

## Chapitre 5: Probabilités discrètes

### I Espace de probabilité discret.

Un univers  $\Omega$  est dit discret s'il est au plus dénombrable.

Définition: une probabilité  $\mathbb{P}$  sur un univers  $\Omega$  discret est une application

$$\mathbb{P}: \begin{array}{ccc} \mathcal{P}(\Omega) & \longrightarrow & [0,1] \\ A & \longmapsto & \mathbb{P}(A) \end{array}$$

satisfaisant

\*  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$

\* pour toute famille  $(A_i)_{i \in I}$  d'événements deux à deux disjoints, où  $I$  est fini ou dénombrable, on a

$$\mathbb{P}\left(\bigcup_{i \in I} A_i\right) = \sum_{i \in I} \mathbb{P}(A_i)$$

Comme dans le cas fini, définir une probabilité  $P$  sur  $\Omega$  discret revient à considérer une famille de poids

$(p_\omega = P(\{\omega\}))_{\omega \in \Omega}$  satisfaisant  $p_\omega \geq 0$

pour tout  $\omega \in \Omega$  et  $\sum_{\omega \in \Omega} p_\omega = 1$ .

→ somme infinie  
si  $\Omega$  de cardinal infini

Dans ce cas, pour tout événement  $A$ ,

$$P(A) = \sum_{\omega \in A} p_\omega$$

↖ somme infinie  
si  $A$  de cardinal infini.

Exemple:  $\Omega = \mathbb{N}^*$ ,  $p_n = \frac{1}{2^n}$  pour tout  $n \in \mathbb{N}^*$ .

On a bien  $p_n \geq 0$  pour tout  $n \in \mathbb{N}^*$  et

$$\sum_{n \in \mathbb{N}^*} p_n = \sum_{n=1}^{+\infty} p_n = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{1}{2^k} = \frac{1}{2} \frac{1}{1-1/2} = 1.$$

Si  $A = \{n \in \mathbb{N}^*, n \text{ pair}\}$ ,

$$P(A) = \sum_{\substack{n \in \mathbb{N}^* \\ n \text{ pair}}} \frac{1}{2^n} = \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{1}{2^{2k}}$$

$$= \frac{1}{4} \sum_{i=0}^{+\infty} \frac{1}{4^i} = \frac{1}{4} \frac{1}{1 - \frac{1}{4}} = \frac{1}{3}.$$

Les propriétés vues dans le cas fini (proba d'une union, passage au complémentaire, conditionnement...) restent vraies dans le cas dénombrable.

Prop: Soit  $(\Omega, \mathcal{P})$  un espace de probabilité dénombrable et  $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite d'événements croissante ( $A_n \subset A_{n+1}$  pour toute  $n \in \mathbb{N}$ ) et  $(B_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite d'événements décroissante ( $B_{n+1} \subset B_n$  pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ).

Alors

$$1) \lim_{n \rightarrow +\infty} P(A_n) = P\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right)$$

$$2) \lim_{n \rightarrow +\infty} P(B_n) = P\left(\bigcap_{n \in \mathbb{N}} B_n\right)$$

Preuve.

1) On définit  $C_0 = A_0$  et, pour tout  $n \geq 1$ ,  
 $C_n = A_n \setminus A_{n-1}$ .

Alors  
\* les  $C_i$  sont deux à deux disjoints

si  $i < j$ ,  $C_i \subset A_{j-1}$  et

$$C_i \cap C_j \subset \underbrace{A_{j-1} \cap C_j}_{= A_{j-1} \cap (A_j \setminus A_{j-1})} = \emptyset$$

\* on a  $\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n$ .

En effet, puisque pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,  $C_n \subset A_n$ ,

$$\bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n \subset \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n.$$

Soit maintenant  $\omega \in \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$ , Il existe  $n \in \mathbb{N}$

tel que  $\omega \in A_n$ . Mais

$$A_n = A_n \setminus A_{n-1} \cup A_{n-1} = C_n \cup \underbrace{(A_{n-1} \setminus A_{n-2})}_{C_{n-1}} \cup A_{n-2}$$

$$= \bigcup_{k=0}^n C_k.$$

Donc il existe  $k \in \{0, \dots, n\}$  tel que  $\omega \in C_k$

et donc  $\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \subset \bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n$ .

