

# Chapitre 3 Variables aléatoires, cas fini

## I Variable aléatoire et $\Omega$ d'une variable aléatoire

Définition. Soit  $\Omega$  un univers fini. On appelle variable aléatoire (v.a.) toute application de  $\Omega$  dans  $\mathbb{R}$ .

Exemple: on lance 3 fois un dé.

$$\Omega = \{1, 2, \dots, 6\}^3.$$

$$X: \Omega \longrightarrow \mathbb{R}$$
$$(\omega_1, \omega_2, \omega_3) \longmapsto \omega_1 + \omega_2 + \omega_3$$

donne la somme des résultats des trois lancers.

En général on utilise les lettres majuscules de la fin de l'alphabet pour les v.a.

Notations probabilistes:

Pour  $a$  une valeur possible de  $X$  on note

$$\begin{aligned} \{X = a\} &::= X^{-1}(\{a\}) \\ &= \{\omega \in \Omega : X(\omega) = a\}. \end{aligned}$$

Pour  $A$  une partie de  $\mathbb{R}$ ,

$$\begin{aligned} \{X \in A\} &::= X^{-1}(A) \\ &= \{\omega \in \Omega : X(\omega) \in A\} \end{aligned}$$

Définition (la d'une v.a. finie). Soit  $(\Omega, \mathcal{P})$  un espace de probabilité fini et  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  une v.a. à valeurs dans  $\{a_1, \dots, a_N\}$  où  $N \in \mathbb{N}^*$ . On appelle la loi de  $X$  la probabilité  $\mathbb{P}_X: \mathcal{P}(\{a_1, \dots, a_N\}) \rightarrow [0, 1]$  définie par la famille de poids  $(p_{a_i} = \mathbb{P}(X = a_i))_{i \in \{1, \dots, N\}}$ .

Rq: on a bien  $p_{a_i} = \mathbb{P}(X=a_i) \geq 0$  pour

tout  $i \in \{1, \dots, N\}$ , et

$$\sum_{i=1}^N p_{a_i} = \sum_{i=1}^N \mathbb{P}(X=a_i)$$

deux à deux  
disjoints

$$= \mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^N \{X=a_i\}\right) = \mathbb{P}(\Omega) = 1.$$

II Lois usuelles de variables aléatoires, espèce

bin.

\* Loi uniforme.

$X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  à valeurs dans  $\{a_1, \dots, a_N\}$ ,  $N \in \mathbb{N}^*$ ,  
et de loi uniforme (on note  $X \sim \mathcal{U}(\{a_1, \dots, a_N\})$ )

si  $\mathbb{P}(X=a_i) = \frac{1}{N}$  pour tout  $i \in \{1, \dots, N\}$ .

Fx: on lance 1 de équilibré.  $X$  résultat de  
lancer.  $X \sim \mathcal{U}(\{1, 2, \dots, 6\})$ .

\* loi de Bernoulli.

Soit  $p \in ]0, 1[$ .  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  est de loi de Bernoulli  
de paramètre  $p$  (on note  $X \sim \mathcal{B}(p)$ ) si  
 $X$  a des valeurs dans  $\{0, 1\}$ , et

$$\begin{cases} P(X=1) = p \\ P(X=0) = 1-p \end{cases}.$$

Permet de modéliser une expérience avec  
comme résultat possible un succès ( $X=1$ )  
ou un échec ( $X=0$ ), et avec probabilité  
de succès  $p$  (épreuve de Bernoulli).

## \* Loi Binomiale.

Soit  $N \in \mathbb{N}^*$  et  $p \in [0, 1]$ .  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  soit la loi binomiale de paramètres  $N$  et  $p$  (on note  $X \sim \mathcal{B}(N, p)$ ) si  $X$  est à valeurs dans  $\{0, 1, \dots, N\}$  et

$$P(X=k) = \binom{N}{k} p^k (1-p)^{N-k}$$

pour tout  $k \in \{0, 1, \dots, N\}$ .

C'est la loi du nombre  $X$  de succès lorsque l'on répète  $n$  fois de manière indépendante une épreuve de Bernoulli de probabilité de succès  $p$ .

Exemple: on lance 10 fois un dé à six faces équilibré, manière indépendante. Soit  $X$  le nombre de 6 obtenus.  $X \sim \mathcal{B}(10, \frac{1}{6})$ .

## \* Loi hypergéométrique.

Une urne contient  $N$  boules indiscernables au toucher, donc  $K$  rouges ( $K \leq N$ ) et  $N-K$  bleues.

On tire sans remise  $n$  boules ( $n \leq N$ ).

