1^2 < \sigma_0^2$  on rejette  $H_0$  si  $\chi^2 < Q_{n-1}^{-1}(\alpha)$

où  $Q_\nu$  est la fonction de répartition de la loi du chi-deux,  $\chi^2(\nu)$ .

## Quelques tests

$H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  peut se tester avec la fonction `varTest` de `library(EnvStats)`.  $H_0 : \sigma^2 = 1$  contre  $H_1 : \sigma^2 > 1$

```
1 > EnvStats::varTest(x, alternative="greater", conf.  
  level = 0.95, sigma.squared = 1)  
2 $statistic  
3 Chi-Squared  
4    24.76598  
5  
6 $p.value  
7 [1] 0.6903324  
8  
9 $estimate  
10 variance  
11 0.8539993  
12  
13 $conf.int  
14      LCL      UCL  
15 0.5819489      Inf  
16 attr(,"conf.level")
```

## Quelques tests

$H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  peut se tester avec la fonction `varTest` de `library(EnvStats)`.  $H_0 : \sigma^2 = 1$  contre  $H_1 : \sigma^2 < 1$

```
1 > EnvStats::varTest(x, alternative="less", conf.level
  = 0.95, sigma.squared = 1)
2 $statistic
3 Chi-Squared
4     24.76598
5
6 $p.value
7 [1] 0.3096676
8
9 $estimate
10 variance
11 0.8539993
12
13 $conf.int
14      LCL      UCL
15 0.000000 1.398547
```

# Quelques tests

## Modèle Gaussien

Test  $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  contre  $H_1 : \sigma^2 \neq \sigma_0^2$ ,  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  contre  $H_1 : \sigma^2 \neq \sigma_0^2$ , on utilise

$$\chi^2 = \frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2}, \quad s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

► on rejette  $H_0$  si  $\chi^2 < Q_{n-1}^{-1}(\alpha/2)$  ou  $\chi^2 > Q_{n-1}^{-1}(1 - \alpha/2)$

où  $Q_\nu$  est la fonction de répartition de la loi du chi-deux,  $\chi^2(\nu)$ .

## Quelques tests

$H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$  peut se tester avec la fonction `varTest` de `library(EnvStats)`.  $H_0 : \sigma^2 = 1$  contre  $H_1 : \sigma^2 \neq 1$

```
1 > EnvStats::varTest(x, alternative="two.sided", conf.
   level = 0.95, sigma.squared = 1)
2 $statistic
3 Chi-Squared
4     24.76598
5
6 $p.value
7 [1] 0.6193352
8
9 $estimate
10 variance
11 0.8539993
12
13 $conf.int
14      LCL      UCL
15 0.541661 1.543333
```

# Quelques tests

## Modèle Gaussien

Test  $H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2$  contre  $H_1 : \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ,  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2$  contre  $H_1 : \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ , on utilise

$$F = \frac{s_x^2}{s_y^2}, \quad s_x^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2, \quad s_y^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

► on rejette  $H_0$  si  $f < F_{m-1, n-1}^{-1}(\alpha/2)$  ou  
 $f > F_{m-1, n-1}^{-1}(1 - \alpha/2)$

où  $F_{\nu_1, \nu_2}$  est la fonction de répartition de la loi de Fisher,  $\mathcal{F}(\nu_1, \nu_2)$ .

## Quelques tests

$H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2$  signifie que ratio = 1 dans var.test,

```
1 > set.seed(1)
2 > x = rnorm(30,0,1)
3 > y = rnorm(20,0,1)
4 > var.test(x, y, ratio = 1, alternative = "two.sided")
5
6   F test to compare two variances
7
8 data:  x and y
9 F = 1.7871, num df = 29, denom df = 19, p-value =
   0.1896
10 alternative hypothesis: true ratio of variances is not
   equal to 1
11 95 percent confidence interval:
12  0.7440377 3.9875896
13 sample estimates:
14 ratio of variances
15      1.787136
```



