# TS226

# Codes correcteur d'erreur

**Romain Tajan** 

8 septembre 2021

#### **Plan**

- 1 Introduction au codage / définitions
- Code correcteur d'erreur
- Probabilité d'erreur
- 2 Théorie de l'information / Capacité d'un canal
- ▶ Rappels de théorie de l'information
- Capacité d'un canal
- ▶ Théorème de Shannon

# **Exemple de QCM**

# Comment allez vous aujourd'hui?

- Très bien
- Bien
- Mal
- Très mal

#### Plan

- Introduction au codage / définitions
- Sur la modélisation du canal
- ▶ Probabilité d'erreur
- Retour sur les enjeux
- 2 Théorie de l'information / Capacité d'un canal

#### Redéfinissons le canal...

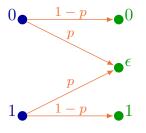
Un **canal** est défini par un triplet :  $(\mathcal{X}, \mathcal{Y}, p(y|x))$  où

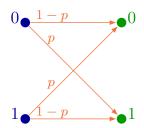
- X est l'alphabet d'entrée
- y est l'alphabet de sortie
- p(y|x) est la probabilité de transition

Soit  $n \in \mathbb{N}$  et soit le canal  $(\mathcal{X}^n, \mathcal{Y}^n, p(\mathbf{y}|\mathbf{x}))$ , ce canal est dit "sans mémoire" si sa probabilité de transition vérifie

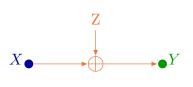
$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^{n} p(y_i|x_i)$$

### Canaux BEC / BSC





### Le canal additif gaussien



$$\bullet \; \mathcal{X} = \mathbb{R} \; ou \; \mathcal{X} = \{-1,1\}$$

$$ullet \mathcal{Y} = \mathbb{R}$$

• 
$$p(y|x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y-x)^2}$$

## J'ai compris la définition d'un code correcteur d'erreurs

- Très bien
- Bien
- Mal
- Très mal

#QDLE#S#ABCD#30#

## Code (M, n)

Un code (M, n) pour le canal  $(\mathcal{X}^n, \mathcal{Y}^n, p(\mathbf{y}|\mathbf{x}))$  est composé de 3 éléments

- ullet Un ensemble de M messages. On notera cet ensemble  $\mathcal{M} = \{0,1,\ldots,M-1\}$
- Une fonction d'**encodage** (ou encodeur) notée  $\phi$  :

$$\phi: \mathcal{M} \to \mathcal{X}^n$$

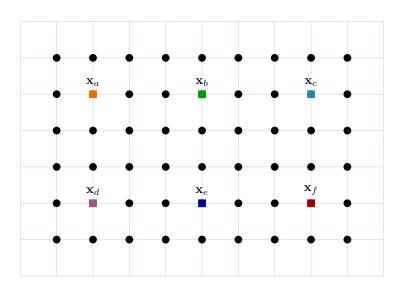
$$W \mapsto \mathbf{X} = \phi(W)$$

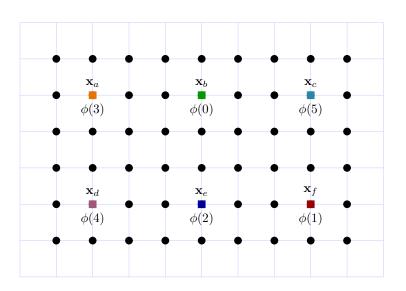
 $\phi(\cdot)$  doit être **injective** 

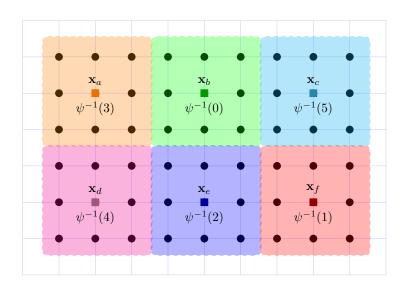
• Une fonction de **décodage** (ou décodeur) notée  $\psi$  :

$$\psi: \mathcal{Y}^n \to \mathcal{M}$$
  
 $\mathbf{Y} \mapsto \hat{W} = \psi(\mathbf{Y})$ 

 $\psi(\cdot)$  doit être surjective







# Soit un code à 3 répétitions, travaillant sur des blocs de messages de 4 bits. Ce code est un code

- (4, 12)
- (16, 12)
- **(**2, 16)
- **(**4, 16)

# Soit un code à 3 répétitions, travaillant sur des blocs de messages de 4 bits. Ce code possède un rendement de

- $R = \frac{1}{3}$
- **3**  $R = \frac{4}{3}$
- $R = \frac{1}{4}$
- $R = \frac{3}{4}$

#### Probabilité d'erreur

Si le mot de code W = w est envoyé, une erreur se produit ssi  $\hat{W} \neq w$ .

