



# Introduction aux statistiques inférentielles

Mathieu Fauvernier

Equipe Biostatistique-Santé, UMR CNRS 5558, Université Lyon 1  
Service de Biostatistique, Hospices Civils de Lyon

## Section 1

# Introduction et notions d'estimateur

# Introduction

Les statistiques inférentielles permettent d'**inférer**, c'est à dire de **déduire**, des quantités d'intérêt (moyenne, variance, ...) d'une **population** d'étude à partir de données issues d'un **échantillon représentatif** de cette population.

On considère des données  $(x_i)_{i \leq n} = (x_1, \dots, x_n)$  comme **réalisation** de variables aléatoires  $(X_i)_{i \leq n} = (X_1, \dots, X_n)$ .

# Introduction

Les variables aléatoires  $(X_i)_{i \leq n}$  seront considérées comme **indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d.)** selon une loi  $P_\theta$  qui dépend d'un vecteur de paramètres  $\theta$ .

## Exemples

- Loi normale :  $X_i \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ ,  $\theta = (\mu, \sigma^2)$
- Loi exponentielle :  $X_i \sim \mathcal{E}(\lambda)$ ,  $\theta = (\lambda)$
- Loi de Poisson :  $X_i \sim \mathcal{P}(\lambda)$ ,  $\theta = (\lambda)$
- Loi Bernoulli :  $X_i \sim \mathcal{B}(p)$ ,  $\theta = (p)$

# Introduction

L'ensemble des valeurs possibles pour  $\theta$  sont contenues dans un ensemble  $\mathcal{I}$  (on note  $\theta \in \mathcal{I}$ ).

On s'intéresse à l'ensemble des lois définies par tous les  $\theta$  possibles, noté  $(P_\theta)_{\theta \in \mathcal{I}}$  et appelé **modèle paramétrique**.

Si  $\mathcal{I}$  est fini ou dénombrable, on parlera de modèle discret, et si  $\mathcal{I}$  est non-dénombrable on parlera de modèle continu.

# Estimateur

Un **estimateur** de  $\theta$ , noté  $\hat{\theta}$  ou  $\hat{\theta}_n$ , est une fonction des variables  $(X_i)_{i \leq n}$  de loi  $P_\theta$

$$\hat{\theta} = f(X_1, \dots, X_n)$$

Comme fonction de variables aléatoires, **un estimateur est une variable aléatoire**

**Nota bene** : Un estimateur peut dépendre des  $(X_i)_{i \leq n}$ , de la taille de l'échantillon  $n$ , **mais jamais de  $\theta$  lui-même**

# Estimateur

- ①  $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  est un estimateur appelé **moyenne arithmétique empirique**
- ②  $\sigma_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$  est un estimateur appelé **variance empirique non-corrigée**
- ③  $s_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$  est un estimateur appelé **variance empirique corrigée**
- ④  $\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2}$  est un estimateur appelé **écart-type empirique non-corrigé**
- ⑤  $s_n = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2}$  est un estimateur appelé **écart-type empirique corrigé**

Il existe une infinité d'estimateurs possibles et dans la suite nous allons voir sur quels critères nous pouvons choisir les plus pertinents.

# L'estimateur de la moyenne

L'estimateur de la moyenne se note

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

Comme on l'a vu, il s'agit d'une **variable aléatoire**.

On peut donc s'intéresser à son espérance et sa variance !

# L'estimateur de la moyenne

Sachant que, les  $X_i$  sont i.i.d, avec  $E(X_i) = \mu$  et  $Var(X_i) = \sigma^2$

$$E(\bar{X}_n) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = ?$$

$$Var(\bar{X}_n) = Var\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = ?$$

## L'estimateur de la moyenne

$$\begin{aligned} E(\bar{X}_n) &= E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n} E\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} n\mu = \mu \end{aligned}$$

# L'estimateur de la moyenne

$$\begin{aligned} E(\bar{X}_n) &= E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n} E\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \frac{1}{n} n\mu = \mu \end{aligned}$$

Ainsi, l'espérance de l'estimateur de la moyenne est la moyenne que l'on cherche à estimer ! On dit que l'estimateur de la moyenne est **sans biais**, car centré sur la bonne valeur.