# Quelques tests

## Sur les données de pression artérielle

```
1 > var.test(blood_pressure$mmhg ~ blood_pressure$status
2             ,alternative="two.sided")
3
4 F test to compare two variances
5
6 data:  blood_pressure$mmhg by blood_pressure$status
7 F = 1.0363, num df = 24, denom df = 29, p-value =
8     0.918
9 alternative hypothesis: true ratio of variances is not
10    equal to 1
11 95 percent confidence interval:
12  0.4811235 2.2980313
13
14 sample estimates:
15 ratio of variances
16      1.036343
```

## Quelques tests

Avec deux jeux de données **indépendants**, on utilise le fait que la somme (et la différence) de loi normales indépendantes suit une loi normales, et la somme de lois du chi-deux indépendantes suit un loi du chi-deux.

Si les données sont appariées, il est possible que les observations ne soient pas indépendantes entre les deux groupes.

```
1 > loc= "http://freakonometrics.free.fr/MAT4681/iq.txt"
2 > download.file(loc,"iq.txt")
3 > iq = read.table("iq.txt", header=TRUE, sep=",")
4 > cor(iq$IQ1,iq$IQ2)
5 [1] 0.9948492
```

$$\text{Notons } r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \text{ la corrélation empirique.}$$

## Quelques tests

Test  $H_0 : \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu_x - \mu_y = \mu_1, \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soient  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$  tels que  $x$  et  $y$  soient de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$  et  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ .

Pour tester  $H_0 :: \mu_x - \mu_y = \mu_0$  contre  $H_1 :: \mu_x - \mu_y = \mu_1$ , on utilise

$$Z = \sqrt{n} \frac{(\bar{x} - \bar{y}) - \mu_0}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2 - 2\text{cov}(x, y)}}$$

Si  $H_0 :: \mu_x - \mu_y = \mu_0$  est vraie,  $Z$  suit une loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

- ▶ si  $\mu_1 > \mu_0$  on rejette  $H_0$  si  $z > \Phi^{-1}(1 - \alpha)$
- ▶ si  $\mu_1 < \mu_0$  on rejette  $H_0$  si  $z < \Phi^{-1}(\alpha)$

## Quelques tests

Sur les données de QI,  $\text{Var}(x) \sim \text{Var}(y) + 10$

```
1 > t.test(iq$IQ1,iq$IQ2,mu=-10,alternative="two.sided",
2         paired=TRUE)
3     Paired t-test
4
5 data:  iq$IQ1 and iq$IQ2
6 t = -1.2854, df = 19, p-value = 0.2141
7 alternative hypothesis: true difference in means is
8     not equal to -10
9 95 percent confidence interval:
10  -11.051338  -9.748662
11 sample estimates:
12      mean of the differences
13      -10.4
```

## Quelques tests

Test  $H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2$  contre  $H_1 : \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ ,  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Soient  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$  tels que  $x$  et  $y$  soient de loi  $\mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2)$  et  $\mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2)$ .

Pour tester  $H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2$  contre  $H_1 : \sigma_x^2 \neq \sigma_y^2$ , on utilise

$$T = \frac{\sqrt{n-2}(s_x^2 - s_y^2)}{\sqrt{4(1-r^2)s_x^2 s_y^2}}$$

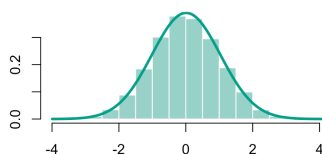
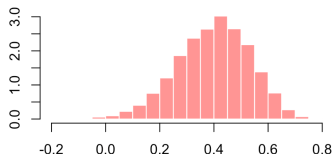
Si  $H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2$  est vraie,  $T$  suit une loi  $Std(n-2)$ .

