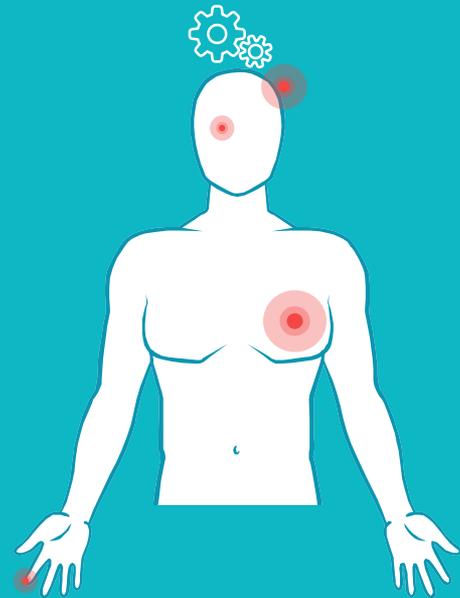


# HUMO :

traitement de signaux  
biomédicaux pour  
l'évaluation de l'état  
cognitif d'un individu.



# Projet INTERDISCIPLINAIRE

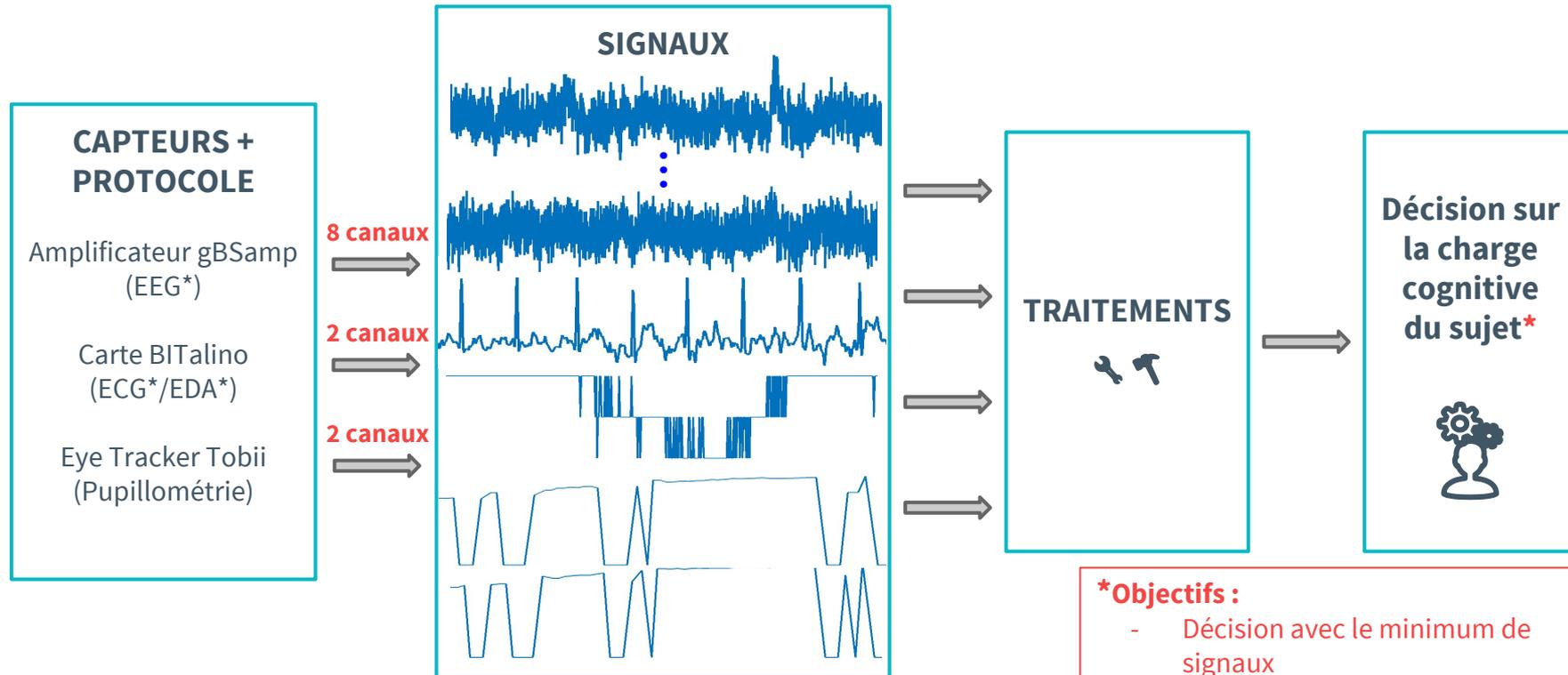


- Cognitive, équipe CIH
  - Jean-Marc André
  - Liliana Audin-Garcia
  - Véronique Lespinet-Najib
- Groupe Signal & Image
  - Eric Grivel
- IMB, équipes "Probabilités et Statistiques" et "Dynamique des populations », l'équipe CQFD de l'INRIA
  - Pierrick Legrand
  - Jérôme Saracco
