

Statistique pour mathématiciens

Yoav Zemel
(légèrement adapté du cours de V. Panaretos)

Section de Mathématiques – EPFL

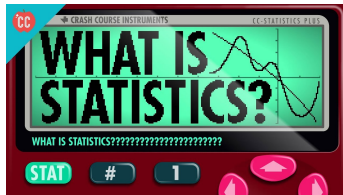
`yoav.zemel@epfl.ch`



Organisation du cours

- Cours lundi 10.15–12.00, CM5
- Exercices mardi 13.15–15.00, MA11
- Référence principale disponible à la Librairie La Fontaine, RLC :
Panaretos, V.M. (2016). Statistique pour Mathématiciens. PPUR.
- Page web : Moodle
- Test **le 1 mai**.
- Examen final écrit.

Introduction



utiliser les maths
pour
extraire des informations
à partir de
données
en présence d'
incertitude.

pour

extraire des informations

à partir de

données

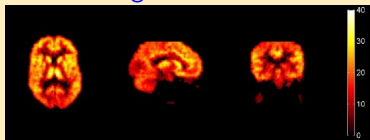
en présence d'

incertitude.

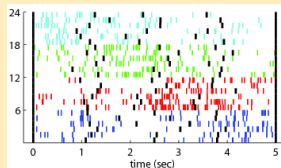
Habituellement, on pense à des ensembles de nombres lorsqu'on parle de données, mais...

...en fait, tous les objets qui peuvent être exprimés mathématiquement sont potentiellement des “données”

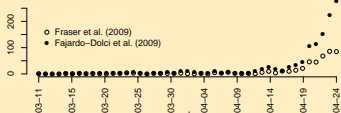
Imagerie médicale



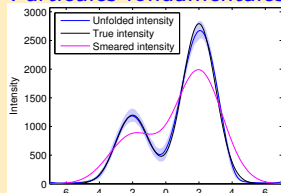
Neuroscience



Contrôle épidémiques



Particules fondamentales



Les probabilités nous aident pour la partie **incertitude**

- C'est la discipline mathématique qui étudie les phénomènes aléatoires (ou *stochastiques*)
- Elle consiste en une base sur laquelle on peut construire des modèles qui acceptent la présence d'incertitude

Les probabilités nous donnent un cadre de travail dans lequel on peut comprendre et quantifier l'effet que la présence d'incertitude a sur notre extraction d'informations à partir des données.

Notre cadre générale

- 1 Nous disposons d'une **distribution $F(x; \theta)$** qui dépend d'un paramètre **inconnu $\theta \in \mathbb{R}^p$** .
- 2 Nous **observons la réalisation de n variables aléatoires X_1, \dots, X_n** , indépendantes et identiquement distribuées, qui suivent cette distribution. Mais **nous ne connaissons toujours pas la vraie valeur de θ qui a généré les X_i !**
- 3 Nous voulons utiliser les n observations (les réalisations de X_1, \dots, X_n) afin de faire des **affirmations concernant la vraie valeur de θ** , et de quantifier l'incertitude associée à ces affirmations.

Semble trop simpliste ?

→ Contient l'essence de la plupart des idées utilisées dans des problèmes plus complexes !

→ Plusieurs situations plus complexes peuvent souvent être réduites à ce cas simple en utilisant les mathématiques de façon adéquate.

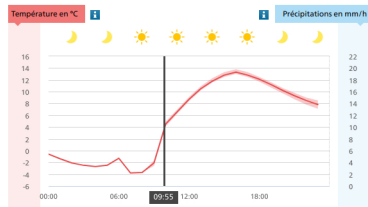
Quels types d'affirmations peut-on faire sur la vraie valeur de θ ?

Les trois problèmes statistiques que nous allons considérer sont :

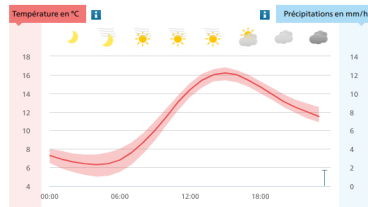
- 1 **Estimation.** Etant donné un échantillon X_1, \dots, X_n tiré d'une distribution F_θ qui dépend d'un paramètre inconnu θ , comment peut-on construire un estimateur, i.e une fonction de l'échantillon, dont le but est d'estimer θ ?
- 2 **Tests d'hypothèses.** Etant donnée une valeur plausible θ_0 pour θ (ou plusieurs valeurs plausibles formant un ensemble Θ_0), est-ce que, sur la base de l'échantillon X_1, \dots, X_n , cette valeur (ou cet ensemble) est un bon indicateur de la vraie valeur de θ ?
- 3 **Intervalles de confiance.** Plutôt que de tenter d'estimer la valeur précise du paramètre θ qui a généré notre échantillon X_1, \dots, X_n , est-ce qu'on peut construire un ensemble de valeurs sous la forme d'un intervalle, qui aura une grande probabilité de contenir le vrai paramètre θ ?

Intervalle de confiance

Aujourd'hui, 22 septembre 2022



vendredi, 23 septembre 2022



Avant d'attaquer ces problèmes statistique, il nous faut développer l'arrière-plan :

- (A) **Modèles probabilistes** : quels modèles, pourquoi, comment les manipuler, comment les choisir, formes abstraites (pour obtenir des résultats qui sont valables pour tous les modèles considérés).
- (B) **Théorie d'échantillonnage** : la relation entre les données et les modèles probabilistes, et le comportement probabiliste des données (de l'échantillon).

Enfin, comme annoncé, nous allons nous intéresser aux trois problèmes :

- (C) **Estimation.**
- (D) **Tests d'hypothèses.**
- (E) **Intervalles de confiance.**

Modèles probabilistes

Nomenclature

Dans le cadre de ce cours, un modèle de probabilité sera la distribution (aussi appelée loi ou fonction de répartition) F d'une variable aléatoire X qui prend des valeurs dans le sous-ensemble $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}$ de la droite des réels :

$$F(x) = \mathbb{P}[X \leq x], \quad x \in \mathbb{R}.$$

- Ecrivons $X \sim F$ pour dire que F est la distribution de X .
- Si $\{X_i\}_{i \in I}$ sont de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées selon la distribution F , écrivons $X_i \stackrel{iid}{\sim} F$.
- La distribution F dépend typiquement d'un ou de plusieurs paramètres, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)^\top \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^p$ (dépendamment du contexte, une différente lettre grecque ou latine peut être utilisée).
- \mathcal{X} est appelé l'espace échantillon, Θ est appelé l'espace des paramètres.
- Afin d'indiquer que la distribution F dépend du paramètre θ , nous allons souvent écrire F_θ ou $F(x; \theta)$. Par conséquent : $F(x; \theta) = \mathbb{P}_\theta[X \leq x]$.

Modèles réguliers discrets

Rappel : la **fonction génératrice des moments (FGM)** de X est

$$M(t) = M_X(t) = \mathbb{E}[\exp(tX)] \in (0, \infty], \quad t \in \mathbb{R}.$$

Afin de spécifier un modèle de probabilité discret, nous devons définir :

- 1 L'espace échantillon \mathcal{X} des valeurs possibles que peut prendre la variable aléatoire discrète X , c'est-à-dire un ensemble discret

$$\mathcal{X} = \{x : \mathbb{P}[X = x] > 0\}.$$

- 2 La valeur de la fonction de masse $f(x; \theta)$, en tant que fonction de $x \in \mathcal{X}$ et de $\theta \in \Theta$.

On considère uniquement de modèles telles que $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{Z}$.

Rappelons quelques modèles discrètes de base, et pourquoi il sont importants.

Définition (Distribution de Bernoulli)

On dit qu'une variable aléatoire X suit une distribution de Bernoulli de paramètre $p \in [0, 1]$, noté $X \sim \text{Bern}(p)$, si

- ❶ $\mathcal{X} = \{0, 1\}$,
- ❷ $f(x; p) = p1\{x = 1\} + (1 - p)1\{x = 0\}$.

L'espérance (moyenne), la variance et la fonction génératrice des moments (FGM) de $X \sim \text{Bern}(p)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = p, \quad \text{Var}[X] = p(1 - p), \quad M(t) = 1 - p + pe^t.$$

Définition (Distribution binomiale)

On dit qu'une variable aléatoire X suit une distribution binomiale de paramètres $p \in [0, 1]$ et $n \in \mathbb{N}$, noté $X \sim \text{Binom}(n, p)$, si

- ❶ $\mathcal{X} = \{0, 1, 2, \dots, n\}$,
- ❷ $f(x; p, n) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$.

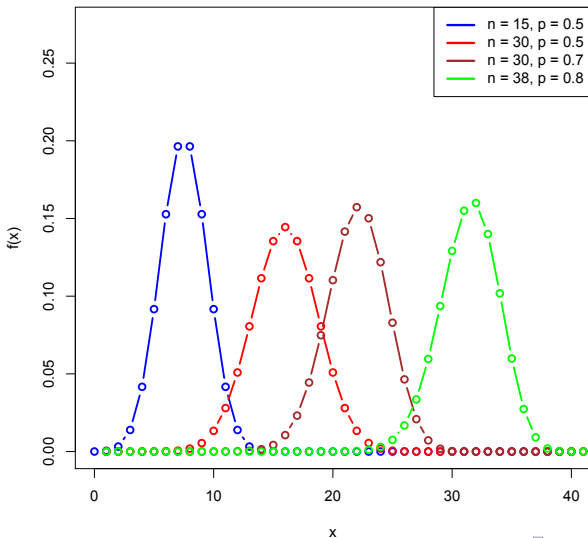
La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{Binom}(n, p)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = np, \quad \text{Var}[X] = np(1 - p), \quad M(t) = (1 - p + pe^t)^n.$$

si $X = \sum_{i=1}^n Y_i$ où $Y_i \stackrel{iid}{\sim} \text{Bern}(p) \implies X \sim \text{Binom}(n, p)$

Loi binomiale

Binomial Distribution PMF



Définition (Distribution géométrique)

Une variable aléatoire X suit une distribution géométrique de paramètre $p \in (0, 1]$, noté $X \sim \text{Geom}(p)$, si

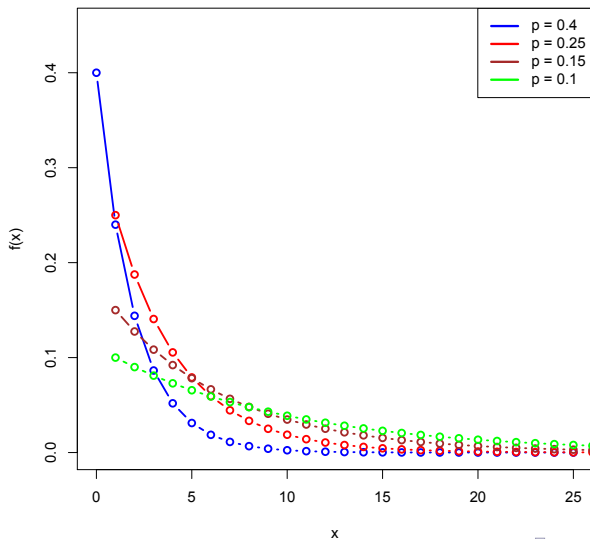
- ❶ $\mathcal{X} = \{0\} \cup \mathbb{N}$,
- ❷ $f(x; p) = (1 - p)^x p$.