## L'estimateur de la moyenne

$$\begin{aligned} \text{Var}(\bar{X}_n) &= \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n^2} \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) \quad \text{les } X_i \text{ sont indépendants} \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \frac{1}{n^2} n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n} \end{aligned}$$

## L'estimateur de la moyenne

$$\begin{aligned}
 \text{Var}(\bar{X}_n) &= \text{Var}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \\
 &= \frac{1}{n^2} \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \\
 &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) \quad \text{les } X_i \text{ sont indépendants} \\
 &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \frac{1}{n^2} n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}
 \end{aligned}$$

Ainsi, la variance de l'estimateur de la moyenne est de plus en plus petite lorsque  $n$  augmente (elle tend vers zéro).

# L'estimateur de la moyenne

Nous connaissons l'espérance et la variance mais peut-on **connaître la loi de notre estimateur** ?

## Section 2

# Loi des grands nombres et théorème central limite

# La loi des grands nombres

Soient  $X_1, \dots, X_n$  des v.a.r indépendantes et de même loi.

On note  $\mu = E(X_1)$  et  $\bar{X}_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$

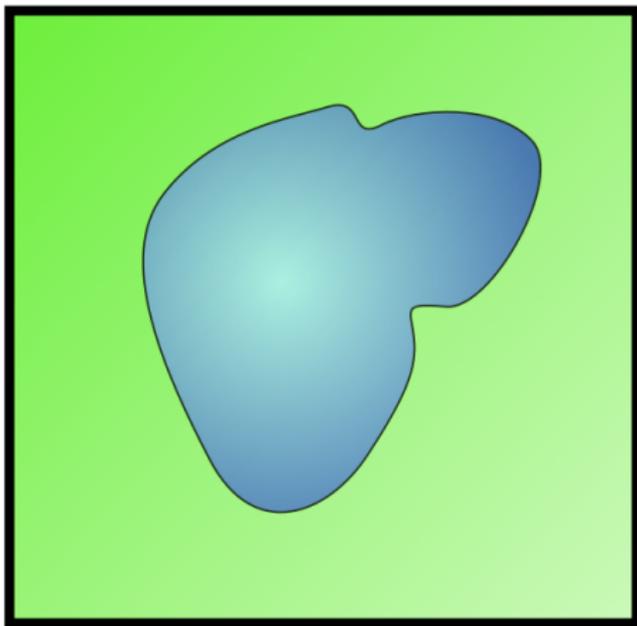
Alors, pour tout  $\epsilon > 0$ ,

$$P\left(\left|\bar{X}_n - \mu\right| > \epsilon\right) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

On dit que  $\bar{X}_n$  converge en probabilité vers la vraie moyenne  $\mu$

# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo

Quelle est la superficie de ce lac ?



# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo

Si l'on connaît la superficie du terrain, on peut facilement avoir une approximation de la superficie du lac grâce à la loi des grands nombres.

# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo

Si l'on connaît la superficie du terrain, on peut facilement avoir une approximation de la superficie du lac grâce à la loi des grands nombres.

Supposons que l'on tire  $n$  coups de canon, de manière aléatoire, sur le terrain. Si l'on note  $k$  le nombre de boulets tombés dans l'eau au final, on a :

$$\frac{\text{superficie}_{\text{lac}}}{\text{superficie}_{\text{terrain}}} \approx \frac{k}{n}$$

# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo

Notons  $X_i$  la variable de Bernoulli  $\mathcal{B}(p)$  telle que  $X_i = 1$  si le  $i^{\text{e}}$  boulet atterrit dans l'eau et  $X_i = 0$  sinon.

# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo

Notons  $X_i$  la variable de Bernoulli  $\mathcal{B}(p)$  telle que  $X_i = 1$  si le  $i^{\text{e}}$  boulet atterrit dans l'eau et  $X_i = 0$  sinon.

