

Introduction cours n°2 du 18/09/2020

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

- ① Qu'est-ce qu'un bit d'information ?
- ② Qu'est ce que l'entropie d'une variable aléatoire réelle ?
- ③ Qu'elle est l'entropie d'une variable aléatoire réelle suivant la loi de Bernouilli de paramètre $p \in [0, 1]$?
- ④ Pour une variable aléatoire réelle de support fini de cardinal N par quelle quelle valeur est majorée son entropie ?
- ⑤ Si la contrainte de support est levée pour une contrainte de moyenne le résultat est-il toujours valable ? (Lois uniformes à support inclus dans \mathbb{N} dont l'espérance vaut 1)
- ⑥ Comment minimiser le nombre de question d'un questionnaire ?

Entropie d'une loi géométrique $\mathcal{G}(p)$

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

❶ rappel $(\forall n \in \mathbb{N}^*) p(X = n) = q^{n-1}p$

❷ Calcul de l'entropie

$$\begin{aligned} H(X) &= -\sum_{n=1}^{+\infty} q^{n-1} p \log_2(q^{n-1} p) \\ &= -p \left[\sum_{n=1}^{+\infty} q^{n-1} \log_2(q^{n-1}) + \sum_{n=1}^{+\infty} q^{n-1} \log_2(p) \right] \\ &= -p \left[\sum_{n=1}^{+\infty} (n-1) q^{n-1} \log_2(q) + \frac{1}{1-q} \log_2(p) \right] \\ &= -p \left[\frac{q}{(1-q)^2} \log_2(q) + \frac{1}{p} \log_2(p) \right] \\ &= -p \left[\frac{q}{p^2} \log_2(q) + \frac{1}{p} \log_2(p) \right] \\ &= \frac{-q \log_2(q) - p \log_2(p)}{p} \end{aligned}$$

$$H(\mathcal{G}(p)) = \frac{H(\mathcal{B}(p))}{p}$$

Entropie d'une loi géométrique $\mathcal{G}(\frac{1}{2})$

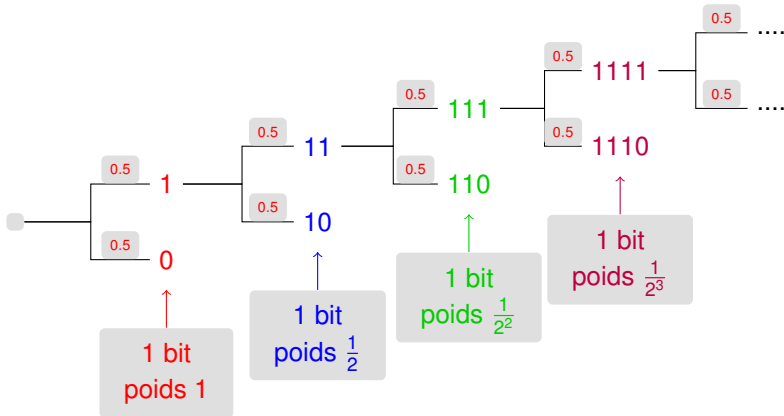
Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

$$H(\mathcal{G}(\frac{1}{2})) = \begin{cases} 2 \times H(\mathcal{B}(\frac{1}{2})) = 2 \\ 1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{2^2} + \frac{1}{2^3} + \dots = \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{1}{2^n} = 2 \end{cases}$$



Loi géométrique $\mathcal{G}\left(\frac{1}{2}\right)$: longueur moyenne des mots

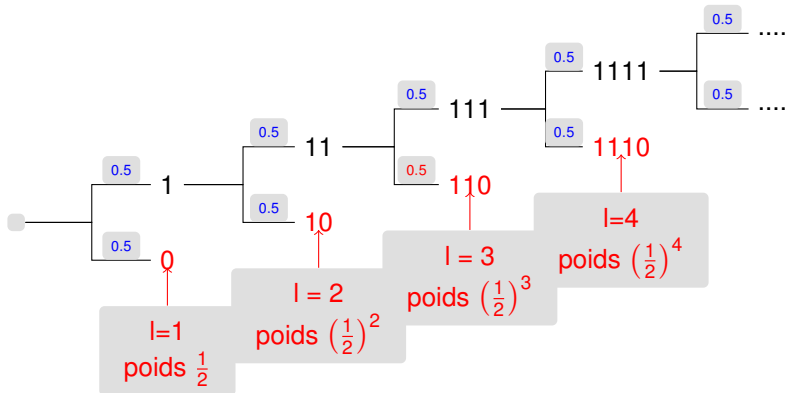
Théorie de l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une variable aléatoire