- Ubdx, sciences cognitives et neuroscience
  - Frédérique Faïta-Ainseba



# RAPPEL SUR LE PROJET HUMO (HUman MOnitoring)

\*EEG = électroencéphalogramme  
 \*ECG = électrocardiogramme  
 \*EDA = réponse électrodermale

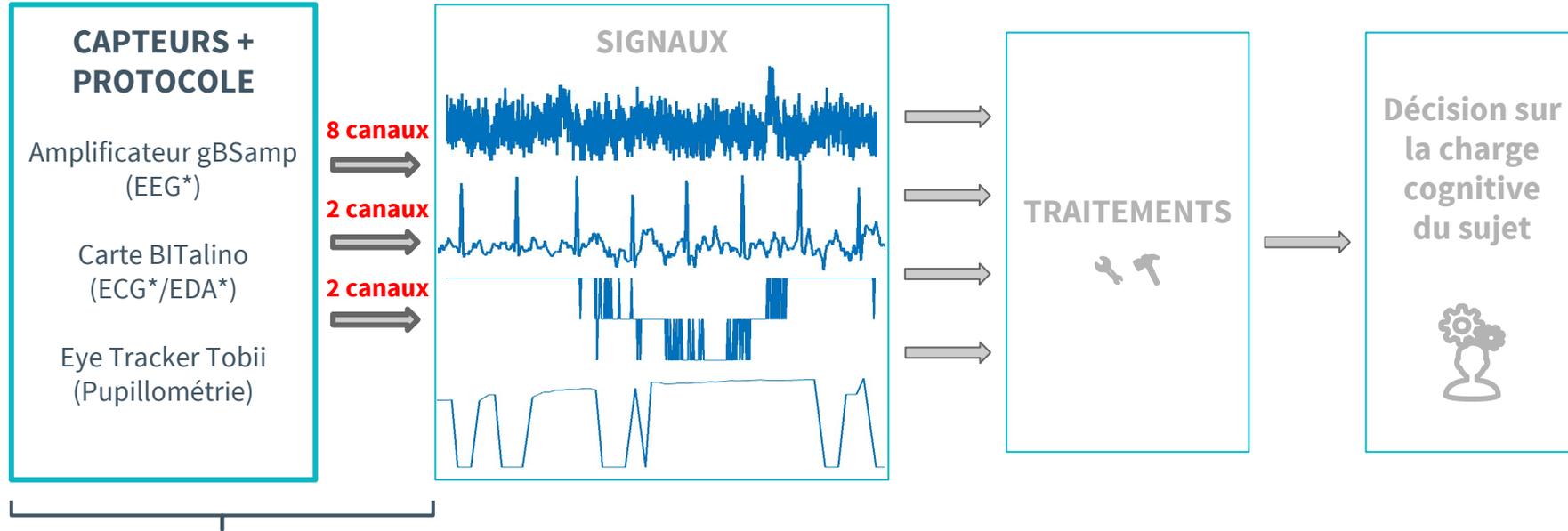


### \*Objectifs :

- Décision avec le minimum de signaux
- Envisager la suppression de l'EEG (mesure invasive)

# RAPPEL SUR LE PROJET HUMO (HUman MOnitoring)

\*EEG = électroencéphalogramme  
 \*ECG = électrocardiogramme  
 \*EDA = réponse électrodermale