La méthode précédente revient alors à approximer  $p$  (la proportion réelle  $\frac{\text{superficie}_{\text{lac}}}{\text{superficie}_{\text{terrain}}}$ ), en sommant les  $X_i$

# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo

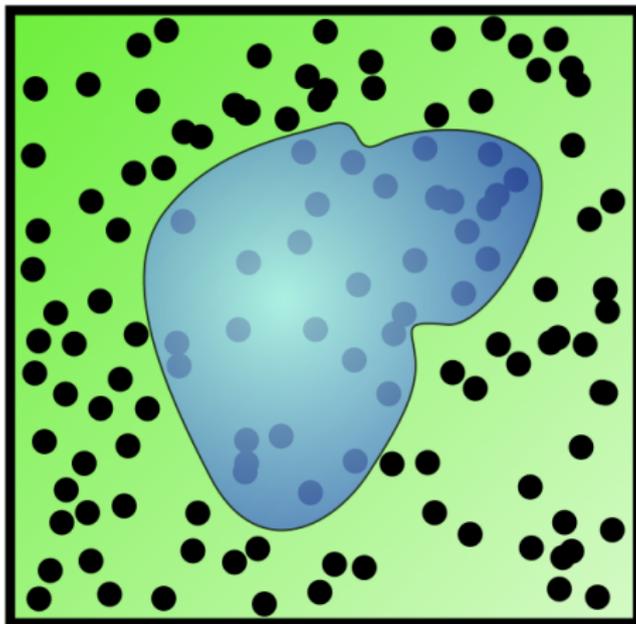
Notons  $X_i$  la variable de Bernoulli  $\mathcal{B}(p)$  telle que  $X_i = 1$  si le  $i^{\text{e}}$  boulet atterrit dans l'eau et  $X_i = 0$  sinon.

La méthode précédente revient alors à approximer  $p$  (la proportion réelle  $\frac{\text{superficie}_{\text{lac}}}{\text{superficie}_{\text{terrain}}}$ ), en sommant les  $X_i$

En effet, la loi des grands nombres nous assure que :

$$\frac{X_1 + \dots + X_n}{n} \rightarrow p$$

# Application de la loi des grands nombres : méthodes de Monte-Carlo



# Le théorème central limite (TCL)

Soient  $X_1, \dots, X_n$  des v.a.r indépendantes, de même loi, et admettant une variance.

On note  $\mu = E(X_1)$  et  $\sigma^2 = Var(X_1)$ .