Entropie d'un couple de variables aléatoires

$$\begin{aligned} L &= 1 \times \frac{1}{2} + 2 \times \frac{1}{2^2} + 3 \times \frac{1}{2^3} + \dots \\ &= \sum_{n \in \mathbb{N}} n \times \frac{1}{2^n} \\ &= \frac{\frac{1}{2}}{\left(1 - \frac{1}{2}\right)^2} \\ &= 2 \end{aligned}$$



Entropie d'une loi géométrique $\mathcal{G}\left(\frac{1}{4}\right)$

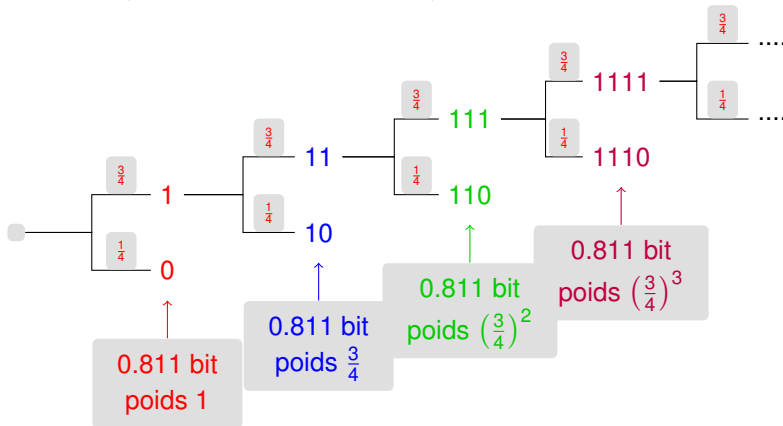
Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

$$H\left(\mathcal{G}\left(\frac{1}{4}\right)\right) = \begin{cases} 4 \times H\left(\mathcal{B}\left(\frac{1}{4}\right)\right) = 4 \times 0.811 \\ 0.811 \left(1 + \frac{3}{4} + \left(\frac{3}{4}\right)^2 + \left(\frac{3}{4}\right)^3 + \dots\right) = 0.811 \sum_{n \in \mathbb{N}} \left(\frac{3}{4}\right)^n \end{cases}$$



$\mathcal{G} \left(\frac{1}{4} \right)$: longueur moyenne des mots

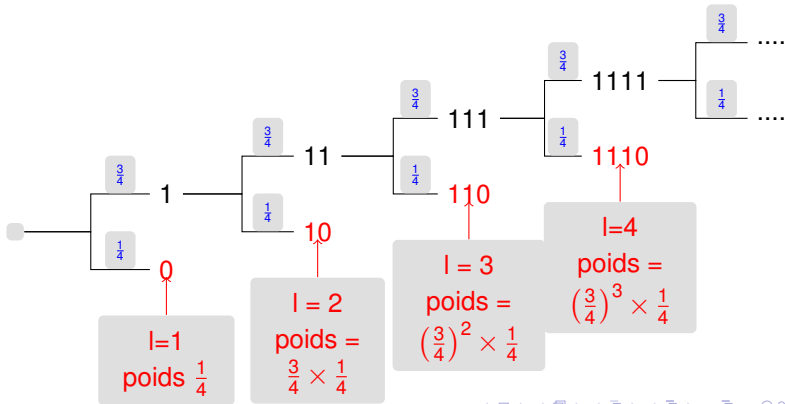
Théorie de l'information (partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une variable aléatoire

$$\begin{aligned} L &= 1 \times \frac{1}{4} + 2 \times \frac{3}{4} \times \frac{1}{4} + 3 \times \left(\frac{3}{4}\right)^2 \times \frac{1}{4} + \dots \\ &= \frac{1}{4} \sum_{n \in \mathbb{N}^*} n \times \left(\frac{3}{4}\right)^{n-1} \\ &= \frac{1}{4} \times \frac{1}{\left(1 - \frac{3}{4}\right)^2} \\ &= 4 \end{aligned}$$

$$\left[= E \left(\mathcal{G} \left(\frac{1}{4} \right) \right) \right]$$



Inégalité de Gibbs

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

Soit $P = \{p_k; k \in [[1, n]]\}$ et $Q = \{q_k; k \in [[1, n]]\}$ deux lois de probabilité sur un même support de cardinal k

$$\sum_{k=1}^n p_k \log_2 \left(\frac{q_k}{p_k} \right) \leq 0$$

couple de V.A.R à support fini : loi de probabilité, loi marginales

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

Soit $Z = (X, Y)$ un couple de VAR de support \mathcal{A} .
loi de $Z = (X, Y)$:

$$\{p((X, Y) = (x, y)) : (x, y) \in \mathcal{A}\}$$

X et Y sont les **VAR marginales** du couple.
Leurs support respectifs sont notés \mathcal{A}_X et \mathcal{A}_Y .

