

# Introduction aux Probabilités

2022/2023

# Plan

1. Rappels d'analyse combinatoire
2. Fondements de la Théorie des Probabilités
3. Variables aléatoires réelles
  - 3.1. discrètes
  - 3.2. continues
4. Moments d'une variable aléatoire
5. Couple de variables aléatoires réelles et Indépendance
6. Vecteurs aléatoires
7. Théorèmes limites
8. Chaînes de Markov discrètes

# Quelques inégalités utiles (*Probability Bounds*)

# Inégalité de Markov

**Inégalité de Markov** (*Markov's inequality*) : Soit  $X$  une v.a.r. Alors :

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

$$\mathbb{E}X = np$$

# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

$$\mathbb{E}X = np$$

$$a = \alpha n$$



# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

$$\mathbb{E}X = np$$

$$a = \alpha n$$

$$\mathbb{P}(|X| \geq \alpha n) \leq \frac{np}{\alpha n}$$

# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

$$\mathbb{E}X = np$$

$$a = \alpha n$$

$$\mathbb{P}(|X| \geq \alpha n) \leq \frac{np}{\alpha n}$$

$$\mathbb{P}(|X| \geq \alpha n) \leq \frac{p}{\alpha}$$

# Inégalité de Markov

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Markov, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall a > 0, a \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X| \geq a) \leq \frac{1}{a} \mathbb{E}[|X|]$$

$$\mathbb{E}X = np$$

$$a = \alpha n$$

$$\mathbb{P}(|X| \geq \alpha n) \leq \frac{np}{\alpha n}$$

$$\mathbb{P}(|X| \geq \alpha n) \leq \frac{p}{\alpha} \Rightarrow \mathbb{P}\left(|X| \geq \frac{3}{4}n\right) \leq \frac{\frac{1}{2}}{\frac{3}{4}} \Rightarrow \mathbb{P}\left(|X| \geq \frac{3n}{4}\right) \leq \frac{2}{3}$$

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

**Inégalité de Bienaymé-Tchebychev** (*Chebychev's inequality*) : Soit  $X$  une v.a.r. Alors :

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$\text{Var}(X) = np(1 - p)$$

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$\text{Var}(X) = np(1 - p)$$

$$\mathbb{E}X = np$$



# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$\text{Var}(X) = np(1 - p)$$

$$\mathbb{E}X = np$$

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$\text{Var}(X) = np(1 - p)$$

$$\mathbb{E}X = np$$

$$\mathbb{P}(X \geq \alpha n) = \mathbb{P}(X - np \geq \alpha n - np) \leq \mathbb{P}(|X - np| \geq \alpha n - np) \leq \frac{np(1 - p)}{(\alpha n - np)^2}$$

$$\mathbb{P}(X \geq \alpha n) \leq \frac{p(1 - p)}{n(\alpha - p)^2}$$

# Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ . En utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, trouvez la borne supérieure de  $\mathbb{P}(X \geq \alpha n)$  où  $p < \alpha < 1$ . Évaluez la borne pour  $p = \frac{1}{2}$  et  $\alpha = \frac{3}{4}$ .

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$\text{Var}(X) = np(1 - p)$$

$$\mathbb{E}X = np$$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X \geq \alpha n) &\leq \frac{p(1 - p)}{n(\alpha - p)^2} \Rightarrow \mathbb{P}\left(X \geq \frac{3}{4}n\right) \leq \frac{\frac{1}{2}\left(1 - \frac{1}{2}\right)}{n\left(\frac{3}{4} - \frac{1}{2}\right)^2} \Rightarrow \mathbb{P}\left(X \geq \frac{3n}{4}\right) \leq \frac{\frac{1}{4}}{n\left(\frac{1}{4}\right)^2} \\ &\Rightarrow \mathbb{P}\left(X \geq \frac{3n}{4}\right) \leq \frac{4}{n} \end{aligned}$$