Alors,

$$\frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1)$$

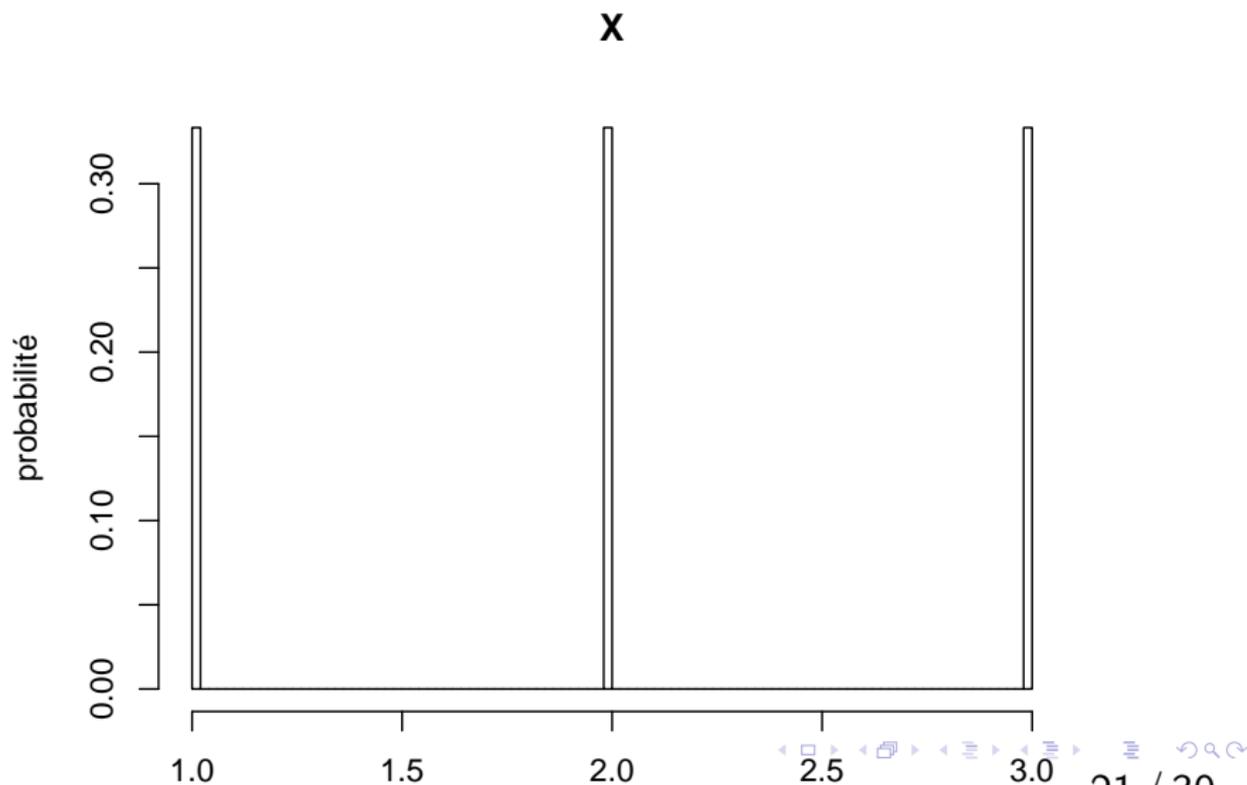
Formellement, il s'agit d'une convergence en loi, c'est à dire que la fonction de répartition de la moyenne converge vers la fonction de répartition d'une loi normale.

# Illustration du TCL

Soit la variable aléatoire suivante

$$X = \begin{cases} 1 & \text{avec probabilité } 1/3 \\ 2 & \text{avec probabilité } 1/3 \\ 3 & \text{avec probabilité } 1/3 \end{cases}$$