La probabilité associée à cet événement est notée

$$\lambda_{w} = \mathbb{P}\left(\hat{W} \neq w | W = w\right)$$

$$= \mathbb{P}\left(\psi(\mathbf{Y}) \neq w | W = w\right)$$

#### Définitions

- Probabilité d'erreur maximale :  $P_m^{(n)} = \max_w \lambda_w$
- Probabilité d'erreur moyenne :  $P_e^{(n)} = \mathbb{P}\left(\hat{W} \neq W\right) = \frac{1}{M} \sum_{w=0}^{M-1} \lambda_w$

# Décodage du Maximum a Posteriori

#### Définition

- Soit C un code (M, n) donné.
- Le décodeur du Maximum A Posteriori (MAP) est la fonction de y définie par :

$$\Psi_{\mathit{MAP}}(\mathbf{y}) = \operatorname*{argmax}_{w \in \mathcal{M}} \mathbb{P}(\mathit{W} = \mathit{w} | \mathbf{Y} = \mathbf{y})$$

# Décodage du Maximum a Posteriori

#### Définition

- Soit C un code (M, n) donné.
- Le décodeur du Maximum A Posteriori (MAP) est la fonction de y définie par :

$$\Psi_{\mathit{MAP}}(\mathbf{y}) = \operatorname*{argmax}_{w \in \mathcal{M}} \mathbb{P}(\mathit{W} = \mathit{w} | \mathbf{Y} = \mathbf{y})$$

Le décodeur MAP minimise Pe

# Enjeux du codage

#### Compromis entre

- La taille du code (n)
- Le rendement de code (le débit)
- La **probabilité d'erreur** (maximale ou moyenne)
- La complexité de l'encodage
- La complexité du décodage

Efficacité spectrale ← Codage ← Efficacité énergétique

#### Plan

- 1 Introduction au codage / définitions
- 2 Théorie de l'information / Capacité d'un canal
- Rappels de théorie de l'information
- ▶ Théorème de Shannon

Soient X et Y deux variables aléatoires discrètes dans les alphabets  $\mathcal X$  et  $\mathcal Y$ 

#### Entropie de X

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

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude délivrée par la v.a. X

Soient X et Y deux variables aléatoires discrètes dans les alphabets  $\mathcal X$  et  $\mathcal Y$ 

#### Entropie de X

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

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude délivrée par la v.a. X

#### Entropie jointe de X, Y

$$\mathbb{H}(X,Y) = -\sum_{(x,y)\in\mathcal{X}\times\mathcal{Y}} p(x,y)\log(p(x,y))$$

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude délivrée par le couple (X,Y)

Soient X et Y deux variables aléatoires discrètes dans les alphabets  $\mathcal X$  et  $\mathcal Y$ 

#### Entropie de X

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

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude délivrée par la v.a. X

#### Entropie jointe de X, Y

$$\mathbb{H}(X,Y) = -\sum_{(x,y)\in\mathcal{X}\times\mathcal{Y}} p(x,y)\log(p(x,y))$$

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude délivrée par le couple (X,Y)

#### Entropie conditionnelle de Y sachant X

$$\mathbb{H}(Y|X) = -\sum_{(x,y)\in\mathcal{X}\times\mathcal{Y}} p(x,y)\log(p(y|x))$$

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude restante sur Y une fois X connue

#### Propriétés

- $\bigcirc$   $\mathbb{H}(X) \leq log(|X|)$  avec égalité ssi  $X \sim U(X)$  (loi uniforme sur  $\mathcal{X}$ ).
- 2  $\mathbb{H}(X,Y) \leq \mathbb{H}(X) + \mathbb{H}(Y)$  avec égalité ssi X et Y sont indépendantes
- $\exists \ \mathbb{H}(X,Y) = \mathbb{H}(X) + \mathbb{H}(Y|X) = \mathbb{H}(Y) + \mathbb{H}(X|Y)$
- $\bigcirc$   $\mathbb{H}(Y|X) < \mathbb{H}(Y)$  avec égalité ssi X et Y sont indépendantes

#### Information mutuelle

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

Elle représente la quantité moyenne d'incertitude soustraite de X une fois Y connue

#### Propriétés

- 2  $\mathbb{I}(X,Y) \ge 0$  avec égalité ssi X et Y sont indépendantes.