La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{Geom}(p)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = \frac{1-p}{p}, \quad \text{Var}[X] = \frac{1-p}{p^2}, \quad M(t) = \frac{p}{1 - (1-p)e^t}, \quad t < -\log(1-p).$$

Si $\{Y_i\}_{i \geq 1}$ sont telles que $Y_i \stackrel{iid}{\sim} \text{Bern}(p)$ et $X = \min\{k \in \mathbb{N} : Y_k = 1\} - 1$
 $\implies X \sim \text{Geom}(p)$

Geometric Distribution PMF



Définition (Distribution binomiale négative)

Une variable aléatoire X suit une distribution binomiale négative de paramètres $p \in (0, 1]$ et $r > 0$, noté $X \sim \text{NegBin}(r, p)$, si

❶ $\mathcal{X} = \{0\} \cup \mathbb{N}$,

❷ $f(x; p, r) = \binom{x + r - 1}{x} (1 - p)^x p^r$.

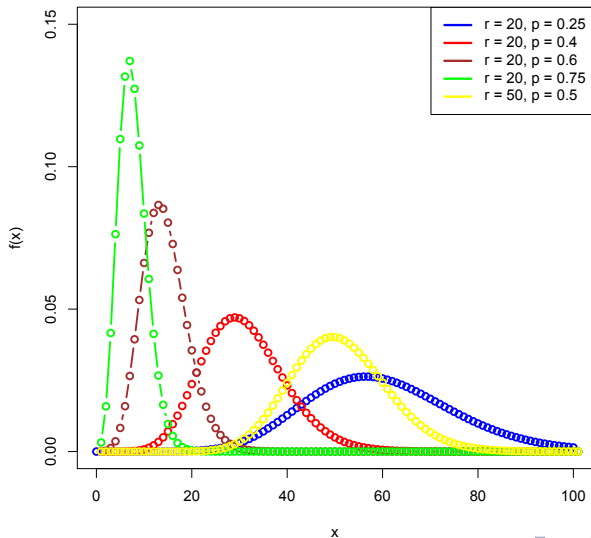
La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{NegBin}(r, p)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = r \frac{1-p}{p}, \quad \text{Var}[X] = r \frac{1-p}{p^2}, \quad M(t) = \frac{p^r}{[1 - (1-p)e^t]^r}, \quad t < -\log(1-p).$$

Si $r \in \mathbb{N}$ et $X = \sum_{i=1}^r Y_i$ avec $Y_i \stackrel{iid}{\sim} \text{Geom}(p) \implies X \sim \text{NegBin}(r, p)$.

Loi binomiale négative

Negative Binomial Distribution PMF



Définition (Distribution de Poisson)

Une variable aléatoire X suit une distribution de Poisson de paramètre $\lambda > 0$, noté $X \sim \text{Poisson}(\lambda)$, si

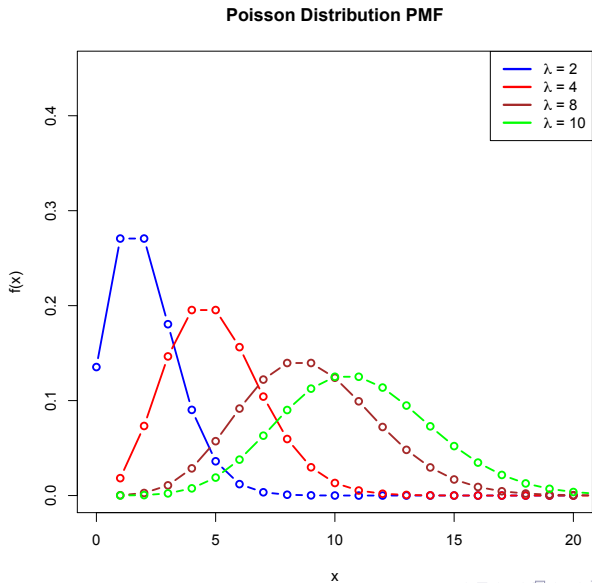
❶ $\mathcal{X} = \{0\} \cup \mathbb{N}$,

❷ $f(x; \lambda) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!}$.

La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{Poisson}(\lambda)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = \lambda, \quad \text{Var}[X] = \lambda, \quad M(t) = \exp\{\lambda(e^t - 1)\}.$$

Informellement, $\text{Binom}(n, p) \rightarrow \text{Poisson}(\lambda)$ lorsque $n \rightarrow \infty$ et $p = \lambda/n$



Modèles réguliers continus

Afin de spécifier un modèle de probabilité continu, nous devons :

- 1 Définir la fonction de densité de probabilité, $f(x; \theta)$, en tant que fonction de $x \in \mathcal{X}$ et de $\theta \in \Theta$.
- 2 Spécifier son support (l'ensemble sur lequel $f(x; \theta) > 0$), si ce n'est pas a priori claire.

Rappelons quelques modèles continus de base, et pourquoi il sont importants.

Définition (Distribution uniforme)

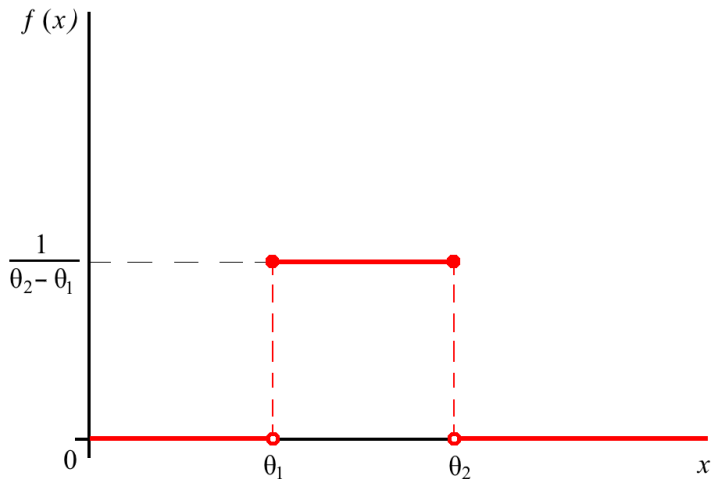
Une variable aléatoire X suit une distribution uniforme de paramètres $-\infty < \theta_1 < \theta_2 < \infty$, noté $X \sim \text{Unif}(\theta_1, \theta_2)$, si

$$f_X(x; \theta) = \begin{cases} (\theta_2 - \theta_1)^{-1} & \text{si } x \in (\theta_1, \theta_2), \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{Unif}(\theta_1, \theta_2)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = (\theta_1 + \theta_2)/2, \text{ Var}[X] = (\theta_2 - \theta_1)^2/12, M(t) = \frac{e^{t\theta_2} - e^{t\theta_1}}{t(\theta_2 - \theta_1)}, t \neq 0, M(0) = 1.$$

Densité uniforme



Définition (Distribution exponentielle)

Une variable aléatoire X suit une distribution exponentielle de paramètre $\lambda > 0$, noté $X \sim \text{Exp}(\lambda)$, si

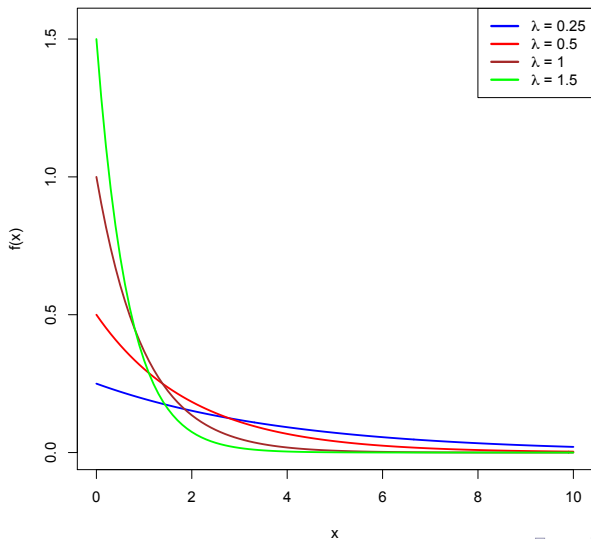
$$f_X(x; \lambda) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0. \end{cases}$$

La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{Exp}(\lambda)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = \lambda^{-1}, \quad \text{Var}[X] = \lambda^{-2}, \quad M(t) = \frac{\lambda}{\lambda - t}, \quad t < \lambda.$$

Densité exponentielle

Exponential Distribution PDF



Définition (Distribution gamma)

Une variable aléatoire X suit une distribution gamma de paramètres $r > 0$ et $\lambda > 0$ (respectivement le paramètre de forme et le paramètre d'intensité), noté $X \sim \text{Gamma}(r, \lambda)$, si

$$f_X(x; r, \lambda) = \begin{cases} \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x}, & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0. \end{cases}$$