► on rejette  $H_0$  si  $|t| > T_{n-2}^{-1}(1 - \alpha/2)$

# Quelques tests

On peut faire des simulations pour vérifier

```
1 > r = 0.4
2 > z =matrix(NA,10000,2)
3 > for(s in 1:10000){
4 + x = rnorm(n=40)
5 + y = r*x+sqrt(1-r^2)*rnorm(n=40)
6 + cr = cor(x,y)
7 + t = sqrt(40-2)*(var(x)-var(y))/sqrt(4*(1-cr^2)*var(x)
8   )*var(y))
9 + z[s,] = c(cr,t)
9 +}
```



# Quelques tests

Ici,

```
1 > std1 = sd(iq$IQ1)
2 > std2 = sd(iq$IQ2)
3 > n = length(iq$IQ1)
4 > r = cor(iq$IQ1,iq$IQ2)
5 > (t = (sqrt(df)*(std1^2-std2^2))/(4*(1-r^2)*std1^2*
      std2^2))
6 [1] 0.007821987
7 > 2*pt(-abs(t),n-2)
8 [1] 0.9937999
```

# Test d'ajustement de loi

## PP Plot, $X \sim F$

Soit  $\{x_1, \dots, x_n\}$  un échantillon, notons  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  la version ordonnée. Le PP-plot est le nuage de points

$$\left\{ \left( \frac{i}{n+1}, F(x_{(i)}) \right), i = 1, \dots, n \right\}$$

Test  $H_0 : X \sim F$  contre  $H_1 : X \not\sim F$ , PP Plot

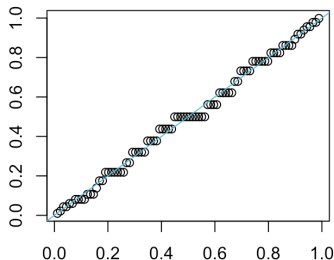
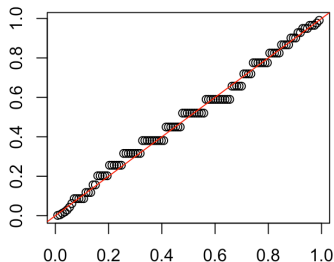
Soit  $\{x_1, \dots, x_n\}$  un échantillon, notons  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  la version ordonnée. Si  $H_0 : X \sim F$  est vraie, les points sont alignés sur la première bissectrice ( $y = x$ ).



# Test d'ajustement de loi

On peut tester si  $X$  suit une loi normale en faisant un PP plot avec  $F$  la fonction de répartition de la loi normale  $\mathcal{N}(\bar{x}, \hat{s}^2)$

```
1 > x = Davis$height[Davis$sex == "F"]
2 > u = (1:length(x))/(1+length(x))
3 > plot(u, pnorm(sort(x), mean(x), sd(x)))
4 > abline(a = 0, b = 1)
5 > y = Davis$height[Davis$sex == "M"]
```



# Test d'ajustement de loi

## QQ Plot, $X \sim F$

Soit  $\{x_1, \dots, x_n\}$  un échantillon, notons  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  la version ordonnée. Le QQ-plot est le nuage de points

$$\left\{ \left( F^{-1} \left( \frac{i}{n+1} \right), x_{(i)} \right), i = 1, \dots, n \right\}$$

Test  $H_0 : X \sim F$  contre  $H_1 : X \not\sim F$ , QQ Plot

Soit  $\{x_1, \dots, x_n\}$  un échantillon, notons  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  la version ordonnée. Si  $H_0 : X \sim F$  est vraie, les points sont alignés sur la première bissectrice ( $y = x$ ).

