

Entropie conditionnelle : $H(Y|X)$

$$\begin{array}{l} \text{v.a. } X \quad \mathcal{A} = \{x_1, \dots, x_N\} \\ \text{v.a. } Y \quad \mathcal{B} = \{y_1, \dots, y_M\} \end{array}$$

Mesure l'entropie restante (i.e. l'incertitude) d'une v.a. Y sachant que la valeur d'une autre v.a. X est connue.

$H(Y|X)$ est la moyenne de $H(Y|X=x_i)$ sur toutes les valeurs possibles x_i que peut prendre la v.a. X

$$\begin{aligned} H(Y|X) &\triangleq \sum_{i=1}^N p(X=x_i) \cdot H(Y|X=x_i) \\ &= \sum_{i=1}^N p(X=x_i) \left\{ - \sum_{j=1}^M p(Y=y_j|X=x_i) \cdot \log p(Y=y_j|X=x_i) \right\} \\ &= - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(X=x_i) \cdot p(Y=y_j|X=x_i) \cdot \log p(Y=y_j|X=x_i) \\ &= - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(X=x_i, Y=y_j) \cdot \log \frac{p(Y=y_j, X=x_i)}{p(X=x_i)} \\ H(Y|X) &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(X=x_i, Y=y_j) \cdot \log \frac{p(X=x_i)}{p(Y=y_j, X=x_i)} \end{aligned}$$

Montrer que $H(X, Y) = H(X|Y) + H(Y)$

$$\begin{aligned} H(X, Y) &\triangleq - \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N p(X=x_i, Y=y_j) \log p(X=x_i, Y=y_j) \quad \Downarrow \text{Bayes} \\ &= - \sum_j \sum_i p(X=x_i|Y=y_j) \cdot p(Y=y_j) \log \{ p(X=x_i|Y=y_j) \cdot p(Y=y_j) \} \quad \Downarrow \\ &= - \sum_j \sum_i p(X=x_i|Y=y_j) \cdot p(Y=y_j) \log p(X=x_i|Y=y_j) \quad \log ab = \log a + \log b \\ &\quad - \sum_j \sum_i p(X=x_i|Y=y_j) \cdot p(Y=y_j) \log p(Y=y_j) \\ &= - \sum_j p(Y=y_j) \sum_i p(X=x_i|Y=y_j) \log p(X=x_i|Y=y_j) \\ &\quad - \sum_j p(Y=y_j) \log p(Y=y_j) \sum_i p(X=x_i|Y=y_j) \\ &\quad \begin{array}{l} 1^{\text{e}} \text{ ligne} = \text{entropie conditionnelle } H(X|Y=y_j) \Rightarrow H(X|Y) \\ 2^{\text{e}} \text{ ligne} \quad \sum_i p(X=x_i|Y=y_j) \text{ loi conditionnelle } p(X|Y=y_j) \end{array} \\ &= - \sum_j p(Y=y_j) \cdot H(X|Y=y_j) - \sum_j p(Y=y_j) \cdot \log p(Y=y_j) \\ &\quad H(X, Y) = H(X|Y) + H(Y) \end{aligned}$$

De la m^{me} façon $H(X, Y) = H(Y|X) + H(X)$

Information mutuelle. Montrer que $I(X; Y) = H(Y) - H(Y|X)$.

$$I(X; Y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(X=x_i, Y=y_j) \cdot \log \frac{p(X=x_i, Y=y_j)}{p(X=x_i) p(Y=y_j)}$$

Bayes \rightarrow

$$I(X; Y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(Y=y_j | X=x_i) \cdot p(X=x_i) \cdot \log \frac{p(Y=y_j | X=x_i) \cdot p(X=x_i)}{p(X=x_i) \cdot p(Y=y_j)}$$

$\hookrightarrow \log \frac{a}{b} = \log a - \log b$

$$= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(Y=y_j | X=x_i) \cdot p(X=x_i) \left\{ \log p(Y=y_j | X=x_i) - \log p(Y=y_j) \right\}$$

~~$$= \sum_{i=1}^N p(X=x_i) \sum_{j=1}^M p(Y=y_j) \left\{ \log p(Y=y_j | X=x_i) - \log p(Y=y_j) \right\}$$~~

$$= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(Y=y_j | X=x_i) \cdot p(X=x_i) \log p(Y=y_j | X=x_i)$$

$$- \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(Y=y_j | X=x_i) \cdot p(X=x_i) \log p(Y=y_j)$$

$$= \sum_{i=1}^N p(X=x_i) \underbrace{\sum_{j=1}^M p(Y=y_j | X=x_i) \cdot \log p(Y=y_j | X=x_i)}_{\substack{\text{d'après Bayes.} \\ H(Y|X=x_i)}}$$

