Statistiques décisionnelles

Charles Vin

S6 2022

Plan du cours

1. Rappel du 1er semestre
2. Test d'ajustement :
   $X_1, \ldots, X_n$ va. iid. de loi $\mathbb{P}_X$
   (a) Est-ce que les X_i suivent la loi L ($\mathbb{P}_X = L$)?
   (b) Est-ce que la loi des X_i appartient à une famille de loi? Est-ce qu'il existe m, σ^2 tel que $X_i \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$
3. Tests de comparaison :
   — Test non paramétriques : $(\omega, \mathcal{F}, (\mathbb{P}_\theta)_{\theta\in\Theta})$, On ne se restreint pas à une famille paramétrique de lois
   — Tests de comparaison : $X_1, ..., X_n$ jeu de données 1 et $Y_1, ..., Y_n$ jeu de données 2. Les X_i Y_i ont-il même loi? Les X_i et Y_i sont-ils indépendants?
4. L'ANOVA, voir cours de Mme Lavigne
5. Etudes de cas

Table des matières

1 Rappel sur les tests

On fixe un modèle $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathbb{P}_\theta)_{\theta\in\Theta})$.
On dit que le modèle est paramétrique s'il existe

$$d \in \mathbb{N} \text{ tel que } \Theta \in \mathbb{R}^d.$$

Sinon, on dira que le modèle est non-paramétrique.

Exemple 1.1 (de modèle paramétrique)**.**
1. $\Theta \subset \mathbb{R}\times\mathbb{R}, \mathbb{P}_\theta = \mathcal{N}(m,\sigma^2), \theta = (m,\sigma^2)$
2. $\Theta = [0,1], \mathbb{P}_\theta = Ber(\theta), \theta \in [0,1]$
3. $\Theta = \mathbb{R}_*^+, \mathbb{P}_\theta = \mathcal{E}(\theta), \theta \in \mathbb{R}_*^+$

Exemple 1.2 (de modèle non-paramétrique)**.**
1. $\Theta =$ densité de probabilité sur $\mathbb{R}, \mathbb{P}_f =$ la loi de densité f, $f \in \Theta$
2. $\Theta = \{(p_i)_{i\in\mathbb{N}}, \forall i \in \mathbb{N}, p_i \in [0,1] \sum_{+\infty}^{i=0} p_i = 1\}, \theta = (p_i)_{i\in\mathbb{N}}, \mathbb{P}_theta =$ la loi discrète tq$\forall k \in \mathbb{N}, \mathbb{P}(X=k) = p_k,$
3. $\Theta = \{$ fonction de répartion de var.$\}, F \in \Theta, \mathbb{P}_F =$ loi de la va. dont la fonction de répartiton est $F, (\mathbb{P}_F)_{F\in\Theta}$

Définition 1.1 (Test d'hypothèse)**.** Soit $\mathbb{X} = (X_1,\dots,X_n)$ un ensemble d'observations de loi $\mathbb{P}_\theta$
On appelle test d'hypothèse de H_0 contre H_1 (à H_0 et H_1 sont des sous-ensemble de Θ). toute fonction des observations à valeur dans $\{0,1\}$
— à $\phi(\mathbb{X}) = 0$ correspond à conserver H_0
— à $\phi(\mathbb{X}) = 1$ correspond à rejeter H_0 au profit de H_1
$R = \phi(\{1\})$ est la zone de rejet, c'est l'ensemble des observation qui ... à un rejet de H_0

Remarque. Si $\phi(\mathbb{X}) = \mathbb{1}_{h(\mathbb{X})\in\mathbb{R}}$ on dira que h est la statistique de test et R la zone de rejet

Exemple 1.3. $h(\mathbb{X}) = \sum_{i=1}^n X_i, R = [h, +\infty[$. Test : $\phi(\mathbb{X}) = \mathbb{1}_{\sum_{i=1}^n X_i \geq k}$

Exemple 1.4. $\phi(\mathbb{X}) = 0$ le test que conserve toujours H_0 est un test.

Définition 1.2 (Erreur de première espèce & Taille du test)**.** l'Erreur de 1ère espèce est la fonction :

$$\begin{aligned} \alpha : \Theta_0 &\to [0,1] \\ \theta &\mapsto \mathbb{P}_\theta(\phi(\mathbb{X}=1)) \end{aligned}$$

La taille du test ϕ est

$$\alpha^* = \sup_{\theta\in\theta_0} \alpha(\theta).$$

On dit que ϕ est de niveau α si

$$\alpha^* \leq \alpha.$$

Une suite de test $(\phi_n)_{n\in\mathbb{N}}$ est de niveau asymptotique α si

$$\limsup_n \alpha_n^* \leq \alpha.$$

En général on a : $\lim_{n\to\infty} \alpha_n^* = \alpha$

Remarque. Pour l'erreur de 1ère espèce le meilleur test est $\phi(\mathbb{X}) = 0$. En effet $\forall\theta \in \Theta_0, \mathbb{P}_\theta(\phi(\mathbb{X}) = 1) = 0$

Remarque (Cours de M.Thiam, def 12)*.* Si vous préférez la formulation du 1er semestre, c'est tout aussi valable.

Définition 1.3 (Erreur de seconde espèce et puissance)**.** La fonction erreur de 2nd espèce d'un test ϕ est

$$\begin{aligned} \underline{\beta} : &\Theta_1 \to [0,1] \\ &\theta \mapsto \mathbb{P}_\theta(\phi(\mathbb{X}=0)) \end{aligned}$$

C'est la probabilité de conserver à tort H_0. On appelle en général erreur de seconde espèce la quantité $\beta = \sup_{\theta\in\Theta_1} \underline{\beta}(\theta)$
La fonction puissance γ est $1 - \underline{\beta}$.

Exemple 1.5. Le test $\phi(\mathbb{X}) = 0$ (le test stupide) a une erreur de seconde espèce qui vaut 1.

$$\mathbb{P}_\theta(\phi(\mathbb{X}) = 0) = 1.$$

et sa puissance vaut 0

Définition 1.4 (p-valeur)**.** Si pour tout niveau α, on a construit un test ϕ_α Soit $\mathbb{X}$ une observation.

$$p(\mathbb{X}) = \inf\{\alpha \in [0,1] \text{tel que } \phi_\alpha(\mathbb{X}) = 1\}.$$

Si on choisit un niveau α

$$\alpha < p(\mathbb{X}), \text{ on conserve } H_0.$$

Et si $\alpha \geq p(\mathbb{X})$ on rejette H_0

Définition 1.5 (Test consistent)**.** Une suite de tests ϕ_n est dite consistent si pour tout $\theta \in \Theta_1$

$$\gamma_n(\theta) \to_{n\to\infty} 1.$$

2 Tests d'ajustement

Le but de ce chapitre est de répondre à la question suivante :
Étant donnée un échantillon $X_1, \ldots, X_n$ et une loi de proba sur $\mathbb{R}$ nommée $\mathcal{L}$

$$\text{Est ce que les } X_i \sim \mathcal{L}.$$

— $H_0 =$ les X_i ont pour loi $\mathcal{L}$
— $H_1 =$ les X_i n'ont pas pour loi $\mathcal{L}$

Comment comprendre ce problème ?

1. En général, on peut utiliser les fonction de répartition. La question devient $F_X = F$ contre $F_X \neq F$ (en tout point de $\mathbb{R}$)
2. Si les X_i sont à support dans $\{1, ..., K\}$. La question devient $\forall i \in \{1, ..., K\}, \hat{p_i} = p_i$ contre $\exists i$ tq $\hat{p_i} \neq p_i$ où $\hat{p_i} = P(X = i)$ et $p_i = P(L = i)$

Énorme problème : On ne connaît pas la loi des X_i, on connaît juste n réalisations.

Problème plus difficile : Ajustement à une famille de lois ? Est-ce que les X_i proviennent d'une loi normale ? (sans en connaître les paramètres)

Remarque. Cette question est fondamentale pour valider un modèle

2.1 Le test d'ajustement de Kolmogorov-Smirnov

2.1.1 Rappels

Définition 2.1 (Fonction de répartition)**.** Soit X une variable aléatoire réelle, sa fonction de répartition est la fonction

$$\begin{aligned} F_X :& \mathbb{R} \to [0,1] \\ & t \mapsto P(X \leq t) \end{aligned}$$

Elle caractérise la loi de X.
Si X est à densité, F_X est continue. Les discontinuité de F_X sont les valeurs $t_0 \in \mathbb{R}$ tel que $P(X = t_0) > 0$.

Exemple 2.1. — Si $X \sim Unif(0,1)$

$$F_X(t) = P(X \leq t) = \int_0^t \mathbb{1}_{[0,1]}(x)dx = \begin{cases} 0 \text{ si } t \leq 0 \\ t \text{ si } t \in [0;1] \\ 1 \text{ si } t \geq 1 \end{cases}.$$

— Si $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$

$$F_X(t) = \int_0^t \lambda e^{-\lambda x}dx = \begin{cases} 0 \text{ si } t < 0 \\ -e^{-\lambda t} \text{ si } t + 1 \geq 0 \end{cases}.$$

— Si $X \sim \mathcal{B}(p)$

$$F_X(t) = \begin{cases} 0 \text{ si } t < 0 \\ 1-p \text{ si } t \in [0;1[\\ 0 \text{ si } t \geq 1 \end{cases}$$

Définition 2.2 (Pseudo inverse de la fonction de répartion)**.** Soit X une var. de fonction de répartition F_X. On pose

$$\begin{aligned} F_X^{-1} :]0,1[&\to \mathbb{R} \\ x &\mapsto \inf\{t \in \mathbb{R}, F_X(t) \geq x\} \end{aligned}$$

On l'appelle inverse généralisé de F_X et elle coincide avec l'inverse si F_X est bijective.

Elle vérifie la propriété fondamentale

$$\forall x \in]0,1[, \forall t \in \mathbb{R}, F_X^{-1} \leq t \Leftrightarrow x \leq F_X(t).$$

Théorème 2.1. *Soit X une var. de fonction de répartition F_X et une variable uniforme U sur $[0,1]$ alors*

$$X \textit{ et } F_X^{-1}(U) \textit{ ont même loi}.$$

Preuve : Soit $t \in \mathbb{R}$

$$P(F_X^{-1}(U) \leq t) = P(U \leq F_X(t)) \text{ comme } \{F_X^{-1}(U) \leq t\} = \{U \leq F_X(t)\}.$$

Or $F_X(t) \in [0,1]$ donc

$$P(U \leq F_X(t)) = F_X(t).$$

Ainsi F_X^{-1} et X ont la même fonction de répartition et donc la même loi □

Nouveau cours du 20/01

2.1.2 Le test de Kolmogorov-Smirnov

But : Si on a $X_1, \ldots, X_n$ observation iid. Est-ce que la fonction de répartition des X_i est une certaine fonction F_L **donnée** ?
$\Leftrightarrow F_X = F_L \Leftrightarrow$ La loi des X_i est la même que L

Exemple 2.2. Se demander si les $X_i \sim \mathcal{E}(1)$ revient à demander : Est-ce que $\forall t \in \mathbb{R}, F_X(t) = (1-e^{-t})\mathbb{1}_{t\geq 0}$

Autre reformulation : Est-ce que mes observations sont cohérentes avec l'hypothèse $F_{X_i} = F$? Il va donc falloir estimer F_{X_i} et la comparer à F

Définition 2.3 (Fonction de répartition empirique)**.** Soit $X_1, \ldots, X_n$ un échantillon iid. On appelle **fonction de répartition empirique** de $X_1, \ldots, X_n$ la fonction

$$\begin{aligned} F_n : &\mathbb{R} \to [0,1] \\ &t \mapsto \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i \leq t} \end{aligned}$$

Illustration graphique 1 :

Rappels :

1. $\forall t \in \mathbb{R}, F_n(t) \to^{p.s}_{n\to+\infty} F_{X_1}(t)$
2. De plus $\forall t \in \mathbb{R}$ fixé

$$\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{F_X(t)(1-F_X(t))}}(F_n(t) - (F_X(t))) \to^{\mathcal{L}}_{n\to+\infty} Z \text{ de loi } \mathcal{N}(0,1).$$

Ce n'est rien d'autre que le TCL pour la suite de variables iid. $(Y_i = \mathbb{1}_{X_i \leq t})_{i\in\mathbb{N}}$

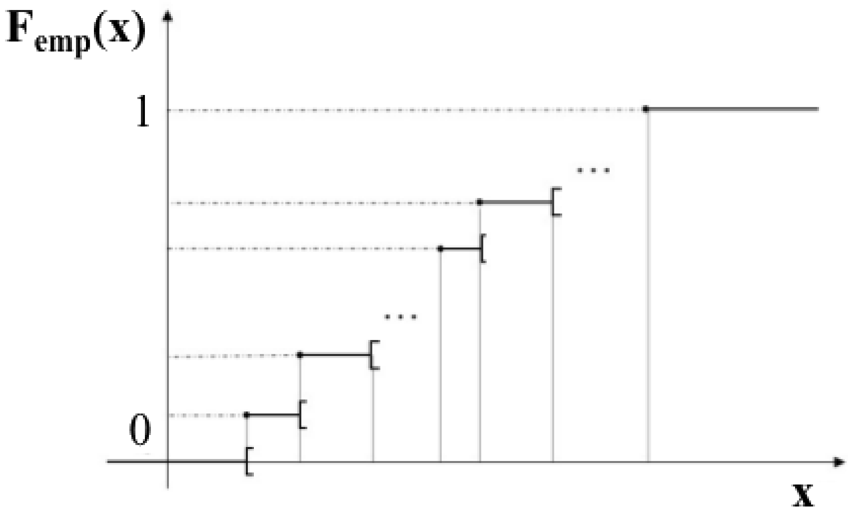


Figure 1 – Exemple de fonction de répartion empirique

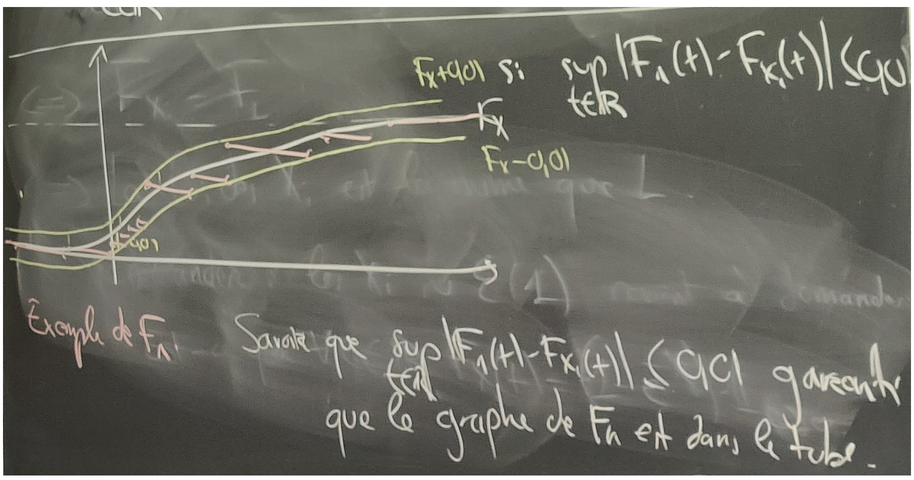


Figure 2 – Illustration graphique de Glivenko-Cantelli

Théorème 2.2 (Glivenko-Cantelli). $(X_i)_{i\in\mathbb{N}}$ *une suite de va. iid. alors*

$$\sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)| \to^{p.s}_{n\to+\infty} 0.$$

Illustration graphique 2 :

Ce théorème montre que la bonne quantité pour savoir si $F_X = F$ à F est une certaine fonction donnée est

$$h(F_n, F) = \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)| .$$

— Si $F = F_X$ alors d'après le théorème de Glivenko-Cantelli :

$$h(F_n, F) \to^{p.s}_{n\to+\infty} 0.$$

— Si je me suis trompé et que $F \neq F_X$, alors

$$h(F_n, F) \to^{p.s}_{n\to+\infty} \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)| .$$

En effet $F_n \to F_{X_i}$ donc

$$\begin{aligned} h(F_n, F) &= \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)| \\ &\to^{p.s}_{n\to+\infty} \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)| > 0 \end{aligned}$$

De manière informelle, on a envie de dire
— Si $h(F_n, F)$ est petit alors $F_X = F$
— Si $h(F_n, F)$ n'est pas petit alors $F_X \neq F$
.

2.1.2.1 Comment calculer en pratique $h(F_n, F)$?

Données : $X_1, \dots, X_n$ des valeurs. F une fonction de répartition cible.
But : Calculer $h(F_n, F)$ de manière pratique. à $h(F_n, F) = \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)|$ (Voir Figure. 3)
Note (du dessin). Le but de cette explication est de montrer graphiquement et instinctivement pourquoi on ne regarde pas pour tout $t \in \mathbb{R}$ mais uniquement à chaque saut.

1. étape : avant $X_(1)$

$$\sup_{t\leq X_{(1)}} |F_n(t) - F_{X_1}(t)| = \max\{\left|\frac{1}{n} - F(X_{(1)})\right|, \left|F(X_{(1)}) - 0\right|\}.$$

On recommence pour les différentes valeurs de $X_{(i)}$ et on voit que la plus grande distance entre les deux courbes est forcément atteinte à un des points de saut

Remarque (**attention**). Pour chaque saut, il faut regarder 2 valeurs AVANT et APRES le saut.