La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \text{Gamma}(r, \lambda)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = r/\lambda, \quad \text{Var}[X] = r/\lambda^2, \quad M(t) = \left(\frac{\lambda}{\lambda - t} \right)^r, \quad t < \lambda.$$

Loi khi carré (ou khi deux)

Définition (Distribution khi carré)

Une variable aléatoire X suit une distribution khi carré de paramètre $k > 0$ (appelé le nombre de degrés de liberté), noté $X \sim \chi_k^2$, si $X \sim \text{Gamma}(k/2, 1/2)$. En d'autres mots,

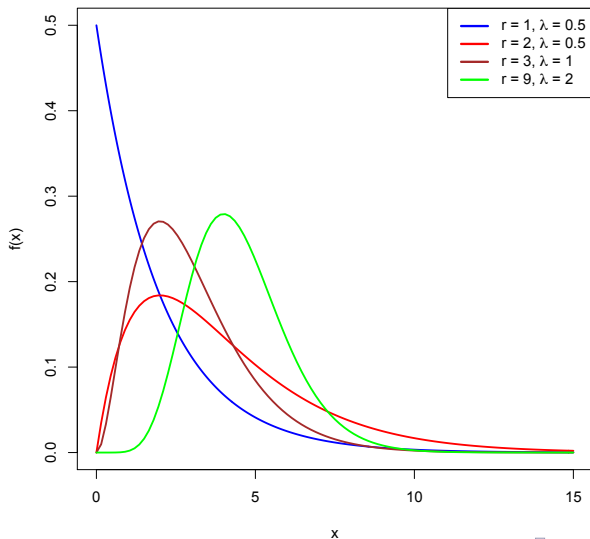
$$f_X(x; k) = \begin{cases} \frac{1}{2^{k/2} \Gamma(\frac{k}{2})} x^{\frac{k}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}, & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0. \end{cases}$$

La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim \chi_k^2$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = k, \quad \text{Var}[X] = 2k, \quad M(t) = (1 - 2t)^{-k/2}, \quad t < \frac{1}{2}.$$

Densité gamma

Gamma Distribution PDF



Loi normale (ou loi de Gauss)

Définition (Distribution normale)

Une variable aléatoire X suit une distribution normale de paramètres $\mu \in \mathbb{R}$ et $\sigma^2 > 0$ (respectivement le paramètre moyenne et le paramètre variance), noté $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, si

$$f_X(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)^2\right\}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

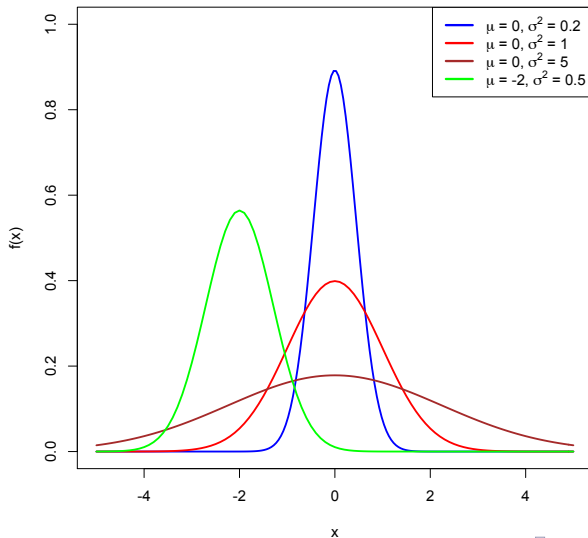
La moyenne, la variance et la fonction génératrice des moments de $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ sont données par

$$\mathbb{E}[X] = \mu, \quad \text{Var}[X] = \sigma^2, \quad M(t) = \exp\{t\mu + t^2\sigma^2/2\}.$$

Dans le cas spécial $Z \sim N(0, 1)$, nous utilisons la notation $\varphi(z) = f_Z(z)$ et $\Phi(z) = F_Z(z)$, et nous les appelons respectivement la *fonction de densité normale centrée réduite* (ou *fonction de densité normale standard*) et la *fonction de répartition normale centrée réduite* (ou *fonction de répartition normale standard*).

Densité normale

Normal Distribution PDF



... et on ne s'arrête jamais !

La liste ne s'arrête pas...

...la distribution **Pareto**, la distribution de **Weibull**, la distribution **log-normale**, la distribution **inverse-gamma**, la distribution inverse-gaussienne, la distribution **normale-gamma**, la distribution **beta**...

Vers un cas général

- ❶ On veut développer une théorie statistique dont les propriétés seront valables pour plusieurs modèles, indépendamment de leur structure spécifique.
- ❷ Peut-on définir une classe (*une famille*) des modèles générale, telle qu'elle nous permette d'étudier les méthodes statistiques dans un cadre général ?
- ❸ Si oui, alors n'importe quelle propriété prouvée pour le cas général sera aussi valide pour les cas spéciaux !
- ❹ Les questions en dessus motivent la définition des **familles exponentielles**.

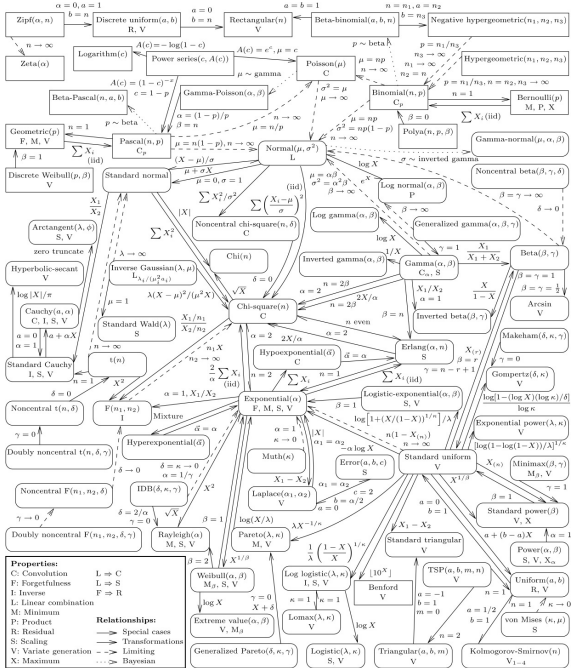


Figure 1. Univariate distribution relationships.

Définition (Les familles exponentielles de distributions)

Une classe de distributions de probabilités régulières sur $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}$ est une famille exponentielle de distributions à « k -paramètre » si sa fonction de densité (ou fonction de masse) admet la représentation

$$f(x) = \exp \left\{ \sum_{i=1}^k \phi_i T_i(x) - \gamma(\phi_1, \dots, \phi_k) + S(x) \right\}, \quad x \in \mathcal{X} \quad (2.1)$$

où :

- ❶ $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_k)$ est un paramètre de dimension k dans \mathbb{R}^k ;
- ❷ $T_i : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$, $i = 1, \dots, k$, $S(x) : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$, et $\gamma : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$, sont des fonctions à valeurs réelles ;
- ❸ Le support de f (l'ensemble \mathcal{X} sur lequel f est positive) ne dépend pas de ϕ .

- Le paramètre ϕ est appelé le **paramètre naturel**.

Forme naturelle vs forme usuelle

$$\exp \left\{ \sum_{i=1}^k \phi_i T_i(x) - \gamma(\phi) + S(x) \right\} = \exp \left\{ \sum_{i=1}^k \eta_i(\theta) T_i(x) - d(\theta) + S(x) \right\}.$$

où $\eta : \Theta \rightarrow \mathbb{R}^k$ est une fonction (injective, deux fois dérivable), telle que

$$\phi = \eta(\theta)$$

et donc $\gamma(\phi) = \gamma(\eta(\theta)) = d(\theta)$, pour $d = \gamma \circ \eta$.

- **Forme naturelle** : typiquement meilleure pour faire la **théorie**.
- **Forme usuelle** : typiquement meilleure dans le cadre des **applications**.

Exemple (Famille exponentielle binomiale)

Soit $X \sim \text{Binom}(n, p)$. Observons que :

$$\binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} = \exp \left\{ \log \left(\frac{p}{1-p} \right) x + n \log(1-p) + \log \binom{n}{x} \right\}.$$

Définissons :

$$\phi = \log \left(\frac{p}{1-p} \right), \quad T(x) = x,$$

$$S(x) = \log \binom{n}{x}, \quad \gamma(\phi) = n \log(1 + e^\phi) = -n \log(1 - p).$$

Ainsi, si n est maintenu fixe et que seulement p a le droit de varier, le support de f ne dépend pas de ϕ et on a une famille exponentielle à 1-paramètre. Ici le paramètre usuel est une bijection deux fois dérivable du paramètre naturel ϕ :

$$p = \frac{e^\phi}{1 + e^\phi} \quad \& \quad \phi = \underbrace{\log \left(\frac{p}{1-p} \right)}_{=\eta(p)}.$$

Ici $p \in (0, 1)$, mais $\phi \in \mathbb{R}$.



Exemple (Famille exponentielle gaussienne)

Soit $X \sim N(\mu, \sigma^2)$. Nous pouvons alors écrire :

$$\begin{aligned} f(x; \mu, \sigma^2) &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right\} \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} x^2 + \frac{\mu}{\sigma^2} x - \frac{1}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{\mu^2}{2\sigma^2} \right\}. \end{aligned}$$

Définissons :

$$\phi_1 = \frac{\mu}{\sigma^2}, \quad \phi_2 = -\frac{1}{2\sigma^2},$$

$$T_1(x) = x, \quad T_2(x) = x^2, \quad S(x) = 0, \quad \gamma(\phi_1, \phi_2) = -\frac{\phi_1^2}{4\phi_2} + \frac{1}{2} \log \left(-\frac{\pi}{\phi_2} \right),$$

et observons que le support de f est toujours \mathbb{R} , indépendamment des valeurs des paramètres. Nous obtenons donc que la distribution $N(\mu, \sigma^2)$ est une famille exponentielle à 2-paramètres. □

Modèles de probabilité transformés

Modèles de probabilité transformés

- Souvent : nous avons un modèle pour un phénomène aléatoire X
- Mais nous sommes plutôt intéressés par un autre aspect de ce phénomène, disons $g(X)$, où g est une fonction connue.