# Convergence

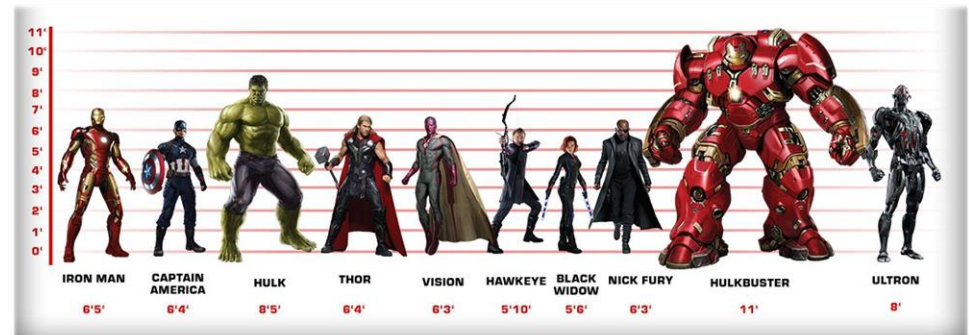
# Intuition



On étudie un certain phénomène,  
e.g. *taille des gens sur Terre*

$X$

**! Impossible d'observer tout le monde**



# Intuition



On étudie un certain phénomène,  
e.g. *taille des gens sur Terre*

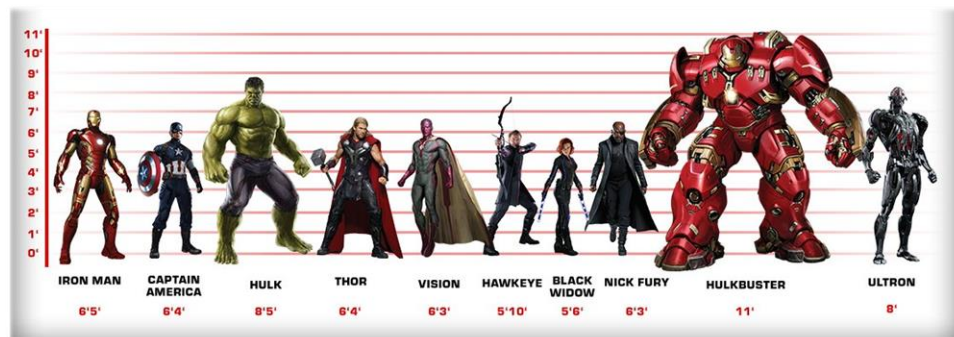
$X$

**! Impossible d'observer tout le monde**



On peut observer certaines  
**réalisations** de ce  
phénomène :

$X_1, X_2, \dots, X_n$



# Intuition



On étudie un certain phénomène,  
e.g. *taille des gens sur Terre*

$X$

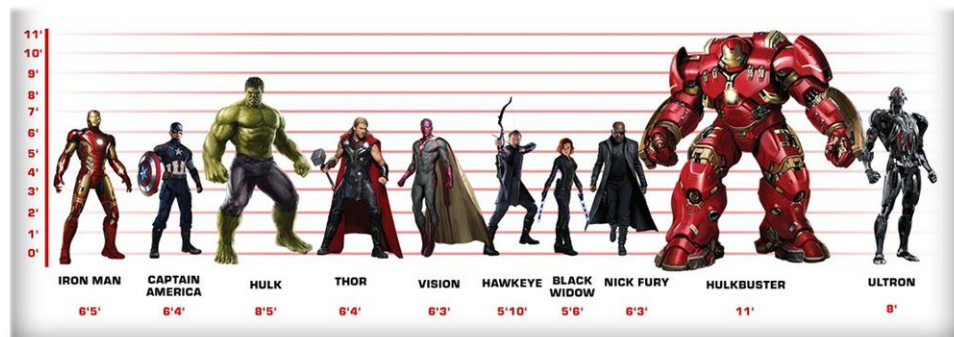
**! Impossible d'observer tout le monde**



On peut observer certaines  
**réalisations** de ce  
phénomène :