Formule de calcul de $h(F_n, F)$

$$h(F_n, F) = \max_{1\leq i\leq n} (\max(\left|\frac{i}{n} - F(X_{(i)})\right|, \left|\frac{i-1}{n} - F(X_{(i)})\right|)).$$

Note. On fait le max pour tous les sauts du maximum entre la distance APRES (au moment du saut) et AVANT (juste avant le saut (i-1)).

Exemple 2.3 (Cas concret). $X_1 = 0.06, X_2 = 0.8, X_3 = 0.27, X_4 = 0.67, X_5 = 0.38$

$$F(t) = F_U(t) = \begin{cases} 0 \text{ si } t \leq 0 \\ t \text{ si } t \in [0 \\ 1] \\ 1 \text{ si } t \geq 1 \end{cases} .$$

Etape 1 : On ordonne les valeurs Ici $h(F_n, F_U) = 0.22$

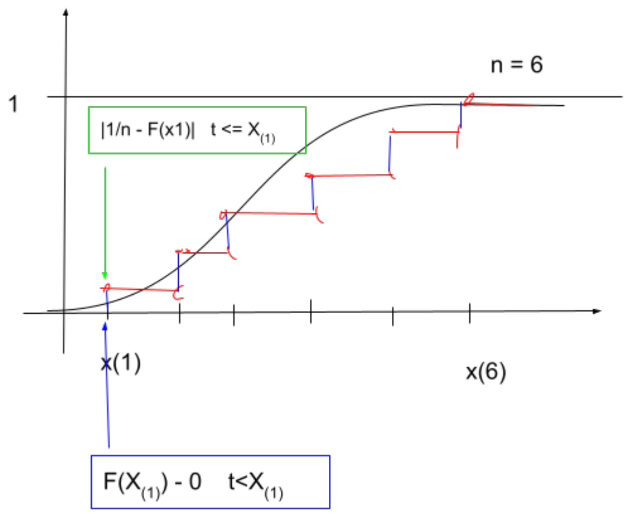


Figure 3 – Figure pour trouver la fonction $h(F_n, F)$

$X_{(i)}$	0.06	0.27	0.38	0.67	0.8
F_n	0.2	0.4	0.6	0.8	1
F	0.06	0.27	0.38	0.67	0.8
Après le saut : $\left\lvert \frac{i}{n} - F(X_{(i)}) \right\rvert$	0.14	0.13	**0.22**	0.13	0.2
Avant le saut : $\left\lvert \frac{i-1}{n} - F(X_{(i)}) \right\rvert$	0.06	0.07	0.02	0.07	0

2.1.2.2 Comportement théorique de $h(F_n, F)$

$$h(F_n, F) = \sup_{t \in \mathbb{R}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i \leq t} - F(t) \right|.$$

est une variable aléatoire.

A priori, la loi de $h(F_n, F)$ dépend

— de n

— de la loi des X_i

Rappel : $H_0 : F = F_{X_o}$ contre $H_1 : F \neq F_{X_i}$
Sous H_0 quel est la loi de $h(F_n, F)$?

$$h(F_n, F) = \sup_{t \in \mathbb{R}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i \leq t} - F_{X_1}(t) \right|.$$

Soit $U_1, \ldots, U_n$ iid. uniforme sur $[0, 1]$
Soit $F_{X_1}^{-1}$ l'inverse généralisé de F_X
Alors $F_{X_1}^{-1}(U_1), \ldots, F_{X_1}^{-1}(U_n)$ ont même loi que $X_1, \ldots, X_n$. Ainsi en loi

$$h(F_n, F) = \sup_{t \in \mathbb{R}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{F_X^{-1}(U_i) \leq t} - F_{X_1}(t) \right|.$$

Or $\{F_X^{-1} \leq t\} = \{U_i \leq F_{X_1}(t)\}$ donc $\mathbb{1}_{F_X^{-1}(U_i) \leq t} = \mathbb{1}_{U_i \leq F_{X_1}(t)}$ et donc

$$h(F_n, F) = \sup_{t \in \mathbb{R}} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{U_i \leq F_{X_1}(t)} - F_{X_1}(t) \right|.$$

Si F_{X_1} est continue, alors $]0,1[\subset F_{X_1}(\mathbb{R}) \subset [0,1]$. Ainsi en reparamétrant le $\sup$ on a

$$h(F_n, F) =^{Loi} \sup_{s\in]0,1[} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{U_i \leq s} - s \right|.$$

Dans cette formule, la loi de X (et sa fonction de répartition) n'apparaît pas !
Bilan : La loi de $h(F_n, F)$ ne dépend que de n sout H_0

La loi de $h(F_n, F)$ est tabulé pour toutes les valeurs de n. On peut alors construire un test de niveau $1-\alpha$

2.1.2.3 Le test de Kolmogorov-Smirnov à 1 échantillon

Données :

— $X_1, \ldots, X_n$
— F une fonction de répartition continue
— α un niveau
— H_0 : $F_X = F$ contre H_1 : $F_{X_1} \neq F$

Soit h_α le quantile de niveau $1-\alpha$ de $h(F_n, F)$

— Si $h(F_n, F) > h_\alpha$, on rejette H_0
— Si $h(F_n, F) \leq h_\alpha$, on conserve H_0

De manière formelle : $\phi(\mathbb{X}) = \mathbb{1}_{h(F_n,F)>h_\alpha}$

Exemple 2.4 (retour sur l'exemple)**.** Dans le tableau, on avait lu $h(F_n, F) = 0.22, n = 5$.
Test de niveau 90% : la zone de rejet est $h > 0.509$ (d'après la table). Dans l'exemple on conserve H_0, les X_i proviennent d'une $\mathcal{U}([0,1])$

Exemple 2.5 (Autre exemple)**.** $X_1 = 1.67, X_2 = 1.3, X_3 = 0.01, X_4 = 2.48, X_5 = 0.11$ Est-ce que les $X_i \sim \mathcal{E}(1)$? On applique le test de Kolmogorov-Smirnov.

$X_{(i)}$	0.01	0.11	1.3	1.67	2.48
F_n	0.2 + 1/n	0.4	0.6	0.8	1
$F(t) = 1 - e^{-x}$	0.01	0.1	0.72	0.81	0.91
Après le saut : $\left\|\frac{i}{n} - F(X_{(i)})\right\|$	0.19	0.3	0.12	0.01	0.09
Avant le saut : $\left\|\frac{i-1}{n} - F(X_{(i)})\right\|$	0.01	0.1	**0.32**	0.21	0.11

$$h_{F_5,F} = 0.32.$$

Test de niveau 99% : Rejet si $h \leq 0.6689$ comme $0.32 \leq 0.6685$ on conserve H_0

<u>Nouveau cours du 27/01</u>

Rappel du cours précédent

On a vu le test de Kolmogorov-Smirnov : $X_1, \ldots, X_n$ iid. de fdr. F_{X_1}.
Fonction de répartion cible F

$$H_0 = F_{X_1} = G \text{ contre } H_1 = F_{X_1} \neq F.$$

On calcule $h(F_n, F) = \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - F(t)|$.
La loi de $h(F_n, F)$ est tabimée, il suffit alors pour un niveau α donnée de vérifier si

$$h(F_n, F) > S_\alpha \text{ le seuil au niveau } \alpha.$$

Début du cours

Si n est grand, on ne dispose pas de la table de $h(F_n, F)$. Solution : Utiliser un test asymptotique.

Théorème 2.3. *Soit $h_n = \sup_{t\in\mathbb{R}} \left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{U_i\leq t} - t\right|$ à $U_1, \ldots, U_n$ sont des va. iid. de loi uniforme sur $[0,1]$*

$$\sqrt{n} h_n \to^{\mathcal{L}}_{n\to\infty} W_\infty.$$

où $P(W_\infty \leq t) = 1 - 2\sum_{h=1}^{+\infty}(-1)^{k+1} e^{-2k^2t^2}$.

Bonne nouvelle : La loi de W_∞ est tabulée !!

Exemple 2.6 (Théorique de l'utilisation)**.** Si $n \geq 30$. Pour avoir S_α tel que $P(h_n > S_\alpha) \approx 1 - \alpha$.
Si je prends k_α tel que $P(W_\infty > k_\alpha) = 1 - \alpha$ (k_α est le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de W_∞).
Alors, si on pose $S_\alpha = \frac{k_\alpha}{\sqrt{n}}$ on a :

$$P(h_n \geq S_\alpha) = P(h_n \geq \frac{k_\alpha}{\sqrt{n}}) = P(\sqrt{n}h_n > k_\alpha) \approx P(W_\infty \geq h_\alpha).$$

Conclusion : Si n est grand (pas dans la table), on prend $s_\alpha = \frac{k_\alpha}{\sqrt{n}}$ à h_α est le quantile d'ordre $1-\alpha$ de W_∞

2.1.2.4 Qu'est ce que W_∞

$$\begin{aligned}\sqrt{n}h_n &= \sqrt{n}\sup_{t\in\mathbb{R}}\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathbb{1}_{U_i\leq t} - F(\mathbb{1}_{U_i\leq t})\right| \\ &= \sup_{t\in\mathbb{R}}\left|\sqrt{n}(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathbb{1}_{U_i\leq t} - F(\mathbb{1}_{U_i\leq t})\right|\end{aligned}$$

Cette quantité est approximativement une $\mathcal{N}(0, t(1-t))$

$$Gt \to \sqrt{n}(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathbb{1}_{U_i\leq t} - F(\mathbb{1}_{U_i\leq t}).$$

Le graphe de G est aléatoire et est disponible sur moodle (ça resemble à un cours de la bourse, dans notre cas on appelle ça un pont Brownien).

Pour la culture : un inégalité bien pratique

Théorème 2.4 (Inégalité DKW)**.** *Inégalité de Dvoretsky-Kiefer-Wolfanitz : X_i va. iid.*

$$\forall n \in \mathbb{N}, \forall \epsilon > 0, \mathbb{P}(\sup_{t\in\mathbb{R}}|F_n(t) - F_{X_1}(t)| > \epsilon) \leq 2e^{-2n\epsilon^2}.$$

Cette inégalité est
- *Non asymptotique*
- *Pas génial si n petit*

Mais elle permet aussi de construire une zone de rejet.

2.1.2.5 Kolmogorov-Smirnov en pratique

On fait ce test si

1. Les X_i semblent provenir d'une loi à fonction de répartition continue. $\Rightarrow$ on n'a pas plusieurs fois la même valeur (sauf si celle-ci on était arrondi).
   Par exemple : si on voit 14 fois la même valeur $\to$ on utilise pas KS. Mais si on voit 2 fois la même valeur $\to$ c'est jouable
2. Fonctionne $\forall n$: même si n est petit, ce test est pertinent (alors qu'un test du khi-deux qu'on verra plus tard est exclusivement asymptotique)
3. Si $n \geq 100$, on fait le test asymptotique. Sinon on peut faire un test non asymptotique.

2.2 Ajustement à une famille de lois

On veut savoir si nos observations iid. proviennent d'une certaine famille de lois.

Exemple 2.7.
- Est-ce que la loi X_i sont des $\mathcal{E}(\lambda)$ pour $\lambda > 0$?
- Est-ce que la loi X_i sont des $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ pour $m \in \mathbb{R}, \sigma^{\not\models} > \not\models$?
- Est-ce que la loi X_i sont des $\mathcal{B}(n, p)$ pour $m \in \mathbb{N}, p \in [0, 1]$?

Malheureusement, il est impossible de répondre à cette question en toute généralité.
Cependant il y a deux exemple important qu'on peut traiter.

2.2.0.1 Adéquation à une famille d'exponentielle Données : $X_1, \ldots, X_n$ iid. loi inconnue

— H_0 : les X_i sont $\mathcal{E}(\lambda)$ pour un certain $\lambda \in \mathbb{R}_*^+$

— H_1 : les X_i ne sont pas exponentiels.

Idée : On utilise $h(F_n, F_\lambda)$ pour un F_λ bien choisis :

$$F_\lambda = (1 - e^{-\lambda x})\mathbb{1}_{x>0}.$$

Si on veut tester $X_i \sim \mathcal{E}(\lambda)$, λ fixée, on regarde

$$h(F_n, F_\lambda) = \sup_{t\in\mathbb{R}} \left|F_n(t) - (1 - e^{-\lambda t})\mathbb{1}_{t>0}\right|.$$

Problème : λ est inconnu $\Rightarrow$ On l'estime !

$$\overline{\lambda}_n = \frac{n}{\sum_{i=1}^n X_i} \text{ estimateur Maximum Vraisemblance de } \lambda.$$

On regarde : X_i iid $\mathcal{E}(\lambda)$

$$h(F_n, F_{\overline{\lambda}_n}) = \sup_{t\in\mathbb{R}} \left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{X_i\leq t} - (1 - e^{-\overline{\lambda}_n x})\mathbb{1}_{t>0}\right|.$$

Miracle : La loi de $h(F_n, F_{\overline{\lambda}_n})$ ne dépend pas de λ, mais uniquement de n.

Si les $(Y_i)_{i\in\mathbb{N}}$ sont iid. de loi $\mathcal{E}(1)$, les $(\frac{1}{\lambda}Y_i)_{i\in\mathbb{N}}$ sont iid de loi $\mathcal{E}(\lambda)$. Pour comprendre la loi de $h(F_n, F_{\overline{\lambda}_n})$, je peux remplacer les X_i par $\frac{1}{\lambda}Y_i$.

$$\begin{aligned}
h(F_n, F_{\overline{\lambda}_n}) &=^{loi} \sup_{t\in\mathbb{R}} \left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\frac{Y_i}{\lambda}\leq t} - (1 - e^{-\frac{n}{\sum_{i=1}^n Y_i/\lambda}t}\mathbb{1}_{t>0})\right| \\
&= \sup_{t\in\mathbb{R}} \left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{Y_i\leq \lambda t} - (1 - e^{-\frac{n}{\sum_{i=1}^n Y_i}\lambda t}\mathbb{1}_{\lambda t>0})\right| \text{ or } \mathbb{1}_{t>0} = \mathbb{1}_{\lambda t} \\
&= \sup_{s\in\mathbb{R}} \left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{Y_i\leq s} - (1 - e^{-\frac{n}{\sum_{i=1}^n Y_i}s})\mathbb{1}_{s>0}\right| \text{ avec } s = \lambda t
\end{aligned}$$

Cela ne dépend pas de λ mais seulement de n. On peut tabuler ! (Malheureusement elle n'a pas de nom) et construire un test de KS.

2.2.0.2 Adéquation à une loi normale On peut adapter le test précédent pour des gaussiennes en estimant m et σ^2 avec $\overline{X}_n = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i$ et $V_n = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X}_n)^2$ et construire un test.
Cela s'appelle le test de normalité de **Lilliefors** (voir exo de TD pour la suite)

2.3 Le test du $\mathcal{X}^2$ d'ajustement

La lettre grecque $\mathcal{X}$ se prononce "khi".

On dispose de $X_1, \ldots, X_n$ va. iid.

On se place dans le cas particulier où les X_i sont à valeurs dans un ensemble fini $\{x_1, \ldots, x_d\}$. La loi des X_i est donc entièrement déterminée par la donnée de $p_k = P(X_1 = x_k)$ pour tout k. Le vecteur $p = (p_1, \ldots, p_d)$ caractérise la loi des X_i

Remarque. On sait que $p_1 + \cdots + p_d = 1$

Hypothèse : $\forall h \in \{1, \ldots, d\}, p_k > 0$. On ne s'est pas trompés dans le support, il faut prendre le plus petit d.