$$- \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p(X=x_i | Y=y_j) \cdot p(Y=y_j) \log p(Y=y_j)$$

$$= -H(Y|X) - \sum_{j=1}^M p(Y=y_j) \cdot \log p(Y=y_j) \underbrace{\sum_{i=1}^N p(X=x_i | Y=y_j)}_{\substack{\text{loi conditionnelle} \\ \sum_i p(X=x_i | Y=y_j) = 1}}$$

$$\sum_i p(X=x_i | Y=y_j) = 1$$

$$I(X; Y) = H(Y) - H(Y|X)$$

De la même façon on peut montrer que $I(X; Y) = H(X) - H(X|Y)$

Montrer que $H(X)$ est une auto-information $I(X; X)$.

1^{ère} façon : utiliser la définition de l'information mutuelle et la démonstration est directe.

2^{ème} façon :

$$H(X) = - \sum_{i=1}^N p(X=x_i) \log p(X=x_i)$$

$$= - \sum_{i=1}^N p(X=x_i) \log \frac{p(X=x_i)^2}{p(X=x_i)}$$

$$H(X) = I(X; X)$$

Source sans mémoire : chaque symbole émis est indépendant du précédent
 Source S , avec un alphabet $\mathcal{A} = \{a_1, a_2, \dots\}$ émet des symboles x_1, x_2, \dots

La probabilité d'avoir en sortie de la source S x_1, x_2, \dots, x_n est donnée par $p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_i p(x_i)$

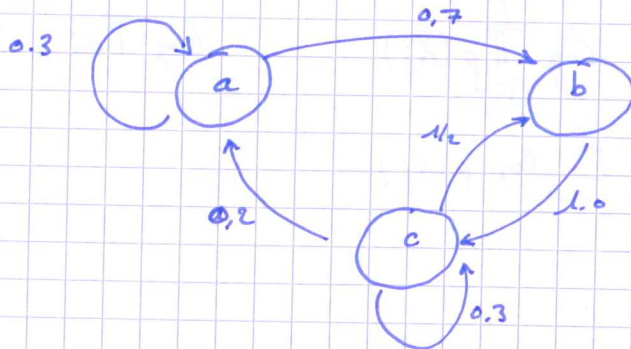
Source avec mémoire ou source de Markov.

Les symboles émis par la source ne sont pas indépendants.

Par exemple pour une source de Markov d'ordre 1 :

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = p(x_1) \cdot p(x_2|x_1) \cdot p(x_3|x_2) \dots p(x_n|x_{n-1})$$

Exemple d'une telle source : source ternaire $\mathcal{A} = \{a, b, c\}$



On suppose être dans l'état a

$$\Leftrightarrow x_k = a$$

Donner les probas pour les symboles qui peuvent suivre :

$$p(x_{k+1} = a | x_k = a) = 0,3$$

$$p(x_{k+1} = b | x_k = a) = 0,7$$

$$p(x_{k+1} = c | x_k = a) = 0$$

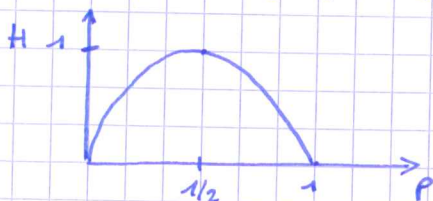
Noter que si le symbole suivant est b ($x_{k+1} = b$) alors $x_{k+2} = c$!

Entropie d'une source binaire sans mémoire :

Soit S cette source, définie sur $\mathcal{A} = \{0, 1\}$ avec $p(x=0) = p$

$$H(x) = - p(x=0) \cdot \log p(x=0) - p(x=1) \log p(x=1) \quad p(x=1) = 1-p$$

$$H(x) = p \log \frac{1}{p} + (1-p) \log \frac{1}{1-p}$$



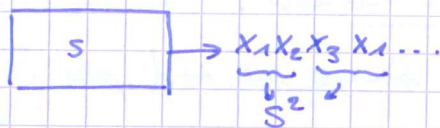
l'incertitude est maximale pour $p = 1/2$!

Entropie d'une source sans mémoire étendue à du codage par bloc.

Soit une source S avec un alphabet de taille N

La sortie de la source S (sans mémoire) est groupée par bloc de k symboles.