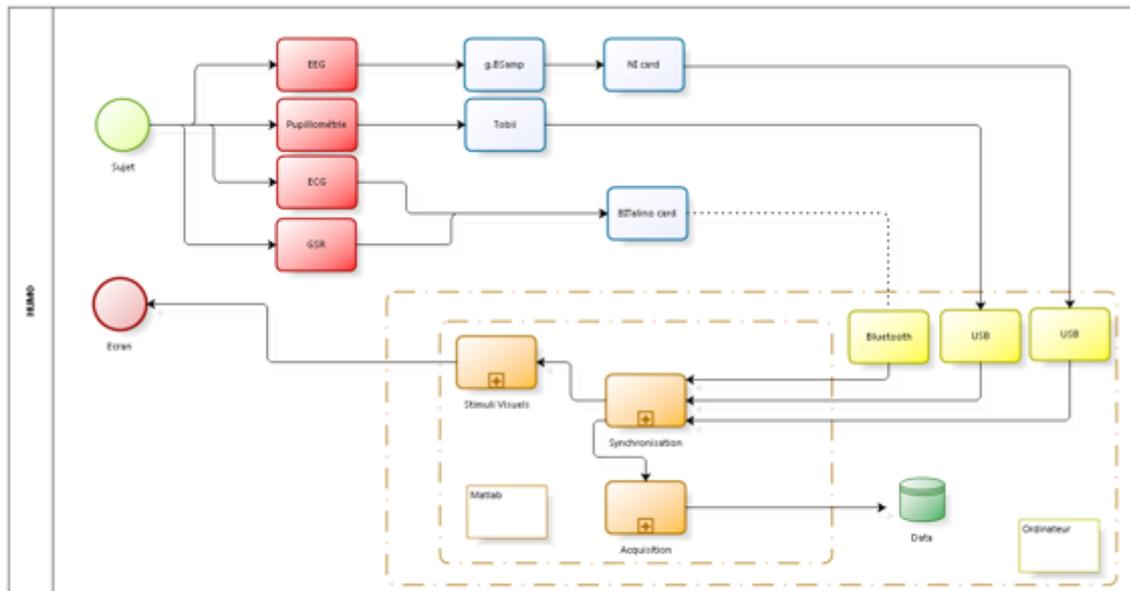
## PROJET HUMO 1 (2015)

- Définition du protocole
- Construction du dispositif d'acquisition (hardware + interface Matlab)

# Verrou technologique : acquisitions en parallèle 1/2

L'une des difficultés majeures du projet a été de réussir à synchroniser temporellement l'acquisition de données issues de capteurs variés.

Ce verrou technologique a été levé en construisant le système suivant :



Powered by  
bizagi

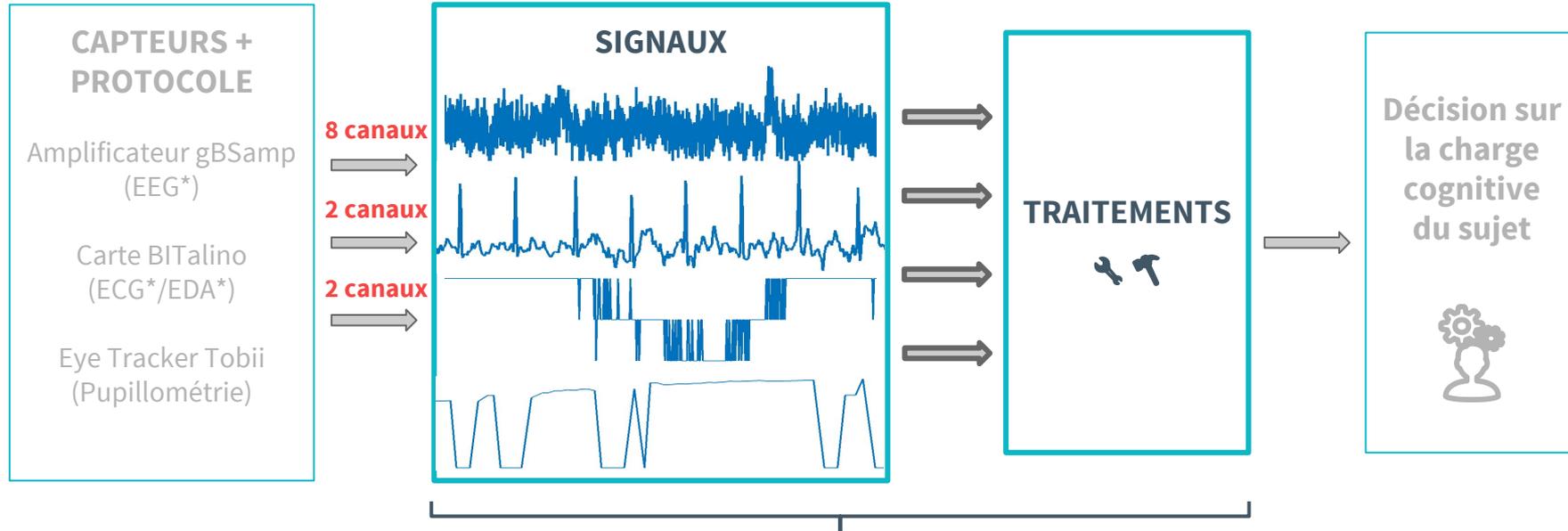
- ✓ Utilisation d'un ordinateur Dell, double processeur intel xeon E5-2609 v3 (6 coeurs, 1.89Ghz, 32gigas de RAM DDR4) muni d'une licence MATLAB avec les toolboxes DAQ et ICT.
- ✓ Acquisition EEG : utilisation d'un amplificateur gBSamp 16 voies connecté à une carte d'acquisition NI elle même reliée en USB à l'ordinateur d'acquisition.
- ✓ Acquisition des données de pupillométrie : utilisation d'un eye tracker de type Tobii relié en USB à l'ordinateur d'acquisition.
- ✓ Acquisition de l'ECG et de l'EDA : utilisation d'une carte BITalino connecté en bluetooth à l'ordinateur d'acquisition