Ces restrictions ne sont pas si contraignantes dans beaucoup de cas pratiques, elles sont automatiquement vérifiées

Exemple 2.8. — Réponse à un questionnaire QCM : la réponse prend un nombre fini de valeurs

— Une notes sur 20 d'un examen

— Des variables qualitatives : fille/garçons, couleur des yeux

On a des observations $X_1, \ldots, X_n$ de loi inconnue $p = (p_1, \ldots, p_d)$. On veut savoir si $p = p^{ref}$ pour un vecteur p^{ref} fixé.

$$H_0 = p = p^{ref} \text{ i.e. } \forall k \in \{1, \ldots, d\}, p_k = p_k^{ref}$$
$$H_1 = p \neq p^{ref} \text{ i.e. } \exists k \in \{1, \ldots, d\} : p_k \neq p_k^{ref}$$

2.3.0.1 Préparatifs, introduction

Si on trie nos valeurs $p^{ref} = (0;3, 0.1, 0.2, 0.2, 0.2)$ On a envie de

	x1	x2	...	xs
Nombre d'observation	17	23	...	12

regarder $\overline{p}_1 = \frac{\text{Nombre de } n_1}{n}, \dots, \overline{p}_s = \frac{\text{Nombre de } n_s}{n}$. On a envie de construire quelque chose avec ces estimateurs

Notation

$$\forall k \in \{1, \dots, d\}, N_{k,n} = \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i = x_k}.$$

Les $N_{k,n}$ sont les effectifs observés.

$$\forall k \in \{1, \dots, d\} \overline{p}_{k,n} = \frac{N_{k,n}}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i = x_k}.$$

Les $\overline{p}_{k,n}$ sont les proportions observés. On note $\overline{p}_n = (\overline{p}_{1,n}, \dots, \overline{p}_{d,n})$
Sous H_0, les $\overline{p}_{k,n}$ devraient être proches des p_k^{ref}
Note. Comme dans KS, on vas trouver une formule reliant les deux et pouvant être tabuler pour faire des tests. Mais elle est pas vraiment démontrable à notre niveau et utilise des vecteurs gaussiens

Théorème 2.5. *Sous H_0 on note*

$$D(\overline{p}_n, p^{ref}) = n \sum_{k=1}^{d} \frac{(\overline{p}_{k,n} - p_k^{ref})^2}{p_k^{ref}}$$
$$D(\overline{p}_n, p^{ref}) \to_{n\to\infty}^{\mathcal{L}} \mathcal{X}^2(d-1)$$

Sous H_1

$$D(\overline{p}_n, p^{ref}) \to_{n\to\infty}^{p.s} +\infty.$$

Remarque (Autre formulation, qu'on utilise en TD !). On peut aussi écrire

$$D(\overline{p}_n, p^{ref}) = \sum_{k=1}^{d} \frac{(N_{k,n} - np_k^{ref})^2}{np_k^{ref}}$$

Si on note $N_k^{ref} = np_k^{ref}$ l'effectifs attendu, alors cela devient

$$D(\overline{p}_n, p^{ref}) = \sum_{i=1}^{d} \frac{(N_{k,n} - N_k^{ref})^2}{N_k^{ref}}.$$

N_k^{ref} n'est pas un entier en général

2.3.0.2 Le test du $\mathcal{X}^2$

- Données : $X_1, \dots, X_n$ à valeur dans $\{x_1, \dots, x_d\}$
- p^{ref} qu'on veut tester
- Niveau α

Soit h_α le quantile d'ordre $1-\alpha$ de la loi $\mathcal{X}^2(d-1)$ alors
- Si $D(\overline{p}_n, p^{ref}) \geq h_\alpha$ on rejette H_0
- Sinon $D(\overline{p}_n, p^{ref}) < h_\alpha$ on conserve H_0

Attention : Ce test est uniquement asymptotique !
Condition d'utilisation :

$$\forall k \in \{1, \dots, d\}, np_k^{ref}(1 - p_k^{ref}) \geq 5.$$

Cela implique $n \geq 20$ mais en général il faut beaucoup plus

Exemple 2.9 (dé truqué)**.** On dispose d'un dé douteux, on releve les résultats de 100 lancés et on veut determiner si il est pipé ou non.
Condition : $100 * \frac{1}{6} * \frac{5}{6} = \frac{500}{36} = 13.88 > 5$ c'est bon le test du $\mathcal{X}^2$ est applicable.

	1	2	3	4	5	6
Effectifs	16	20	19	10	17	18
Proportions	0.16	0.2	0.19	0.1	0.17	0.18

— H_0 : dè non truqué $\Leftrightarrow p^{ref} = (\frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6},)$
— H_1 : dé truqué $p \neq p^{ref}$

On calcule

$$D = 100 * [\frac{(0.16 - \frac{1}{6})^2}{1/6} + \frac{(0.2 - \frac{1}{6})^2}{1/6} + \cdots + \frac{(0.18 - \frac{1}{6})^2}{1/6}]$$
$$= 600 \sum_{k=1}^{6} (\overline{p}_k - \frac{1}{6})^2 = 3.8$$

Pour faire un test à 90%, on doit comparer cette valeur avec le quantile d'ordre d'une loi $\mathcal{X}^2(6-1)$ degrés de liberté. Lecture de table : $k = 9.24$.
Ainsi comme $D = 3.28 < 9.24$, on conserve H_0 le dé est équilibré

Nouveau cours du 03/02

Bilan jusqu'à présent
Le test du $\mathcal{X}^2$ "basique" permet de tester l'adéquation de données iid $X_1, \ldots, X_n$ à valeurs dans $\{x_1, \ldots, x_d\}$ à une loi discrète sur $\{x_1, \ldots, x_d\}$ caractérisé par un vecteur de probabilité : $p = (p_1, \ldots, p_d)$

2.3.0.3 Mise en place concrette :

1. Etape 0 : On vérifie les conditions

$$\forall k \in \{1, \ldots, d\}, n * p_k \geq 5.$$

   C'est la condition de Cochran (1954), il avait testé cas possible en observant l'approximation faites.
2. Etape 1 : On calcule les effectifs et proportions observées : $N_{k,n}$ et $\hat{p}_{k,n}$
3. Etape 2 : Calcul de la statistique de test

$$D = n \sum_{d}^{k=1} \frac{(\hat{p}_{k,n} - p_k)^2}{p_k}.$$

4. Etape 3 : Détermination de la zone de rejet au niveau α. On lit h_α le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi $\mathcal{X}^2(d_1)$
5. Etape 4 : Décisions
   — si $D > h_\alpha$, on rejette H_0 (au niveau α).
   — Si $D \leq h_\alpha$ on conserve H_0

2.3.0.4 Test du $\mathcal{X}^2$ avec fusion des classes Que fait-on si la condition $np_k \geq 5$ n'est pas vérifiée ? On fusionne des classes !

Exemple 2.10. On a observé des réponses à un questionnaire. On veut tester l'adéquation à la loi $p = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{7}{16}, \frac{1}{16})$ avec $n = 40$

Modalité	1	2	3	4
Effectif	10	18	11	1

Vérification des conditions du test du $\mathcal{X}^2$

$40 * p_1 = \dfrac{40}{4} = 10 > 540 * p_2 = \dfrac{40}{4} = 10 > 540 * p_3 = \dfrac{40 * 7}{16} = 10 \geq 540 * p_4 = \dfrac{40}{16} = 10 < 5$ condition non vérifiée !

On fusionne des colonnes de manière à remplir les conditions. On fusionne les colonnes 3 et 4 pas exemple.

Modalité	1	2	3 ou 4
Effectif	10	18	12

La nouvelle probabilité de référence devient

$$p^{ref}_{nouvelle} = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{7}{16} + \frac{1}{16}) = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}).$$

Nouvelle condition :

$$40 * p_1 = 10 > 540 * p_2 = 10 > 540 * p_3 = \frac{40}{2} = 20 > 5$$

Si on applique le test du $\mathcal{X}^2$ "de base", on obtient un test asymptotique de niveau α pour le cas à 3 classes (fait avec un $\mathcal{X}^2(2)$), donc c'est aussi un test asymptotique de niveau α pour le cas à 4 classes.
Remarque. Si on prend $q = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4})$ qui appartient à H_1^4 car $q \neq p = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{7}{16}, \frac{1}{16})$. En fusionnant ce cas particulier, on se retrouve dans H_0^3.

$$q \in H_1^4 \to q^{reduit} = (\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}) \in H_0^3.$$

On perd donc en information quand on fusionne des colonnes. La puissance du test se réduit car on se retrouve avec des cas dans H_1 et dans H_0.
L'opération de fusion des colonnes permet toujours de construire un test de niveau asymptotique α au détriment de la puissance.

2.4 Le test du $\mathcal{X}^2$ pour une loi discrète

Données : $X_1, \ldots, X_n$ observation iid.
Loi cible à valeur dans $\mathbb{N}$ caractérisée par

$$p = (p_k)_{k \in \mathbb{N}}.$$

Exemple pour une poisson

$$p_k = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}.$$

Est-ce que la loi des X_i est donnée par p ? C'est à dire

$$\forall k \in \mathbb{N}, P(X_1 = k) = p_k\,?$$

Valeur	0	1	2	3	4	5	6	...
Effectif	5	8	12	7	2	1	0	...

Exemple 2.11. "On ne peut pas faire un $\mathcal{X}^2$ avec une infinité de degrés de liberté" $\to$ On regroupe les classes à partir d'un certain rang On voudrait regarder np_0, np_1, np_2, np_3 et pour la 4ème classe

Valeur	0	1	2	3	4 et plus
Effectif	5	8	12	7	4

$n(\sum_{k=4}^{+\infty} p_k)$. Les classes sont déterminées afin que toutes les conditions soient satisfaites.
En pratique, on regarde à partir de quel indice la condition $np_k < 5$ ne fonctionne plus, puis on regroupe à partir de la

2.4.0.1 En pratique

Donnée : $X_1, \ldots, X_n$
Loi cible : $p = (p_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$

1. Etape 0 : On détermine les classes en calculant $np_1, np_2, \ldots$ et ainsi de suite.
2. On regroupe les classes qui ne vérifient pas la condition
3. On calcule les effectifs de chaque classes $N_{1,n}, \ldots, N_{c-1,n}, N_{c,n}$ avec c l'effectif dans la classe agglomérée
4. On calcule les proportions observées $\hat{p}_{k,n}$ et la stat de test $D = n \sum_{k=1}^{c} \frac{(\hat{p}_{k,n} - p_k)^2}{p'_k}$ où $p'_k = p_k$ si $k \leq c_1$ et $p'_c = \sum_{k=c}^{+\infty} p_l$
5. On détermine la zone de rejet à l'aide du quantile d'ordre $1 - \alpha$ d'une loi $\mathcal{X}^2(c-1)$, noté h_α Et on décide de conserver H_0 si $D \leq h_\alpha$, on rejette sinon.

2.4.0.2 Limite Ce test permet de tester l'adéquation à n'importe quelle loi discrète au niveau α. Cependant, dès lors qu'on regroupe des classes (ce qui est obligatoire ici) on perd la consistance du test.

2.5 Le test du $\mathcal{X}^2$ pour une loi continue

Données : $X_1, \ldots, X_n$ iid.
Loi cible : L la loi d'une v.a. L (par exemple de densité g)
Idée : Transformer les données en les regroupant par paquets.

Soient $I_1, \ldots, I_d$ des intervalles qui forment une partition du support de L. (disjoints, dont l'union couvre toutes les valeurs de L) Voir 4
Condition

$$\forall k \in \{1, \ldots, d\} n * P(L \in I_k) \geq 5.$$

On crée de nouvelle variables Y_i : Numéro de l'intervalle dans lequel est X_i

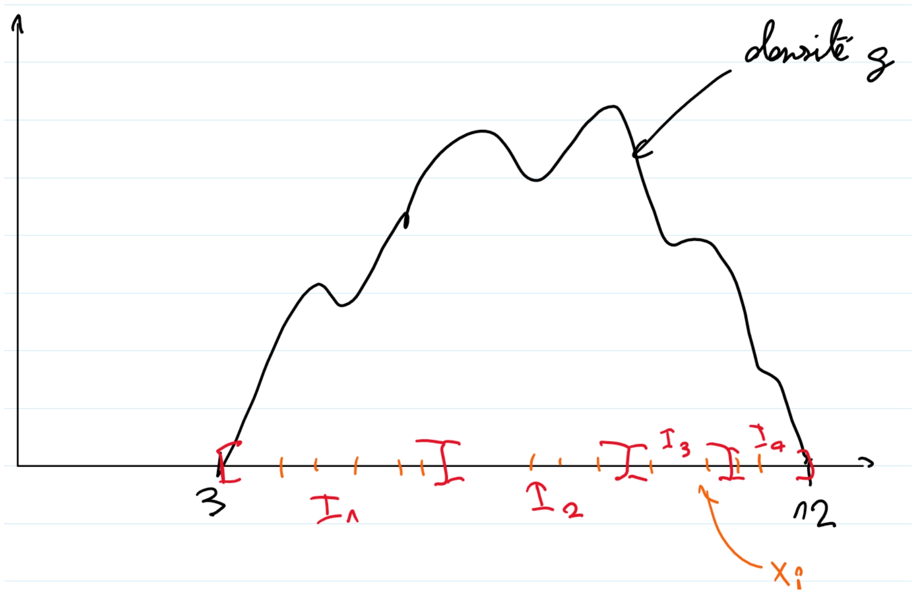


Figure 4 – Illustration de la partition de L

$$P(Y_1 = k) = P(X_i \in I_k) = p_k(\text{sous } H_0).$$

On a alors : $Y_1, \ldots, Y_n$ variables à valeur dans $\{1, ..., d\}$, avec comme proba cible : $p = (p_i = P(L \in I_i), \ldots, p_d = P(L \in I_d))$.

On applique alors le test du $\mathcal{X}^2$ "basique" aux variable Y_i. Cela fournit un test asymptotique de niveau α. Le tableau à considérer est :

Intervale	I_1	I_2	I_3	...	I_d
Effectif	.	.	.	...	.

2.5.0.1 Bilan de la méthode Aspects positifs :
- **Fonctionne pour toutes les lois**
- Facile à faire

Aspects négatifs :
- Problème de consistance. Regrouper les variables par intervalle ruiner l'erreur de seconde espèce.
- Asymptotique
- Dépendant du choix des intervalles. Ce qui n'est pas canonique.

2.6 Le $\mathcal{X}^2$ d'ajustement à une famille paramétrique de loi

On dispose d'observation iid. $X_1, \ldots, X_n$.
On veut savoir si la loi des X_i fait partie d'une famille paramétrique $\mathcal{F} = (P_\theta)_{\theta\in\Theta}$ à $\Theta \subset \mathbb{R}^M$.
Par exemple

- Lois de Poisson $(\mathcal{P}ois(\lambda))_{\lambda\in\mathbb{R}_*^+}, M = 1$
- Lois Exponentielles : $(\mathcal{E}(\lambda))_{\lambda\in\mathbb{R}_*^+}, M = 1$
- Lois géométrique : $(\mathcal{G}eom(p))_{p\in]0,1[}, M = 1$
- Lois normales : $(\mathcal{N}(m, \sigma^2))_{m\in\mathbb{R},\sigma^2\in\mathbb{R}_*^+}, M = 2$

Les hypothèses :

- $H_0 =$ la loi des X_i appartient à $\mathcal{F}$
- $H_1 =$ la loi des X_i n'appartient pas à $\mathcal{F}$

1. Etape 1 : Soit $\hat{\theta}_n$ l'estimateur du maximum de vraisemblance de θ (pour P_θ). On estime **tous** les paramètres de la loi $(p_1^{\hat{\theta}_n}, \ldots, p_d^{\hat{\theta}_n})$
2. Etape 2 : On vas tester l'ajustement de $X_1, \ldots, X_n$ à $P_{\hat{\theta}_n}$ On calcule les fréquences observées $\hat{p}_{k,n}$.

Erreur à ne pas commettre : il est faut de dire que

$$D = n\sum_{k=1}^{d} \frac{(\hat{p}_{k,n} - p_k^{\hat{\theta}_n})^2}{p_k^{\hat{\theta}_n}} \to \mathcal{X}^2(d-1).$$

Théorème 2.6. *Sous H_0 ,*

$$D = n\sum_{k=1}^{d} \frac{(\hat{p}_{k,n} - p_k^{\hat{\theta}_n})^2}{p_k^{\hat{\theta}_n}} \to \mathcal{X}^2(d-1-M).$$

Avec

- $d =$ *Nombre de classes à la fin, après regroupement éventuel*
- $M =$ *nombre de paramètre*

2.6.0.1 En pratique

1. Etape 1 : Soit $\hat{\theta}_n$ l'estimateur du maximum de vraisemblance de θ (pour P_θ). On estime **tous** les paramètres de la loi $(p_1^{\hat{\theta}_n}, \ldots, p_d^{\hat{\theta}_n})$
2. Etape 2 : On vas tester l'ajustement de $X_1, \ldots, X_n$ à $P_{\hat{\theta}_n}$ On calcule les fréquences observées $\hat{p}_{k,n}$.
3. Etape 3 : Vérification des conditions $np_k^{\hat{\theta}_n}$ et possible regroupement en classes
4. Etape 4 : Calcul de la stat de test D
5. Etape 5 : Zone de rejet : lecture de H_α le quantile d'ordre $1-\alpha$ d'une $\mathcal{X}^2(d-1-M)$
6. Etape 6 : Décision
   - $D > h_\alpha$ on rejette H_0
   - $D \leq h_\alpha$ on conserve H_0

Nouveau cours du 10/02

Exemple 2.12 (Test d'ajustement à un loi de Poisson)**.** On dispose d'observation $X_1, \ldots, X_n$ iid. (représentant le nombre d'heure entre 2 pannes de métro). On veut tester pour savoir si les données proviennent d'une loi de Poisson.