$X$  désigne le nombre de boules rouges tirées.

Les valeurs possibles de  $X$  sont les entiers  $k$  satisfaisant  $k \leq n$ ,  $k \leq K$ ,  $k \geq 0$

et  $n-k \leq N-K \Leftrightarrow n-N+K \leq k$ , i.e.

$$\max(0, n-N+K) \leq k \leq \min(n, K).$$

Par tout  $\max(0, n-N+K) \leq k \leq \min(n, K)$  on a

$$P(X=k) = \frac{\binom{K}{k} \binom{N-K}{n-k}}{\binom{N}{n}}$$

### III Couples, vecteurs aléatoires et indépendance.

Pour deux v.a.r. sur un espace de probabilité  $(\Omega, \mathcal{P})$ , on utilisera la notation

$$P(X=a, Y=y) := P(\{X=a\} \cap \{Y=y\})$$

Définition: soient deux variables aléatoires  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  et  $Y: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  à valeurs respectivement dans  $\{a_1, \dots, a_n\}$  et  $\{y_1, \dots, y_m\}$ . La loi du couple  $(X, Y)$  est la probabilité

$$P_{(X, Y)}: \mathcal{P}(\{a_1, \dots, a_n\} \times \{y_1, \dots, y_m\}) \rightarrow [0, 1]$$

définie par la famille de poids

$$(p_{a_i, y_j} = P(X=a_i, Y=y_j))$$

$(i, j) \in \{1, \dots, n\} \times \{1, \dots, m\}$

Rg: on a bien  $0 \leq P_{x_i, y_j} \leq 1$  et pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$

$$\begin{aligned} P(X = x_i) &= P\left(\{X = x_i\} \cap \left(\bigcup_{j=1}^3 \{Y = y_j\}\right)\right) \\ &= P\left(\bigcup_{j=1}^3 \{X = x_i, Y = y_j\}\right) \\ &= \sum_{j=1}^3 P(X = x_i, Y = y_j) \end{aligned}$$

2 à 2 des évenements

et donc

$$\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 P(X = x_i, Y = y_j) = \sum_{i=1}^3 P(X = x_i) = 1.$$

Etant donnée la loi d'un couple  $(X, Y)$  de variables aléatoires, les lois de  $X$  et  $Y$  sont appelées lois marginales. On a de plus

$$P(X = x_i) = \sum_{j=1}^3 P(X = x_i, Y = y_j)$$

$$P(Y = y_j) = \sum_{i=1}^3 P(X = x_i, Y = y_j).$$

Ex:  $(X, Y)$  couple de v.a. à valeurs dans  $\{0, 1\}^2$  de loi donnée par

$$P(X=0, Y=0) = \frac{1}{3}$$

$$P(X=1, Y=0) = \frac{1}{4}$$

$$P(X=0, Y=1) = \frac{1}{6}$$

$$P(X=1, Y=1) = \frac{1}{4}$$

On peut représenter cette loi par le tableau

$X \setminus Y$	0	1
0	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{6}$
1	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

$X$  est à valeurs dans  $\{0, 1\}$ , avec

$$P(X=0) = P(X=0, Y=0) + P(X=0, Y=1) = \frac{1}{2}$$

$$P(X=1) = P(X=1, Y=0) + P(X=1, Y=1) = \frac{1}{2}$$

Donc  $X \sim \mathcal{B}(\frac{1}{2})$ .

D'autre part  $Y \sim \mathcal{B}(\frac{5}{12})$ .

1. Définition. Soit  $X_1, X_2, \dots, X_n$  des variables aléatoires sur  $\Omega$ , à valeurs respectivement dans des parties finies  $E_1, \dots, E_n$  de  $\mathbb{R}$ . La loi du vecteur  $(X_1, \dots, X_n)$  est la probabilité

$$P_{(X_1, \dots, X_n)} : \mathcal{P}(E_1 \times \dots \times E_n) \rightarrow [0, 1]$$

associée à la famille de poids

$$(P_{a_1, \dots, a_n} = P(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n))_{(a_1, \dots, a_n) \in E_1 \times \dots \times E_n}$$

1 Définition Soient  $n \geq 1$  et  $X_1, \dots, X_n$  des variables aléatoires sur  $\Omega$ , à valeurs respectivement dans  $E_1, E_2, \dots, E_n$  des parties finies de  $\mathbb{R}$ .  $X_1, \dots, X_n$  sont dites indépendantes si, pour tous  $a_1 \in E_1, \dots, a_n \in E_n$ ,

$$P(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i = a_i)$$

Exemple. dans le cas d'un schéma de Bernoulli de  $n$  expériences indépendantes de proba de succès  $p$ , si l'on note  $X_i$  la v.a. valant 1 si la  $i$ ème expérience a pour résultat un succès et 0 si son résultat est un échec, alors  $X_i \sim \mathcal{B}(p)$ , les v.a.  $X_1, \dots, X_n$  sont indépendantes et

$$S_n = X_1 + \dots + X_n \sim \mathcal{B}(n, p)$$

↑ nombre de succès.