## Illustration du TCL

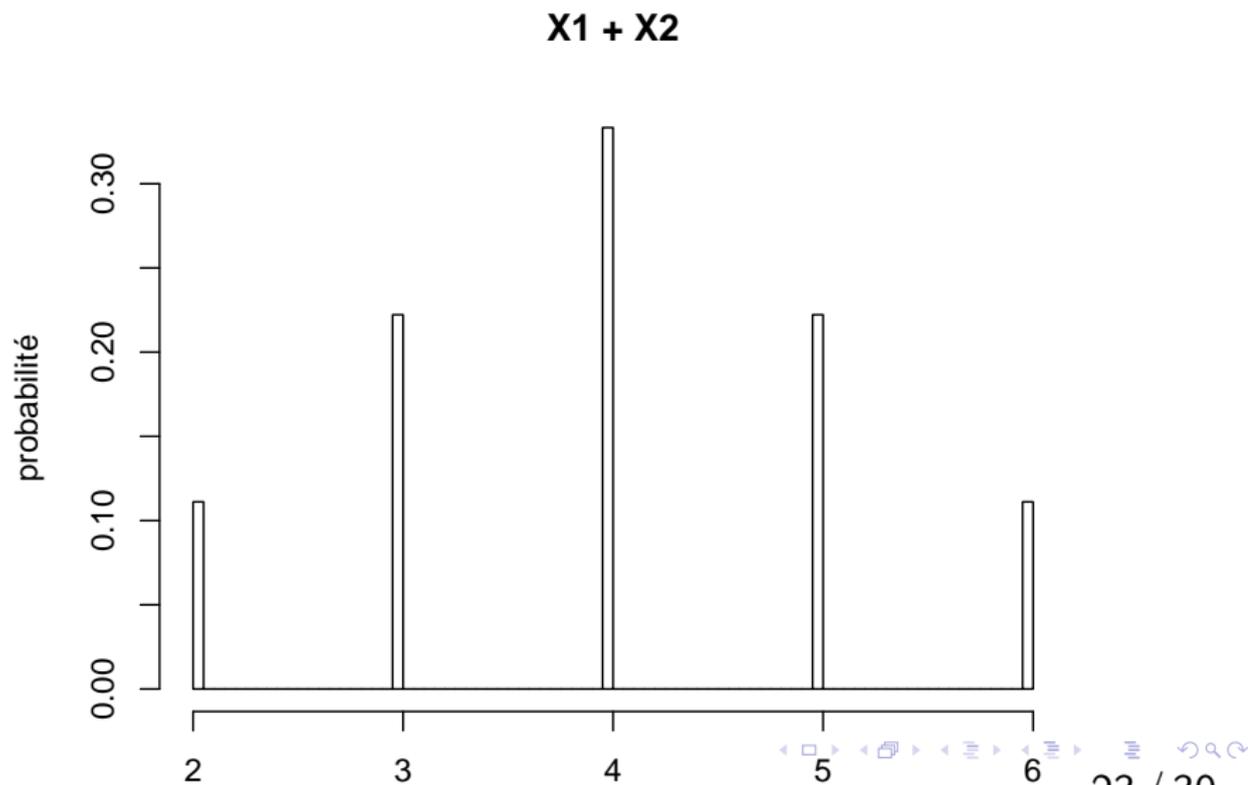


## Illustration du TCL

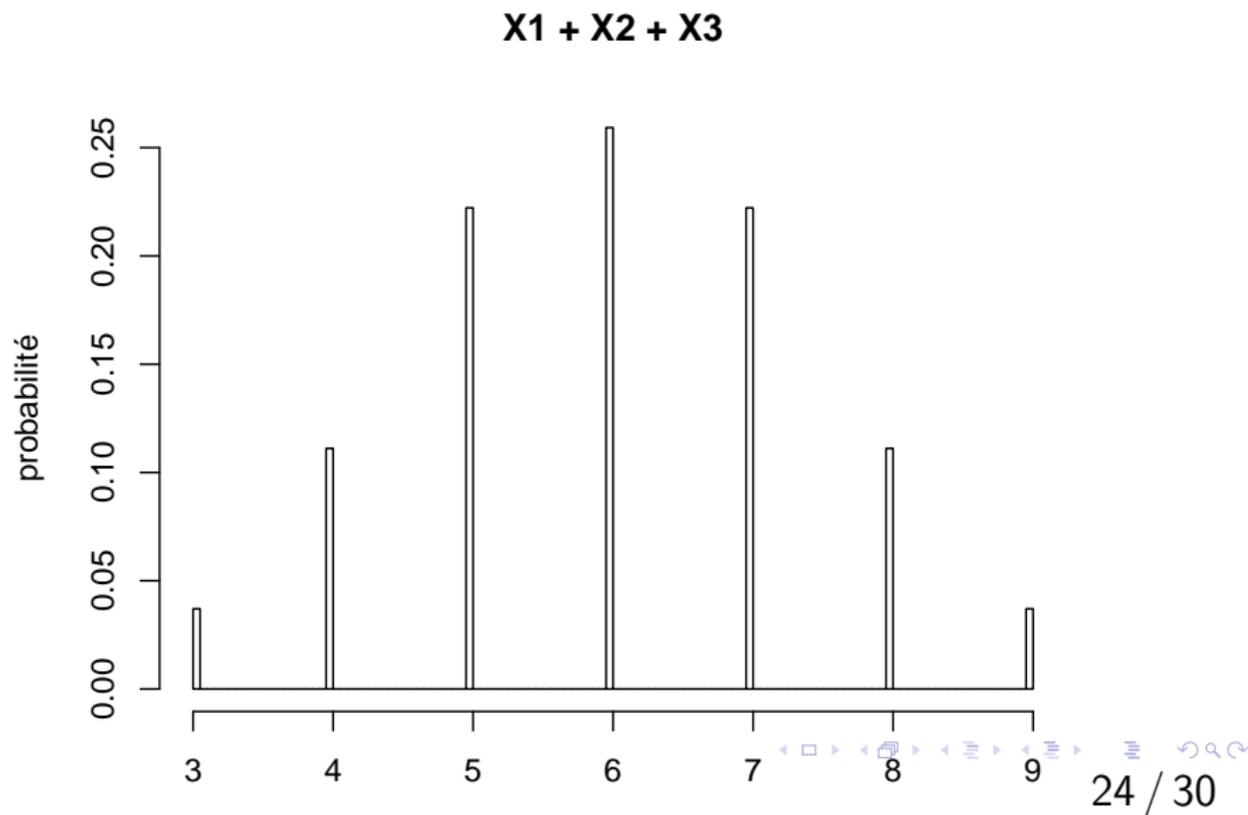
On considère maintenant la somme de deux copies indépendantes de  $X$ ,  $X_1$  et  $X_2$  :