Remarque (Rappel)**.** $Z \sim Pois(\lambda), P(Z = k) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, \lambda \in \mathbb{R}^*$

- H_0 La loi des observation est $Pois(\lambda)$ pour un certain $\lambda > 0$
- H_1 la loi des X_i n'est pas une loi de Poisson

1. Estimer les paramètres (par un maximum de vraisemblance) :
   On rappelle (1er semestre) que l'EMV pour λ est

$$\bar{\lambda}_n = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i.$$

   Données : Sur ces 100 données, on calcule $\bar{\lambda}_n$:

$$\bar{\lambda} = \frac{1}{100}(14 * 0 + 22 * 1 + \cdots + 1 * 7) = 2.29.$$

Valeurs	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...
Effectif	14	22	20	25	7	9	2	1	0	0	0

2. Calcul de la statistique de test comme si on faisait un $\mathcal{X}^2$ d'ajustement à une $\mathcal{P}(2.29)$.
Si $Z \sim \mathcal{P}(2.29), P(X = k) = (2.29)^k \frac{e^{-2.29}}{k!} = p_k$. On calcule les np_k On détermine les classes à

k	0	1	2	3	4	5	6	7	...
$100p_k$	10.13	23.19	26.55	20.27	11.6	5.3	2.03	0.66	...

regrouper pour avoir $np_k \geq 5$. On se rend compte rapidement qu'il faut regrouper 5 à $+\infty$ Calcul

k	0	1	2	3	4	5 et +
$100p_k$	10.13	23.19	26.55	20.27	11.6	$100 - \sum autres = 8.26$

de la statistique de test :

$$D = 100 \sum_{k=0}^{5} \frac{(p_{k,n} - p_k)^2}{p_k} = \sum_{k=0}^{5} \frac{(N_{k,n} - 100p_k)^2}{100p_k} = 7.78.$$

3. Zone de rejet au niveau $\alpha = 5\%$
On li dans la table le quantile d'ordre $1-\alpha = 0.95$ de la loi $\mathcal{X}^2(6-$ Nombre de classe $-$ Nombre de paramètre estim
$\mathcal{X}^2(6-1-1)$. Ici $k_{0.95} = 9.48$.
CCL : Comme $D = 7.78 \leq k_{0.95} = 9.48$ on conserve H_0.

Remarque (Chapitre 1). — Remarque sur le $\mathcal{X}^2$ d'ajustement à une formule paramétrique de lois :
Principe :
1. On estime
2. On calcule comme si on faisait un $\mathcal{X}^2$ d'ajustement à une seule loi
3. Attention au degrés de liberté dans la zone de rejet !

— Remarque sur la consistance : Si le nombre de classes utilisées tend vers $+\infty$ quand $n \to +\infty$, le test du $\mathcal{X}^2$ est consistant.

2.7 Bilan du chapitre

On a deux test d'ajustement : Kolmogorov-Smirnov et $\mathcal{X}^2$

— KS : ajustement à une loi de fdr. continue. Fonctionne pour toutes valeurs de n. Si n grand, on prend $\frac{1}{\sqrt{n}}$ quantile de W_∞.
Attention : Si n est grand sur des données réelles, KS est très sensible au bruit et rejette très souvent. Une erreur de 0.01 sur la fdr. des données mène vite à un ... si $n \geq 10^5$.

— $\mathcal{X}^2$: Test asymptotique, $n \geq 50$ au minimum + Condition. Fonctionne dans tous les cas.

3 Loi de comparaison

Dans ce chapitre, on dispose de deux jeux de données

— $X_1, \ldots, X_n$ avec $n > 0$ iid.

— $Y_1, \ldots, Y_n$ avec $n > 0$ iid.

On cherche à comparer les lois sous-jacentes.
1. Est-ce que les X_i et Y_j ont la même loi ? (homogénéité)
2. Est-ce que les X_i sont indépendants des Y_j (indépendance)
3. Est-ce que les loi de X_i et Y_j ont la même moyenne ou la même médiane ?

Deux cas de figure :

— Échantillon appariés : les X_i et Y_j proviennent d'une même mesure / tirage (X_i, Y_j). Cela implique $n = m$.
Exemple 3.1. On mesure la taille et le poids de pluviomètres à Roubaix et à Croix

— Echantillons indépendants : si $(X_1, \ldots, X_n)$ est indépendant de $(Y_1, \ldots, Y_n)$, on dira que les échantillons sont indépendants.

3.1 Le test d'homogénéité de Kolmogorov-Smirnov

On dispose des données iid. $(X_1, \ldots, X_n)$ et $(Y_1, \ldots, Y_n)$. Les échantillons sont indépendants. On veut tester

— H_0 : les X_i et Y_i ont la même loi, c'est à dire $F_{X_1} = F_{V_1}$ où F_{X_1}, F_{Y_1} sont continues.

— H_1 les lois sont différentes

Comme pour le test d'ajustement de KS, on va construire un test non asymptotique se basant sur les fdr. empirique.
Notation :

$$\begin{aligned} F_n : & \mathbb{R} \to [0,1] \\ & t \mapsto \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i \leq t} \end{aligned} \qquad\qquad \begin{aligned} G_n : & \mathbb{R} \to [0,1] \\ & t \mapsto \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} \mathbb{1}_{Y_j \leq t} \end{aligned}$$

Théorème 3.1. .

1. *Si $F_{X_1} = F_{Y_1}$ alors la variable*

$$h(F_n, G_n) = \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_n(t) - G_n(t)|.$$

a même loi que la variable

$$h_{n,m} = \sup_{s\in\mathbb{R}} \left| \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{\mathbf{U_i} \leq s} - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} \mathbb{1}_{\mathbf{V_i} \leq s} \right|.$$

avec $(U_1, ..., U_n)$ et $(V_1, \ldots, V_n)$ sont deux échantillons indépendants de variable iid. uniformes sur $[0,1]$.

2. *De plus si $F_{X_1} \neq F_{Y_1}$ alors*

$$h(F_n, G_n) \to_{n,m\to\infty} \|F_{X_1} - F_{V_1}\|_\infty = \sup_{t\in\mathbb{R}} |F_{X_1}(t) - F_{Y_1}(t)| > 0.$$

Preuve : (a) D'après le théorème de simulation par inversion de la fdr. si $U_1, \ldots, U_n$ sont des variables aléatoire iid. uniforme sur $[0,1]$, $(F_{X_1}^{-1}(U_1), \ldots, F_{X_1}^{-1}(U_n))$ a même loi que $(X_1, \ldots, X_n)$. Si $U_1, \ldots, U_n$ sont des variables aléatoire iid. uniforme sur $[0,1]$, $(F_{X_1}^{-1}(V_1), \ldots, F_{X_1}^{-1}(V_n))$ a même loi que $(Y_1, \ldots, Y_n)$.

Ainsi , $h(F_n, G_n)$ a même loi que $\sup_{s\in\mathbb{R}} \left| \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{F_{X_1}^{-1}(U_i)\leq t} - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} \mathbb{1}_{F_{X_1}^{-1}(V_i)\leq t} \right|$

Par les propriétés classique de l'inverse généralisée,

$$F_{X_1}^{-1}(U_i) \leq t \Leftrightarrow U_i \leq F_{X_1}(t)$$
$$F_{X_1}^{-1}(V_j) \leq t \Leftrightarrow V_j \leq F_{X_1}(t)$$

Ainsi $A = \sup_{s\in\mathbb{R}} \left| \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{U_i \leq F_{X_1}(t)} - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} \mathbb{1}_{V_i \leq F_{X_1}(t)} \right|$

(b) Conséquence immédiate du théorème de Glivenko Cantelli.

□

3.1.1 Test d'homogénéité de Kolmogorov-Smirnov

Données : $(X_1, \ldots, X_n)$ et $(Y_1, \ldots, Y_n)$ iid deux échantillon indépendants. $H_0 : F_{X_1} = F_{Y_1}$ contre $H_1 : F_{X_1} \neq F_{Y_1}$.
Statistique de test : on calcule

$$\sup_{s\in\mathbb{R}} \left| \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i \leq t} - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} \mathbb{1}_{Y_j \leq t} \right|.$$

Zone de rejet au niveau α :
Soit k_α le quantile d'ordre $1-\alpha$ de la loi de

$$\sup_{s\in\mathbb{R}}\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathbb{1}_{U_i\leq s}-\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\mathbb{1}_{V_j\leq s}\right|.$$

où $(U_1,\dots,U_n)\perp(V_1,\dots,V_n)$ iid. $\sim U([0,1])$

CCL : Si $h(F_n,G_n)\leq k_\alpha$, on conserve H_0 au niveau α. Sinon on rejette H_0

Remarque. .

1. Ce test est de taille α, si on utilise la table de $h_{n,m}$.
2. Si n et m sont trop grands, on utilise le résultat suivant :
   Sous H_0
   $$\sqrt{\frac{nm}{n+m}}h(F_n,G_n)\to^{\alpha}_{n,m\to+\infty}W_\infty \text{ voir KS asymptotique.}$$
   On utilise alors comme zone de rejet$\sqrt{\frac{n+m}{nm}}W_\infty$ avec W_∞ le quantile d'ordre $1-\alpha$ de W_∞.

3.1.1.1 En pratique (cas n et m grand) :

En R : X,Y vecteur, ks.test(X,Y)
A la main :

$$F_n(t)-G_n(t)=\frac{\text{nb de } X_i\leq t}{n}-\frac{\text{nb de } Y_i\leq t}{m}.$$

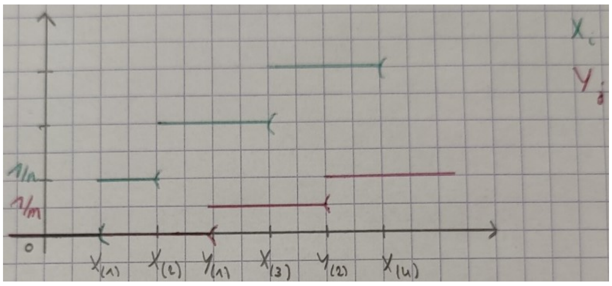


Figure 5 – <caption>

On range par ordre croissant :

$X_{(1)}$	$X_{(2)}$	$Y_{(1)}$	$X_{(3)}$	$Y_{(2)}$	$X_{(4)}$	...
$\frac{1}{n}-\frac{0}{m}$	$\frac{2}{n}$	$\frac{2}{n}-\frac{1}{m}$	$\frac{3}{n}-\frac{1}{m}$	$\frac{3}{n}-\frac{2}{m}$	$\frac{4}{n}-\frac{2}{m}$	...

Je calcules les $n+m$ quantités et je garde la plus grande valeur.
Méthode inefficace :

X_i	$X_{(1)}$	$X_{(2)}$		$X_{(3)}$		$X_{(4)}$	
Y_i			$Y_{(1)}$		$Y_{(2)}$		
F_n	$\frac{1}{n}$	$\frac{2}{n}$	$\frac{2}{n}$	$\frac{3}{n}$	$\frac{3}{n}$	$\frac{4}{n}$	...
G_m	0	0	$\frac{1}{m}$	$\frac{1}{m}$	$\frac{2}{m}$	$\frac{2}{m}$	...

Nouveau cours du 03/03

3.2 Les test du $\mathcal{X}^2$ d'indépendance et d'homogénéité

3.2.1 Le $\mathcal{X}^2$ d'indépendance

Rappel : deux variables aléatoire réelle X,Y sont indépendante ssi

$$\forall A,B\subset\mathcal{B}(\mathbb{R}),P(X\in A \text{ et } Y\in B)=P(X\in A)P(Y\in B).$$

De manière informelle, la connaissance de X ne donne aucune information sur Y

Données :

$(X_1, Y_1), \dots, (X_T, Y_T)$ données appariés **iid.**. Cela mène à deux échantillons iid. $X_1, \dots, X_T$ et $Y_1, \dots, Y_T$.

Attention : $T =$ nombre totale de mesures

On veut déterminer si X_1 est indépendant de $Y_1 \Leftrightarrow X_1 \perp Y_1$.

Ainsi on vas construire un test pour

- H_0 : $X_1 \perp Y_1$
- H_0 : $X_1 \not\perp Y_1$ ne sont pas indépendants

Quel genre de situation cela couvre-t-il ? 2 exemples :

- Apparition d'effets secondaire pour un traitement
- Effet d'un facteur : réussite au bac en fonction du sexe ?

Important : Les données sont à valeurs dans un nombre **fini** de classes :

- $X_1, \dots, X_T$ à valeurs dans $A_1, \dots, A_M$
- $Y_1, \dots, Y_T$ à valeurs dans $B_1, \dots, B_N$

Si ce n'est pas le cas, on s'y ramène en **créant** des classes comme pour les autres test du $\mathcal{X}^2$

La loi de X_1 est caractérisé par

$$p_m = P(X_1 \in A_m) \text{ pour } m \in \{1, \dots, M\}.$$

de même pour Y_1

$$q_n = P(Y_1 \in B_n) \text{ pour } n \in \{1, \dots, N\}.$$

Si on a accès à ces probabilités, **l'indépendance**se lit

$$\forall m \in \{1, \dots, M\}, \forall n \in \{1, \dots, N\}.$$

$$p_{m,n} = P(X_1 \in A_n \text{ et } Y_1 \in B_n) = p_m * q_n \text{ par indépendance.}$$

Malheuresement : Ni les $p_{m,n}$, ni les p_m, ni les q_n ne sont connus ! $\to$ On vas estimer ces quantités et construire un test à partir de ces estimateur.

Notation : Pour $m \in \{1, \dots, M\}$ et $n \in \{1, \dots, N\}$. On pose

$$\begin{aligned}
N_{m,n} &= \sum_{i=1}^{T} \mathbb{1}_{X_i \in A_m, Y_i \in B_n} \\
&= \text{ effectif observé sur la classe } A_m * B_n \\
N_{m,\bullet} &= \sum_{i=1}^{T} \mathbb{1}_{X_i \in A_m} \\
&= \text{effectif total de } A_m \\
N_{\bullet,n} &= \sum_{i=1}^{T} \mathbb{1}_{Y_i \in B_m} \\
&= \text{effectif totale de } B_n
\end{aligned}$$

Remarque. On a immédiatement

$$T = \sum_{n=1}^{N} N_{\bullet,n} = \sum_{m=1}^{M} N_{m,\bullet} = \sum_{n=1}^{N} \sum_{m=1}^{M} N_{m,n}.$$

Estimateurs : Pour $m \in \{1, \dots, M\}$ et $n \in \{1, \dots, N\}$

$$\begin{aligned}
\hat{p}_{m,n} &= \frac{N_{m,n}}{T} \approx p_{m,n} \text{ si } T \text{ est grand.} \\
\hat{p}_m &= \frac{N_{m,\bullet}}{T} \approx p_m \text{ si } T \text{ est grand.} \\
\hat{q}_n &= \frac{N_{\bullet,n}}{T} \approx q_n \text{ si } T \text{ est grand.}
\end{aligned}$$

3.2.2 Test du $\mathcal{X}^2$ d'indépendance

Données : $(X_1, Y_1), \ldots, (X_T, Y_T)$ iid appariés.
— X_1 à valeur dans $A_1, \ldots, A_M$
— Y_1 à valeur dans $B_1, \ldots, B_N$
Hypothèse :
— H_0 : $X_1 \perp Y_1$
— H_1 : $X_1 \not\perp Y_1$
Statistique de test

$$\begin{aligned} D &= T * \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \frac{(\hat{p}_{m,n} - \hat{p}_m \hat{q}_n)^2}{\hat{p}_m \hat{q}_n} \\ &= \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \frac{(N_{m,n} - \frac{N_{m,\bullet} N_{\bullet,n}}{T})^2}{\frac{N_{m,\bullet} N_{\bullet,n}}{T}} \end{aligned}$$

Condition : Si $\forall m \in \{1, \ldots, M\}$ et $\forall n \in \{1, \ldots, N\}$

$$T \hat{p}_m \hat{q}_m \geq 5.$$

alors D suit approximativement une loi

$$\begin{aligned} &\mathcal{X}^2(MN - 1 - (M-1) - (N-1)) \\ \Leftrightarrow &\mathcal{X}^2(MN - 1 - \text{ estimation de } p_m - \text{ Estimation des } q_n) \\ \Leftrightarrow &\mathcal{X}^2(MN - M - N + 1) \\ \Leftrightarrow &\mathcal{X}^2((M-1)(N-1)) \end{aligned}$$

Seuil de rejet : Au niveau α.
Soit h_α le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi $\mathcal{X}^2((M-1)(N-1))$.
Si $D > h_\alpha$, on rejette H_0. Sinon on conserve H_0.
Que se passe-t-il sous H_1
Si X_1 et Y_1 ne sont pas indépendants, il existe m_0 et n_0 tels que

$$p_{m_0,n_0} \neq p_{m_0} q_{n_0}.$$

Ainsi,

$$\frac{(\hat{p}_{m_0,n_0} - \hat{p}_{m_0} \hat{q}_{n_0})^2}{\hat{p}_{m_0} \hat{q}_{n_0}} \rightarrow_{T \rightarrow +\infty} \frac{(p_{m_0,n_0} - p_{m_0} q_{n_0})^2}{p_{m_0} q_{n_0}}.$$

Donc $D \rightarrow +\infty$ (on a multiplié par T)

Exemple 3.2. Indépendance de la couleur des yeux et des cheveux.
On a mesuré sur 1000 personnes leurs couleurs de yeux et cheveux qu'on a regroupé dans le tableau suivant.

yeux \ cheveux	Noirs (A_1)	Bruns	Blonds	Roux	Total
Marrons (B_1)	$N_{1,1} = 152$	$N_{2,1} = 247$	83	11	$N_{\bullet,1} = 152$
Vert ou Gris	73	114	37	8	232
Bleus	36	167	127	10	275
Total	$N_{1,\bullet} = 261$	463	247	29	1000

Condition : $T * \hat{p}_m \hat{q}_n \geq 5 \Leftrightarrow T * \frac{N_{m,\bullet} * N_{\bullet,n}}{T * T} =$ effectif attendu
$\rightarrow$ Vous calculez les conditions comme vous voulez (?) Tableau des effectifs attendu + regarder si on respecte les conditions

yeux \ cheveux	Noirs (A_1)	Bruns	Blonds	Roux	Total
Marrons (B_1)	128.67	228.26	121.77	14.3	$N_{\bullet,1} = 152$
Vert ou Gris	60.55	107.42	57.3	6.73	232
Bleus	71.78	127.32	67.93	7.98	275
Total	$N_{1,\bullet} = 261$	463	247	29	1000

Tous les effectifs attendus sont ≥ 5 : On peut appliquer le test du $\mathcal{X}^2$ d'indépendance

$$\begin{aligned} D &= T\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\frac{(\hat{p}_{m,n}-\hat{p}_m\hat{q}_n)^2}{\hat{p}_m\hat{q}_n} \\ &= \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\frac{(N_{m,n}-\frac{N_{m,\bullet}N_{\bullet,n}}{T})^2}{\frac{N_{m,\bullet}N_{\bullet,n}}{T}} \\ &= \frac{(152-128.67)^2}{128.67}+\frac{(247-228.26)^2}{228.26}+\cdots+\frac{(10-7.98)^2}{7.98} \\ &= \text{ Une somme à 12 termes} \\ &= 104.01 \end{aligned}$$

Zone de rejet : Sous $H_0, D \sim \mathcal{X}^2(12-13-2) = \mathcal{X}^2(6)$. Pour un test au niveau 5%, on lit le quantile d'ordre 95% d'une $\mathcal{X}^2(6) = 12.6$

Conclusion : $D > 12.6$ On rejette H_0 couleur d'yeux et couleurs de cheveux ne sont pas indépendants

3.3 Le $\mathcal{X}^2$ d'homogénéité

3.3.1 Pour deux échantillons

Données : $X_1, \ldots, X_{n_1}$ et $Y_1, \ldots, Y_{n_2}$ deux échantillons iid indépendants entre eux (comme pour Kolmogorov-Smirnov).
Les variables sont toutes à valeurs dans les mêmes classes $A_1, \ldots, A_M$.