$X_1, X_2, \dots, X_n$

estimation



# Intuition



On étudie un certain phénomène,  
e.g. *taille des gens sur Terre*

$X$



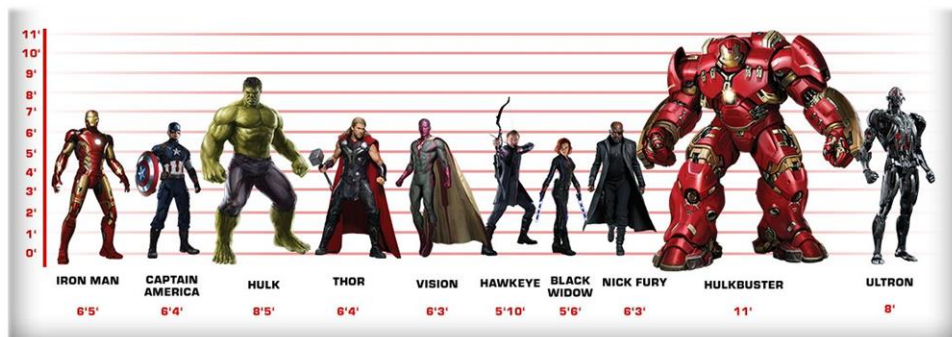
On peut observer certaines  
**réalisations** de ce  
phénomène :