Exemple

Supposons que R est une variable aléatoire positive représentant le rayon de couverture d'une antenne Wireless et considérons que $R \sim Unif[a, b]$, pour $0 < a < b$.

Quelle est la distribution de l'aire de couverture $A = \pi R^2$?



Modèles de probabilité transformés

Comment la distribution d'une variable aléatoire X est transformée, lorsque la variable aléatoire X est transformée ?

Lemme

Soit X une variable aléatoire discrète, et $Y = g(X)$. Alors, l'espace échantillon de Y est $\mathcal{Y} = g(\mathcal{X})$ et

$$F_Y(y) = \mathbb{P}[g(X) \leq y] = \sum_{x \in \mathcal{X}} f_X(x) 1\{g(x) \leq y\}, \quad \forall y \in \mathcal{Y} \quad (3.1)$$

$$f_Y(y) = \mathbb{P}[g(X) = y] = \sum_{x \in \mathcal{X}} f_X(x) 1\{g(x) = y\}, \quad \forall y \in \mathcal{Y}. \quad (3.2)$$

- Preuve = énoncé !
- Cas continu : plus compliqué :
 - ❶ Si g pas monotone : au cas-par-cas.
 - ❷ Si g est monotone : on a des résultats généraux.

Exemple (La normale standard au carré a une distribution χ_1^2)

Soit $Z \sim N(0, 1)$. Nous voulons trouver la distribution de $Y = Z^2$. Noter que $F_Y(y) = \mathbb{P}[Y \leq y] = 0$ si $y < 0$. Pour $y \geq 0$ nous avons :

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \mathbb{P}[Z^2 \leq y] = \mathbb{P}[|Z| \leq \sqrt{y}] = \mathbb{P}[-\sqrt{y} \leq Z \leq \sqrt{y}] \\ &= \Phi(\sqrt{y}) - \Phi(-\sqrt{y}) = \Phi(\sqrt{y}) - (1 - \Phi(\sqrt{y})) = 2\Phi(\sqrt{y}) - 1. \end{aligned}$$

Nous pouvons aussi trouver la densité en dérivant :

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= 2 \frac{d}{dy} \Phi(\sqrt{y}) = 2 \frac{d}{d\sqrt{y}} \Phi(\sqrt{y}) \frac{d}{dy} \sqrt{y} \\ &= 2\phi(\sqrt{y}) \frac{y^{-1/2}}{2} = 2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y/2} \frac{y^{-1/2}}{2} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}\sqrt{\pi}} e^{-y/2} y^{-1/2} = \frac{1}{2^{1/2}\Gamma(1/2)} y^{1/2-1} e^{-y/2}. \end{aligned}$$

Noter que la dernière expression est la densité d'une distribution χ_1^2 . Alors :

$$\boxed{Z \sim N(0, 1) \implies Z^2 \sim \chi_1^2.} \quad (3.3)$$

Modèles de probabilité transformés : cas continu

Lemme

Soit X une variable aléatoire quelconque sur $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}$ et soit $g : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ continue et strictement monotone. Soit $Y = g(X)$. Alors, l'espace échantillon de Y est $\mathcal{Y} = g(\mathcal{X})$ et

- Si g est croissante, alors

$$F_Y(y) = F_X(g^{-1}(y)).$$

- Si g est décroissante, alors

$$F_Y(y) = 1 - F_X(g^{-1}(y)) + \mathbb{P}(X = g^{-1}(y)).$$

Dans les deux cas, si X est continue et g est

- 1 continûment dérivable,
- 2 et de dérivée jamais nulle,

alors

$$f_Y(y) = \left| \frac{\partial}{\partial y} g^{-1}(y) \right| f_X(g^{-1}(y)), \quad y \in \mathcal{Y}.$$

Corollaire (Transformations affines)

Soit X une variable aléatoire et $Y = g(X)$. Si $g(x) = ax + b$, $a \neq 0$, alors

$$\forall y \in \mathcal{Y}, \quad F_Y(y) = \begin{cases} F_X\left(\frac{y-b}{a}\right) & a > 0, \\ 1 - F_X\left(\frac{y-b}{a}\right) + \mathbb{P}\left(X = \frac{y-b}{a}\right) & a < 0, \end{cases}$$

avec $\mathbb{P}\left(X = \frac{y-b}{a}\right) = 0$ si X est une variable aléatoire continue. Ainsi, pour $y \in \mathcal{Y}$:

❶ $f_Y(y) = |a|^{-1} f_X\left(\frac{y-b}{a}\right)$, si X est continue,

❷ $f_Y(y) = f_X\left(\frac{y-b}{a}\right)$, si X est discrète.

Lemme (Transformations affines de la distribution normale)

Soit $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $a \neq 0$. Alors $aX + b \sim N(a\mu + b, a^2\sigma^2)$. Par conséquent, si $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, alors

$$F_X(x) = \Phi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right),$$

où Φ est la fonction de répartition standard,

$\Phi(u) = \int_{-\infty}^u (2\pi)^{-1/2} \exp\{-z^2/2\} dz$, qui est, on le rappelle, la fonction de répartition d'une variable aléatoire $Z \sim N(0, 1)$.

Théorème (Transformations multidimensionnelles)

Soit $g : \mathcal{X}_n \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ injective et continûment dérivable,

$$g(\mathbf{x}) = (g_1(\mathbf{x}), \dots, g_n(\mathbf{x})), \quad \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^\top \in \mathbb{R}^n.$$

Soit $X = (X_1, \dots, X_n)^\top$ prenant valeurs dans \mathcal{X}_n et ayant une densité conjointe $f_X(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} \in \mathcal{X}_n$, et définissons $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^\top = g(X)$. Alors

$$f_Y(\mathbf{y}) = f_X(g^{-1}(\mathbf{y})) \left| \det \left[J_{g^{-1}}(\mathbf{y}) \right] \right|, \quad \text{pour } \mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)^\top \in \mathcal{Y}_n := g(\mathcal{X}_n)$$

et zero sinon, lorsque $J_{g^{-1}}(\mathbf{y})$ est bien définie (c'est-à-dire quand $\det(J_g(g^{-1}(\mathbf{y}))) \neq 0$). Ici, $J_{g^{-1}} : \mathcal{Y}_n \rightarrow \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice Jacobienne de g^{-1} ,

$$J_{g^{-1}}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} g_1^{-1}(\mathbf{y}) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} g_1^{-1}(\mathbf{y}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_1} g_n^{-1}(\mathbf{y}) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} g_n^{-1}(\mathbf{y}) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}.$$

Exemple (Convolution de densités)

Soient X et Y deux variables aléatoires indépendantes continues, avec densités f_X et f_Y . La densité de la variable $X + Y$ égale la *convolution* de f_X et f_Y :

$$f_{X+Y}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(u-v)f_Y(v)dv.$$

Preuve. Définissons $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ par $g(x, y) = (x + y, y)$ de sorte que $g^{-1}(u, v) = (u - v, v)$.

La jacobienne de l'inverse est

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$$

dont le déterminant absolu vaut 1. Il s'ensuit que

$$f_{X+Y,Y}(u, v) = 1 \times f_{X,Y}(u - v, v) = f_X(u - v)f_Y(v),$$

et on intègre par rapport à v pour trouver la marginale f_{X+Y} :

$$f_{X+Y}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(u-v)f_Y(v)dv.$$

Application : Sommes des variables aléatoires normales

Exercice

Soient $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ et $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ deux variables aléatoires indépendantes. Montrer que

$$X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

Corollaire

Soient X_1, \dots, X_n de variables aléatoires indépendantes telles que $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, et soit $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$. Alors,

$$S_n \sim N\left(\sum_{i=1}^n \mu_i, \sum_{i=1}^n \sigma_i^2\right).$$

Sélection de modèle

Comment choisir le bon modèle probabiliste ?

Comment choisir un modèle ?

et

Pourquoi la distribution supposée est un bon modèle pour le phénomène considéré ?

En termes très généraux, la sélection d'un modèle est basée sur :

- ❶ la théorie scientifique et des expériences préalables ;
- ❷ des principes philosophiques (parsimonie/rasoir d'Occam, entropie) ;
- ❸ une analyse exploratoire des données ;
- ❹ une combinaison de (1), (2) et (3).

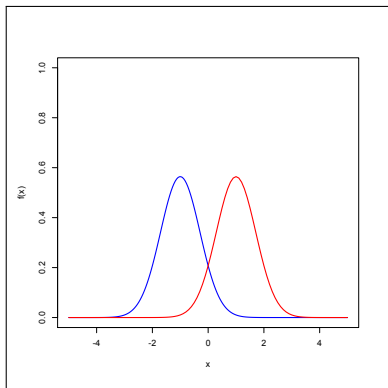
Analyse exploratoire des données

Parfois \longrightarrow modèle de probabilité ne peut pas être choisi sans équivoque au moyen de lois physiques et/ou de principes scientifiques. Quoi faire ?

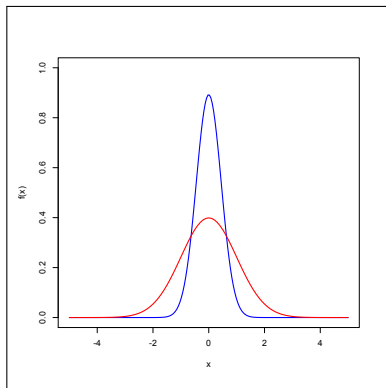
Si on a observations x_1, \dots, x_n , on peut les utiliser pour choisir entre plusieurs choix, ou au moins exclure certains choix.