Hypothèse : On veut tester l'homogénéité
- $H_0 = X_1$ et Y_1 ont la même loi $\Leftrightarrow \forall m \in \{1, \ldots, M\}, P(X_1 \in A_m) = P(Y_1 \in A_m)$
- $H_1 = X_1$ et Y_1 n'ont pas la même loi $\Leftrightarrow \exists m \in \{1, \ldots, M\}$ tel que $P(X_1 \in A_m) \neq P(Y_1 \in A_m)$

Remarque (Lien entre test du $\mathcal{X}^2$ d'indépendance et d'homogénéité). On peut se ramener à un test d'indépendance en construisant l'échantillon apparié suivant $i \leq n_1 + n_2 = T$

$$(W_i, Z_i) = \begin{cases} (X_i, 1) & \text{si } i \leq n_1 \\ (Y_{i-n}, 2) & \text{si } i > n_1 \end{cases}.$$

On est passé de :
- $X_1, \ldots, X_{n_1}$ à $(X_1, 1), (X_2, 1), \ldots, (X_n, 1)$
- et $Y_1, \ldots, Y_{n_2}$ à $(Y_1, 2), (Y_2, 2), \ldots, (Y_n, 2)$

On a :

$$W_1 \perp Z_1 \Leftrightarrow X_1 \text{ et } Y_1 \text{ ont la même loi..}$$

Pour tester l'homogénéité des deux population, il suffit de tester l'indépendance de Z_1 et W_1
- W_1 est à valeur dans $A_1, \ldots, A_M$
- Z_1 est à valeur dans $\{\{1\}, \{2\}\}$

$\rightarrow$ Vu comme ça le test se généralise très bien ! On peut l'utiliser pour comparer beaucoup plus d'échantillon ! (exo 5 TD6)

Exemple 3.3 (Mise en pratique sans l'indépendance). On va tester si $P(X_1 \in A_m) = P(Y_1 \in A_m) \forall m \in \{1, \ldots, M\}$.

Sous H_0 les populations sont homogènes. On estime $p_m = P(X_1 \in A_m) = P(Y_1 \in A_m)$ par

$$\hat{p}_m = \frac{N_m^X + N_m^X}{n_1 + n_2}.$$

Avec $N_m^X = \sum_{i=1}^{n_1} \mathbb{1}_{X_i \in A_m}$ et $N_m^Y = \sum_{j=1}^{n_2} \mathbb{1}_{Y_j \in A_m}$.
On pose alors $\hat{p}_m^X = \frac{N_m^X}{n_1}$ et $\hat{p}_m^Y = \frac{N_m^Y}{n_2}$.

Statistique de test :

$$
\begin{aligned}
D &= n_1 \sum_{m=1}^{M} \frac{(\hat{p}_m^X - \hat{p}_m)^2}{\hat{p}_m} + n_2 \sum_{m=1}^{M} \frac{(\hat{p}_m^Y - \hat{p}_m)^2}{\hat{p}_m} \\
&= \sum_{m=1}^{M} \frac{(N_m^X - n_1\hat{p}_m)^2}{n_1\hat{p}_m} + \sum_{m=1}^{M} \frac{(N_m^Y - n_2\hat{p}_m)^2}{n_2\hat{p}_m}
\end{aligned}
$$

Si $\forall m \in \{1,\dots,M\}, n_1\hat{p}_m \geq 5$ et $n_2\hat{p}_m \geq 5$ alors $D \sim \mathcal{X}^2(M-1)$.

Seuil de rejet : Au niveau α, soit h_α le quantile d'ordre $1-\alpha$ d'une $\mathcal{X}^2(M-1)$. Si $D > h_\alpha$, on rejette H_0, sinon on conserve H_0.

Pop \ Groupe	O	A	B	AB	Total
Pop 1	121	120	79	33	353 = n_1
Pop 2	118	95	121	30	364 = n_2
Total	239	215	200	63	717

Exemple 3.4 (Groupe sanguins dans 2 populations)**.** Validité : $n_1\hat{p}_1, n_2\hat{p}_1 \geq 5$. Les calculs sont les mêmes !

$$
\begin{aligned}
D &= \frac{(121 - \frac{353*239}{717})^2}{\frac{353*239}{717}} + \frac{(120 - \frac{353*215}{717})^2}{\frac{353*215}{717}} + \dots + \frac{(118 - \frac{364*239}{717})^2}{\frac{364*239}{717}} + \dots + \frac{(30 - \frac{364*63}{717})^2}{\frac{364*63}{717}} \\
&\approx 11.75
\end{aligned}
$$

On lit le quantile d'une loi $\mathcal{X}^2(3)$ et on décide. Faites le calcul et finissez.

Exemple 3.5 (Pour un nombre quelconque de population)**. Donnée** :

$$
\begin{aligned}
X_1^{(1)}, &\dots, X_{n_1}^{(1)} \\
X_1^{(2)}, &\dots, X_{n_1}^{(2)} \\
&\dots \\
X_1^{(K)}, &\dots, X_{n_1}^{(K)}
\end{aligned}
$$

On a K échantillon indépendants de variable iid à valeur dans $A_1, \dots, A_m$

Hypothèse :

— H_0 Tout les échantillons ont la même loi

— H_1 Il existe un échantillons qui diffère des autres

Remarque. On peut créer l'échantillon apparié fictif :

$$(W_i, Z_i) = (X_i^{(k)}, k).$$

et tester l'indépendance de Z_1 et W_i

Ou bien on utilise

$$
\begin{aligned}
N_m^{(k)} &= \sum_{i=1}^{n_k} \mathbb{1}_{X_i^{(k)} \in A_m} \\
\hat{p}_m &= \frac{N_m^{(1)} + \dots + N_m^{(k)}}{n_1 + \dots + n_k} \\
D &= \sum_{h=1}^{K} \sum_{m=1}^{M} \frac{(N_m^{(k)} - n_k\hat{p}_m)^2}{n_k\hat{p}_m}
\end{aligned}
$$

Condition : Si $\forall k \leq L, \forall m \leq M$: $n_k\hat{p}_m \geq 5$ alors $D \sim \mathcal{X}^2((M-1)(K-1))$.
Seuil de rejet : Quantile d'une $\mathcal{X}^2((M-1)(K-1))$.
Sous $H_1, D \to +\infty$ EXO (on avait plus le temps)

Nouveau cours du 10/03

4 Tests pour échantillons gaussiens

4.1 Rappels du cours de statistiques mathématiques

Théorème 4.1 (Cochran)**.** *$X_1, \dots, X_n$ v.a. iid. de loi $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ alors*
- *$\bar{X}_n$ et V_n sont indépendant à*
$$\bar{X}_n \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i, V_n = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2.$$
- $$\frac{(n-1)V_n}{\sigma^2} \sim \mathcal{X}^2(n-1).$$

Théorème 4.2 (Student)**.** *$X_1, \dots, X_n$ va. iid. $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ alors*
$$\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{V_n}}(\bar{X}_n - m) \sim \mathcal{T}(n-1).$$

Rappel
- La loi $\mathcal{X}^2(n)$ est la loi de
$$\sum_{i=1}^n Y_i^2 \text{ à } Y_i \text{ iid. } \mathcal{N}(0,1).$$
- La loi $\mathcal{T}(n)$ est la loi de
$$\frac{X}{\sqrt{V/n}} \text{ où } X \sim \mathcal{N}(0,1), V \sim \mathcal{X}^2(n).$$
- Opération sur les gaussiennes : $X \sim \mathcal{N}(m_1, \sigma_1^2), Y \sim \mathcal{N}(m_2, \sigma_2^2), X \perp Y$ **indépendant** alors :
$$\begin{aligned} X + Y &\sim \mathcal{N}(m_1 + m_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2) \\ X - Y &\sim \mathcal{N}(m_1 - m_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2) \\ \lambda X &\sim \mathcal{N}(\lambda m_1, \lambda^2 \sigma_1^2) \end{aligned}$$

Remarque. Que se passe-t-il si X et Y ne sont pas indépendantes ?
$X - Y$ n'est a priori pas gaussienne. Cependant si (X, Y) est gaussienn sur $\mathbb{R}^2$ (vecteur gaussien) alors $X - Y$ est gaussien d'espérance $m_1 - m_2$ mais de variance **inconnue**.
(X, Y) gaussien si sa densité est de la forme
$$g(x,y) = \frac{1}{c} e^{-ax^2 - by^2 - 2cxy}.$$

Exemple 4.1 (Pas à savoir et un peu dur)*.*
$$\begin{aligned} X &\sim \mathcal{N}(0,1) \\ Z &\sim \mathcal{N}(0,1) \perp X \\ B &\sim Ber(\frac{1}{2}) \\ Y &= BX + (1-B)Z \sim \mathcal{N}(0,1) \\ X - Y &= \begin{cases} 0 & \text{si } B = 1 \\ X - Z & \text{si } B = 0 \end{cases} \end{aligned}$$
$X - Y$ n'est clairement pas gaussienne$P(Y \leq t) = P(Y \leq t \text{ et } B = 1) + P(Y \leq t \text{ et } B = 0)$
$$= P(X \leq t)\frac{1}{2} + P(Z \leq t)\frac{1}{2} = P(X \leq 1)$$

4.2 Forme d'un test

- Nom du test / sa fonction
- Type de données / Condition d'utilisation
- H_0, H_1
- Statistique de test : sous H_0 et H_1
- Forme de la zone de rejet et le seuil de rejet au niveau α

Remarque. Je vous encourage fortement à revoir tous vos tests sous cette forme et à faire des fiche

4.3 Les test sur l'espérance

Dans le TD7, vous avez vu plusieurs test "élémentaire" sur les données gaussiennes. Ils sont à connaître et sont succinctement rappelé ici

4.3.1 Test sur la moyenne pour 1 échantillon gaussien de variance inconnue. Test de students à 1 échantillon

Données $X_1, \dots, X_n$ iid. $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ avec σ^2 inconnu

Hypothèse

- $H_0 = m = m_0$
- $H_1 = m \neq m_0$ **(cas 1)** ou bien $m > m_0$ **(cas 2)** ou bien $m < m_0$ **(cas 3)**

Statistique de test

$$D = \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{V_n}}(\bar{X}_n - m_0).$$

- Sous $H_0, D \sim \mathcal{T}(n-1)$
- Sous H_1

$$\begin{aligned} D &= \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{V_n}}(\bar{X}_n - m) + \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{V_n}} \\ &= \mathcal{T}(n-1) + \text{ Biais ? du signe de } m_1 - m_0 \end{aligned}$$

Zone de rejet pour le cas 1 Soit $h_{\alpha/2}$ le quantile d'ordre $\frac{\alpha}{2}$ et $h_{1-\alpha/2}$ le quantile d'ordre $1 - \frac{\alpha}{2}$ de la loi $\mathcal{T}(n-1)$

Si $D > h_{1-\alpha/2}$ ou $D < h_{\alpha/2}$, on rejette H_0

Remarque (**Attention**). Comme $h_{\alpha/2} = -h_{1-\alpha/2}$ cela se ré-écrit $|D| > h_{1-\alpha/2}$

Zone de rejet pour le cas 2

$$D = \mathcal{T}(n-1) + \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{V_n}}(m - m_0) \text{ (biais > 0).}$$

Soit $h_{1-\alpha}$ le quantile d'ordre $1-\alpha$ d'une loi $\mathcal{T}(n-1)$.
Si $D > h_{1-\alpha}$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0.

Zone de rejet pour le cas 3 Sous $H_1 = m < m_0, D$ prend des valeurs plutôt négatives. Soit H_α le quantile d'ordre α d'une $\mathcal{T}(n-1)$.
Si $D < h_\alpha$ on rejette H_0 sinon conserver H_0.

4.3.2 Test sur des moyenne pour 2 échantillons gaussiens appariés

Données

- $X_1, \dots, X_n$ iid. $\mathcal{N}(m_1, \sigma_1^2), \sigma_1^2$ inconnus
- $Y_1, \dots, Y_n$ iid. $\mathcal{N}(m_2, \sigma_2^2), \sigma_2^2$ inconnus
- Échantillon apparié (X_i, Y_i) indépendant si $i \neq j$ mais X_i n'est pas indépendant de Y_i

Hypothèse

- $H_0 = m_1 = m_2$
- $H_1 = m_1 \neq m_2$ ou $m_1 > m_2$ ou $m_1 < m_2$

Statistique de test Si on pose $\bar{Z}_n = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n Z_i$ et $V_n = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z}_n)^2$

$$D = \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{V_n}}\bar{Z}_n.$$

Zone de rejet

- Sous $H_0, D \sim \mathcal{T}(n-1)$
- Sous H_1 à completer vous-même, c'est le même que le test précédent

Vois exo2 du TD7 :

Correction de l'exo2 du TD7 On suppose que les va Z_i sont iid gaussiennes ! donc

$$E(Z_i) = E(X_i) - E(Y_i) = m_1 - m_2$$
$$Var(Z_i) = \text{........MANQUE DES TRUCS DEMANDER A JESS}$$

Zone de rejet de niveau α :

$$\mathcal{R} = \{|T| \geq t_{n-1}(1-\alpha/2)\}.$$

Sous $H_0, T \sim \mathcal{T}(n-1)$.
Application : au niveau 10% $\mathcal{R} = \{T \geq 1.3\}$ et $T = \sqrt{46}\frac{1.5}{\sqrt{8}} = 3.6$ Donc on rejette H_0 : la note de stat math est plus grande que la note de simulation.

4.3.3 Test d'égalité des moyennes pour 2 échantillons gaussiens indépendant de variance connues

Données

- $X_1, \ldots, X_{n_1}$ iid. $\mathcal{N}(m_1, \sigma_1^2), \sigma_1^2$ connue
- $Y_1, \ldots, Y_{n_2}$ iid. $\mathcal{N}(m_2, \sigma_2^2), \sigma_2^2$ connue
- $(X_1, \ldots, X_{n_1}) \perp (Y_1, \ldots, Y_{n_2})$

Hypothèse

- $H_0 = m_1 = m_2$
- $H_1 = m_1 \neq m_2$ ou $m_1 > m_2$ ou $m_1 < m_2$

Statistique de test Voir TD7 exo 3 : Correction exo 3 TD7

1. $\bar{X}_{n_1} \sim \mathcal{N}(m_1, \frac{\sigma_1^2}{n_1})$ et $\bar{Y}_{n_2} \sim \mathcal{N}(m_2, \frac{\sigma_2^2}{n_2})$
2. $\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2} \sim \mathcal{N}(m_1 - m_2, \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2})$
3. $H_0 : m_1 = m_2, H_1 = m_1 \neq m_2, T = \bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}, \mathcal{R} = \{|T| \geq C_\alpha\}$ car sous $H_0, T \sim \mathcal{N}(0, \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2})$

$$P(|\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}| \geq C_\alpha) = P(\frac{|\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}|}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \geq \frac{C_\alpha}{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}})$$
$$= \phi^{-1}(1-\alpha/2)$$

   donc $c_\alpha = \phi^{-1}(1 - \frac{\alpha}{2})\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}$

4. Application :
   - Lille : 10 mesures, $\sigma^2 = 4$
   - Sydney : 20 mesures, $\sigma^2 = 9$
   - $\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2} = 1$
   - Sous $H_0, \bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2} \sim \mathcal{N}(0, \frac{4}{10} + \frac{9}{20} = 0.85)$

— Sous $H_1, \bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}$ est plus grand que sous H_0

$$\mathcal{R} = \{\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2} \geq c_\alpha\}.$$

$$P_{H_0}(\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2} \geq C_\alpha) = P_{H_0}(\frac{\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}}{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \geq \frac{c_\alpha}{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}})$$

donc $\frac{c_\alpha}{\frac{\sigma_1^2}{n_1}+\frac{\sigma_2^2}{n_2}} = 2.06 \Leftrightarrow c_\alpha = 2.06\sqrt{0.85} = 1.89$

Donc on conserve H_0, les deux composé peuvent avoir la même masse.