$$X_1 + X_2 = \left\{ \begin{array}{ll} 1 + 1 = 2 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 1 + 2 = 3 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 1 + 3 = 4 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 2 + 1 = 3 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 2 + 2 = 4 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 2 + 3 = 5 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 3 + 1 = 4 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 3 + 2 = 5 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 3 + 3 = 6 & \text{avec probabilité } 1/9 \end{array} \right. = \left\{ \begin{array}{ll} 2 & \text{avec probabilité } 1/9 \\ 3 & \text{avec probabilité } 2/9 \\ 4 & \text{avec probabilité } 3/9 \\ 5 & \text{avec probabilité } 2/9 \\ 6 & \text{avec probabilité } 1/9 \end{array} \right.$$

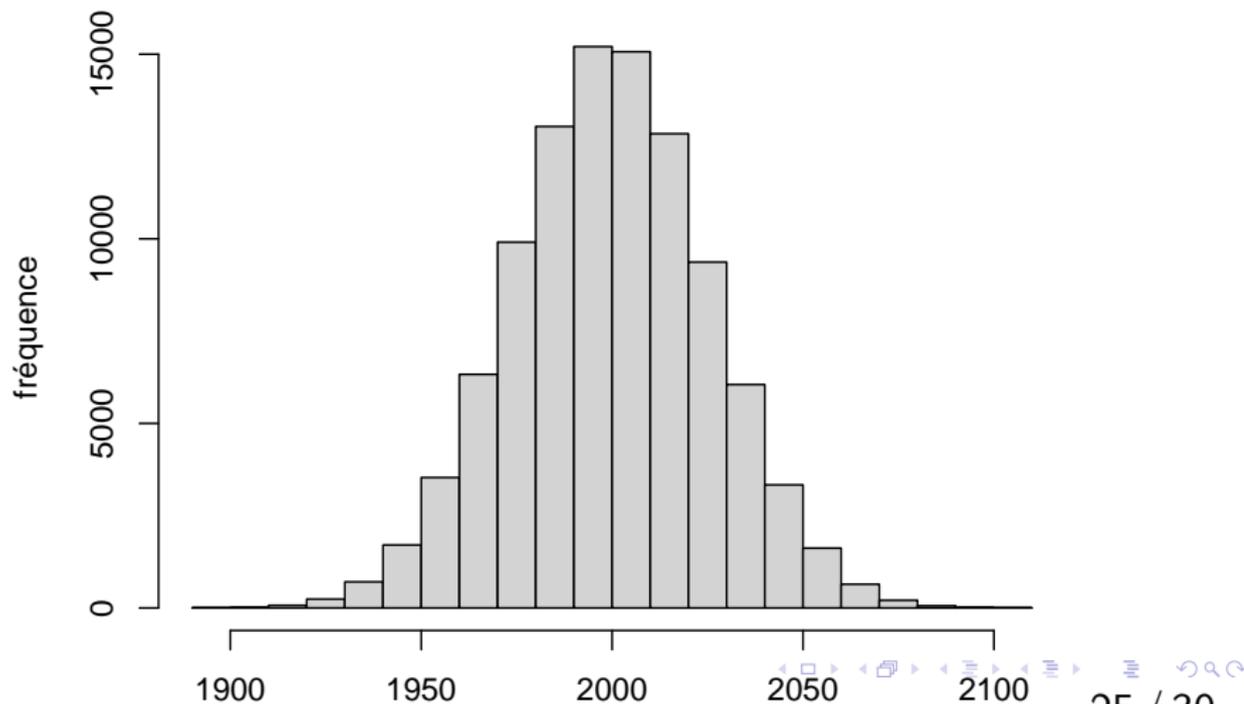
## Illustration du TCL



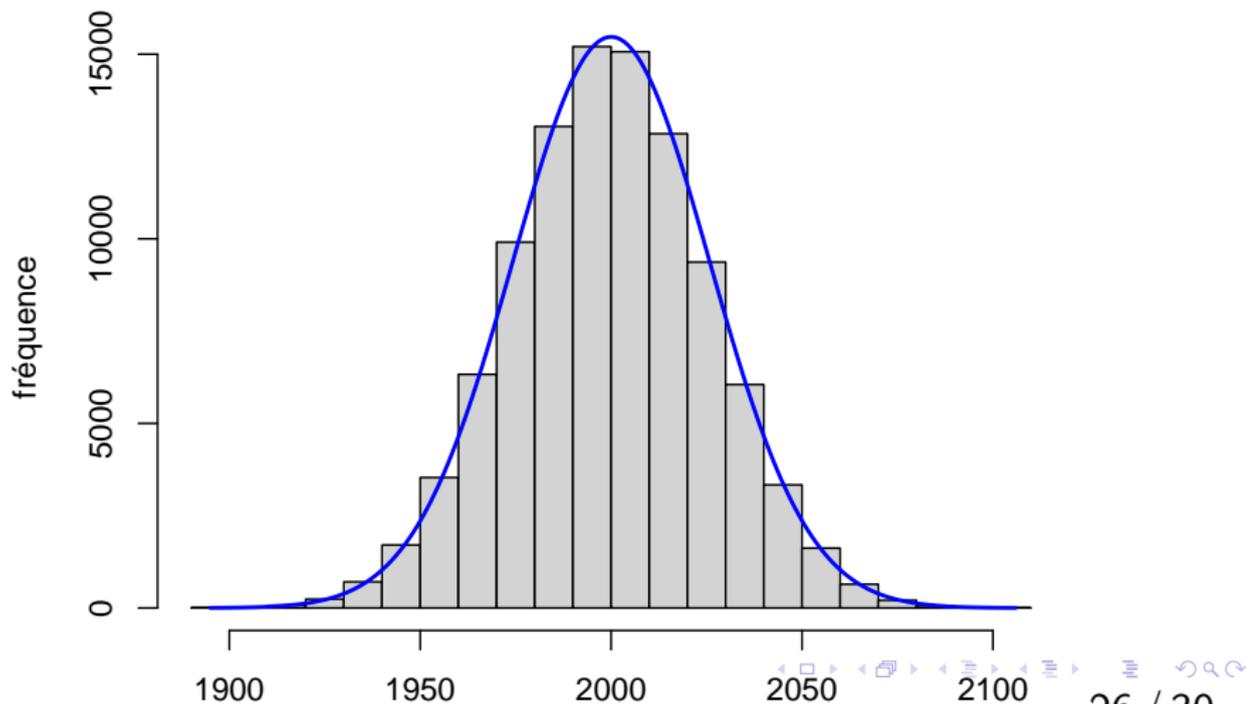