# Test d'ajustement de loi

## QQ Plot Gaussien

Soit  $\{x_1, \dots, x_n\}$  un échantillon, notons  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  la version ordonnée. Le QQ-plot Gaussien est le nuage de points

$$\left\{ \left( \Phi^{-1} \left( \frac{i}{n+1} \right), x_{(i)} \right), i = 1, \dots, n \right\}$$

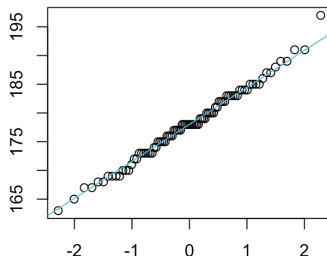
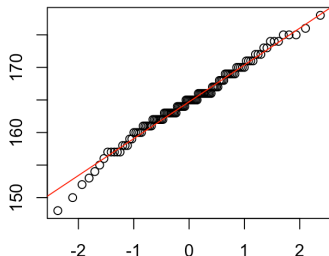
Test  $H_0 : X \sim \mathcal{N}$  contre  $H_1 : X \not\sim \mathcal{N}$ , QQ Plot Gaussien

Soit  $\{x_1, \dots, x_n\}$  un échantillon, notons  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  la version ordonnée. Si  $H_0 : X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  est vraie, les points sont alignés sur la droite  $y = \mu + \sigma x$ .

# Test d'ajustement de loi

On peut utiliser la fonction `qqnorm` dans le cas Gaussien

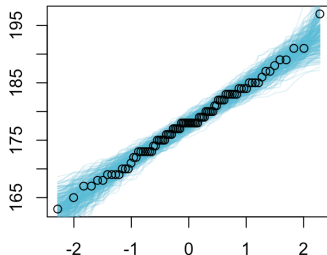
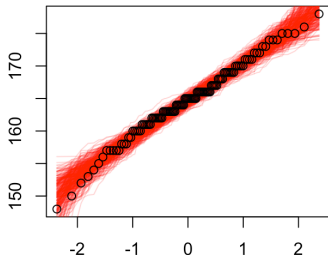
```
1 > x = Davis$height[Davis$sex == "F"]  
2 > qqnorm(x)  
3 > u = (1:length(x))/(1+length(x))  
4 > plot(qnorm(u), sort(x))  
5 > abline(a = mean(x), b = sd(x))  
6 > y = Davis$height[Davis$sex == "M"]
```



# Test d'ajustement de loi

On peut simuler des échantillons Gaussien (même moyenne, même variance) pour avoir des bornes de confiances

```
1 > for(s in 1:500){  
2 +   xs=rnorm(length(x), mean(x), sd(x))  
3 +   lines(qnorm(u), sort(xs))  
4 + }
```



Dans le cas continu (par exemple Gaussien) on pourra utiliser le test de Kolmogorov Smirnov.

# Test d'ajustement de loi

Test  $H_0 : X \sim F$  contre  $H_1 : X \not\sim F$ , Kolmogorov-Smirnov

Soit  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  de loi  $F_X$ .

Pour tester  $H_0 : F_X = F$  contre  $H_1 : F_X \neq F$ , on utilise

$$D = \sup_{t \in \mathbb{R}} \{|\hat{F}_X(t) - F(t)|\}$$

► on rejette  $H_0$  si  $d > K_n^{-1}(1 - \alpha)$

où  $K_\nu$  est la loi du test de Komogorov-Smirnov.