$X_1, X_2, \dots, X_n$

**! Impossible d'observer tout le  
monde**

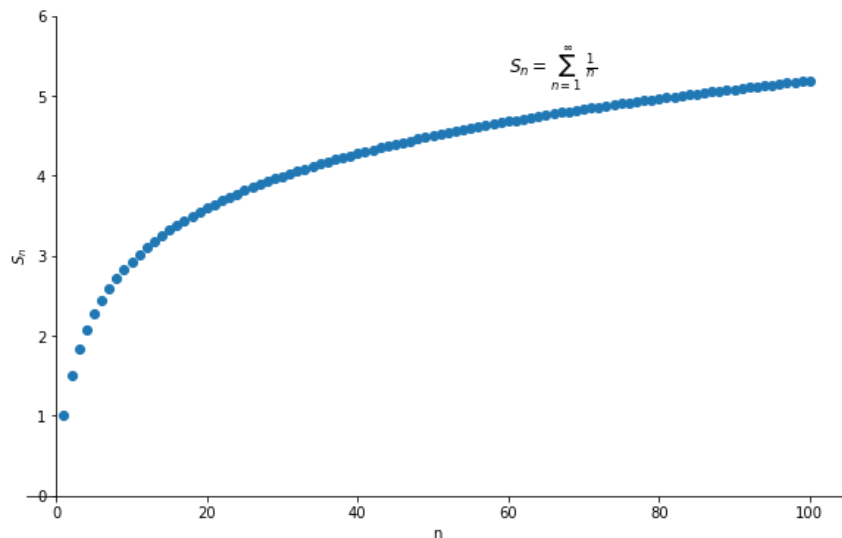
estimation

*Intuition* : plus  $n$  est grand, plus on se  
rapproche du « vrai » phénomène

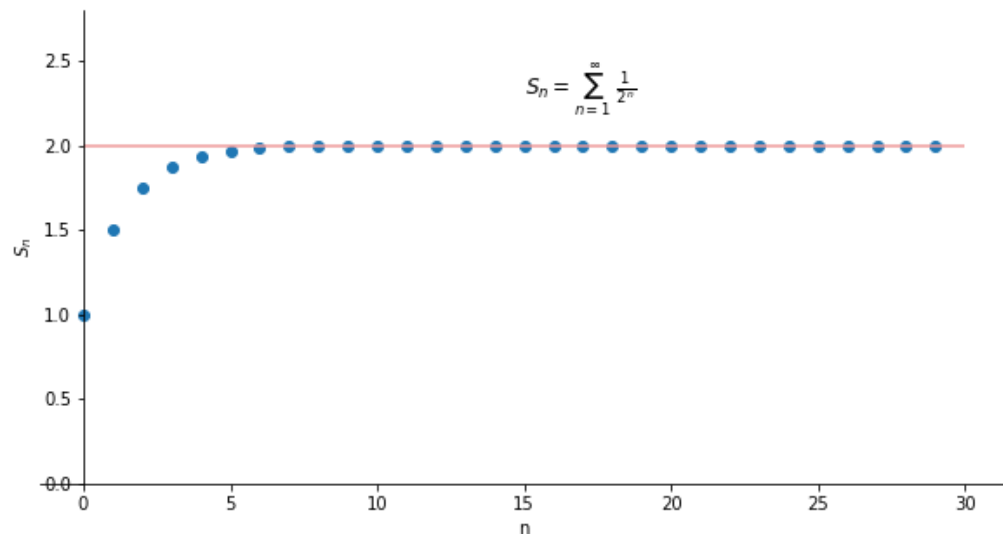




# Rappel : convergence d'une série numérique

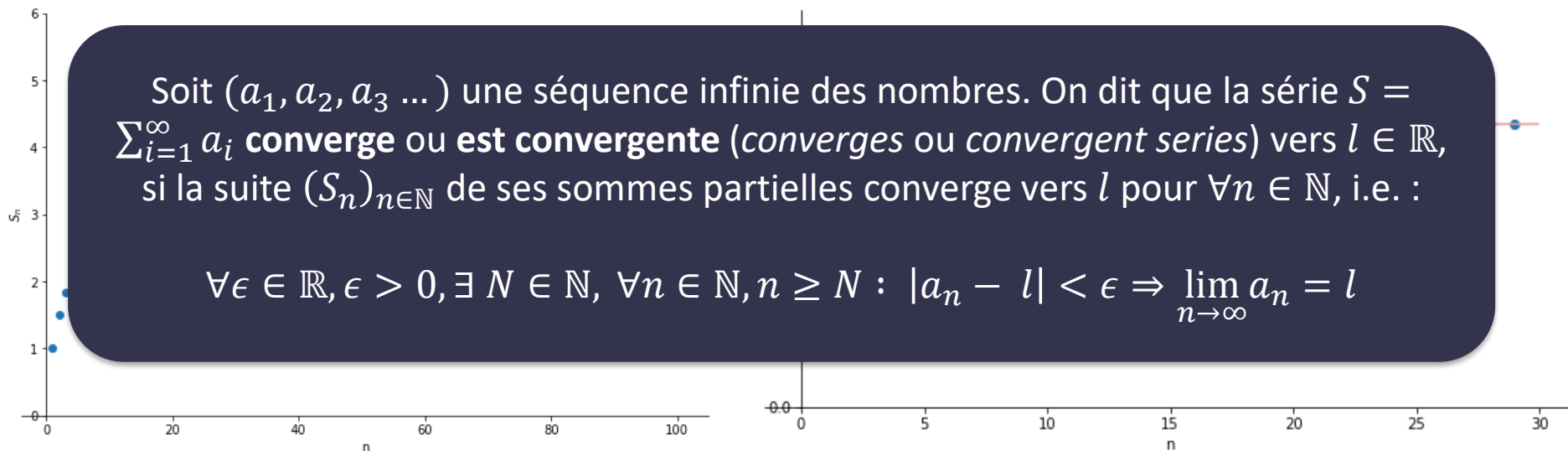


Série divergente



Série convergente

# Rappel : convergence d'une série numérique



Série divergente

Série convergente

Convergence en  
loi

Convergence en  
probabilité

Convergence  
presque sûre

# Convergence en loi

Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une séquence de v.a.r.  $X_1, X_2, \dots$  de fonctions de répartition respectives  $(F_{X_n})_{n \in \mathbb{N}}$ . Soit  $X$  une v.a.r..  $X$  de fonction de répartition  $F_X$ .

La suite  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est dite **converger en loi** (*convergence in distribution*) vers  $X$ , noté:

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} X$$

si pour  $\forall x \in \mathbb{R}$  tel que  $F_X$  est continue en  $x$ , on a :

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} F_{X_n}(x) = F_X(x)$$

# Convergence en loi

Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite de v.a.r. de fonctions caractéristiques respectives  $(\phi_{X_n})_{n \in \mathbb{N}}$ .

Soit  $X$  une v.a.r. de la fonction caractéristique  $\phi_X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} X$$

si et seulement si :

$$\forall t \in \mathbb{R}, \lim_{n \rightarrow +\infty} \phi_{X_n}(t) = \phi_X(t)$$

# Convergence en loi

Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite de v.a.r. et  $X$  une v.a.r.

