

Cours Parimaths su 17 mai 2025, théorie de l'information

Maxime Muller

May 17, 2025

# Contents

<b>1</b>	<b>Théorie de l'information</b>	<b>2</b>
1.1	Probabilités . . . . .	2
1.2	Theorie de l'information . . . . .	3

# Chapter 1

## Théorie de l'information

### 1.1 Probabilités

**Definition 1.1.1** (L'univers). L'univers,  $\Omega$  est un ensemble fini ou dénombrable non vide

**Definition 1.1.2** (Une probabilité). Une probabilité sur  $\Omega$  est une fonction,  $P : \mathcal{P}(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}^+$  telle que :

- $P(\Omega) = 1$
- $\forall (A_n)_{n \in \mathbb{N}} \in \mathcal{P}(\Omega)^{\mathbb{N}}$ , 2 à 2 disjoints,  $P(\bigsqcup_{n \in \mathbb{N}} A_n) = \sum_{n \in \mathbb{N}} P(A_n)$

**Definition 1.1.3** (Variable aléatoire). Soit  $E$  un ensemble. Une variable aléatoire à valeurs dans  $E$  est :  $X : \Omega \rightarrow E$

**Notation.** Pour  $x \in E$ , on note :

$$(X = x) = \{\omega \in \Omega | X(\omega) = x\}$$

$$P(X = x) = P((X = x))$$

**Definition 1.1.4** (Sommes de variable aléatoires). Soit  $X, Y$  deux variables aléatoires à valeurs dans  $E$  et  $F$ .  $X$  et  $Y$  sont... voir le cours du manuel de maths

**Remark** (Indépendances). Soit  $X_1, \dots, X_{n+1}$  des variables aléatoires. Elles sont indépendantes ssi  $X_1, \dots, X_n$  sont indépendantes et  $(X_1, \dots, X_n)$  sont indépendantes

**Definition 1.1.5** (Espérance). Soit  $X$  une variable aléatoire réelle positive. L'espérance de  $X$  est :

$$E(X) = \sum_{x \in \mathbb{R}} P(X = x)x \in [0, \inf]$$

**Lemma 1.1.1** (Inégalité de Markov). Soit  $X$  une VAR positive d'espérance finie. Soit  $a > 0$ .

$$P(X \geq a) \leq \frac{E(X)}{a}$$

**Proof.** Soit  $Y$  une variable aléatoire telle que :  $Y(\omega) = \begin{cases} a & \Leftrightarrow X(\omega) \geq a \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

$$\begin{aligned} Y &\leq X \\ E(Y) &\leq E(X) \\ E(Y) &= aP(X \geq a) + 0 \\ aP(X \geq a) &\leq E(X) \end{aligned}$$

\*)

**Lemma 1.1.2 (Inégalité de Bienaymé-Tchebychev).** Soit  $X$  une VAR positive de variance finie. Soit  $\varepsilon \in \mathbb{R}_+$ . Alors :

$$P(|X - E(X)| \geq \varepsilon) \leq \frac{V(X)}{\varepsilon^2}$$

**Lemma 1.1.3 (Loi faible des grands nombres).** Soit  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$  des VAR positives de variance finies, indépendantes et de même loi. Alors,  $\forall \varepsilon \gg 0$ ,

$$P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - E(X_i)\right| \geq \varepsilon\right) \rightarrow 0 \text{ (n} \rightarrow \infty)$$

**Proof.** Laissée en exercice au lecteur

\*)

**Definition 1.1.6 (Convexité).** Soit  $I \subset \mathbb{R}$ ,  $f : I \rightarrow \mathbb{R}$ .  $f$  est convexe sur  $I$  ssi :

$$\forall (x, y) \in I^2, \forall \lambda \in [0, 1], f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

**Theorem 1.1.1 (Inégalité de Jensen).** Soit  $I$  un intervalle,  $f : I \rightarrow \mathbb{R}$  convexe,  $x_1, \dots, x_n \in I$ ,  $(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{R}_+^n$  t.q.  $\sum \lambda_i = 1$  Alors :

$$f\left(\sum \lambda_i x_i\right) \leq \sum \lambda_i f(x_i)$$

**Proof.** Laissée en exercice au lecteur.

\*)

**Lemma 1.1.4 (Inégalité sur l'espérance).** Soit  $X$  à valeurs dans  $I$  et  $f : I \rightarrow \mathbb{R}$  convexe telles que  $X$  et  $f(X)$  sont d'espérance finie.

$$E(f(X)) \geq f(E(X))$$

**Proof.** Laissée en exercice au lecteur.

\*)

## 1.2 Théorie de l'information

### 1.2.1 Entropie

**Definition 1.2.1 (Entropie).** Soit  $\mathcal{X}$  fini telle que  $|\mathcal{X}| \geq 2$ ,  $p : \mathcal{X} \rightarrow [0, 1]$  une distribution probabiliste. L'entropie de  $p$  est :

$$H(p) = - \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x) \log(p(x))$$

---

**Theorem 1.2.1** (Inégalité de Gibbs). Soit  $p, q : \mathcal{X} \rightarrow [0, 1]$  une distribution de probabilités.

$$H(p) \leq - \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x) \log(q(x))$$

avec égalité ssi  $p = q$

**Proof.** Laissée en exercice au lecteur. ⊗

**Lemma 1.2.1** (Proposition). Soit  $(X_1, \dots, X_n)$  des VAR à valeurs dans  $\mathcal{X}$  Alors :

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

avec égalité ssi les  $X_i$  sont indépendants

**Proof.** Laissée en exercice au lecteur. ⊗

**Theorem 1.2.2** (1er théorème de Shannon). Soit  $p : \Xi \rightarrow [0, 1]$  une distribution de probabilités. On note  $D = |\Xi|$ . On note  $\log = \log_D$ . Soit  $R \in [0, 1]$ . Si  $R$

**Proof.** Laissée en exercice au lecteur. ⊗