2 à 2 disjoint

Ainsi,

$$\begin{aligned} P\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) &= P\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n\right) \\ &= \sum_{n \in \mathbb{N}} P(C_n) \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{k=0}^n P(C_k) \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} P\left(\bigcup_{k=0}^n C_k\right) \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} P(A_n) \end{aligned}$$

2) On passe aux complémentaires:

on définit  $A_n = B_n^c$ ,  $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est croissante

$$\begin{aligned} \text{et } P\left(\bigcap_{n \in \mathbb{N}} B_n\right) &= 1 - P\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) \\ &= 1 - \lim_{n \rightarrow +\infty} P(A_n) \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} (1 - P(A_n)) \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} P(B_n). \end{aligned}$$

## II Variables aléatoires discrètes

### 1) Définition

Déf: On appelle v.a. discrète toute application  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  où  $(\Omega, \mathbb{P})$  est un espace de probabilité discret.

(l'ensemble  $E$  des valeurs possibles de  $X$  est au plus dénombrable, et on appelle loi de  $X$  la probabilité  $\mathbb{P}_X$  sur  $\overline{E}$  associée à la famille  $(p_x = \mathbb{P}(X=x))_{x \in E}$ .

### 2) Lois discrètes classiques.

#### \* Loi géométrique

$X$  est de loi géométrique de paramètre  $p \in ]0, 1]$  si  $X$  est à valeurs dans  $\mathbb{N}^*$  et pour tout  $k \in \mathbb{N}^*$

$$\mathbb{P}(X=k) = p(1-p)^{k-1}.$$

On note  $X \sim \mathcal{G}(p)$ .

Si l'on considère un schéma de Bernoulli de  $n$  épreuves indépendantes avec proba de succès  $p$ , alors la proba de l'événement "le premier succès a lieu à la  $k$ ème expérience" avec  $k \in \{1, \dots, n\}$  est

$$\underbrace{(1-p) \times (1-p) \times (1-p) \times \dots \times (1-p)}_{k-1 \text{ fois}} \times p = (1-p)^{k-1} p.$$

Ex: on lance un dé à six faces équilibré jusqu'à obtenir un 6, et on note  $X$  le nbre de lancers. Alors  $X \sim \mathcal{G}(\frac{1}{6})$ .

Rq: la modélisation rigoureuse de cette infinité de lancers de dés sort du cadre de ce cours ( $\mathbb{N}$  est non dénombrable).

\* Loi de Poisson,

$X$  suit la loi de Poisson de paramètre  $\lambda \in \mathbb{R}_+^*$  (on note  $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$ ) si  $X$  est à valeurs dans  $\mathbb{N}$  et pour tout  $k \in \mathbb{N}$

$$P(X=k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}.$$

Utile pour modéliser un nombre d'événements dans un intervalle de temps (arrivées, connexions à un serveur) le nombre d'impuretés dans un câble...

Théorème (événements rares). Soient  $(p_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une suite de réels de  $[0, 1]$  et un réel  $\lambda > 0$  tels que  $np_n \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \lambda$ . Alors pour tout  $k \in \mathbb{N}$ ,

$$\binom{n}{k} p_n^k (1-p_n)^{n-k} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}.$$

Preuve:

On a

$$\begin{aligned} \binom{n}{k} p_n^k (1-p_n)^{n-k} &= \frac{n!}{k! (n-k)!} p_n^k (1-p_n)^{n-k} \\ &= \frac{n(n-1)(n-2)\dots(n-k+1)}{k!} p_n^k (1-p_n)^{n-k} \\ &= \frac{n(n-1)(n-2)\dots(n-k+1)}{n \cdot n \cdot n \dots n} \frac{(np_n)^k}{k!} (1-p_n)^{n-k} \end{aligned}$$

$$\underset{n \rightarrow +\infty}{\sim} \frac{\lambda^k}{k!} (1-p_n)^{n-k}$$

$$\begin{aligned} \text{et } (1-p_n)^{n-k} &= \exp\left((n-k) \ln(1-p_n)\right) \\ &= \exp\left((n-k) \left(-p_n + o(p_n)\right)\right) \\ &= \exp\left(-p_n(n-k) + o(np_n)\right) \\ &= \exp\left(-\lambda + o(1)\right) \end{aligned}$$

On a bien

$$\binom{n}{k} p_n^k (1-p_n)^{n-k} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}.$$

## II. Espérance.

Une v.a. discrète n'admet pas toujours d'espérance

Ex: Si  $X$  est à valeurs dans  $\mathbb{N}$  et satisfait  $\mathbb{P}(X=n) = \frac{6}{\pi^2 n^2}$  pour tout  $n \in \mathbb{N}$  (on a  $\sum_{n=1}^{+\infty} \frac{1}{n^2} = \frac{\pi^2}{6}$ ), alors la famille

$(n\mathbb{P}(X=n))_{n \in \mathbb{N}^*} = \left(\frac{6}{\pi^2 n}\right)_{n \in \mathbb{N}}$  n'est pas sommable.