Comment ? – en essayant d'apprécier certaines caractéristiques importants que nous devrions prendre en considération quand on fait un choix de modèle :

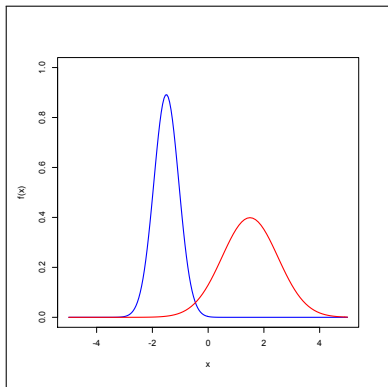
- 1 Position.
- 2 Dispersion.
- 3 Comportement des queues.
- 4 Symétrie / asymétrie.



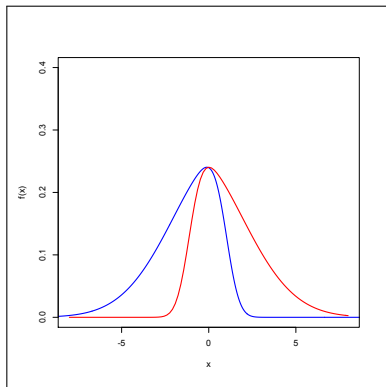
(a) Deux densités de positions différentes.



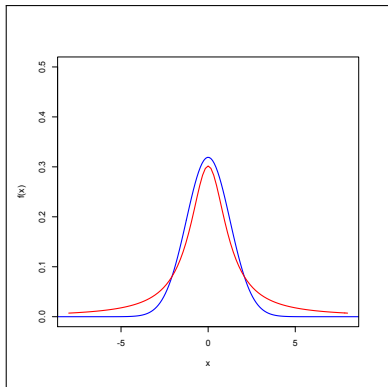
(b) Deux densités de dispersions différentes.



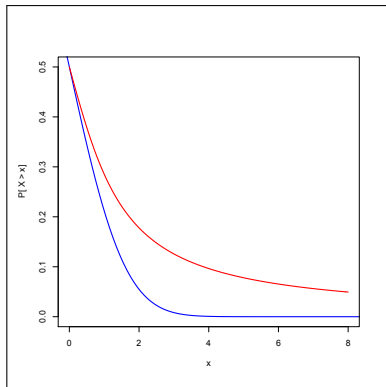
(c) Deux densités qui diffèrent par leur position et leur dispersion.



(d) Deux densités asymétriques : une avec une asymétrie positive (rouge), et une avec une asymétrie négative (bleu).



(e) Une densité à queue lourde (rouge) et une densité à queue légère (bleu).



(f) Les fonctions $x \mapsto \int_x^\infty f(y) dy$ pour les deux densités de gauche.

Pour apprécier les 4 caractéristiques importants, on considère des résumés :

❶ Numériques.

❷ Graphiques.

Tout d'abord, quelques notations utiles :

Echantillon ordonné

si x_1, \dots, x_n sont n valeurs réelles, nous dénotons par $x_{(j)}$ la j^{e} valeur de l'échantillon, lorsque ces valeurs sont placées en ordre croissant (tel que $x_{(1)} = \min\{x_1, \dots, x_n\}$ et $x_{(n)} = \max\{x_1, \dots, x_n\}$). Ceci signifie que

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n-1)} \leq x_{(n)}.$$

Exemple

Afin d'illustrer la notation, supposons que $n = 4$ et que nous avons

$$x_1 = 5, x_2 = 12, x_3 = 2, x_4 = 12.$$

Nous écrivons alors $x_{(1)} = 2$, $x_{(2)} = 5$ et $x_{(3)} = x_{(4)} = 12$. Dans ce cas, nous avons donc $x_{(1)} = x_3$, $x_{(2)} = x_1$, $x_{(3)} = x_{(4)} = x_2 = x_4$.

Définition (Moyenne et médiane empiriques.)

Soit x_1, \dots, x_n une collection de nombres réels, appelé un échantillon. Nous définissons :

- 1 La **moyenne empirique** comme suit

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

- 2 La **médiane empirique** comme suit

$$M = \begin{cases} x_{(\frac{n+1}{2})} & \text{si } n \text{ est impair,} \\ \frac{x_{(\frac{n}{2})} + x_{(\frac{n}{2}+1)}}{2} & \text{sinon.} \end{cases}$$

Moyenne et médiane

$$\bar{x} = \operatorname{argmin}_{\gamma \in \mathbb{R}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \gamma)^2, \quad M \in \operatorname{argmin}_{\gamma \in \mathbb{R}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \gamma|$$

Définition (Variance empirique et DAM)

Soit x_1, \dots, x_n une collection de nombres réels, appelé un échantillon. Nous définissons :

❶ La variance empirique

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2,$$

(l'écart-type empirique est défini par $\hat{\sigma} = \sqrt{\hat{\sigma}^2}$).

❷ La déviation absolue par rapport à la moyenne (DAM)

$$DAM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|.$$

Définition (Quartiles, EIQ et valeurs aberrantes)

Soit x_1, \dots, x_n un échantillon de n valeurs réelles, et soit

$$x_{(1)}, \dots, M, \dots, x_{(n)}$$

l'échantillon ordonné, où M est la médiane. Nous définissons :

- 1 Le **premier quartile**, Q_1 , comme étant la médiane du sous-échantillon ordonné $x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, M$.
- 2 Le **second quartile**, Q_2 , comme étant la médiane M , $Q_2 = M$.
- 3 Le **troisième quartile**, Q_3 , comme étant la médiane du sous-échantillon ordonné $M, \dots, x_{(n-1)}, x_{(n)}$.
- 4 L'**écart interquartile (EIQ)** comme étant $EIQ = Q_3 - Q_1$.
- 5 Une **valeur aberrante (anglais : outlier)** est une observation qui n'appartient pas à l'intervalle $[Q_1 - \frac{3}{2}EIQ, Q_3 + \frac{3}{2}EIQ]$.

Définition (Coefficient d'asymétrie empirique)

Soit x_1, \dots, x_n un échantillon de n valeurs réelles. Nous définissons le **coefficient d'asymétrie** de cet échantillon comme

$$SK = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{3/2}}.$$

Si le numérateur et le dénominateur sont égaux à zéro, c'est-à-dire si $x_1 = \dots = x_n$ (ce qui peut se produire dans un échantillon discret), alors SK n'est pas défini.

Définition (Histogramme)

Soient x_1, \dots, x_n une collection de n valeurs réelles et $h > 0$ une constante. Soit $\{I_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ une partition régulière de \mathbb{R} contenant des intervalles de longueur $h > 0$,

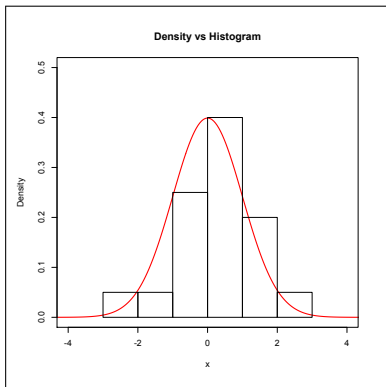
$$I_j = [\kappa + (j - 1)h, \kappa + jh), \quad j \in \mathbb{Z}$$

où $\kappa \in \mathbb{R}$ est un certain nombre réel fixe. L'histogramme de x_1, \dots, x_n avec des intervalles de longueur $h > 0$ et d'origine κ est défini comme étant le graphique de la fonction :

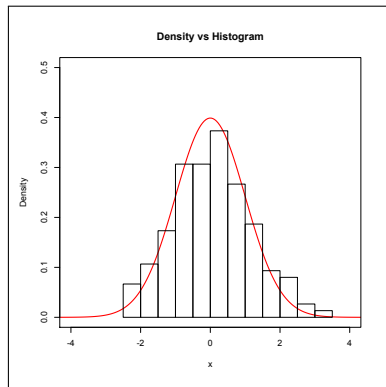
$$y \mapsto \text{hist}_{x_1, \dots, x_n}(y) = \frac{1}{h} \sum_{j \in \mathbb{Z}} 1\{y \in I_j\} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1\{x_i \in I_j\}.$$

Deux remarques :

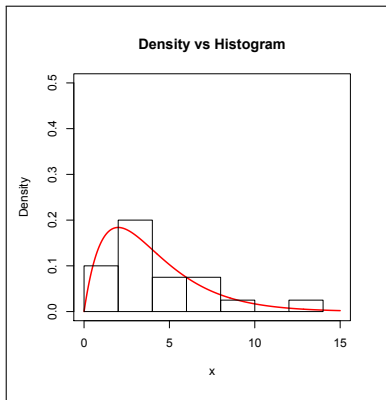
- $\int_{I_j} \text{hist}_{X_1, \dots, X_n}(y) dy$ nous donne la proportion des observations de l'échantillon qui appartiennent à I_j .
- $\mathbb{E} \left[\int_{I_j} \text{hist}_{X_1, \dots, X_n}(y) dy \right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{P}[X_i \in I_j] = \int_{I_j} f(y) dy.$



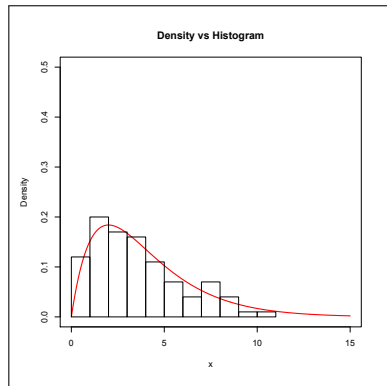
(g) Densité d'une $N(0, 1)$ (en rouge) et l'histogramme d'un échantillon aléatoire de taille 20 tiré d'une $N(0, 1)$ (en noir)).



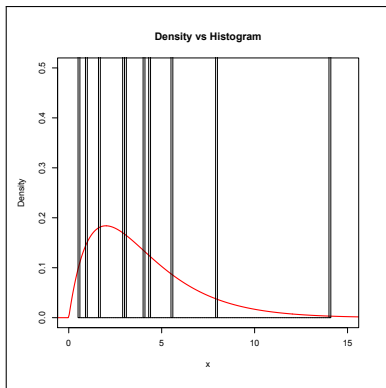
(h) Densité d'une $N(0, 1)$ (en rouge) et l'histogramme d'un échantillon aléatoire de taille 100 tiré d'une $N(0, 1)$ (en noir)).