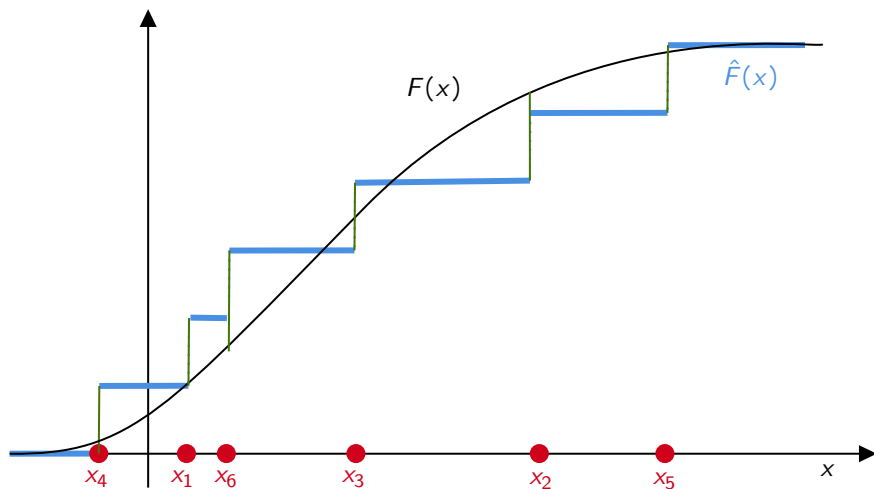
Statistique Kolmogorov-Smirnov

$$D = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ F(x_{(i)}) - \frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} - F(x_{(i)}) \right\}$$

où  $\{x_{(1)}, \dots, x_{(n)}\}$  est l'échantillon ordonné.

# Test d'ajustement de loi

$$D = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ F(x_{(i)}) - \frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} - F(x_{(i)}) \right\}$$



# Test d'ajustement de loi

Numériquement, on utilise `ks.test` sous R

```
1 > ks.test(x, "pnorm", mean = 165, sd =5)
2
3   One-sample Kolmogorov-Smirnov test
4
5 data:  x
6 D = 0.081455, p-value = 0.4472
7 alternative hypothesis: two-sided
```

Même si on ne connaît pas la loi suivie par  $D$  (sous  $H_0$ ), il suffit de regarder la  $p$ -value.

Ici  $p = 44.7\%$  donc on ne rejette pas  $H_0 : X \sim \mathcal{N}(165, 5^2)$ .

**Note** si on veut tester  $H_0 : X \sim \mathcal{N}(\bar{x}, s^2)$ , la  $p$ -value n'est pas juste est doit être modifiée. On parle alors de test de Lilliefors



## Test d'ajustement d'une famille de loi ★★★

Pour le test de  $H_0 : X \sim \mathcal{N}(\bar{x}, s^2)$ ,

```
1 > ks.test(x,"pnorm",mean=mean(x),sd=sd(x))
2
3 One-sample Kolmogorov-Smirnov test
4
5 data: x
6 D = 0.070851, p-value = 0.6275
7 alternative hypothesis: two-sided
```

```
1 > library(nortest)
2 > lillie.test(x)
3
4 Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) normality test
5
6 data: x
7 D = 0.070851, p-value = 0.1818
```

Sinon, il existe des dizaines de tests dits de normalité (test d'Anderson-Darling, test d'Agostino-Pearson, test de Geary, test de Shapiro-Wilk ou de Shapiro-Francia)

# Test d'ajustement d'une famille de loi ★★★

```
1 > ad.test(x)
2
3 Anderson-Darling normality test
4
5 data:  x
6 A = 0.38576, p-value = 0.3858
7 > sf.test(x)
8
9 Shapiro-Francia normality test
10
11 data:  x
12 W = 0.98901, p-value = 0.4258
```

Ces deux tests ne permettent pas de rejeter  $H_0$  (qui est ici une hypothèse de normalité de la taille des filles).

# Test d'ajustement de loi

Test  $H_0 : F_X = F_Y$  contre  $H_1 : F_X \neq F_Y$ , KS

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $F_X$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $F_Y$ .

Pour tester  $H_0 : F_X = F_Y$  contre  $H_1 : F_X \neq F_Y$ , on utilise

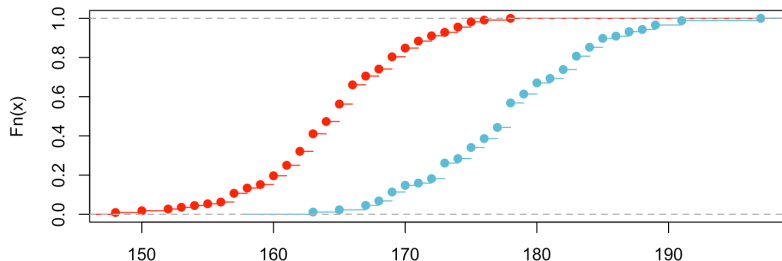
$$D = \sup_{t \in \mathbb{R}} \{|\hat{F}_X(t) - \hat{F}_Y(t)|\}$$

► on rejette  $H_0$  si  $d > K_{m,n}^{-1}(1 - \alpha)$

où  $K_{\nu_1, \nu_2}$  est la loi du test de Komogorov-Smirnov.