Définition Soit  $X$  une v.a. discrète ayant pour valeurs possibles  $\{x_i, i \in I\}$  où les  $x_i$  sont distincts. Alors l'espérance de  $X$  est bien définie si la famille

$(|x_i| \mathbb{P}(X=x_i))_{i \in I}$  est sommable

et dans ce cas on la note  $\mathbb{E}[X]$  et on a

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{i \in I} x_i \mathbb{P}(X=x_i).$$

Proposition Soient  $X$  une v.a. discrète ayant pour valeurs possibles  $\{a_i, i \in I\}$  où les  $a_i$  sont distincts et  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction.

Alors  $Y = f(X)$  admet une espérance si et seulement si la famille

$(|f(a_i)| P(X=a_i))_{i \in I}$  est sommable et dans ce cas

$$\mathbb{E}[f(X)] = \sum_{i \in I} f(a_i) P(X=a_i).$$

Preuve:

Notons  $\{y_j: j \in J\}$  les valeurs possibles de  $Y$ , où les  $y_j$  sont distincts.

$$\begin{aligned} \text{Ainsi } |y_j| P(Y=y_j) &= |y_j| \sum_{\substack{i \in I \\ f(a_i) = y_j}} P(X=a_i) \\ &= \sum_{i \in I} |f(a_i)| P(X=a_i) \end{aligned}$$

Donc, par sommation par paquet,

$(|g(y_j)| P(Y=y_j))_{j \in J}$  est sommable

si et seulement si  $(|f(x_i)| P(X=x_i))_{i \in I}$

l'est, et à nouveau par sommation par paquet

$$\sum_{j \in J} y_j P(Y=y_j) = \sum_{i \in I} f(x_i) P(X=x_i).$$

Rq Si  $X_1, \dots, X_n$  sont des v.a. discrètes à valeurs dans  $E_1, \dots, E_n$  sous-ensembles

discrets de  $\mathbb{R}$ , et  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction,  $Y = f(X_1, \dots, X_n)$  admet une

espérance si et seulement si la famille

$(|f(x_1, \dots, x_n)| P(X_1=x_1, \dots, X_n=x_n))_{(x_1, \dots, x_n) \in E_1 \times \dots \times E_n}$  est sommable

et dans ce cas

$$E[f(X_1, \dots, X_n)] = \sum_{(x_1, \dots, x_n) \in E_1 \times \dots \times E_n} f(x_1, \dots, x_n) P(X_1=x_1, \dots, X_n=x_n)$$

L'espérance dans le cas discret est linéaire, comme dans le cas fini.

Definition: soit  $X$  une v.a. discrète et  $p \in \mathbb{R}_+^*$ . On appelle, s'il existe,  $\mathbb{E}[|X|^p]$  le moment d'ordre  $p$  de  $X$ .

Rq: si  $0 < p < q$ , puisque l'on a, pour tout  $x \in \mathbb{R}$ ,  $|x|^p \leq 1 + |x|^q$ , si  $X$  admet un moment d'ordre  $q$  alors  $X$  admet un moment d'ordre  $p$ .

Rq: on peut en fait démontrer l'inégalité de Jensen suivante: si  $\varphi: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est convexe et  $X$  et  $\varphi(X)$  admettent une espérance,

$$\varphi(\mathbb{E}[X]) \leq \mathbb{E}[\varphi(X)].$$

Puisque  $\varphi: x \mapsto |x|^{q/p}$  est convexe ( $q/p > 1$ )

$$(\mathbb{E}[|X|^p])^{q/p} \leq \mathbb{E}[|X|^p]^{q/p} = \mathbb{E}[|X|^q].$$

Definition: Soit  $X$  une v.a. discrète admettant un moment d'ordre 2 (i.e.  $\mathbb{E}[X^2]$  existe).  
On définit la variance  $\text{Var}(X)$  de  $X$  par

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

Definition: Soient  $X$  et  $Y$  deux v.a. discrètes admettant un moment d'ordre 2. On définit la covariance  $\text{Cov}(X, Y)$  par

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

Prop. si  $X$  et  $Y$  admettent un moment d'ordre 2,  $\mathbb{E}[XY]$  est bien défini puisque

$$|XY| \leq \frac{X^2}{2} + \frac{Y^2}{2}.$$

On peut également justifier l'existence de  $E[XY]$  à l'aide de l'inégalité de Cauchy-Schwarz.