Soit  $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction bornée et continue par morceaux.

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} X$$

si et seulement si :

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{E}[h(X_n)] = \mathbb{E}[h(X)], \forall h$$

Convergence en  
loi

Convergence en  
probabilité

Convergence  
presque sûre

# Convergence en probabilité

Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une séquence de v.a.r.  $X_1, X_2, \dots$ . Soit  $X$  une v.a.r..  $X$  et  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  sont définies sur le même espace probabilisé  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ .

La suite  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est dite **converger en probabilité** (*convergence in probability*) vers  $X$ , noté :

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$$

si  $\forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$



# Convergence en probabilité

Si la suite  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  converge vers  $X$  en probabilité, alors elle converge vers  $X$  en loi :

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \Rightarrow X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} X$$

*Remarque* : la réciproque n'est pas vraie en général.

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon)$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon)$$

?

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon)$$

$$|a + b| \leq |a| + |b|, \forall a, b \in \mathbb{R}$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon)$$

$$|a + b| \leq |a| + |b|, \forall a, b \in \mathbb{R}$$

$$\begin{cases} a = Y_n - \mathbb{E}Y_n \\ b = \mathbb{E}Y_n \end{cases} \Rightarrow \underbrace{|Y_n|}_{|a+b|} \leq \underbrace{|Y_n - \mathbb{E}Y_n|}_{|a|} + \underbrace{|\mathbb{E}Y_n|}_{|b|} \Rightarrow |Y_n| \leq |Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \left| \frac{1}{n} \right|$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon) \\ &\leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \frac{1}{n} \geq \epsilon\right) \end{aligned}$$

$$\begin{cases} a = Y_n - \mathbb{E}Y_n \\ b = \mathbb{E}Y_n \end{cases} \Rightarrow \underbrace{|Y_n|}_{|a+b|} \leq \underbrace{|Y_n - \mathbb{E}Y_n|}_{|a|} + \underbrace{|\mathbb{E}Y_n|}_{|b|} \Rightarrow |Y_n| \leq |Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \left|\frac{1}{n}\right|$$



# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon) \\ &\leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \frac{1}{n} \geq \epsilon\right) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| \geq \epsilon - \frac{1}{n}\right) \end{aligned}$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

*L'inégalité de Bienaymé-Tchebychev :*

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon) \\ &\leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \frac{1}{n} \geq \epsilon\right) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| \geq \epsilon - \frac{1}{n}\right) \end{aligned}$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

*L'inégalité de Bienaymé-Tchebychev :*

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon)$$

$$\leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \frac{1}{n} \geq \epsilon\right) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| \geq \epsilon - \frac{1}{n}\right) \leq \frac{\frac{\sigma^2}{n}}{\left(\epsilon - \frac{1}{n}\right)^2} = \frac{\sigma^2}{n\left(\epsilon - \frac{1}{n}\right)^2}$$

# Convergence en probabilité

Soit  $X$  une v.a.r. Soit  $X_n = X + Y_n$ , où  $Y_n$  a l'espérance  $\mathbb{E}Y_n = \frac{1}{n}$  et la variance  $\text{Var}(Y_n) = \frac{\sigma^2}{n}$ , où  $\sigma > 0$  est une constante.

Montrons que  $X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$ .

*L'inégalité de Bienaymé-Tchebychev :*

$$\forall \alpha > 0, \alpha \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq \alpha) \leq \frac{\text{Var}(X)}{\alpha^2}$$

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X \text{ si } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$$

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|(X + Y_n) - X| \geq \epsilon) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|Y_n| \geq \epsilon) \\ &\leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| + \frac{1}{n} \geq \epsilon\right) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(|Y_n - \mathbb{E}Y_n| \geq \epsilon - \frac{1}{n}\right) \leq \frac{\frac{\sigma^2}{n}}{\left(\epsilon - \frac{1}{n}\right)^2} = \frac{\sigma^2}{n\left(\epsilon - \frac{1}{n}\right)^2} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{red}} 0 \end{aligned}$$

Convergence en  
loi

Convergence en  
probabilité

Convergence  
presque sûre

# Convergence presque sûre

Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une séquence de v.a.r.  $X_1, X_2, \dots$ . Soit  $X$  une v.a.r..  $X$  et  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  sont définies sur le même espace probabilisé  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ .

Soit  $A \in \mathcal{A}$  l'ensemble des éventualités  $\omega \in \Omega$  telles que la suite numérique  $(X_n(\omega))_{n \in \mathbb{N}}$  converge vers  $X(\omega)$ .

La suite  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est dite **converger presque sûrement** (*almost sure convergence*) vers  $X$ , noté :

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{p.s.} X$$

si  $\mathbb{P}(A) = 1$

# Convergence presque sûre

Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une séquence de v.a.r.  $X_1, X_2, \dots$ . Si pour tout  $\forall \epsilon > 0, \epsilon \in \mathbb{R}$ , la condition suivante est satisfaite :

$$\sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| > \epsilon) < \infty$$

Alors :

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{p.s.} X$$

# Convergence presque sûre

Si la suite  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  converge vers  $X$  presque sûrement, alors elle converge vers  $X$  en probabilité :

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{p.s.} X \Rightarrow X_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} X$$



# Bilan sur convergence

Convergence presque sûre

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p.s.} X$$



Convergence en probabilité

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} X$$



Convergence en loi

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} X$$

# Lois des grands nombres et Théorème de la Limite Centrale

# Moyenne de l'échantillon

Soit  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. La **moyenne de l'échantillon** (*sample mean*), notée  $\overline{X}_n$ , est une valeur définie par :

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

Loi faible des  
grands nombres

Loi forte des  
grands nombres

Théorème de la  
limite centrale

# Loi faible des grands nombres

**Intuition** : la moyenne du grand nombre de v.a.r. i.i.d. converge vers l'espérance théorique.

Si on répète une expérimentation de manière indépendante un grand nombre de fois et on prend une moyenne des résultats obtenus, cette moyenne va être proche de l'espérance théorique

# Loi faible des grands nombres

## Loi faible des grands nombres (*Weak law of large numbers* ou *WLLN*)

Soit  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de l'espérance finie  $\mathbb{E}X_i = m < \infty, \forall i = 1, \dots, n$  et la variance finie  $\text{Var}(X_i) = \sigma^2 < \infty, \forall i = 1, \dots, n$ . Soit  $\overline{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ .

Alors,  $\overline{X}_n$  converge en probabilité vers  $m$  :

$$\overline{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathbb{P}} m$$

$$\text{i.e.: } \forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}(|\overline{X}_n - m| \geq \epsilon) = 0$$

Loi faible des  
grands nombres

Loi forte des  
grands nombres

Théorème de la  
limite centrale

# Loi forte des grands nombres

## Loi forte des grands nombres (*Strong law of large numbers* ou LLN)

Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de l'espérance  $m$  finie. Soit  $\overline{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ .

Alors,  $\overline{X}_n$  converge presque sûrement vers  $m$ , i.e. :

$$\overline{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{p.s.} m$$

Autrement dit,  $\exists \Omega_0 \subset \Omega$  avec  $\mathbb{P}(\overline{\Omega_0}) = \mathbb{P}(\Omega_0^c) = 0$  tel que  $\forall \omega \in \Omega_0$  :

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \overline{X}_n(\omega) = m$$



Loi faible des  
grands nombres

Loi forte des  
grands nombres

Théorème de la  
limite centrale

# Théorème de la Limite Centrale (*Central Limit Theorem, CLT*)

Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de moyenne  $\mathbb{E}X_i = m < \infty, \forall i = 1, \dots, n$  et de variance  $Var(X_i) = \sigma^2 < \infty, \forall i = 1, \dots, n$ . Soit  $S = \sum_{i=1}^n X_i = n\bar{X}_n$ . Alors :

$$\frac{S_n - nm}{\sigma\sqrt{n}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} Y \sim \mathcal{N}(0,1)$$

Autrement dit,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(S_n \leq x) = \Phi(x), \forall x \in \mathbb{R}$$

où  $\Phi(x)$  est la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite  $\mathcal{N}(0,1)$ .