Proposition: en gardant les notations de la définition précédente,  $X_1, \dots, X_n$  sont indépendants si pour toutes parties  $A_1, \dots, A_n$  de  $\mathbb{R}$ ,

$$P(X_1 \in A_1, \dots, X_n \in A_n) = P(X_1 \in A_1) \dots P(X_n \in A_n)$$

Preuve.

Pour simplifier on se limite au cas  $n=2$ .

Il est clair que si  $P(X \in A, Y \in B) = P(A)P(B)$  pour tous  $A, B \subset \mathbb{R}$ , alors  $X$  et  $Y$  sont indépendants.

Supposons maintenant  $X$  et  $Y$  indépendants.

Soient  $A, B$  des parties de  $\mathbb{R}$ .

Puisque  $P(X \in A) = P(Y \in A \cap \bar{E}_1)$

on peut se ramener au cas où  $A$  et  $B$  sont finis, de la forme  $A = \{a_1, \dots, a_n\}$

↑ 2 à 2 distincts

$$B = \{b_1, \dots, b_m\}$$

On a

$$\begin{aligned}
 P(X \in A, Y \in B) &= \sum_{i=1}^2 P(X = a_i, Y \in B) \\
 &= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^3 P(X = a_i, Y = b_j) \\
 &= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^3 P(X = a_i) P(Y = b_j) \\
 \text{indépendance} & \\
 &= \sum_{i=1}^2 P(X = a_i) \sum_{j=1}^3 P(Y = b_j) \\
 &= P(X \in A) P(Y \in B).
 \end{aligned}$$

Corollaire. Si  $X_1, \dots, X_n$  sont indépendantes et  $f_1: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, \dots, f_n: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  sont des fonctions, alors les v.a  $f_1(X_1), \dots, f_n(X_n)$  sont indépendantes.

Ex: si  $X$  et  $Y$  sont indépendantes,  $X^2$  et  $Y^3$  sont indépendantes.

Preuve

Pour toutes parties  $A_1, \dots, A_n$  de  $\mathbb{R}$ ,

$$P(f_1(X_1) \in A_1, \dots, f_n(X_n) \in A_n)$$

$$= P(X_1 \in f_1^{-1}(A_1), \dots, X_n \in f_n^{-1}(A_n))$$

$$(f_i(X_i))^{-1}(A_i) = X_i^{-1}(f_i^{-1}(A_i))$$

$$= P(X_1 \in f_1^{-1}(A_1)) \times \dots \times P(X_n \in f_n^{-1}(A_n))$$

indep. des  $X_i$

$$= P(f_1(X_1) \in A_1) \times \dots \times P(f_n(X_n) \in A_n)$$

On en déduit que  $f_1(X_1), \dots, f_n(X_n)$  sont indépendantes.

## IV Espérance, variance.

Définition (espérance) Soit  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  une r.v. à valeurs dans  $\{a_1, \dots, a_n\}$ , où les  $a_i$  sont distincts. L'espérance de  $X$  est le réel

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{i=1}^n a_i P(X=a_i).$$

Il s'agit de la moyenne des  $a_i$  pondérée par les poids  $P(X=a_i)$ .  $\mathbb{E}[X]$  ne dépend que de la loi de  $X$ .

Ex: si  $X \sim \mathcal{B}(p)$ , on a  $P(X=0) = 1-p$   
avec  $p \in [0, 1]$   $P(X=1) = p$

On obtient  $\mathbb{E}[X] = 0 \times (1-p) + 1 \times p$   
 $= p.$

Rq: si  $a_i \geq 0$  pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$ ,  $\mathbb{E}[X] \geq 0$   
si pour  $a, b \in \mathbb{R}$   
 $a_i \in [a, b]$  pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$ ,  $\mathbb{E}[X] \in [a, b].$

Proposition: Si  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  est une v.a. à valeurs dans  $\{a_1, \dots, a_n\}$  (où les  $a_i$  sont distincts) et  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction, la v.a.  $f(X): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  a pour espérance

$$\mathbb{E}[f(X)] = \sum_{i=1}^n f(a_i) P(X=a_i).$$

Preuve. Si l'on pose  $Y = f(X)$ ,  $Y$  est une variable aléatoire finie, prenant ses valeurs dans  $f(\{a_1, \dots, a_n\})$ , de cardinal  $m \geq 1$ . Notons  $y_1, \dots, y_m$  ces valeurs.