$$\mathcal{A} = \mathcal{A}_X \times \mathcal{A}_Y$$

Les lois marginales :

- ① $(\forall x \in \mathcal{A}_X) p(X = x) = \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} P((X, Y) = (x, y))$
- ② $(\forall y \in \mathcal{A}_Y) p(Y = y) = \sum_{x \in \mathcal{A}_X} P((X, Y) = (x, y))$

notations : $p(X = x)$ ou $p_X(x)$ sera noté $p(x)$ lorsqu'il n'y aura pas de confusion possible, de même $p(X = x, Y = y)$ ou $p_{X,Y}(x, y)$ sera noté $p(x, y)$

couple de V.A.R à support fini : lois de probabilité conditionnelles

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

$$p(X = x | Y = y) = \frac{p(X=x, Y=y)}{p(Y=y)}$$

- ① $p(X = x | Y = y) = \frac{p(X=x, Y=y)}{\sum_{x \in \mathcal{A}_X} p(x, y)}$
- ② $p(x, y) = p(X = x | Y = y) p(Y = y)$

Indépendance

- ① $(\forall (x, y) \in \mathcal{A}) p(X = x | Y = y) = p(X = x)$
- ② $(\forall (x, y) \in \mathcal{A}) p(x, y) = p(X = x) p(Y = y)$

Entropie conjointe et Entropies marginales

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

Entropie conjointe :

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in \mathcal{A}_X} \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} p(x, y) \log_2 (p(x, y))$$

Entropies marginales

$$\begin{aligned} H(X) &= - \sum_{x \in \mathcal{A}_X} p(x) \log_2 (p(x)) \\ H(Y) &= - \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} p(y) \log_2 (p(y)) \end{aligned}$$

Relation entre Entropie conjointe et Entropies marginales

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

Entropie conjointe et entropies marginales lorsque X et Y sont **indépendantes**

$$H(X, Y) = H(X) + H(Y)$$

Entropie conjointe et entropies marginales

$$H(X, Y) \leq H(X) + H(Y)$$

$$H(X, Y) = H(X) + H(Y) + \underbrace{\sum_{x \in \mathcal{A}_X} \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} p(x, y) \log_2 \left(\frac{p(x)p(y)}{p(x, y)} \right)}_{< 0 \text{ (cf inégalité de Gibbs)}}$$

Divergence de Kullback- Liebler ou entropie relative

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

Soit deux loi \mathcal{P} et Q définies sur un même support \mathcal{A} , la divergence de Kullback-Liebler est donnée par

$$\mathcal{D}(\mathcal{P}||Q) = \sum_{x \in \mathcal{A}} p(x) \log_2 \left(\frac{p(x)}{q(x)} \right)$$

avec les conventions

$$0 \log_2 \left(\frac{0}{0} \right) = 0, 0 \log_2 \left(\frac{0}{q} \right) = 0 \text{ et } p \log_2 \left(\frac{p}{0} \right) = \infty$$

- 1 $\mathcal{D}(\mathcal{P}||Q) \geq 0$
- 2 $\mathcal{D}(\mathcal{P}||Q) = 0$ si et seulement si \mathcal{P} et Q sont identiques

Information mutuelle

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

L'information mutuelle $I(X, Y)$ est la divergence de Kullback entre la loi conjointe et le produit de ces marginales.

$$I(X, Y) = \sum_{x \in \mathcal{A}_X} \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} p(x, y) \log_2 \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right)$$

Entropie, entropies marginales, information mutuelle

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

$$H(X, Y) = H(X) + H(Y) - I(X, Y)$$

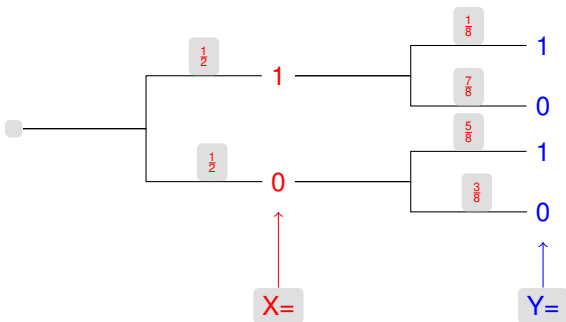
Exemple $H(X, Y) = H(X) + H(Y) - I(X, Y)$