Une formule équivalente qui est très utilisée est :

$$\frac{\bar{X} - m}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} Y \sim \mathcal{N}(0,1)$$

où  $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  est la moyenne de  $X_1, \dots, X_n$ .

# Application de TLC

1. Définir la variable aléatoire d'intérêt  $Y$  comme la somme de  $n$  v.a.r. i.i.d.  $X_i, i = 1, \dots, n : Y = X_1 + X_2 + \dots + X_n$

2. Trouver  $\mathbb{E}Y$  et  $Var(Y)$  comme :

$$\begin{aligned}\mathbb{E}Y &= n\mathbb{E}X_i = nm \\ Var(Y) &= nVar(X_i) = n\sigma^2\end{aligned}$$

3. Selon *TLC* :  $\frac{Y - \mathbb{E}Y}{\sqrt{Var(Y)}} = \frac{Y - nm}{\sqrt{n}\sigma} \sim \mathcal{N}(0,1)$ .

Alors, on peut trouver  $\mathbb{P}(y_1 \leq Y \leq y_2)$  comme suit :

$$\begin{aligned}\mathbb{P}(y_1 \leq Y \leq y_2) &= \mathbb{P}\left(\frac{y_1 - nm}{\sqrt{n}\sigma} \leq \frac{Y - nm}{\sqrt{n}\sigma} \leq \frac{y_2 - nm}{\sqrt{n}\sigma}\right) \\ &\approx \Phi\left(\frac{y_2 - nm}{\sqrt{n}\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{y_1 - nm}{\sqrt{n}\sigma}\right)\end{aligned}$$

## Quelques distributions intéressantes

Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de loi de Bernoulli  $X_i \sim \mathcal{B}(p)$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Soit  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ .

Alors :

1.  $S_n$  suit la loi binomiale  $S_n \sim \mathcal{B}(n, p)$
2.  $S_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} Y \sim \mathcal{N}(np, np(1 - p))$

## Quelques distributions intéressantes (Simulation)

Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de loi de Bernoulli  $X_i \sim \mathcal{B}(p)$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Soit  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ .

Soit  $p = 0.3$

# Quelques distributions intéressantes (Simulation)

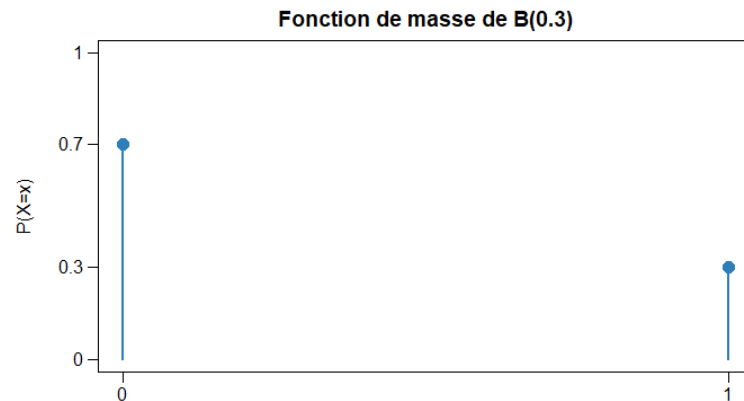
Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de loi de Bernoulli  $X_i \sim \mathcal{B}(p)$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Soit  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ .

Soit  $p = 0.3$

$$X_i \sim \mathcal{B}(p = 0.3) : \begin{cases} \mathbb{P}(X_i = 1) = p = 0.3 \\ \mathbb{P}(X_i = 0) = 1 - p = 0.7 \end{cases}$$