Par définition

$$\mathbb{E}[Y] = \sum_{i=1}^m y_i P(Y=y_i).$$

Mais, pour tout  $i \in \{1, \dots, m\}$ , on a

$$\begin{aligned} \{Y=y_i\} &= \{\omega \in \Omega: Y(\omega)=y_i\} \\ &= \{\omega \in \Omega: f(X)(\omega)=y_i\} \\ &= \bigcup_{\substack{\alpha \text{ antécédent} \\ \text{de } y_i \text{ par } f}} \{\omega \in \Omega: X(\omega)=\alpha\} \end{aligned}$$

$= \cup_{a \text{ antécédent de } y_i \text{ par } f} \{X=a\}.$   
 deux à deux disjoints.

On a donc

$$P(X=y_i) = \sum_{a \text{ antécédent de } y_i \text{ par } f} P(X=a)$$

et ainsi

$$E[X] = \sum_{i=1}^n \sum_{a \text{ antécédent de } y_i \text{ par } f} \underbrace{y_i P(X=a)}_{= f(a)}$$

$$= \sum_{a \text{ valeur possible de } X} f(a) P(X=a)$$

$$= \sum_{j=1}^n a_j P(X=a_j)$$

Exemple: si  $X \sim \mathcal{B}(p)$  avec  $p \in [0, 1]$ ,

$$\mathbb{E}[X^2] = 0^2 \times (1-p) + 1^2 \times p = p.$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[e^{2X}] &= e^{2 \times 0} \times (1-p) + e^{2 \times 1} p \\ &= 1-p + e^2 p = 1 + (e^2 - 1)p \end{aligned}$$

Rq: Si  $X_1, \dots, X_n$  sont des v.a. sur  $\Omega$  à valeurs dans des ensembles fins  $E_1, \dots, E_n$  et  $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction, la même démonstration donne la formule

$$\mathbb{E}[g(X_1, \dots, X_n)] = \sum_{a_1 \in E_1} \dots \sum_{a_n \in E_n} g(a_1, \dots, a_n) \mathbb{P}(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n)$$

Proposition (Linéarité). Soient  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $Y: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  deux v.a. liées et  $a, b, c \in \mathbb{R}$

Alors  $\mathbb{E}[aX + b] = a\mathbb{E}[X] + b$

$$\mathbb{E}[aX + cY] = a\mathbb{E}[X] + c\mathbb{E}[Y].$$

Preuve.

En notant  $x_1, \dots, x_n$  les valeurs possibles de  $X$   
 $y_1, \dots, y_m$  les valeurs possibles de  $Y$

On a

$$\mathbb{E}[aX + b] = \sum_{i=1}^n (ax_i + b) P(X = a_i)$$

$$= a \sum_{i=1}^n a_i P(X = a_i) + b \sum_{i=1}^n P(X = a_i)$$

$$= a \mathbb{E}[X] + b$$

De plus,

$$\mathbb{E}[aX + bY] = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (ax_i + by_j) P(X=a_i, Y=y_j)$$

$$= \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q ax_i P(X=a_i, Y=y_j)$$

$$+ \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q by_j P(X=a_i, Y=y_j)$$

$$= a \sum_{i=1}^p a_i \underbrace{\sum_{j=1}^q P(X=a_i, Y=y_j)}_{= P(X=a_i)}$$

$$+ b \sum_{j=1}^q y_j \underbrace{\sum_{i=1}^p P(X=a_i, Y=y_j)}_{= P(Y=y_j)}$$

$$= a \mathbb{E}[X] + b \mathbb{E}[Y].$$

Exemple: si  $X_1, \dots, X_n$  sont indépendants,  
de loi  $\mathcal{B}(p)$ , alors  $S_n = X_1 + \dots + X_n \sim \mathcal{B}(n, p)$

$$\text{et } \mathbb{E}[S_n] = \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] = np.$$

Définition (variance) Soit  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  une v.a.  
finie. La variance de  $X$  est le réel  
positif

$$\begin{aligned} \text{Var}(X) &= \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2] \\ &= \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2. \end{aligned}$$

On appelle écart-type de  $X$  la racine  
carrée de la variance de  $X$ .