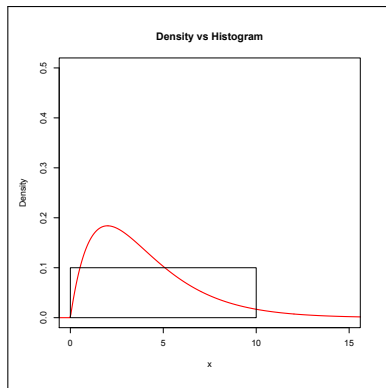
(i) Densité d'une χ^2_2 (en rouge) et l'histogramme d'un échantillon aléatoire de taille 20 tiré d'une χ^2_2 (en noir)).



(j) Densité d'une χ^2_2 (en rouge) et l'histogramme d'un échantillon aléatoire de taille 100 tiré d'une χ^2_2 (en noir)).



(k) Densité d'une χ^2_2 (en rouge) et l'histogramme d'un échantillon aléatoire de taille 20 tiré d'une χ^2_2 (en noir)) lorsque la largeur des intervalles h est très petite.



(l) Densité d'une χ^2_2 (en rouge) et l'histogramme d'un échantillon aléatoire de taille 20 tiré d'une χ^2_2 (en noir)) lorsque la largeur des intervalles h est très grande.

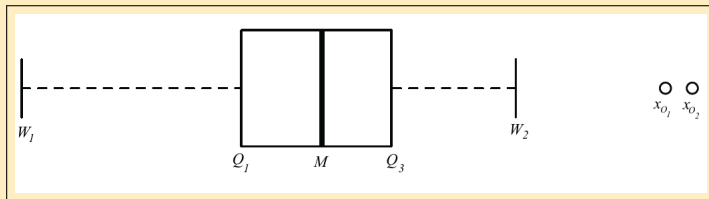
Résumés graphiques : boxplot

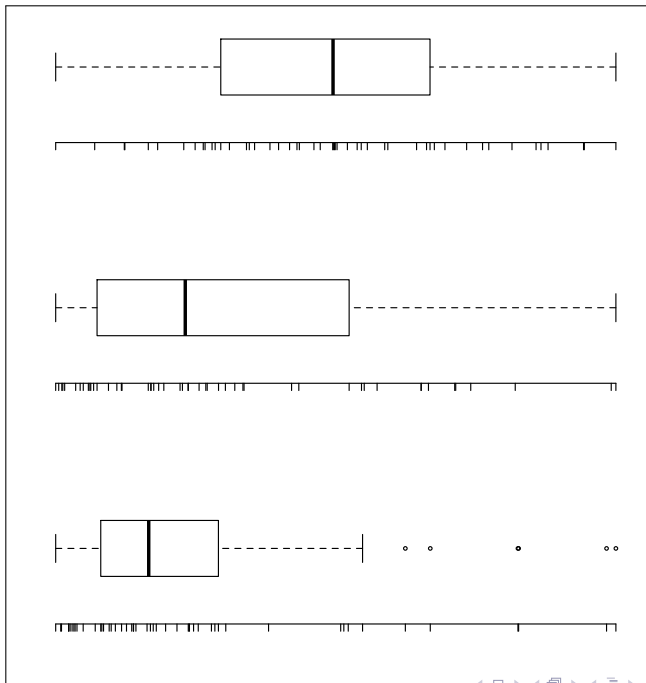
Définition (Boîte à moustaches (anglais : boxplot))

Soit x_1, \dots, x_n une collection de n valeurs réelles. Soient :

- 1 M la médiane, Q_1 le premier quartile, et Q_3 le troisième quartile de $\{x_1, \dots, x_n\}$.
- 2 $W_1 = \min_{1 \leq j \leq n} \{x_j : x_j \geq Q_1 - 1.5 \times \text{EIQ}\}$ &
 $W_2 = \max_{1 \leq j \leq n} \{x_j : x_j \leq Q_3 + 1.5 \times \text{EIQ}\}$.
- 3 $O = \{i \in \{1, \dots, n\} : x_i \notin [W_1, W_2]\}$.

La boîte à moustaches de x_1, \dots, x_n est une annotation des valeurs M , Q_1 , Q_3 , W_1 , W_2 , et $\{x_j : j \in O\}$ sur la droite réelle. La figure suivante est une annotation standard :





Echantillonnage

Retour au cadre général

- 1 Il y a une **distribution $F(x; \theta)$** qui dépend d'un **paramètre inconnu $\theta \in \mathbb{R}^p$** .
- 2 Nous **observons la réalisation de n variables aléatoires X_1, \dots, X_n** , indépendantes et identiquement distribuées, qui suivent cette distribution.
- 3 Nous voulons utiliser les n observations (les réalisations de X_1, \dots, X_n) afin de faire des **affirmations concernant la vraie valeur de θ** .

Puisque tout ce que nous avons en main est l'échantillon, **nous travaillerons essentiellement avec une fonction de l'échantillon**, disons $T(X_1, \dots, X_n)$

Il faut, donc, comprendre le comportement probabiliste d'une telle fonction $T(X_1, \dots, X_n)$. Ceci est appelé *théorie d'échantillonnage*.

Définition (Statistique)

Soit \mathcal{X} un espace échantillon. Une statistique est une fonction $T : \mathcal{X}^n \rightarrow \mathbb{R}$.

- Une statistique $T : \mathcal{X}^n \rightarrow \mathbb{R}$ réduit une collection de n nombres à une seule valeur.
- Cependant, pour certains modèles, il est possible de choisir une statistique T telle que $T(X_1, \dots, X_n)$ soit aussi informative au sujet de θ que (X_1, \dots, X_n) .

Définition (Exhaustivité)

Soit $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} f_\theta$. Une statistique $T : \mathcal{X}^n \rightarrow \mathbb{R}$ est appelée exhaustive pour le paramètre θ si

$$\mathbb{P}[X_1 \leq x_1, \dots, X_n \leq x_n | T = t]$$

ne dépend pas de θ , pour tout $(x_1, \dots, x_n)^\top \in \mathbb{R}^n$ et pour tout $t \in \mathbb{R}$.

- Si une telle statistique existe, la seule connaissance de T suffit pour faire des inférences sur θ .

Exemple (Estimer le biais d'une pièce de monnaie)

Soit $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} \text{Bern}(\theta)$, et $T(X) = \sum_{i=1}^n X_i$. Pour $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$,

$$\begin{aligned}\mathbb{P}[X = \mathbf{x} | T = t] &= \frac{\mathbb{P}[X = \mathbf{x}, T = t]}{\mathbb{P}[T = t]} = \frac{\mathbb{P}[X = \mathbf{x}]}{\mathbb{P}[T = t]} 1_{\{\sum_{i=1}^n x_i = t\}} \\ &= \frac{\theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1 - \theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} 1_{\{\sum_{i=1}^n x_i = t\}} \\ &= \frac{\theta^t (1 - \theta)^{n-t}}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} 1_{\{\sum_{i=1}^n x_i = t\}} = \binom{n}{t}^{-1} 1_{\{\sum_{i=1}^n x_i = t\}}.\end{aligned}$$

- T est alors exhaustive pour p . Cela signifie qu'afin d'obtenir des informations concernant p , tout ce qui est important est de connaître le nombre total de « faces » ; en effet, l'ordre précis dans lequel sont apparues ces « faces » n'est pas pertinent dans ce cas-ci :

0 0 1 1 1 0 1 VS 1 0 0 0 1 1 1 VS 1 0 1 0 1 0 1

Critère de Fisher–Neyman

Comment vérifier qu'une statistique est exhaustive ?

Théorème (Critère de Fisher–Neyman (ou critère de factorisation))

Supposons que (X_1, \dots, X_n) a une fonction de densité/masse conjointe $f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n; \theta)$, $\theta \in \Theta$. Une statistique $T : \mathcal{X}_n \rightarrow \mathbb{R}$ est exhaustive pour θ si et seulement s'il existe des fonctions $g : \mathbb{R} \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}$ et $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ telles que

$$f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n; \theta) = g(T(x_1, \dots, x_n), \theta)h(x_1, \dots, x_n).$$

Exemple (Estimer le biais d'une pièce de monnaie)

Soit $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} \text{Bern}(p)$. Si un des $x_i \notin \{0, 1\}$, la fonction de masse est 0. Si $x_i \in \{0, 1\}$ pour chaque i alors

$$f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i) = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}.$$

Ainsi, le critère de Fisher-Neyman est satisfait avec

$$T(X_1, \dots, X_n) = \sum_{i=1}^n X_i$$

$$g(t, p) = p^t (1-p)^{n-t}$$

$$h(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n 1\{x_i \in \{0, 1\}\}.$$

Il s'ensuit que $\sum_{i=1}^n X_i$ est exhaustive pour p .



Critère de Fisher–Neyman : preuve (cas discret)

Définition (Distribution d'échantillonnage)

Soient $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} F$ et $T : \mathcal{X}^n \rightarrow \mathbb{R}$ une statistique. La distribution d'échantillonnage de T sous la distribution F est la fonction de répartition

$$F_T(t) = \mathbb{P}[T(X_1, \dots, X_n) \leq t], \quad t \in \mathbb{R}.$$

Notation

Nous allons très souvent écrire simplement T au lieu de $T(X_1, \dots, X_n)$.

Dans cette notation, la distribution d'échantillonnage de T sous F est $F_T(t) = \mathbb{P}[T \leq t]$.

Echantillonnage

Dans la définition de la distribution d'échantillonnage de T , nous avons spécifié sous quelle distribution F celle-ci se produit.

↪ Changer la loi des X_i (pour une certaine distribution G plutôt que F) aura pour conséquence de changer aussi la distribution d'échantillonnage de T .

Il faut, donc, examiner précisément cette dépendance :

- 1 Examiner certaines formes spéciales de T et de F
- 2 Dans des situations générales, tenter de donner des moyens d'établir une distribution approximative
- 3 Nous allons nous concentrer sur des statistiques T exhaustives et des modèles F constituant des familles exponentielles.