Zone de rejet

4.4 Test sur les variances

4.4.1 Test d'égalité des variances pour un échantillon gaussien de moyenne inconnus

Données $X_1, \dots, X_n$ iid. $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ avec m, σ^2 inconnus

Hypothèse

- $H_0 = \sigma^2 = \sigma_0^2$
- $H_1 = \sigma^2 \neq \sigma_0^2$ ou $\sigma^2 > \sigma_0^2$ ou $\sigma^2 < \sigma_0^2$

Statistique de test

$$D = \frac{(n-1)}{\sigma_0^2} V_n.$$

Zone de rejet à completer (attention $\mathcal{X}^2$ pas symétrique)

4.4.2 Test de comparaison des variances de Fisher

Définition 4.1 (Loi de Fisher)**.** Soit $V \sim \mathcal{X}^2(d_1), W \sim \mathcal{X}^2(d_2), V \perp W$. La loi de $\frac{V/d_1}{W/d_2}$ est appelée loi de Fisher à (d_1, d_2) degrés de liberté.

Remarque. Cette loi est tabulée pour d_1 et d_2 pas trop grands.

- Elle admet une densité
- Elle est importante car elle sert souvent (en ANOVA notamment)

On la note $\mathcal{F}(d_1, d_2)$

Données

- $X_1, \dots, X_{n_1}$ iid. $\mathcal{N}(m_1, \sigma_1^2)$ m_1 et σ_1^2 inconnus
- $Y_1, \dots, Y_{n_2}$ iid. $\mathcal{N}(m_2, \sigma_2^2)$ m_2 et σ_2^2 inconnus
- $(X_1, \dots, X_{n_1}) \perp (Y_1, \dots, Y_{n_2})$ échantillons indépendant

Hypothèse

- $H_0 = \sigma_1^2 = \sigma_2^2$
- $H_1 = \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ ou $\sigma_1^2 > \sigma_2^2$ ou $\sigma_1^2 < \sigma_2^2$

Statistique de test

$$D = \frac{V_{n_1}^X}{V_{n_2}^Y}.$$

avec $V_{n_1}^X = \frac{1}{n_1-1}\sum_{i=1}^{n_1}(X_i - \bar{X}_{n_1})^2$ et $V_{n_2}^Y = \frac{1}{n_2-1}\sum_{i=1}^{n_2}(Y_i - \bar{Y}_{n_2})^2$

Zone de rejet

— Sous $H_0, \sigma^2 = \sigma_1^2 = \sigma_2^2$:

$$D = \frac{\frac{V_{n_1}^X(n-1)}{\sigma^2}\frac{1}{n_1-1}}{\frac{V_{n_2}^Y(n_2-1)}{\sigma^2}\frac{1}{n_2-1}} \sim \mathcal{F}(n_1-1, n_2-1) \text{ par Cochran.}$$

— Sous $H_1, \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$

$$D = \mathcal{F}(d_1, d_2) * \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}.$$

— **Cas 1 :** $H_1 : \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$: Soit $h_{\alpha/2}$ le quantile $\frac{\alpha}{2}$ d'une $\mathcal{F}(n_1-1, n_2-1)$ et $h_{1-\alpha/2}$ le quantile d'ordre $1-\frac{\alpha}{2}$ d'une $\mathcal{F}(n_1-1, n_2-1)$.
Si $D > h_{1-\alpha/2}$ ou bien $D < h_{\alpha/2}$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0

— **Cas 2 :** $H_1 : \sigma_1^2 > \sigma_2^2$: Soit $h_{1-\alpha}$ le quantile $1-\alpha$ d'une $\mathcal{F}(n_1-1, n_2-1)$
Si $D > h_{1-\alpha}$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0.

— **Cas 3 :** $H_1 : \sigma_1^2 < \sigma_2^2$: Soit h_α le quantile α d'une $\mathcal{F}(n_1-1, n_2-1)$
Si $D < h_\alpha$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0.

4.4.3 Test de Student à 2 échantillons : Test de comparaison des moyenne de 2 échantillons gaussiens indépendants de variance égale

Données

— $X_1, \dots, X_{n_1}$ iid. $\mathcal{N}(m_1, \sigma^2), m_1$ inconnus
— $Y_1, \dots, Y_{n_2}$ iid. $\mathcal{N}(m_2, \sigma^2), m_2$ inconnus (même variance)
— Échantillon indépendant $(X_1, \dots, X_{n_1}) \perp (Y_1, \dots, Y_{n_2})$

Hypothèse

— $H_0 = m_1 = m_2$
— $H_1 = m_1 \neq m_2$ ou $m_1 > m_2$ ou $m_1 < m_2$

Statistique de test

$$D = \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \frac{\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}}{\sqrt{W}}.$$

avec $W = \frac{(n_1-1)V_{n_1}^X + (n_2-1)V_{n_2}^Y}{n_1+n_2-2}$.

Zone de rejet

— Sous $H_0 : m_1 = m_2$

$$\bar{X}_{n_1} \sim \mathcal{N}(m_1, \frac{\sigma^2}{n_1})$$
$$\bar{Y}_{n_2} \sim \mathcal{N}(m_2, \frac{\sigma^2}{n_2})$$
$$\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}))$$

Donc

$$\frac{1}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}\sigma}(\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}) \sim \mathcal{N}(0, 1).$$

On a déjà un terme de la stat de test, ce qu'il reste

$$\underbrace{\frac{(n_1-1)V_{n_1}^X}{\sigma^2} + \frac{(n_2-1)V_{n_2}^Y}{\sigma^2}}_{\mathcal{X}^2(n_1-1) \perp \mathcal{X}^2(n_2-1)} \qquad \sim \mathcal{X}^2(n_1+n_2-2)$$

$$\begin{aligned}\sqrt{W} &= \frac{\sigma}{\sigma}\frac{\sqrt{(n_1-1)V_{n_1}^X+(n_2-1)V_{n_2}^Y}}{\sqrt{n_1+n_2-2}}\\ &= \sigma\frac{\sqrt{\mathcal{X}^2(n_1+n_2-2)}}{\sqrt{n_1+n_2-2}}\end{aligned}$$

Ainsi sous H_0

$$D =^{loi} \frac{\mathcal{N}(0,1)}{\sqrt{\frac{\mathcal{X}^2(n_1+n_2-2)}{n_1+n_2-2}}} \sim \mathcal{T}(n_1+n_2-2).$$

CCL à retenir : sous H_0

$$D \sim \mathcal{T}(n_1+n_2-2).$$

- Sous H_1 :
  - Si $m_1 > m_2$, D prend des valeurs plus grades qu'une Student à n_1+n_2-2 degrés de libertés
  - Si $m_1 < m_2$, D prend des valeurs négatives
- **Cas 1 :** H_1 : $m_1 \neq m_2$: Soit $h_{\alpha/2}$ le quantile $\frac{\alpha}{2}$ d'une $\mathcal{T}(n_1+n_2-2)$ et $h_{1-\alpha/2}$ le quantile d'ordre $1-\frac{\alpha}{2}$ d'une $\mathcal{T}(n_1+n_2-2)$. **Attention** $h_{\alpha/2} = -h_{1-\alpha/2}$
  Si $|D| > h_{1-\alpha/2}$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0
- **Cas 2 :** H_1 : $m_1 > m_2$: Soit $h_{1-\alpha}$ le quantile $1-\alpha$ d'une $\mathcal{T}(n_1+n_2-2)$
  Si $D > h_{1-\alpha}$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0.
- **Cas 3 :** H_1 : $m_1 < m_2$: Soit h_α le quantile α d'une $\mathcal{T}(n_1+n_2-2)$
  Si $D < h_\alpha = -h_{1-\alpha}$ on rejette H_0. Sinon on conserve H_0.

4.4.4 Test de Welch : Le test de Student se généralisant au cas des variances non égales

Données
- $X_1, \dots, X_n$ iid. $\mathcal{N}(m_1, \sigma_1^2), m_1$ et σ_1^2 inconnus
- $Y_1, \dots, Y_n$ iid. $\mathcal{N}(m_2, \sigma_2^2), m_2$ et σ_2^2 inconnus
- Échantillons indépendants

Hypothèse
- $H_0 = m_1 = m_2$
- $H_1 = m_1 \neq m_2$ ou $m_1 > m_2$ ou $m_1 < m_2$

Statistique de test

$$D = \frac{\bar{X}_{n_1} - \bar{Y}_{n_2}}{\sqrt{\frac{V_{n_1}^X}{n_1} + \frac{V_{n_2}^Y}{n_2}}}.$$

Zone de rejet
- Sous H_0, D suit **approximativement** une loi $\mathcal{T}(\mu)$. μ n'est pas connu et est approximé par des formules horribles
- Sous H_1

<u>Nouveau cours du 17/03</u>

5 Test de Mann-Whitney-Wilioxon ou test de la somme des rangs

Définition 5.1 (Ordre Stochastique)**.** Soit X et Y deux variables aléatoires, on dit que Y domine stochastiquement X si

$$\forall t \in \mathbb{R}, F_Y(t) \leq F_X(t).$$

Cela équivaut à

$$\forall t \in \mathbb{R}, P(X > t) \leq P(Y > t).$$

Si $Y \succ X$ et $Y \neq X$ alors

$$E(Y) > E(X).$$

et si on note m_X et m_Y les médianes de X et Y on a également

$$m_X \leq m_Y.$$

Ce test est proche de KS à deux échantillons, en pratique il est même mieux.

Données

- $X_1, \ldots, X_{n_1}$ iid.
- $Y_1, \ldots, Y_{n_2}$ iid.
- Échantillons indépendants
- On suppose que F_X et F_Y sont **continues**.

Hypothèse

- $H_0 = X_1$ et Y_1 ont la même loi. $F_{X_1} = F_{Y_1}$
- $H_0 = X_1$ et Y_1 n'ont pas la même loi. $F_{X_1} \neq F_{Y_1}$
  - Ou $X_1 \succ Y_1$ C'est à dire $F_{X_1} \neq F_{Y_1}$ et $\forall t \in \mathbb{R}, F_{Y_1}(t) \leq F_{X_1}(t)$
  - Ou $Y_1 \succ X_1$ C'est à dire $F_{X_1} \neq F_{Y_1}$ et $\forall t \in \mathbb{R}, F_{X_1}(t) \leq F_{Y_1}(t)$

Statistique de test On note $n = n_1 + n_2$. On crée le vecteur

$$Z = (X_1, \ldots, X_{n_1}, Y_1, \ldots, Y_{n_2}) = (Z_1, \ldots, Z_n).$$

Z est la concaténation des deux échantillons. On ordonne Z par ordre croissant $Z' = (Z_{(1)}, \ldots, Z_{(n)})$ et on pose $\forall i \in \{1, \ldots, n_1\}$

$$\begin{aligned} R(i) &= \text{ Rang de } X_i \text{ dans } Z' \\ &= \sum_{j=1}^{n} \mathbb{1}_{X_i \leq Z_j} \end{aligned}$$

On pose finalement la stat de test suivant

$$U = \sum_{i=1}^{n_1} R(i) = \text{ la somme des rangs des } X_i \text{ dans } Z'.$$

Remarque. En cas d'ex-æquo, on leur attribue le rang moyen des rangs. Voir exemple.
C'est ici la puissance de ce test par rapport à KS, il départage les ex-æquo d'une manière mathématique, contrairement à KS

En général U est à valeurs entre

$$1 + 2 + \cdots + n_1 = \frac{n_1(n_1+1)}{2} \text{ et } (n_2+1) + (n_2+2) + \cdots + n = n_1(n_2 + \frac{n_1+1}{2}).$$

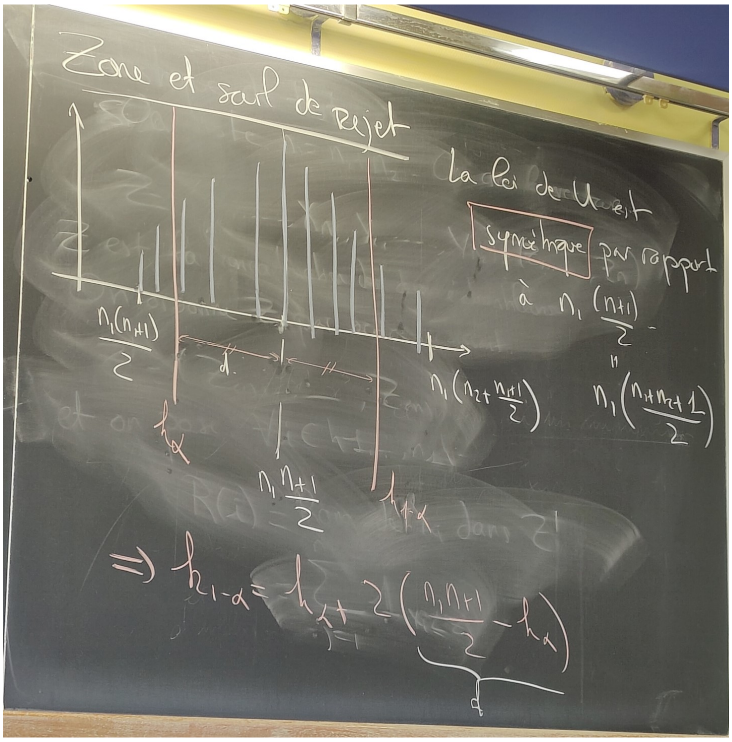
(réfléchir au cas les plus extremes)

Zone de rejet

- Sous H_0 : Quel est le rang de X_i ? $R(1)$ est une variable. uniforme sur $\{1, \ldots, n\}$. Sous H_0, les X_i sont uniformément répartis dans le vecteur Z', et cela indépendamment de leur loi. Tout ce qui compte, c'est que le vecteur Z sont un vecteur de variables iid.
  CCL : Ainsi, sous H_0, la loi de U ne dépend pas de la loi de X_1 et Y_1. Elle ne dépend que de n_1 et n_2. On peut alors tabuler la variable U.
- - Sous $H_1 = Y_1 \succ X_1$, les X_i sont plutôt au début du vecteur Z', U prend donc de petites valeurs.
  - Si $H_1 = X_1 \succ Y_1$, les X_i sont plutôt à la fin du vecteur Z'. U prend donc des grandes valeurs.
  - Si $H_1 : F_{X_1} \neq F_{Y_1}$, U va prendre des valeurs extremes, mais on ne sait pas de quel côté.

La loi de U est **symétrique** par rapport à $n_1 \frac{n+1}{2}$

- **Cas 1** $H_1 : Y_1 \succ X_1$ au niveau α, on pose H_α le quantile d'ordre α de la loi $U(n_1, n_2)$. Si $U < h_\alpha$ on rejette H_0 sinon on conserve H_0.
- **Cas 2** $H_1 : X_1 \succ Y_1$ au niveau α on pose $h_{1-\alpha}$ le quantile d'ordre $1-\alpha$ de la loi de $U(n_1, n_2)$ Si $U > h_{1-\alpha}$, on rejette H_0 sinon on conserve H_0.



— **Cas 3** $H_1 : F_{X_1} \neq F_{Y_1}$ au niveau α on pose $h_{\alpha/2}$ et $h_{1-\alpha/2}$ les quantiles d'ordre $\alpha/2$ et $1-\alpha/2$ de la loi de $U(n_1, n_2)$ Si $U < h_{\alpha/2}$ ou $U > h_{1-\alpha/2}$, on rejette H_0 sinon on conserve H_0.

Exemple 5.1. On a 2 échantillons :

— 8 étudiants qui viennent en amphi notes : $15, 16.4, 5.6, 16.4, 18.8, 15.6, 15.2, 12.8$

— 9 étudiants qui ne viennent pas en amphi : $15.6, 11, 12.6, 7.4, 9.6, 14.8, 13, 15.4, 12.6$

Est-ce que la présence en amphi à un impact sur les notes ?

— H_0 pas d'impact = même loi

— H_1 impact : lois différentes

On choisit d'effectuer le test de Mann-Whitney (On n'utilise pas KS cas on a plusieurs notes répété).