Rq: on a bien

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2] &= \mathbb{E}[X^2 - 2\mathbb{E}[X]X + (\mathbb{E}[X])^2] \\ &= \mathbb{E}[X^2] - 2\mathbb{E}[X] \times \mathbb{E}[X] + (\mathbb{E}[X])^2 \\ &= \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2. \end{aligned}$$

Ex: Si  $X \sim \mathcal{B}(p)$ ,  $\mathbb{E}[X] = p$ ,  $\mathbb{E}[X^2] = p$

et donc  $\text{Var}(X) = p - p^2 = p(1-p)$ .

Rq: La variance et l'écart type de  $X$  mesure la dispersion de  $X$  autour de sa moyenne.

Proposition. Soit  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  est une v.a.

finie et  $a, b \in \mathbb{R}$ ,

$$\text{Var}(aX + b) = a^2 \text{Var}(X).$$

Preuve.

$$\begin{aligned} \text{On a} \\ \text{Var}(aX + b) &= \mathbb{E} \left[ (aX + b - \mathbb{E}[aX + b])^2 \right] \\ &= \mathbb{E} \left[ (aX + b - a\mathbb{E}[X] - b)^2 \right] \\ &= \mathbb{E} \left[ a^2 (X - \mathbb{E}[X])^2 \right] \\ &= a^2 \text{Var}(X). \end{aligned}$$

Définition: Soient  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  et  $Y: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$   
deux v.a. finies. On appelle covariance de  
 $X$  et  $Y$  le réel

$$\begin{aligned}\text{Cov}(X, Y) &= \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])] \\ &= \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y]\end{aligned}$$

Rq:  $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$ .

Prop. Si  $X, Y$  sont deux v.a. finies sur  
 $\Omega$ ,

$$\text{Var}(X+Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y)$$

Si  $X_1, \dots, X_n$  sont des v.a. finies sur  $\Omega$ ,

$$\begin{aligned}\text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) &= \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) \\ &\quad + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}(X_i, X_j)\end{aligned}$$

Preuve (pour  $n=2$ )

On a

$$\begin{aligned}\text{Var}(X+Y) &= \mathbb{E}[(X+Y - \mathbb{E}[X+Y])^2] \\ &= \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X] + Y - \mathbb{E}[Y])^2] \\ &= \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2 + 2(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y]) \\ &\quad + (Y - \mathbb{E}[Y])^2] \\ &= \text{Var}(X) + 2\text{Cov}(X, Y) + \text{Var}(Y).\end{aligned}$$

Proposition: Si  $X$  et  $Y$  sont deux v.a. d'is sur  $\Omega$  indépendantes, et  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  sont deux fonctions, alors

$$\mathbb{E}[f(X)g(Y)] = \mathbb{E}[f(X)]\mathbb{E}[g(Y)]$$

Preuve:

On note  $a_1, \dots, a_n$  les valeurs possibles de  $X$   
 $y_1, \dots, y_m$  les valeurs possibles de  $Y$

On a

$$\mathbb{E}[g(X)g(Y)] = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m g(a_i)g(y_j)P(X=a_i, Y=y_j)$$

indépendance

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m g(a_i)g(y_j)P(X=a_i)P(Y=y_j)$$

$$= \sum_{i=1}^n g(a_i)P(X=a_i) \sum_{j=1}^m g(y_j)P(Y=y_j)$$

$$= \mathbb{E}[g(X)] \mathbb{E}[g(Y)].$$

Corollaire. Si  $X$  et  $Y$  sont deux v.a.  
finies sur  $\Omega$  indépendantes, alors

$$\text{Cov}(X, Y) = 0.$$

Preuve.

Si  $X$  et  $Y$  sont indépendantes,

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])]$$

$$\stackrel{\text{ind}}{=} \mathbb{E}[X - \mathbb{E}[X]] \mathbb{E}[Y - \mathbb{E}[Y]]$$

$$= (\mathbb{E}[X] - \mathbb{E}[X])(\mathbb{E}[Y] - \mathbb{E}[Y])$$

linéarité

$$= 0.$$

Corollaire. Si  $X_1, \dots, X_n$  sont des v.a.

finies sur  $\Omega$  indépendantes

$$\text{Var}(X_1 + \dots + X_n) = \text{Var}(X_1) + \dots + \text{Var}(X_n)$$

Ex: si  $X_1, \dots, X_n$  indépendantes de loi  $\mathcal{B}(p)$   
avec  $p \in [0, 1]$ ,  $S_n = X_1 + \dots + X_n \sim \mathcal{B}(n, p)$

$$\text{et } \text{Var}(S_n) = \text{Var}(X_1) + \dots + \text{Var}(X_n) \\ = np(1-p).$$