Echantillonnage d'une distribution normale

Commençons avec un cas spécial, qui est quand-même d'importance majeure :
La moyenne et la variance empirique de variables aléatoires normales

Theorem (Théorème de Student–Fisher sur l'échantillonnage gaussien)

Soient $n > 1$, $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$, $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, et $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$. Alors

❶ La distribution conjointe de X_1, \dots, X_n a pour fonction de densité :

$$f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right\}.$$

❷ La moyenne empirique est distribuée comme suit : $\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$.

❸ Les variables aléatoires \bar{X} et S^2 sont indépendantes.

❹ La variable aléatoire S^2 satisfait $\frac{n-1}{\sigma^2} S^2 \sim \chi_{n-1}^2$.

Corollaire (Moments pour l'échantillonnage d'une loi normale)

Pour $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$,

$$\mathbb{E}[\bar{X}] = \mu, \quad \text{Var}(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n}, \quad \mathbb{E}[S^2] = \sigma^2, \quad \text{Var}(S^2) = \frac{2\sigma^4}{n-1}.$$

(c'est pourquoi nous utilisons un facteur $(n-1)^{-1}$ au lieu de n^{-1} dans la définition de S^2)

Théorème (La statistique de Student et sa loi d'échantillonnage)

Soient $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$. Alors

$$\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}.$$

Ici t_{n-1} représente la distribution de Student avec $n-1$ degrés de liberté.

Définition (Distribution t de Student)

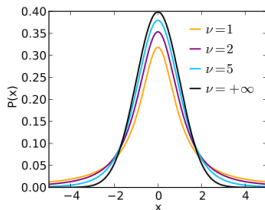
Une variable aléatoire X suit une distribution t de Student de paramètre $k > 0$ (appelé nombre de degrés de liberté), noté $X \sim t_k$, si

$$f_X(x; k) = \frac{\Gamma\left(\frac{k+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{k}{2}\right) \sqrt{k\pi}} \left(1 + \frac{x^2}{k}\right)^{-\frac{k+1}{2}},$$

La moyenne et la variance de $X \sim t_k$ sont

$$\mathbb{E}[X] = \begin{cases} 0 & k > 1 \\ \text{indéfinie} & k \leq 1 \end{cases}, \quad \text{Var}[X] = \begin{cases} \frac{k}{k-2} & k > 2 \\ \text{indéfinie} & k \leq 2 \end{cases}$$

La FGM $M_X(t)$ est infinie pour tout $t \neq 0$ et tout $k > 0$.



Echantillonnage de familles exponentielles

Que se passerait-il si la distribution à partir de laquelle nous échantillonnons n'était pas normale, mais.....

binomiale

Poisson

géométrique...

Plus généralement : que se passe-t-il si l'échantillon X_1, \dots, X_n vient d'une certaine famille exponentielle ? Soient $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} f$, où

$$f(x) = \exp \left\{ \sum_{i=1}^k \phi_i T_i(x) - \gamma(\phi_1, \dots, \phi_k) + S(x) \right\}, \quad x \in \mathcal{X}.$$

- 1 Est-il possible de trouver la distribution conjointe de l'échantillon (X_1, \dots, X_n) ?
- 2 Est-il possible de trouver les moments exacts de certaines statistiques clés ?
- 3 Est-il possible de trouver la distribution d'échantillonnage exacte de certaines statistiques importantes ?

Proposition (Echantillonnage d'une famille exponentielle)

Soient $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} f$, où

$$f(x) = \exp \{ \phi T(x) - \gamma(\phi) + S(x) \}, \quad x \in \mathcal{X}$$

avec $\phi \in \Phi \subseteq \mathbb{R}$, est une densité ayant la forme d'une famille exponentielle.

Alors :

- 1 La densité conjointe de (X_1, \dots, X_n) a la forme d'une famille exponentielle à 1-paramètre, donnée par

$$f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) = \exp \left\{ \phi \tau(x_1, \dots, x_n) - n\gamma(\phi) + \sum_{i=1}^n S(x_i) \right\}, \quad x_i \in \mathcal{X},$$

où $\tau(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n T(x_i)$. La statistique τ est donc exhaustive pour ϕ .

- 2 Si Φ est ouvert, alors γ est infiniment dérivable, et en plus

$$\mathbb{E}[\tau(X_1, \dots, X_n)] = n\gamma'(\phi) < \infty \quad \text{et} \quad \text{Var}[\tau(X_1, \dots, X_n)] = n\gamma''(\phi) < \infty.$$

Distributions d'Echantillonnage Approximative

Distributions d'Echantillonnage Approximative

La distribution d'échantillonnage de la statistique $\tau(X_1, \dots, X_n)$ **ne peut pas toujours être déterminée exactement** lorsque l'échantillon est tiré d'une famille exponentielle à un paramètre.

Par conséquent \longrightarrow tenter de l'approximer en supposant que $n \rightarrow \infty$

Mais il faut définir « la distribution $F_{\tau(X_1, \dots, X_n)}$ est approximée par une certaine distribution G »

- 1 Voyons $F_{\tau(X_1, \dots, X_n)}$ comme une suite indexée par la taille de l'échantillon n .
- 2 Alors « approximation par G » doit être formalisée par une forme de convergence de F_n à G lorsque $n \rightarrow \infty$.

Convergence en loi/distribution (ou convergence faible)

Définition (Convergence en loi (ou convergence faible))

Soit $\{F_n\}_{n \geq 1}$ une suite de fonctions de répartition et G une fonction de répartition sur \mathbb{R} . On dit que F_n converge en loi vers G (noté $F_n \xrightarrow{d} G$) si

$$F_n(x) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} G(x),$$

pour tout x point de continuité de G ($\lim_{h \rightarrow 0} G(x+h) = G(x)$).

Si G est continue, la convergence est **uniforme**.

Exemple (Le maximum de variables aléatoires uniformes)

Soient $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} \text{Unif}(0, 1)$, $M_n = \max\{X_1, \dots, X_n\}$, et $Q_n = n(1 - M_n)$.

$$\mathbb{P}[Q_n \leq x] = \mathbb{P}[M_n \geq 1 - x/n] = 1 - \left(1 - \frac{x}{n}\right)^n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1 - e^{-x}.$$

Noter que la limite est la fonction de répartition d'une variable aléatoire $\text{Exp}(1)$. \square

Convergence en loi : commentaires

- 1 Convergence en loi \equiv convergence ponctuelle de la suite de fonctions de répartition, **sauf qu'il n'est pas nécessaire d'avoir une convergence ponctuelle aux points de discontinuité de la limite.**
- 2 Lorsque $F_n(x) = \mathbb{P}[X_n \leq x]$ pour une suite de variables aléatoires $\{X_n\}_{n \geq 1}$ et $G(x) = \mathbb{P}[Z \leq x]$ pour une autre variable aléatoire Z , nous allons abuser de la notation et écrire

$$X_n \xrightarrow{d} Z.$$

- 3 Notre but d'approximation de la loi d'échantillonnage se transforme à trouver une variable aléatoire Z dont la distribution explicite est connue, et telle que

$$\tau_n \xrightarrow{d} Z$$

Convergence en probabilité

Définition

Lorsqu'une suite de variables aléatoires $\{X_n\}$ est telle que $\mathbb{P}[|X_n - Y| > \epsilon] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$ pour tout $\epsilon > 0$ et pour une certaine variable aléatoire Y , nous disons que X_n converge en probabilité vers Y , et écrivons $X_n \xrightarrow{p} Y$.

- $X_n \xrightarrow{p} Y \implies X_n \xrightarrow{d} Y$
- L'inverse n'est généralement pas vrai.
- Cependant, si $Y = c \in \mathbb{R}$ est une constante et si $\{X_n\}_{n \geq 1}$ est une suite telle que $X_n \xrightarrow{d} c$, nous avons :

Lemme

Soient $\{X_n\}_{n \geq 1}$ une suite de variables aléatoires prenant des valeurs dans \mathbb{R} , et $c \in \mathbb{R}$ une certaine constante, alors

$$X_n \xrightarrow{d} c \iff \mathbb{P}[|X_n - c| > \epsilon] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0, \quad \forall \epsilon > 0.$$

La preuve est laissée en exercice.

Distributions approximatives d'échantillonnage

La statistique exhaustive pour un échantillon iid X_1, \dots, X_n tiré d'une famille exponentielle à un paramètre

$$f(x) = \exp\{\phi T(x) - \gamma(\phi) + S(x)\}$$

est de la forme $\tau(X_1, \dots, X_n) = \sum_{i=1}^n T(X_i)$, où

$$\mathbb{E}[\tau(X_1, \dots, X_n)] = n\gamma'(\phi) < \infty \quad \text{et} \quad \text{Var}[\tau(X_1, \dots, X_n)] = n\gamma''(\phi) < \infty.$$

Définissons

$$\overline{T}_n = \frac{1}{n} \tau(X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T(X_i)$$

et remarquons que c'est une variable aléatoire qui :

- est la moyenne de n variables aléatoires iid,
- et qui a une moyenne finie $\gamma'(\phi)$ et une variance finie $\gamma''(\phi)/n$.

Comment approximer la loi de \overline{T}_n au cas général ?

Les deux grands théorèmes

Théorème (Loi faible des grands nombres)

Soient Y_1, \dots, Y_n des variables aléatoires iid telles que $\mathbb{E}[Y_i] = \mu < \infty$ et $\text{Var}[Y_i] = \sigma^2 < \infty$. Soit $\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$, alors

$$\bar{Y}_n \xrightarrow{p} \mu.$$

En fait, la même conclusion reste vraie lorsque nous imposons une condition plus faible que celle de la variance finie, i.e. que $\mathbb{E}|X_i| < \infty$.