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires



$$H(X, Y) = 1.748999$$

$$\begin{aligned}
 & -\frac{1}{16} \log_2 \left(\frac{1}{16} \right) - \frac{7}{16} \log_2 \left(\frac{7}{16} \right) - \frac{5}{16} \log_2 \left(\frac{5}{16} \right) - \frac{3}{16} \log_2 \left(\frac{3}{16} \right) \\
 & 4 \left(\frac{1}{16} + \frac{7}{16} + \frac{5}{16} + \frac{3}{16} \right) - \frac{1}{16} (7 \log_2(7) + 5 \log_2(5) + 3 \log_2(3)) \\
 & 4 - \frac{7 \log_2(7) + 5 \log_2(5) + 3 \log_2(3)}{16}
 \end{aligned}$$

$$H(X) = 1$$

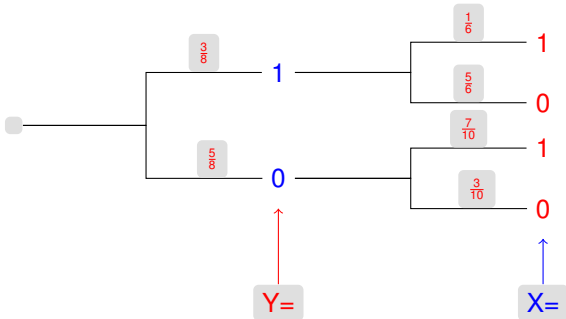
Exemple $H(X, Y) = H(X) + H(Y) - I(X, Y)$

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires



$$\begin{aligned} H(Y) &= -\frac{3}{8} \log_2 \left(\frac{3}{8} \right) - \frac{5}{8} \log_2 \left(\frac{5}{8} \right) \\ &= 3 \left(\frac{3}{8} + \frac{5}{8} \right) - \frac{3 \log_2(3) + 5 \log_2(5)}{8} \\ &= 3 - \frac{3 \log_2(3) + 5 \log_2(5)}{8} \\ &= 0.954434 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} I(X, Y) &= 1.954434 - 1.748999 \\ &= 0.205435 \end{aligned}$$

Entropie conditionnelle

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires

$$H(Y|X = x) = - \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} p(y|x) \log_2(p(y|x))$$

$$H(Y|X) = - \sum_{x \in \mathcal{A}_X} p(x) H(Y|X = x)$$

$$H(Y|X) = - \sum_{x \in \mathcal{A}_X} \sum_{y \in \mathcal{A}_Y} p(x, y) \log_2(p(y|x))$$

Cas particulier

- 1 pour le couple (X, X) on a $H(X, X) = 0$
 $(\forall (x_i, x_j) \in \mathcal{A}_X^2) p(x_i|x_j) = \delta_{ij}$, et donc $(\forall x_j \in \mathcal{A}_X) H(X|x_j) = 0$
- 2 pour un couple (X, Y) indépendant $H(Y|X) = H(Y)$:
 $(\forall (x_i, y_j) \in \mathcal{A}_X \times \mathcal{A}_Y) p(y_j|x_i) = p(y_j)$, et donc
 $(\forall x_i \in \mathcal{A}_X) H(Y|x_i) = H(Y)$

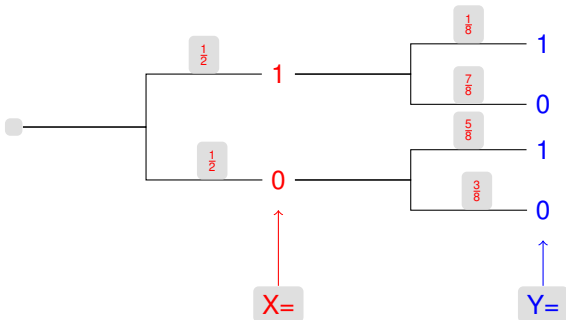
Exemple $H(Y|X)$

Théorie de
l'information
(partie 1)

Michel Celette

Entropie d'une
variable
aléatoire

Entropie d'un
couple de
variables
aléatoires



$$\begin{aligned}H(Y|X=1) &= -\frac{1}{8}\log_2\left(\frac{1}{8}\right) - \frac{7}{8}\log_2\left(\frac{7}{8}\right) \\&= 3 - \frac{7\log_2(7)}{8} \\&= 0.54356\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}H(Y|X=0) &= -\frac{5}{8}\log_2\left(\frac{5}{8}\right) - \frac{3}{8}\log_2\left(\frac{3}{8}\right) \\&= 3 - \frac{5\log_2(5) - 3\log_2(3)}{8} \\&= 0.95443\end{aligned}$$

$$H(Y|X) = 0.748995$$