⇒ définition d'une nouvelle source S^k



Quelle est la valeur de l'entropie de cette nouvelle source ?

$$H(S^k) = - \sum_{i=1}^{N^k} p(X_1, X_2, \dots, X_k) \cdot \log p(X_1, X_2, \dots, X_k)$$

Or, la source est sans mémoire :

$$H(S^k) = - \sum_{i=1}^{N^k} \prod_{j=1}^k p(X_j) \log \prod_{j=1}^k p(X_j)$$

$$\log \prod a_i = \sum \log a_i$$

$$H(S^k) = - \sum_{i=1}^{N^k} \prod_{j=1}^k p(X_j) \sum_{j=1}^k \log p(X_j)$$

Soit la source S X_1, X_2 $N=2$

Soit la source S^2 $X_1X_1, X_1X_2, X_2X_1, X_2X_2$ $N=4$

Montrer que $H(S^2) = 2 H(S)$

$$H(S^2) = - (p(X_1, X_1) \log p(X_1, X_1) + p(X_2, X_2) \log p(X_2, X_2) + 2 p(X_1, X_2) \log p(X_1, X_2))$$

$$= - (2 p^2(X_1) \log p(X_1) + 2 p^2(X_2) \log p(X_2) + 2 p(X_1) \cdot p(X_2) (\log p(X_1) + \log p(X_2)))$$

$$= - 2 \underbrace{ (p(X_1) + p(X_2)) }_{=1} (p(X_1) \log p(X_1) + p(X_2) \log p(X_2))$$

$$= 2 H(S)$$

Binary Erasure Channel

Inputs
 X var
 0
 1

CAPACITY

Outputs
 Y var
 0 and an "erasure" symbol written as "?"
 1

For a given distribution $p_0 = p(X=0)$
 + Erasure probability f

The mutual information between channel input X and channel output Y can be written as:

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

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

$$H(X) = ? \quad H(X) = - \sum_{i \in \{0,1\}} p(X=x_i) \log p(X=x_i)$$

$$H(X) = p_0 \log \frac{1}{p_0} + (1-p_0) \log \frac{1}{1-p_0}$$

$$H(X|Y) = ? \quad H(X|Y) = \sum_{i=0}^2 p(Y=y_i) H(X|Y=y_i)$$

with $y_0 = 0$, $y_1 = 1$ and $y_2 = "?"$

$$\textcircled{1} H(X|Y=y_0) = 0$$

$$H(X|Y=y_1) = 0$$

$$\textcircled{2} H(X|Y=y_2) = - \sum_{i \in \{0,1\}} p(X=x_i | Y=y_2) \log p(X=x_i | Y=y_2)$$

$$p(X=x_0 | Y=y_2) = \frac{p(X=x_0, Y=y_2)}{p(Y=y_2)} = \frac{p(Y=y_2 | X=x_0) p(X=x_0)}{p(Y=y_2)} p(X=x_0)$$

$$= \frac{f \cdot p_0}{f \cdot p_0 + f(1-p_0)} p_0$$

$$p(Y=y_2) = p(X=x_0, Y=y_2) + p(X=x_1, Y=y_2)$$

$$p(X=x_0 | Y=y_2) = p_0$$

$$\text{idem } p(X=x_1 | Y=y_2) = 1-p_0$$

$$\text{In conclusion } H(X|Y) = \left\{ p_0 \log \frac{1}{p_0} + (1-p_0) \log \frac{1}{1-p_0} \right\} \times f$$

$$I(X; Y) = (1-f) \left\{ p_0 \log \frac{1}{p_0} + (1-p_0) \log \frac{1}{1-p_0} \right\}$$

The capacity of the channel is obtained by maximizing $I(X; Y)$
 $\Rightarrow p_0 = \frac{1}{2} \Rightarrow C = 1-f$

$H(X^N) = N \cdot H(X)$, Extensions of a source

Original source alphabet, \mathcal{X} , has I symbols.
Its N^{th} extension, \mathcal{X}^N will have I^N symbols

$$\begin{aligned} H(X^N) &= \sum_{i_1=1}^I \dots \sum_{i_N=1}^I p_{i_1} \dots p_{i_N} \times \log \left(\frac{1}{p_{i_1} \dots p_{i_N}} \right) \\ &= \sum_{i_1=1}^I \dots \sum_{i_N=1}^I p_{i_1} \dots p_{i_N} \cdot \sum_{j=1}^N \log \left(\frac{1}{p_{i_j}} \right) \\ &= \sum_{j=1}^N \sum_{i_1=1}^I \dots \sum_{i_N=1}^I p_{i_1} \dots p_{i_N} \cdot \log \left(\frac{1}{p_{i_j}} \right) \\ &= \sum_{j=1}^N \sum_{i_j=1}^I \sum_{i_k \neq j} p_{i_1} \dots p_{i_N} \cdot \log \left(\frac{1}{p_{i_j}} \right) \\ &= \sum_{j=1}^N \sum_{i_j=1}^I p_{i_j} \cdot \log \left(\frac{1}{p_{i_j}} \right) \times \sum_{i_k \neq j} p_{i_1} \dots p_{i_{j-1}} p_{i_{j+1}} \dots p_{i_N} \end{aligned}$$

$$H(X^N) = N \times H(X)$$