## Illustration du TCL



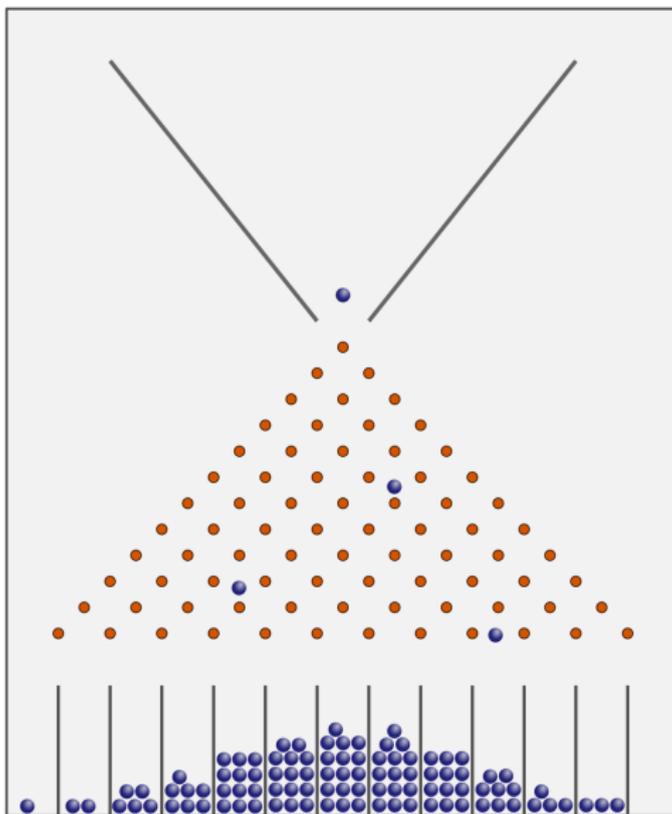
## Illustration du TCL

 **$X_1 + \dots + X_{1000}$ , Simulation de 100 000 sommes**

## Illustration du TCL

 **$X_1 + \dots + X_{1000}$ , Simulation de 100 000 sommes**

# Planche de Galton



# Planche de Galton

Sur la  $i^{\text{e}}$  ligne, il y a  $i$  clou(s).

Sur chaque ligne, la probabilité qu'une bille passe à gauche ou à droite du clou est la même et vaut  $p = 0.5$ .

# Planche de Galton

Sur la  $i^{\text{e}}$  ligne, il y a  $i$  clou(s).

Sur chaque ligne, la probabilité qu'une bille passe à gauche ou à droite du clou est la même et vaut  $p = 0.5$ .

On considère qu'il y a  $n$  lignes et donc  $n + 1$  boîtes en bas de la planche

Le nombre de chemins possibles amenant vers la  $k^{\text{e}}$  boîte (celle tout à gauche est la  $0^{\text{e}}$ ) est de  $C_n^k$

Au final, la probabilité qu'une bille atterrisse dans la  $k^{\text{e}}$  boîte est

$$C_n^k p^k (1 - p)^{n-k}$$

# Planche de Galton

Sur la  $i^{\text{e}}$  ligne, il y a  $i$  clou(s).

Sur chaque ligne, la probabilité qu'une bille passe à gauche ou à droite du clou est la même et vaut  $p = 0.5$ .

On considère qu'il y a  $n$  lignes et donc  $n + 1$  boîtes en bas de la planche

Le nombre de chemins possibles amenant vers la  $k^{\text{e}}$  boîte (celle tout à gauche est la  $0^{\text{e}}$ ) est de  $C_n^k$

Au final, la probabilité qu'une bille atterrisse dans la  $k^{\text{e}}$  boîte est

$$C_n^k p^k (1 - p)^{n-k}$$

⇒ loi binomiale !

# Planche de Galton

La planche de Galton a été inventée par Francis Galton (1822 - 1911)

Elle démontre la convergence de la loi binomiale  $\mathcal{B}(n, p)$  vers la loi normale  $\mathcal{N}(np, np(1 - p))$  lorsque  $n \rightarrow \infty$

# Intérêt du TCL

On le verra par la suite, le théorème central limite est un outil très puissant qui justifiera la **construction d'intervalles de confiance** à partir de la loi normale.