Théorème (Théorème central limite)

Soient Y_1, \dots, Y_n des variables aléatoires i.i.d. telles que $\mathbb{E}[Y_i] = \mu < \infty$ and $\text{Var}[Y_i] = \sigma^2 < \infty$ et soit $\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$, alors

$$\sqrt{n}(\bar{Y}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2).$$

Distribution approximative d'échantillonnage pour familles exponentielles

Corollaire

Soient $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} f$, où

$$f(x) = \exp \{ \phi T(x) - \gamma(\phi) + S(x) \}, \quad x \in \mathcal{X}$$

avec $\phi \in \Phi \subseteq \mathbb{R}$ et soit

$$\overline{T}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T(X_i) = n^{-1} \tau(X_1, \dots, X_n).$$

Si Φ est ouvert, alors (γ est doublement dérivable et)

$$\sqrt{n}(\overline{T}_n - \gamma'(\phi)) \xrightarrow{d} N(0, \gamma''(\phi)).$$

Distributions approximatives pour les fonctions de sommes

Théorème (Théorème de Slutsky)

Soit X une variable aléatoire telle que $\mathbb{P}[X \in \mathcal{X}] = 1$, et $g : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ une fonction continue sur $\mathcal{X} \times c$, où $c \in \mathbb{R}$. Si $X_n \xrightarrow{d} X$ et $Y_n \xrightarrow{p} c$, alors, $g(X_n, Y_n) \xrightarrow{d} g(X, c)$ lorsque $n \rightarrow \infty$.

Remarque (Théorème de l'application continue)

Noter un cas spécial important : si X est une variable aléatoire telle que $\mathbb{P}[X \in \mathcal{X}] = 1$, et $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ est continue sur \mathcal{X} , alors

$$X_n \xrightarrow{d} X \implies g(X_n) \xrightarrow{d} g(X).$$

Théorème (La méthode delta)

Soit $Z_n := a_n(X_n - \theta) \xrightarrow{d} Z$ où $a_n, \theta \in \mathbb{R}$ pour tout n et $a_n \uparrow \infty$. Si $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ est dérivable en θ , alors $a_n(g(X_n) - g(\theta)) \xrightarrow{d} g'(\theta)Z$.

Nouveaux théorèmes limites à partir de plus vieux

ATTENTION : On ne peut pas remplacer la constante déterministe c avec une variable aléatoire Y dans le théorème de Slutsky.

Le théorème central limite nous dit que si Y_1, \dots, Y_n sont des variables aléatoires iid de moyennes μ et de variances $\sigma^2 < \infty$, alors $\sqrt{n}(\bar{Y}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$.

- ❶ Grâce à la méthode delta, nous obtenons de plus que

$$\sqrt{n}(g(\bar{Y}_n) - g(\mu)) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2[g'(\mu)]^2),$$

pour toute fonction g dérivable au point μ .

- ❷ Maintenant considérons une suite de variables aléatoires W_n telle que $W_n \xrightarrow{p} \sigma$. Il est facile d'utiliser le théorème de Slutsky afin de conclure que

$$\sqrt{n} \left(\frac{g(\bar{Y}_n) - g(\mu)}{W_n} \right) \xrightarrow{d} N(0, [g'(\mu)]^2).$$

Estimation ponctuelle

Le problème d'estimation dans notre cadre générale

- 1 Il y a une **distribution** $F(x; \theta)$ qui dépend d'un **paramètre inconnu** $\theta \in \mathbb{R}^p$.
- 2 Nous **observons la réalisation de n variables aléatoires** X_1, \dots, X_n , indépendantes et identiquement distribuées, qui suivent cette distribution. Mais **nous ne connaissons toujours pas la vraie valeur de θ qui a généré les X_i !**
- 3 **Problème d'estimation ponctuelle** : Comment utiliser les n observations (les réalisations de X_1, \dots, X_n) afin de **déterminer la vraie valeur de θ** .

Comment ? Mais avec un estimateur, bien sûr !

Définition (Estimateur ponctuel)

Une statistique prenant des valeurs dans Θ est appelée un estimateur ponctuel. Réciproquement, un estimateur ponctuel est une statistique $T : \mathcal{X}^n \rightarrow \Theta$.

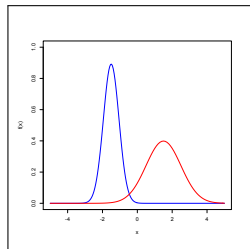
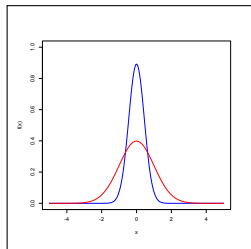
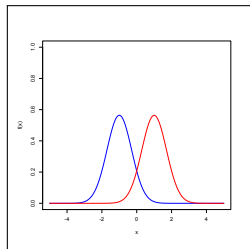
Remarque

Puisque l'objectif d'un estimateur est de fournir une estimation du vrai θ qui a généré les données, nous le dénotons typiquement $\hat{\theta}$. Noter de plus que θ est un paramètre déterministe tandis que $\hat{\theta}$ est une variable aléatoire.

Mais... quel estimateur ?

- N'importe quelle fonction dont l'image est incluse dans Θ pourrait être un estimateur.
- Laquelle devons-nous choisir ?

Critères pour comparer des estimateurs



Critères pour comparer des estimateurs

Il y a plusieurs critères différents que l'on peut utiliser, mais les statisticiens considèrent typiquement deux caractérisations de base de la concentration : la **moyenne et la variance de $\hat{\theta}$** .

Pourquoi ?

- 1 Interprétation facile.
- 2 Théorème centrale limite.
- 3 Inégalités de concentration

Il s'avère que l'erreur quadratique moyenne prend en compte la moyenne et la variance en même temps.

Erreur quadratique moyenne

Définition (Erreur quadratique moyenne)

Soit $\hat{\theta}$ un estimateur du paramètre θ d'un modèle paramétrique $\{F_\theta : \theta \in \Theta\}$, $\Theta \subseteq \mathbb{R}$. L'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) de $\hat{\theta}$ est définie par

$$EQM(\hat{\theta}, \theta) = \mathbb{E} \left[(\hat{\theta} - \theta)^2 \right] \in [0, \infty].$$

Lemme (Décomposition biais-variance)

L'erreur quadratique moyenne d'un estimateur admet la décomposition

$$EQM(\hat{\theta}, \theta) = \left(\mathbb{E}[\hat{\theta}] - \theta \right)^2 + \mathbb{E} \left[(\hat{\theta} - \mathbb{E}[\hat{\theta}])^2 \right] = \text{biais}^2(\hat{\theta}, \theta) + \text{Var}[\hat{\theta}].$$



Lemme

Soit $\hat{\theta}$ un estimateur de $\theta \in \mathbb{R}^p$. Alors, pour tout $\epsilon > 0$,

$$\mathbb{P}[\|\hat{\theta} - \theta\| > \epsilon] \leq \frac{EQM(\hat{\theta}, \theta)}{\epsilon^2}$$

- Noter que $EQM(\hat{\theta}_n, \theta) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0 \implies \hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta$.
- Lorsqu'un estimateur possède une telle propriété, nous disons que cet estimateur est consistant.

Définition (Consistance)

Un estimateur $\hat{\theta}_n$ de θ , construit à l'aide d'un échantillon de taille n , est consistant si $\hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta$ lorsque $n \rightarrow \infty$.

Remarque

Noter que la convergence de l'EQM vers zéro implique la consistance, mais que la réciproque est généralement fausse.

Limitations sur la précision ?

- Nous pouvons utiliser l'erreur quadratique moyenne afin de comparer deux estimateurs, et ainsi obtenir une idée de leur performance
- Mais y-a t'il une *meilleure erreur quadratique moyenne réalisable* pour un problème donné ?
- Ce problème est très difficile, car il est équivalent au problème consistant à trouver un estimateur uniformément optimal : un estimateur T_* tel que

$$EQM(T_*, \theta) \leq EQM(T, \theta)$$

pour tout $\theta \in \Theta$ et pour tous les estimateurs T .

- Pour apprécier la difficulté du problème, supposons que $\Theta = \mathbb{R}$ et considérons l'estimateur $S(X_1, \dots, X_n) = 0$:
 - C'est un estimateur ridicule, car il n'utilise pas les données, mais quand même quand la vérité est $\theta = 0$, alors $0 = EQM(S, 0) < EQM(T, \theta)$ pour tout $T \neq S$ – aucun autre estimateur peut battre S à cet endroit de l'espace Θ .
 - Même une montre cassée donne l'heure exacte deux fois par jour...

Théorème (Borne de Cramér-Rao)

Soit X_1, \dots, X_n un échantillon iid tiré d'un modèle paramétrique régulier $f(\cdot; \theta)^a$, $\Theta \subseteq \mathbb{R}$ et soit $T : \mathcal{X}^n \rightarrow \Theta$ un estimateur de θ , pour tout n . Supposons que :

- ❶ $\frac{\partial}{\partial \theta} \left[\int_{\mathcal{X}^n} T(x_1, \dots, x_n) f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n; \theta) dx \right] = \int_{\mathcal{X}^n} T(x_1, \dots, x_n) \frac{\partial}{\partial \theta} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n; \theta) dx.$
- ❷ $\frac{\partial}{\partial \theta} \left[\int_{\mathcal{X}^n} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n; \theta) dx \right] = \int_{\mathcal{X}^n} \frac{\partial}{\partial \theta} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n; \theta) dx.$

Si nous dénotons le biais de T par $\beta(\theta) = \mathbb{E}(T) - \theta$, alors $\beta(\theta)$ est dérivable et

$$\text{Var}(T) \geq \frac{(\beta'(\theta) + 1)^2}{n \int_{\mathcal{X}^n} \left(\frac{\partial}{\partial \theta} \log f(x; \theta) \right)^2 f(x; \theta) dx}.$$

a. C'est-à-dire \mathcal{X} ne dépend pas de θ et $f(x, \theta)$ **dépend** de θ

- On appelle la quantité positive $\int_{\mathcal{X}} \left(\frac{\partial}{\partial \theta} \log f(x; \theta) \right)^2 f(x; \theta) dx = \mathbb{E} \left(\frac{\partial}{\partial \theta} \log f(X_1; \theta) \right)^2$ l'information de Fisher, $I(\theta)$.
- Même si le biais est égal à zéro, la variance sera bornée inférieurement par $1/I(\theta)$.