# RAPPEL SUR LE PROJET HUMO (HUman MOnitoring)

\*EEG = électroencéphalogramme  
 \*ECG = électrocardiogramme  
 \*EDA = réponse électrodermale



## PROJET HUMO 2 (2016)

- Campagne d'acquisition des signaux
- Construction de la base de données
- Etat de l'art sur l'analyse des signaux EEG/ECG
- Propositions de pré-traitements/traitements



## PLAN DE LA PRÉSENTATION

### 1. Campagne d'acquisition des signaux



### 2. Construction de la base de données



### 3. Etat de l'art sur l'analyse des signaux EEG/ECG



### 4. Propositions de pré-traitements/traitements



## FOCUS SUR HUMO 2 : CAMPAGNE D'ACQUISITION

Rappel du protocole :

- **3 tâches** de mémorisation :  
**formelle/graphique, phonétique, sémantique**
- **2 listes de 20 mots**/tâche (notées A et B)
- 1 sujet passe 3 tests (ordre aléatoire) ; 1 test se compose d'1 même tâche de mémorisation réalisée 2 fois à la suite, sur 2 listes de mots différentes

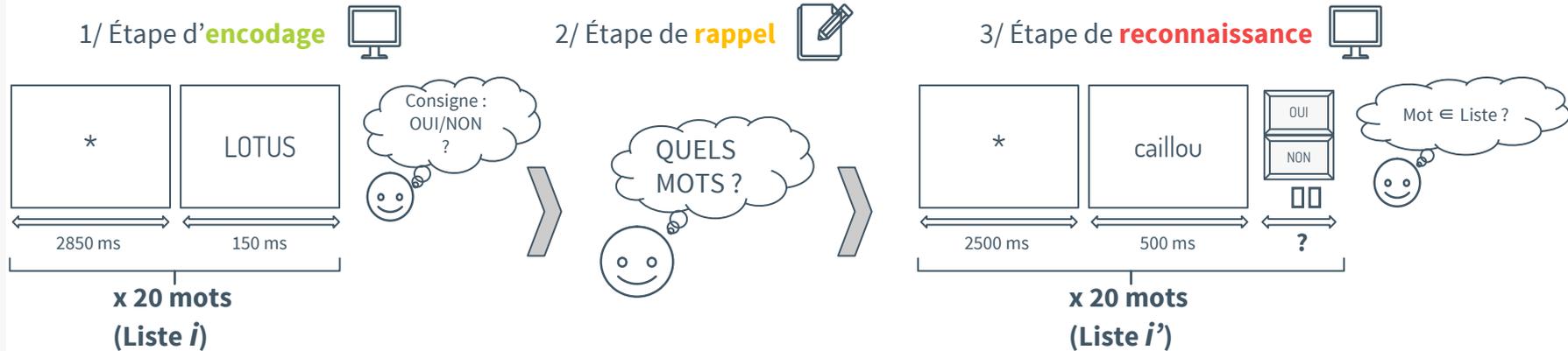
Consignes : le mot ... **est-il en MAJUSCULE/minuscule ?** ... **rime-t-il avec bateau ?** ... **est-il un animal ?**