# Test d'ajustement de loi

```
1 > ks.test(x,y)
2
3 Two-sample Kolmogorov-Smirnov test
4
5 data: x and y
6 D = 0.7289, p-value < 2.2e-16
7 alternative hypothesis: two-sided
8 > plot(ecdf(x), xlim = range(c(x,y)))
9 > plot(ecdf(y), add = TRUE)
```



# Test d'ajustement de loi ★★ ★

Test  $H_0 : F_X = F_Y$  contre  $H_1 : F_X \neq F_Y$ , KS,  $m$  et  $n$  grands

Soient  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_m\}$  de loi  $F_X$  et  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_n\}$  de loi  $F_Y$ , avec  $m$  et  $n$  grands

Pour tester  $H_0 : F_X = F_Y$  contre  $H_1 : F_X \neq F_Y$ , on utilise

$$D = \sup_{t \in \mathbb{R}} \{|\hat{F}_X(t) - \hat{F}_Y(t)|\}$$

► on rejette  $H_0$  si  $d > c(\alpha) \sqrt{\frac{n+m}{n \cdot m}}$

où  $c(10\%) = 1.224$ ,  $c(5\%) = 1.358$  et  $c(1\%) = 1.628$ .

# The “ $p < 5\%$ ” Dogma

“if  $p$  is between 10% and 90% there is certainly no reason to suspect the hypothesis tested. If it is below 2% it is strongly indicated that the hypothesis fails to account for the whole of facts [...] We shall not often be astray if we draw a conventional line at 5%”  
Ronald Fisher

see [La guerre des étoiles](#),  $p$ -value and statistical practice or [It's time to talk about ditching statistical significance](#)

<u>P-VALUE</u>	<u>INTERPRETATION</u>
0.001	} HIGHLY SIGNIFICANT
0.01	
0.02	
0.03	
0.04	} SIGNIFICANT
0.049	
0.050	OH CRAP. REDO CALCULATIONS.
0.051	} ON THE EDGE OF SIGNIFICANCE
0.06	
0.07	} HIGHLY SUGGESTIVE, SIGNIFICANT AT THE $P < 0.10$ LEVEL
0.08	
0.09	
0.099	} HEY, LOOK AT THIS INTERESTING SUBGROUP ANALYSIS
$\geq 0.1$	

# Intervalle de confiance

## EXEMPLE 1

Un chercheur émet l'hypothèse que l'âge moyen des femmes à leur premier mariage a augmenté depuis la dernière étude menée sur le sujet en 2011, qui avait établi la moyenne à 31 ans. Formuler les hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ .

Source: Institut de la statistique du Québec. *Les mariages au Québec en 2011*, juin 2014.

(via [Simard \(2015\)](#))

On pourrait écrire  $H_0 : \mu = \mu_0 = 31$  et  $H_1 : \mu > \mu_0 = 31$ .

## EXEMPLE 2

Une association de consommateurs examine un échantillon de 100 contenants de sirop d'érable pour vérifier si le volume moyen de sirop dans les contenants est bien de 540 ml, comme l'indique l'étiquette. Formuler les hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ .

(via [Simard \(2015\)](#))

On pourrait écrire  $H_0 : \mu = \mu_0 = 540$  et  $H_1 : \mu < \mu_0 = 540$ .