Proposition: Si  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  et  $Y: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  sont deux v.a. discrètes admettant un moment d'ordre 2,

$$E[|XY|] \leq \sqrt{E[X^2]} \sqrt{E[Y^2]}$$

Preuve (utilisant C.S. par les sommes finies)  
Supposons que  $X$  prend ses valeurs dans

$E_1 \subset \mathbb{R}$  discret et  $Y$  dans  $E_2 \subset \mathbb{R}$  discret.

Soit  $J \subset E_1 \times E_2$  fini. Il existe

$J_1 \subset E_1$ ,  $J_2 \subset E_2$  finis tels que

$$J \subset J_1 \times J_2$$

On a

$$\sum_{(x,y) \in \mathcal{S}} |x y| P(X=x, Y=y)$$

$$= \sum_{(x,y) \in \mathcal{S}} |x| \sqrt{P(X=x, Y=y)} |y| \sqrt{P(X=x, Y=y)}$$

C.S. cas fini

$$\leq \sqrt{\sum_{(x,y) \in \mathcal{S}} (|x| \sqrt{P(X=x, Y=y)})^2} \sqrt{\sum_{(x,y) \in \mathcal{S}} (|y| \sqrt{P(X=x, Y=y)})^2}$$

termes positifs

$$\leq \sqrt{\sum_{x \in \mathcal{E}_1} x^2 \sum_{y \in \mathcal{E}_2} P(X=x, Y=y)} \sqrt{\sum_{y \in \mathcal{E}_2} y^2 \sum_{x \in \mathcal{E}_1} P(X=x, Y=y)}$$

$\leq P(X=x)$        $\leq P(Y=y)$

$$\leq \sqrt{\sum_{x \in \mathcal{E}_1} x^2 P(X=x)} \sqrt{\sum_{y \in \mathcal{E}_2} y^2 P(Y=y)}$$

$$\leq \sqrt{E[X^2]} \sqrt{E[Y^2]}$$

Les propriétés démontrées pour la variance dans le cas fini restent vraies dans le cas discret. Cela repose en particulier sur la proposition suivante :

Proposition : Soit  $\Omega$  un univers discret,  $\mathbb{P}$  une probabilité sur  $\Omega$  et  $X_1, \dots, X_n$  des v.a. sur  $\Omega$  à valeurs dans  $E_1, \dots, E_n$  discrets et indépendantes (vérifiant, pour tout  $(a_1, \dots, a_n) \in E_1 \times \dots \times E_n$ ,  $\mathbb{P}(X_1 = a_1, \dots, X_n = a_n) = \mathbb{P}(X_1 = a_1) \cdot \dots \cdot \mathbb{P}(X_n = a_n)$ ).

Alors pour toute fonctions  $f_1, \dots, f_n$  de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  telles que  $\mathbb{E}[f_1(X_1) \cdot \dots \cdot f_n(X_n)]$  et  $\mathbb{E}[f_k(X_k)]$  existent pour tout  $k \in \{1, \dots, n\}$ ,

$$\mathbb{E}[f_1(X_1) \cdot \dots \cdot f_n(X_n)] = \mathbb{E}[f_1(X_1)] \cdot \dots \cdot \mathbb{E}[f_n(X_n)].$$

## IV Fonction de répartition.

Définition : Soit  $\Omega$  un univers dénombrable,  $P$  une probabilité sur  $\Omega$  et  $X$  une v.a. sur  $\Omega$ , prenant ses valeurs dans une partie dénombrable  $E$  de  $\mathbb{R}$ . La fonction de répartition de  $X$ , notée  $F_X$ , est définie par

$$F_X: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ t \mapsto P(X \leq t) = \sum_{\substack{x \in E \\ x \leq t}} P(X = x)$$

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

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