La capacité d'un canal discret sans mémoire de sortie  $Y \in \mathcal{Y}$  et d'entrée  $X \in \mathcal{X}$  et de probabilité de transition p(y|x) est définie par

$$C = \sup_{p(x)} \mathbb{I}(X, Y)$$

#### Remarque

1 Le canal (p(y|x)) étant **fixé**,  $\mathbb{I}(X,Y)$  ne "dépend" que de p(x).

La capacité d'un canal discret sans mémoire de sortie  $Y \in \mathcal{Y}$  et d'entrée  $X \in \mathcal{X}$  et de probabilité de transition p(y|x) est définie par

$$C = \sup_{p(x)} \mathbb{I}(X, Y)$$

#### Remarque

- 1 Le canal (p(y|x)) étant **fixé**,  $\mathbb{I}(X,Y)$  ne "dépend" que de p(x).
- 2 La capacité est atteinte pour au moins une distribution ( $\mathbb{I}(X, Y)$  est une fonction continue concave de p(x))

La capacité d'un canal discret sans mémoire de sortie  $Y \in \mathcal{Y}$  et d'entrée  $X \in \mathcal{X}$  et de probabilité de transition p(y|x) est définie par

$$C = \sup_{p(x)} \mathbb{I}(X, Y)$$

#### Remarque

- 1 Le canal (p(y|x)) étant **fixé**,  $\mathbb{I}(X,Y)$  ne "dépend" que de p(x).
- 2 La capacité est atteinte pour au moins une distribution ( $\mathbb{I}(X,Y)$ ) est une fonction continue concave de p(x))
- C > 0

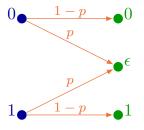
La capacité d'un canal discret sans mémoire de sortie  $Y \in \mathcal{Y}$  et d'entrée  $X \in \mathcal{X}$  et de probabilité de transition p(y|x) est définie par

$$C = \sup_{p(x)} \mathbb{I}(X, Y)$$

#### Remarque

- 1 Le canal (p(y|x)) étant **fixé**,  $\mathbb{I}(X,Y)$  ne "dépend" que de p(x).
- 2 La capacité est atteinte pour au moins une distribution ( $\mathbb{I}(X,Y)$ ) est une fonction continue concave de p(x))
- C > 0
- $C < \log |\mathcal{X}|$
- $C \leq \log |\mathcal{Y}|$

# Capacité du canal BEC



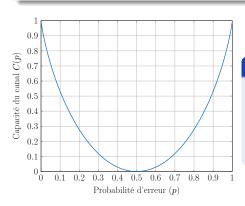
- Montrer que la capacité du canal BEC vaut C(p) = 1 p
- 2 Trouver la distribution p(x) d'atteindre cette capacité
- 3 Pour quelle(s) valeur(s) de p cette capacité est-elle nulle?

# Capacité du canal BSC

La capacité en bits par symbole d'entrée du canal BSC vaut

$$C(p) = 1 + p \log_2(p) + (1 - p) \log_2(1 - p)$$

est atteinte ssi  $X \sim \mathcal{B}(0.5)$ 



### Remarques

- Si p = 0.5, C(0.5) = 0
   i.e. la connaissance de Y ne permet pas de diminuer l'incertitude sur X.
- 2 Si p = 0 ou p = 1 capacité maximale

# Théorème du codage canal de Shannon

Soit  $(\mathcal{X}, \mathcal{Y}, p(y|x))$  un **canal discret sans mémoire** de capacité  $C \ge 0$  et soit R < C

1 il existe une suite de codes  $(C_n)_{n\geq 1}$  où  $C_n$  est de longueur n, de rendement  $R_n$  et de probabilité d'erreur maximale  $\lambda^{(n)}$  telle que

$$\lambda^{(n)} \to 0$$
, et  $R_n \to R$ 

## Théorème du codage canal de Shannon

#### Soit $(\mathcal{X}, \mathcal{Y}, p(y|x))$ un **canal discret sans mémoire** de capacité $C \ge 0$ et soit R < C

1 il existe une suite de codes  $(C_n)_{n\geq 1}$  où  $C_n$  est de longueur n, de rendement  $R_n$  et de probabilité d'erreur maximale  $\lambda^{(n)}$  telle que

$$\lambda^{(n)} \to 0$$
, et  $R_n \to R$ 

**2** Réciproquent, s'il existe une suite de codes  $(C_n)_{n\geq 1}$  telle que  $\lambda^{(n)}\to 0$  alors

$$\limsup_{n} R_n \leq C$$

# **Dernier QCM**

# Comment avez-vous trouvé ce cours?

- Très difficile
- Difficile
- Moyen
- Simple
- Très simple

#### #QDLE#S#ABCDE#30#