- $\mathbb{E}X_i = p = 0.3$
- $\text{Var}(X_i) = p(1 - p) = 0.3(1 - 0.3) = 0.21$

théorique



# Quelques distributions intéressantes (Simulation)

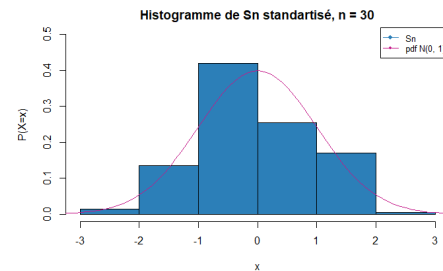
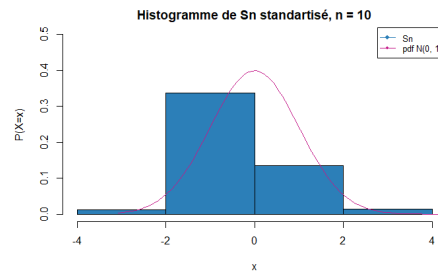
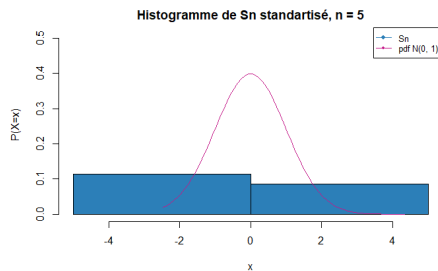
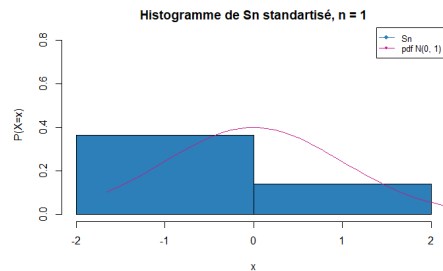
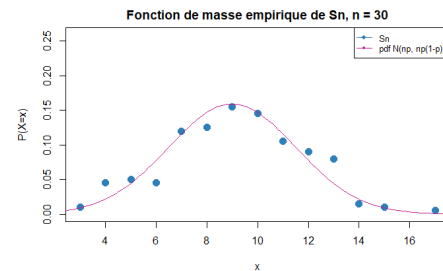
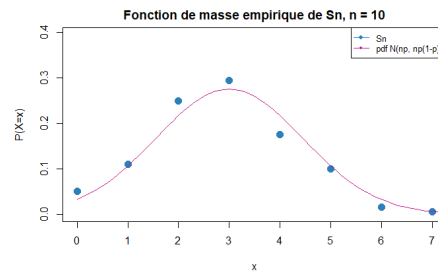
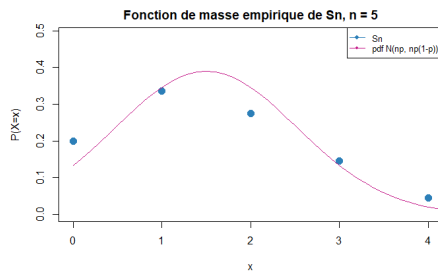
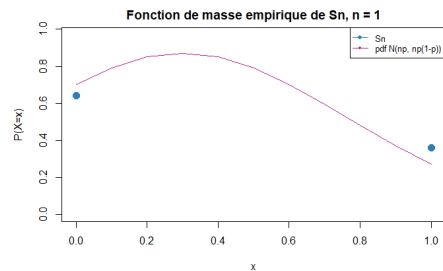
Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de loi de Bernoulli  $X_i \sim \mathcal{B}(p)$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Soit  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ .

Soit  $p = 0.3$

1. Prendre un certain nombre d'observations  $k$  de  $n$  tirages (e.g.  $n = \{1, 5, 10, 30, 50, 100\}$ ) et enregistrer les  $X_i, i = 1, \dots, n$
2. Calculer  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ . Nous savons que  $S_n \sim \mathcal{B}(n, p)$  (loi binomiale)
3. Normaliser  $S_n$  en obtenant  $Z_n = \frac{S_n - np}{\sqrt{np(1-p)}}$
4. Visualiser la fonction de masse de  $S_n$  et  $Z_n$

Empirique

# Quelques distributions intéressantes (Simulation)





## Quelques distributions intéressantes

Soient  $X_1, \dots, X_n$   $n$  v.a.r. i.i.d. de loi de Poisson  $X_i \sim \mathcal{P}(\lambda)$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Soit  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ .

Alors :

1.  $S_n$  suit la loi de Poisson  $S_n \sim \mathcal{P}(n\lambda)$
2.  $S_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{L}} Y \sim \mathcal{N}(n\lambda, n\lambda)$