On trie les données :

Obs	**5.6**	7.4	9.6	11	12.6	12.6	**12.8**	13	
Rang	1	2	3	4	5.5	5.5	7	8	
Obs	14.8	**15**	**15.2**	15.4	**15.6**	15.6	**16.4**	**16.4**	**18.8**
Rang	9	10	11	12	13.5	13.5	15.5	15.5	17

On calcule

$$\begin{aligned} U &= 1 + 7 + 10 + 11 + 13.5 + 15.5 + 15.5 + 17 \\ &= \text{Somme des rangs de } X_i = 90.5 \end{aligned}$$

Ici $n_1 = 8$ et $n_2 = 9$, niveau 5%, on retrouve

$$\begin{aligned} h_{0.025} &\approx 51 \\ h_{0.975} &= 51 + 2(72 - 51) \\ &= 93 \end{aligned}$$

Revoir le graphique précédent.

Zone de rejet : Comme $U \geq 51$ et $U \leq 93$, on conserve H_0.

Bilan de ce test Ce test est une alternative au test d'homogénéité de KS.

— KS détecte n'importe quelle différence de loi.

— MW est plus sensible à des changement de médiane, plutôt des translations.

— MW est plus utilisé et apprécié.
— MW gère les ex-æquo. Alors que KS déteste les ex-æquo.
— MW pas ouf si juste un changement de variance et pas de médiane.
— Si n_1, n_2 sont grands. On n'a pas la table, on utilise alors le test asymptotique.

$$\frac{U - E(U)}{\sqrt{Var(U)}} = \frac{U - n\frac{n_1+1}{2}}{\sqrt{\frac{n_1 n_2 (n+1)}{12}}} \to Z \sim \mathcal{N}(0,1).$$

6 Test du signe et test du signe et rang de Wilcoxon

Données
— $X_1, \dots, X_{n_1}$ iid.
— $Y_1, \dots, Y_{n_2}$ iid.
— Échantillon **appariées** $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ sont iid $X_1 \not\perp Y_1$

On note $Z_i = Y_i - X_i$. On suppose que Z_i a une fonction de répartition continue donc aucun des Z_i ne vaut 0.

6.1 Test du signe / test de la médiane

Hypothèse
— H_0 La médiane de Z vaut 0. $m_Z = 0$. C'est à dire que $P(Y_1 < X_1) = 1/2$
— $H_1 = m_Z \neq 0$ ou $m_Z > 0 \Leftrightarrow P(Z \leq 0) > 1/2 \Leftrightarrow P(Y_1 > X_1) > 1/2$ ou $m_Z < 0$

Statistique de test

$$\begin{aligned} S_n &= \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{Z_i \leq 0} \\ &= \text{ Nombre de } Y_i > X_i \end{aligned}$$

— Sous $H_0 : P(Z_i > 0) = P(Y_i > X_i) = \frac{1}{2}$

$$\mathbb{1}_{Z_i > 0} \sim Ber(\frac{1}{2}).$$

donc

$$S_n \sim Bin(n, \frac{1}{2}).$$

— Sous H_1
  — Si $m_z > 0, P(Y_i > X_i) > \frac{1}{2}, S_n \sim Bin(n,p), p > \frac{1}{2}$ donc S_n est "grand"
  — Si $m_z < 0, P(Y_i < X_i) > \frac{1}{2}$ donc S_n est petit.
  — Si $m_z \neq 0, S_n$ a un comportement proche des extremes (petit/grand).

Zone de rejet Au niveau α
— Si $H_1 : m_Z > 0$. Soit $h_{1-\alpha}$ le quantile d'ordre $1-\alpha$ de la loi $Bin(n, \frac{1}{2})$. Si $S_n > h_{1-\alpha}$ on rejette H_0 sinon on conserve H_0
— Si $H_1 : m_Z < 0$. Soit h_α le quantile d'ordre α de la loi $Bin(n, \frac{1}{2})$. Si $S_n < h_\alpha$ on rejette H_0 sinon on conserve H_0
— Si $H_1 : m_Z \neq 0$. Soit $h_{\alpha/2}$ et $h_{1-\alpha/2}$ le quantile d'ordre $\alpha/2$ et $1-\alpha/2$ de la loi $Bin(n, \frac{1}{2})$. Si $S_n < h_{alpha/2}$ ou $S_n > h_{1-\alpha/2}$ on rejette H_0 sinon on conserve H_0

Remarque (En cas d'égalité). Si il existe i tel que $Z_i = 0$. On exclut ces données et on recommence avec le reste $n \to n-1$

CCL sur le test

— Ce test ne regarde **que** le signe et pas les amplitudes. (exemple : on peut avoir 5 fois -100 dans nos données et 5 fois $+1$ c'est la même chose). En général on va appliquer ce test quand **on ne connaît pas** les amplitudes mais juste les signes ("Est ce que la situation c'est améliorer ?")

— Si n est grand on fait un test asymptotique

$$\frac{S_n - E(S_n)}{\sqrt{Var(S_n)}} \to \mathcal{N}(0,1).$$

Sous $H_0, E(S_n) = n/2, Var(S_n) = n/4$

Nouveau cours du 31/03

Rappel Résumé du test du signe

— $X_1, ..., X_n$, $Y_1, ..., Y_n$ 2 échantillon appariés
— Hypothèse : la loi des $Z_i = Y_i - X_i$ est continue
— Statistique de test : $S_n = \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{Z_i > 0}$
— HP : H_0 la médiane des Z_i vaut 0 : $m_z = 0$ contre $H_1 = m_z > 0$ ou $m_z < 0$ ou $m_z \neq 0$
— $m_z > 0$ signifie $P(Y_i > X_i) > \frac{1}{2}$
— Sous H_0 : $S_n \sim \mathcal{B}(n, \frac{1}{2})$
— Sous H_1 : si $m_z > 0$ alors

$$p = P(z_i = 1) = P(Y_i > X_i) > \frac{1}{2}.$$

Ainsi sou $H_1, S_n \sim \mathcal{B}(n,p)$. Sous H_1, S_n prend de "grande valeur".

— Zone et seuil de rejet pour $H_1 = m_z > 0$. Soit $h_{1-\alpha}$ le quantile d'ordre $1-\alpha$ de la $\mathcal{B}(n, \frac{1}{2})$. Si $S_n > h_{1-\alpha}$ on rejette H_0 sinon on conserve H_0

— Remarque :

1. S'il existe un i tel que $Z_i = 0$. On est alors obligé d'exclure les données correspondantes. On adapte alors la valeur de n.

2. Si n est petit, la table de la loi binomiale ne fournit pas de quantile exact.

   Exemple 6.1. Si $n = 10$:
   — $P(\mathcal{B}(10, frac) \leq 7) = 0.945$
   — $P(\mathcal{B}(10, frac) \leq 8) = 0.989$

   Si on veut faire un test à 5% que faire ? On peut être tenté de regarder

   (a) $\mathcal{R} = \{S \geq 8\}$

   (b) $\mathcal{R} = \{S \geq 9\}$

   Laquelle est la bonne pour avoir 5% ?

   (a) Pour 1 : $P_{H_0}(\mathcal{B}(10, \frac{1}{2}) \in \mathcal{R}) = 0.055 > 0.05$ ce choix n'est pas acceptable pour un niveau α

   (b) On choisit la zone 2

   En faite tout dépend de si on peut discuter avec les personnes, si c'est un text de loi, pas le choix pour bouger α de quelque dixième. Sinon penser à travailler avec la p valeur (qu'on va calculer plus tard).

Exemple 6.2 (propre d'un test du signe)**.** Donnée de poids de patients après un changement d'alimentation

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Avant X_i	80	82	75	90	90	87	100	107	103
Après Y_i	79	83	75	81	95	86	101	105	100
Différence $Z_i = Y_i - X_i$	-1	1	0	-9	-3	-1	1	-2	-3

— H_0 Pas d'effet du changement sur le poids, c'est à dire $m_z = 0$
— H_1 Le changement induit une diminution du poids $m_z < 0$

Ici on dispose de **deux échantillons appariés**. Pour une valeur de i, X_i et Y_i représentent le poids d'une personne avant et après le changement d'aliementation.

Comme $Z_3 = 0$, on doit exclure $i = 3$

$$S = \sum_{i=1, i\neq 3}^{9} \mathbb{1}_{Z_i>0} = 2.$$

Zone de rejet : $\alpha = 5\%$
Sous H_1, S prend des plus petite valeur. Lecture de table : $n = 8$
— $P(\mathcal{B}(2, \frac{1}{2}) \leq 1) = 0.035$
— $P(\mathcal{B}(2, \frac{1}{2}) \leq 2) = 0.145$
Zone de rejet au niveau 5% : $\mathcal{R} = \{S \leq 1\}$. CCL : On conserve H_0.

CCL : Le test du signe ne prend en compte **que** le signe des Z_i. C'est à la fois sa force **et** sa faiblesse.
Dans de nombreux cas, il est délicat d'obtenir les amplitudes d'évolution. En revanche, dès qu'on les a et qu'elles ont du sens, il serait malavisé de ne pas utiliser.

6.2 Le test des rangs et signe de Wilcoxon

Données : 2 échantillons appariées : $X_1, \dots, X_n$ et $Y_1, \dots, Y_n$. On pose $Z_i = Y_i - X_i$ iid.

Remarque. — Moyen rapide de voir si échantillons appariées : on a le même nombre n.
— Attention le n dans les formules est le nombre de couple (X_i, Y_i)
— En réalité si on regarde sur wikipedia, le test demande même pas iid

Condition :
— La loi des Z_i est continue
— Les Z_i sont symétriques par rapport à leur médiane m.

Remarque (**Attention**). .
— si $E(|Z_i|) < +\infty$ alors $m = E(Z_i)$.
— La condition sur la symétrie est délicate à vérifier. On se contentera de la supposer vrais dès que c'est raisonnable (typiquement en faisant un histogramme)

Remarque (**Importante**). $|Z_i|$ et $Signe(Z_i) = \frac{Z_i}{|Z_i|} = \begin{cases} 1 & \text{si } Z_i > 0 \\ -1 & \text{si } Z_i < 0 \end{cases}$

Mini preuve :

$$\begin{aligned}
\forall t > 0, P(sgn(Z) = 1 \text{ et } |Z| > T) &= P(Z > t) \\
&= \frac{1}{2} P(Z > t) + P(Z < -t) \\
&= \frac{1}{2} P(|Z| > t) \\
&= P(sgn(Z) = 1) P(|Z| > t)
\end{aligned}$$

idem si $sgn(Z) = -1$. Bref : $sgn(Z)$ et $|Z|$ sont indépendantes □

Hypothèse :
— $H_0 = m = 0$
— $H_0 = m \neq 0$ ou $m > 0$ ou $m < 0$
Si $m = 0$ alors

Statistique de test Soit R_i le rang de $|Z_i|$ dans l'échantillon ordonnée issus de $|Z_1|, \dots, |Z_n|$.
On pose

$$W_n^+ = \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{Z_i>0} R_i \text{ la somme des rangs positifs.}$$

et

$$W_n^- = \sum_{i=1}^{n} \mathbb{1}_{Z_i<0} R_i.$$

On remarque que
$$W_n^+ + W_n^- = \sum_{i=1}^{n} R_i = 1 + 2 + \cdots + n = \frac{n(n+1)}{2}.$$

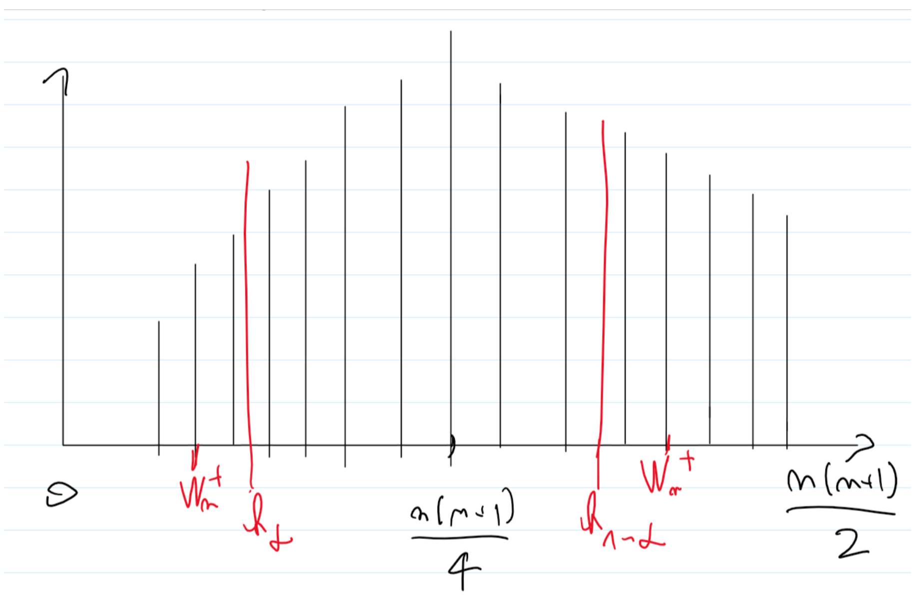
Sous H_0, W_n^+ et W_n^- ont la même loi, et celle-ci ne dépend pas de la loi des Z_i. On l'appelle la loi de Wilcoxon. Elle est tabulée pour n entre 5 et 20.

Sous H_0, le vecteur $(R_1, \ldots, R_n)$ est une permutation aléatoire uniforme. Les $\mathbb{1}_{Z_i>0}$ sont des variable de Bernouilli $\frac{1}{2}$ indépendants des $|Z_i|$ donc des R_i.

Ainsi, W_n^+ a même loi que $\sum_{i=1}^{n} b_i R_i$ avec b_i iid. $\mathcal{B}er(\frac{1}{2})$ et $R_i \perp b_i$ et $(R_1, \ldots, R_n)$ permutation uniforme.

Sous H_0, la loi de W_n^+ et W_n^- est symétrique par rapport à leur moyenne $\frac{n(n+1)}{4}$.

Figure 6 – Loi de Wilcoxon



Zone et seuil de rejet Sous H_0, W_n^+ et W_n^- sont tabulées

Sous $H_1 = m > 0$ alors W_n^+ prend de grandes valeurs et W_n^- de petites valeurs.

Soit h_α le quantile d'ordre α de la loi de Wilcoxon et $h_{1-\alpha}$ celui d'ordre $1 - \alpha$

On peut utiliser comme zone de rejet $W_n^+ \geq h_{1-\alpha}$ ou $W_n^- \leq h_\alpha$. En fait, il s'agit de la **même** condition, car, grâce à la symetrie de la loi de Wilcoxon.

Pour le test bilateral :
Si $H_1 = m \neq 0$ alors on utilise comme zone de rejet

$$W_n^+ \geq h_{1-\frac{\alpha}{2}} \text{ ou } W_n^+ \leq h_{\alpha/2} \text{ (tout avec } W_n^+\text{).}$$

Ce qui peut se réécrire

$$W_n^- \leq h_{\alpha/2} \text{ ou bien } W_n^+ \leq h_{\alpha/2} \text{ (tout avec un seul quantile .}$$

avec les $h_{\alpha/2}$ et $h_{1-\alpha/2}$ sont les quantiles de la loi de Wilcoxon.

Il n'y a pas de différence entre les deux présentation c'est une affaire de goût personnel.

Exemple 6.3 (Retour sur l'exemple)**.** A partir de l'exemple donnée dans le test du signe, on remplis le tableau. $n = 8$

$\|Z_i\|$	1	1	0	9	3	1	1	2	3
Signe	-	+	X	-	-	-	+	-	-
Rang	2.5	2.5	X	8	6.5	2.5	2.5	5	6.5

En cas d'égalité on attribue le rang moyen.