(L'association pourrait vouloir démontrer que le consommateur est victime d'une publicité mensongère)

# Intervalle de confiance

## EXEMPLE 3

Un producteur de sirop d'érable prélève un échantillon de 100 contenants de sirop dans la production d'une journée afin de s'assurer que le volume moyen de sirop est bien égal à 540 ml. Formuler les hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ .

(via [Simard \(2015\)](#))

On pourrait écrire  $H_0 : \mu = \mu_0 = 540$  et  $H_1 : \mu \neq \mu_0 = 540$ .

(Le producteur veut s'assurer que la moyenne n'est ni inférieure ni supérieure à 540 ml)



# Intervalle de confiance

## EXEMPLE 2

On veut tester la durée, en kilomètres, d'une nouvelle semelle de pneus de voiture. Une analyse échantillonnale de 12 pneus a donné une durée moyenne de 53 870 km avec un écart type corrigé de 7 760 km. Au seuil de signification de 0,01, peut-on dire que la nouvelle semelle améliore la durée moyenne des pneus actuels, si celle-ci suit une distribution normale dont la moyenne est de 50 000 km?

(via [Simard \(2015\)](#))

On veut tester ici  $H_0 : \mu = \mu_0$  contre  $H_1 : \mu > \mu_0$  avec  $\mu_0 = 50000$  km. Donc la région de rejet (de  $H_0$ ) sera de la forme “ $\bar{x}$  grand” (ou  $\bar{x} > k$ ).

On va supposer que la durée d'un pneu suit une loi normale  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ . On a un échantillon de taille  $n = 12$ , et on nous dit que  $\bar{x} = 53870$  et  $s = 7760$ .

Si  $H_0$  est vraie,

$$T = \sqrt{12} \frac{\bar{X} - \mu_0}{s} \sim \text{Std}(12 - 1).$$

# Intervalle de confiance

## EXEMPLE 2

On veut tester la durée, en kilomètres, d'une nouvelle semelle de pneus de voiture. Une analyse échantillonnale de 12 pneus a donné une durée moyenne de 53 870 km avec un écart type corrigé de 7 760 km. Au seuil de signification de 0,01, peut-on dire que la nouvelle semelle améliore la durée moyenne des pneus actuels, si celle-ci suit une distribution normale dont la moyenne est de 50 000 km ?

(via [Simard \(2015\)](#))

Si  $H_0$  est vraie,

$$\mathbb{P}\left(T = \sqrt{12} \frac{\bar{X} - \mu_0}{s} > \sqrt{12} \frac{k - \mu_0}{s} \mid T \sim Std(12 - 1)\right) = \alpha = 1\%$$

donc

$$\sqrt{12} \frac{k - \mu_0}{s} = t_{12-1, 99\%} \text{ ou } k = \mu_0 \frac{s}{\sqrt{12}} t_{12-1, 99\%}$$

```
1 > 50000 + qt(.99, 12-1) * 7760 / sqrt(12)
```

```
2 [1] 56088.82
```

# Intervalle de confiance

## EXEMPLE 2

On veut tester la durée, en kilomètres, d'une nouvelle semelle de pneus de voiture. Une analyse échantillonnale de 12 pneus a donné une durée moyenne de 53 870 km avec un écart type corrigé de 7 760 km. Au seuil de signification de 0,01, peut-on dire que la nouvelle semelle améliore la durée moyenne des pneus actuels, si celle-ci suit une distribution normale dont la moyenne est de 50 000 km ?

(via [Simard \(2015\)](#))

- ▶ si  $\bar{x} > 56088.82$  on rejette  $H_0 : \mu = 50000$  (au profit de  $H_1 : \mu > 50000$ )
- ▶ si  $\bar{x} < 56088.82$  on rejette  $H_1 : \mu > 50000$  (au profit de  $H_0 : \mu = 50000$ )

Comme  $\bar{x} = 53870 < 56088$ , on ne rejette pas  $H_0$ .

Peut-on dire que la nouvelle semelle améliore la durée moyenne des pneus actuels : non, on ne peut pas le dire.