Dans l'exemple, les données sont appariées et

— $H_0 = m = 0$
— $H_1 = m \neq 0$
Ici, sous H_1 C'est W_n^+ qui prend des grandes valeurs. Calculons $W_n^+ = 2.5 + 2.5 = 5$ (automatiquement $W_n^- = \frac{8*9}{2} - 5 = 36 - 5 = 31$)

Zone et seuil de rejet : Dans la table pour $n = 8$, on lit que $P(W_n^+ \leq 5) \leq 0.05$ et $P(W_n^+ \leq 6) \geq 0.05$. Ici on rejette H_0 si $W_n^+ \leq 5$. Or $W_n^+ = 5$ on rejette H_0

Bilan sur le test de Wilcoxon Les avantages :
— Ce test est une alternative **non paramétrique** au test de Student pour échantillons appariées (on ne suppose pas que c'est gaussien)
— Il fonctionne **toujours** mieux que le test du signe
— Si les données sont gaussiennes, le test de Wilcoxon est **à peine** moins bon que Students.
Bref : c'est un des meilleurs tests du cours pour les échantillons appariées
Les désavantages :
— Hypothèse dure à vérifier, on se contente souvent de supposer que c'est applicable.
Version asymptotique :

$$\frac{W_n^+ - \frac{n(n+1)}{4}}{\sqrt{\frac{n(n+1)(2n+1)}{24}}} \to_{n \to +\infty}^{\alpha} \mathcal{N}(0,1).$$

7 Remarques finales

7.1 La table de fisher

La loi de Fisher à (d_1, d_2) degrés de liberté est la loi de $\mathcal{F}_{d_1,d_2} = \frac{U_1/d_1}{U_2/d_2}$ où $U_1 \sim \mathcal{X}^2(d_1), U_2 \sim \mathcal{X}^2(d_2), U_1 \perp U_2$.
Ainsi $F \sim \mathcal{F}\rangle\int\langle\rceil\nabla(d_1, d_2), \frac{1}{F} \sim \mathcal{F}\rangle\int\langle\rceil\nabla(d_2, d_1)$.
Cela implique : si on note $h_{1-\alpha,d_1,d_2}$ le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi $\mathcal{F}\rangle\int\langle\rceil\nabla(d_1, d_2)$ alors

$$h_{\alpha,d_1,d_2} = \frac{1}{h_{1-\alpha,d_2,d_1}}.$$

Exemple 7.1.

$$h_{0.95,10,5} = 4.75 \Leftrightarrow h_{0.05,10,5} = \frac{1}{3.33} = \frac{1}{h_{0.95,5,10}}.$$

7.2 Table de Mann-Whitney et Wilcoxon

Dans les deux cas, on utilise la symétrie par rapport à la médiane

8 Test bonus

Il est impossible de couvrir tous les tests de comparaison d'échantillons.
But : Devenir autonome et savoir aller chercher de nouveau test dans la littérature/sur internet.
A chaque fois que vous verrez un test, j'aimerais que vous vous posiez les questions suivantes :
— Combien d'échantillon ? Indépendant ? Liée ?
— Quelle loi sur les données ? Donnée gaussiennes ? Bernoulli ? Poisson ?
Si vous n'avez aucune information sur la loi, regardez du côté des tests non paramétriques.
— Quelle taille d'échantillon ? Si les échantillons sont assez grands, vous pouvez faire des tests asymptotiques.
— Comment traduire ma question en hypothèses ? "Les échantillons sont-ils différents ?" C'est la manière de comprendre cette question qui vas **guider votre choix de test**.
Comparaison de moyennes ? De variances ? De médianes ? De fonction de répartition ?

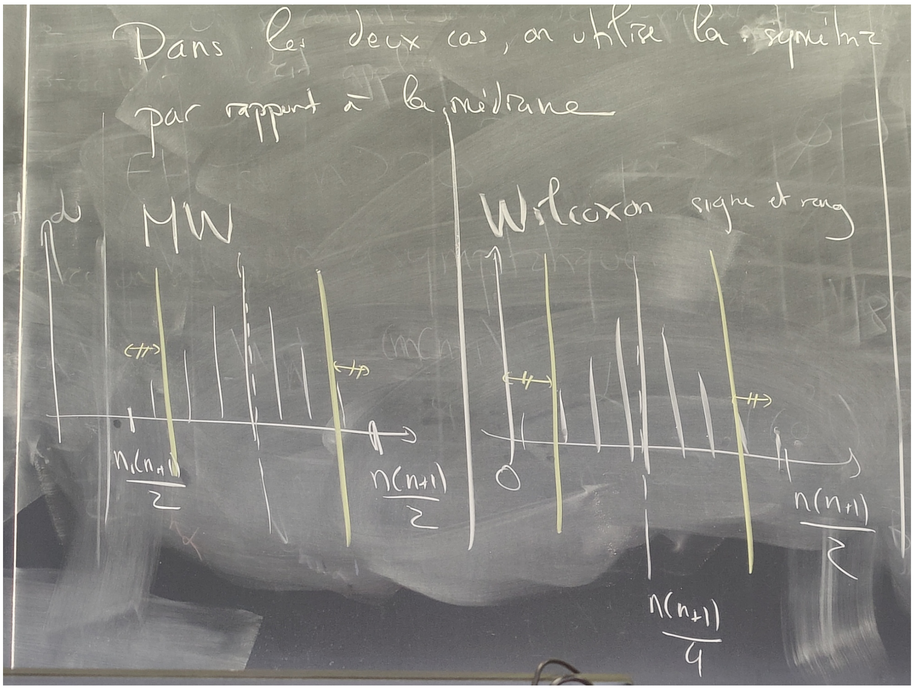


Figure 7 – Loi de Mann-Whitney et Wilcoxon

8.1 Le test d'indépendance de Pearson

Données :
- $X_1, \ldots, X_n$ iid $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$
- $Y_1, \ldots, Y_n$ iid $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$
- Échantillon appariés et (X_i, Y_i) vecteur gaussien

Hypothèse
- $H_0 = X_i \perp Y_i$ ($cor(X, Y) = 0$)
- $H_0 = X_i \not\perp Y_i$ ($cor(X, Y) \neq 0$)

Ici dans le cas particulier des gaussiens, le lien entre indépendance et corrélation est une équivalent.

Statistique de test Soit R la corrélation empirique :

$$R = \frac{cov_n((X_1, \ldots, X_n), (Y_1, \ldots, Y_n))}{\sqrt{V_n^X * V_n^Y}}$$
$$R_n = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)(Y_i - \bar{Y}_n)}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2) \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_n)^2}}$$

R_n est un estimateur fortement consistant de $cor(X_i, Y_i)$

$$D = \frac{R_n}{\sqrt{1 - R_n^2}} \sqrt{n-1}.$$

- Sous $H_0, D \sim \mathcal{T}(n-2)$
- Sous H_1, D est grand en valeur absolue

Zone et seuil de rejet On utilise des quantiles de la loi $\mathcal{T}(n-2)$

$$\mathcal{R} = \{D < h_{\alpha/2}\} \cup \{D > h_{1-\alpha/2}\}.$$

Remarque. Il existe aussi des tests d'indépendance non-paramétriques : Ce sont les tests de Spearman et Kendall

8.2 Comparaison asymptotique de proportion

Motivation On a plus jamais reparlé de variable de Bernoulli depuis le semestre dernier alors que c'est ce qu'on risque de rencontrer le plus souvent.

Données :
- $X_1, \ldots, X_n$ iid $\mathcal{B}er(p_1)$
- $Y_1, \ldots, Y_n$ iid $\mathcal{B}er(p_2)$
- $(X_1, \ldots, X_n) \perp (Y_1, \ldots, Y_n)$

Hypothèse
- $H_0 = p_1 = p_2$
- $H_1 = p_1 \neq p_2$ ou $p_1 < p_2$ ou $p_1 > p_2$

Statistique de test

$$S_{n,m} = \frac{\bar{X}_n - \bar{Y}_n}{\sqrt{\frac{\bar{X}_n(1-\bar{X}_n)}{n} + \frac{\bar{Y}_n(1-\bar{Y}_n)}{n}}}.$$

- Sous $H_0, S_{n,m} \to^{\mathcal{L}}_{n,m\to+\infty} \mathcal{N}(0,1)$
- Sous H_1
  - Si $p_1 > p_2, S_{n,m} \to_{n,m\to\infty} +\infty$
  - Si $p_1 < p_2, S_{n,m} \to_{n,m\to\infty} +\infty$
  - Si $p_1 \neq p_2, S_{n,m} \to_{n,m\to\infty} +\infty$

Zone et seuil de rejet
- $H_1 : p_1 > p_2, \mathcal{R} = \{S > h_{1-\alpha}\}$
- $H_1 : p_1 < p_2, \mathcal{R} = \{S > h_{\alpha}\}$
- $H_1 : p_1 \neq p_2, \mathcal{R} = \{S > h_{\alpha/2}\} \cup \{S > h_{1-\alpha/2}\}$

Où les h_α sont des quantiles de la loi normale.

9 Comparaison de $K \geq 3$ échantillons : ANOVA

On dispose de $K \geq 3$ échantillons indépendants. On cherche à déterminer s'il existe une différence entre ces échantillons.
Cette "différence" peut se caractériser de plusieurs manières : différences de moyenne, médianes, variances, fonction de répartition
- H_0 les échantillons ont la même caractéristiques
- H_1 Il existe au moins 2 populations qui diffèrent : $\exists i, j \in \{1, \ldots, K\}$ tq $m_i \neq m_j$

Jusqu'à présent vous avez vu un seul test qui entre dans ce cadre : le $\mathcal{X}^2$ d'homogénéité. Le problème avec ce test est qu'il faut vraiment beaucoup de données.

9.1 L'ANOVA à un facteur

Vous avez vu dans le cours de modélisation statistique les aspects théorique du modèle linéaire gaussien. C'est **le** modèle le plus important en statistiques.
Ici la présentation ne traitera **que** des aspects pratiques.

Données
- K échantillons **indépendants**
- $X_1^{(1)}, \ldots, X_{n_1}^{(1)}$ va iid $\mathcal{N}(m, \sigma_1^2)$
- $X_1^{(2)}, \ldots, X_{n_2}^{(2)}$ va iid $\mathcal{N}(m, \sigma_2^2)$
- $X_1^{(K)}, \ldots, X_{n_K}^{(K)}$ va iid $\mathcal{N}(m, \sigma_K^2)$
- On suppose de plus l'**homoscédasticité** : $\sigma_1^2 = \cdots = \sigma_K^2$

Remarque. Si on pose $n = n_1 + \cdots + n_k$, cela corresponds à la vouloir expliquer les variables continues $(Y_1, \ldots, Y_n) = (X_1^{(1)}, \ldots, X_{n_1}^{(1)}, \ldots, X_{n+K}^{(K)})$ par la variable catégorielle à valeur dans $\{1, \ldots, K\}$

Cette situation correspond à la situation classique : effet de "catégorie" sur "score continue". Exemple :
— Effet du département de résidence sur la taille
— Effet de la mention au bac sur le temps au 100m

ANOVA en pratique
— $H_0 = m_1 = \cdots = m_k$
— $H_1 = \exists i, jtqm_i \neq m_j$
La somme des carrés des écarts ($\approx$ variance sans diviser)

$$SCE^{(p)} = \sum_{i=1}^{n_p} (X_i^{(p)} - \bar{X}^{(p)})^2.$$

$$\frac{SCE^{(p)}}{n_p - 1} = V^{(p)} \text{ variance empirique de l'échantillon p.}$$

Remarque. Sous H_0, $\frac{SCE^{(p)}}{\sigma^2} \sim \mathcal{X}^2(n_p - 1)$
Sous H_1 aussi

On calcule alors SCE ou SCT total ou intra

$$SCE_{intra}^{totale} = \sum_{p=1}^{K} SCE^{(p)}.$$

Remarque. sous H_0 comme sous H_1

$$\begin{aligned}\frac{SCE^{tot}}{\sigma^2} &= \mathcal{X}^2(n_1 - 1) + \cdots + \mathcal{X}^2(n_K - 1) \text{ somme de khi deux indépendante} \\ &= \mathcal{X}^2(n_1 + n_2 + \cdots + n_K - K) \\ &= \mathcal{X}^2(n - K)\end{aligned}$$

Enfin, on calcule

$$\bar{X} = \text{ moyenne totale } = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^{K} n_p \bar{X}^{(p)}.$$

On calcule

$$SCE_{inter} = \sum_{p=1}^{K} n_p (\bar{X}^{(p)} - \bar{X})^2.$$

Sous H_0 : $\frac{SCE_{inter}}{\sigma^2} \sim \mathcal{X}^2(K - 1)$
Sous H_1, SCE_{inter} est **grand**

Stat de test

$$F = \frac{SCE_{inter}/(K-1)}{SCE_{intra}^{totale}/(n-K)}.$$

Sous H_0 : $F \sim \mathcal{F}(K_1, n - K)$
Sous H_1, F prend de grande valeurs.

Zone et seuil de rejet Au niveau α, soit $h_{1-\alpha}$ le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi $\mathcal{F}(K - 1, n - K)$. Si $F > h_{1-\alpha}$ on rejette H_0.
Remarque. L'ANOVA porte ce nom à cause de la décomposition :

$$\begin{aligned}&\sum_{p=1}^{K} \sum_{i=1}^{n_p} (X_i^{(p)} - \bar{X})^2 = SCE_{inter} + SCE_{intra}^{totale} \\ &= \text{Variance totale } = \text{ entre les groupes } + \text{ interne à chaque groupe}\end{aligned}$$

Analyse (de la décomposition) de la variance.

Nouveau cours du 28/04

9.1.0.1 Retour de l'ANOVA L'anova : Comparaison des moyennes de $K \geq 3$ échantillons **gaussiens** indépendant de même variance. Comment vérifier ces conditions ?

— **Gaussien** En général on le suppose. La normalité plus classique et le test de Shapino-Wilth

— **Indépendance** Elle provient de la modélisation. Des individue différents donnent des résultats indépendants. On peut aussi faire un test de Pearson.

— **Egalité des variances** Soit on le suppose. Soit il existe des test (Test de Bartlett)

Rappel de la stat de test

$$F = \frac{\sum_{p=1}^{K}(\bar{X}^{(p)-\bar{X}})^2/K-1}{\sum_{p=1}^{K}\sum_{i=1}^{n_p}(X_i^{(p)} - \bar{X}^{(p)})^2/n-k} \sim^{H_0} \mathcal{F}(K-1, n-K).$$

Remarque. Ici ce qui fait toutes la stat de test c'est le nominateur. Le dénominateur ne sere presque à rien. Il sere surtout comme un estimateur de la variance totale.

Si $n \geq 40$, on n'a pas donné les quantiles de la loi $\mathcal{F}(\mathcal{K}-\infty, \setminus-\mathcal{K})$. On utilise alors l'approximation

$$\mathcal{F}(K-1, n-K) \approx \frac{\mathcal{X}^2(K-1)}{K-1}.$$

	$h_{0.95}$ de $\mathcal{F}(3,n)$	$h_{0.95}$ de $\mathcal{X}^2(3)/3$
n=40	2.8	2.6
n=50	2.79	2.6
n=100	2.7	2.6
————	————	————
K-1 = 4		
n=40	2.6	2.37
n=50	2.55	2.37
n=100	2.46	2.37

Exemple 9.1.

En pratique Vous ne ferez **JAMAIS** d'ANOVA à la main ! Dans les logiciels de stats, de nombreux tests de validité dans faits automatiquement.

9.2 Le test de Kruskal-Wallis : l'anova non paramétrique

Donnée : K échantillons **indépendants**

— $X_1^{(1)}, \ldots, X_n^{(1)}$

— $X_1^{(2)}, \ldots, X_n^{(K)}$

— ...

— $X_1^{(K)}, \ldots, X_n^{(K)}$

Echantillon indépendant issus de **loi continues**

On note m_p la **médiane** de l'échantillon $p \in \{1, \ldots, K\}$

Hypothèse

— $H_0 = m_1 = m_2 = \cdots = m_K$ tous les échantillons ont la même médiane

— $H_1 = \exists i, j, m_i \neq m_j$

Stat de test

$$H = (n-1) * \frac{\sum_{p=1}^{K} n_p(\bar{R}^{(p)} - \bar{R})^2}{\sum_{p=1}^{K}\sum_{i=1}^{n_p}(R_i^{(p)} - \bar{R}^{(p)})^2} \sim^{H_0} \mathcal{X}^2().$$

Avec

— $R_i^{(p)}$ le rang dans l'échantillon total de la donnée $X_i^{(p)}$

— $\bar{R}^{(p)}$ rang moyen de l'échantillon p

— $\bar{R}$ = rang moyen total
La loi de H ne dépend pas de la loi des données
— Sous $H_1, H \to_{n\to\infty} +\infty$
— Sous $H_0, H \to^{\alpha}_{n\to\infty} \mathcal{X}^2(K-1)$ si $n \geq 40$ (car sinon il existe la table exact qui fait 2x296 page)et $n_i \geq 5$ (foireux car il a pas trouvé de simulation numérique)

Zone et seuil de rejet au niveau α Soit $h_{1-\alpha}$ la loi $\mathcal{X}^2(K-1)$

$$\mathcal{R} = \{H > h_{1-\alpha}\}.$$

Ainsi, si $H > h_{1-\alpha}$, on rejette H_0. Si $H \leq 1-\alpha$ on conserve H_0

Remarque. Quand on a le choix, on choisit **toujours** le test paramétrique (anova, student, fisher, ...) Les tests non paramétriques sont une solution de secours.

10 Remarque et CCL

10.1 Remarque sur la puissance

Les test paramétriques sont **plus puissants** que leur équivalent non paramétrique. Comment on détermine dans la pratique quel test est le plus puissant ?

Exemple 10.1 (Krushal-Wallis VS anova)**.** K échantillon indépendant $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$ On choisit les m_i tq $\exists i \neq j, m_i \neq m_j$. On fat
— KW $\to$ décision
— anova $\to$ décision
En faisant le test mille fois, on peut compter quel test rejette H_0 le plus souvent : Ce sera le plus puissant.
Il faut donc jouer sur les paramètres pour tomber sur des cas borderlines à chaque fois. C'est ici la difficulté qui fait que y'a des articles entier dessus.

10.2 Paramétrique VS non paramétrique

(gaussien)	
Student $\perp$	Mann-Whitney
Student apparié	Wilcoxon (signe et rang) / signe
Fisher	X
Pearson	Spearman (hors programme)
Anova	Kruskal-Wallis

10.3 CCL

Dites à l'oral :
A mes yeux, tous ces test ne sont pas important. Pas ouf d'apprendre une liste de test par coeur pas ouf. Le gros du métier se sera de traduire la question mal posé par les non statisticien pour la transformer en langage stat (HP ect). Après il suffit d'aller chercher sur internet le test le plus adapté (on peut faire un modèle linéaire avec des lois de poisson).