# FOCUS SUR HUMO 2 : CAMPAGNE D'ACQUISITION

Rappel du protocole :

- **3 tâches** de mémorisation :  
**formelle/graphique, phonétique, sémantique**
- **2 listes de 20 mots**/tâche (notées A et B)
- 1 sujet passe 3 tests (ordre aléatoire) ; 1 test se compose d'1 même tâche de mémorisation réalisée 2 fois à la suite, sur 2 listes de mots différentes

Consignes : le mot ... **est-il en MAJUSCULE/minuscule ?** ... **rime-t-il avec bateau ?** ... **est-il un animal ?**



# FOCUS SUR HUMO 2 : CAMPAGNE D'ACQUISITION

Résultats de la campagne d'acquisition :

- **22 sujets** : signaux bruts + données d'acquisition (fréquences d'échantillonnage des appareils, *timestamps*)
- **17 sujets exploitables**, validés par les experts en neurophysiologie
- **3 sujets** sélectionnés pour l'étude préliminaire  
 ⇒ 12 signaux/tâche/sujet = 108 signaux bruts  
 (durée moyenne ~6min)

1/ Étape d'**encodage**



x 20 mots  
(Liste *i*)

2/ Étape de **rappel**



3/ Étape de **reconnaissance**



x 20 mots  
(Liste *i*)





## PLAN DE LA PRÉSENTATION

1. Campagne d'acquisition des signaux



**2. Construction de la base de données**



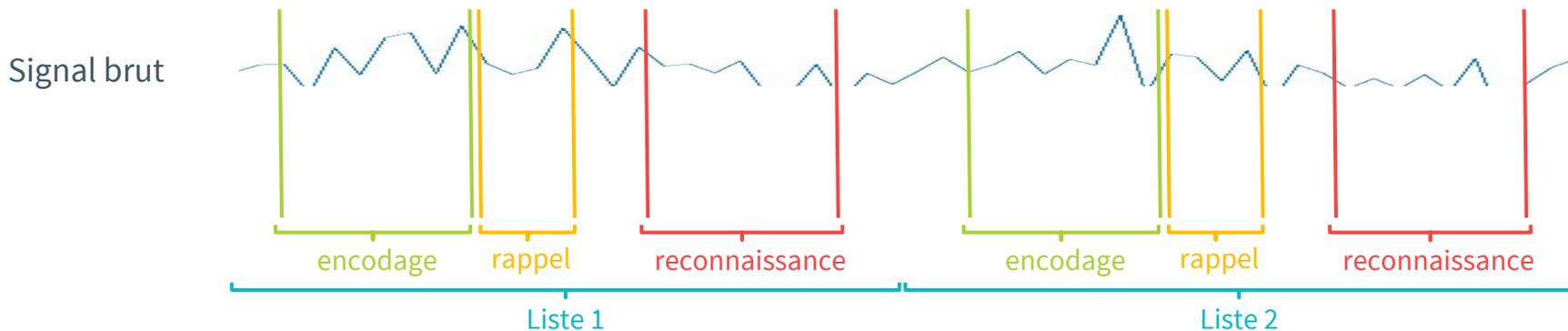
3. Etat de l'art sur l'analyse des signaux EEG/ECG



4. Propositions de pré-traitements/traitements



# FOCUS SUR HUMO 2 : CONSTRUCTION DE LA BASE DE DONNÉES



## Difficultés :

- Sensibilité aux *timesteps*
- Fréquences d'échantillonnage différentes

## Annotation :



**3** x **4** x **3** x **3** = **108** signaux (fichiers .mat)



## PLAN DE LA PRÉSENTATION

1. Campagne d'acquisition des signaux



2. Construction de la base de données

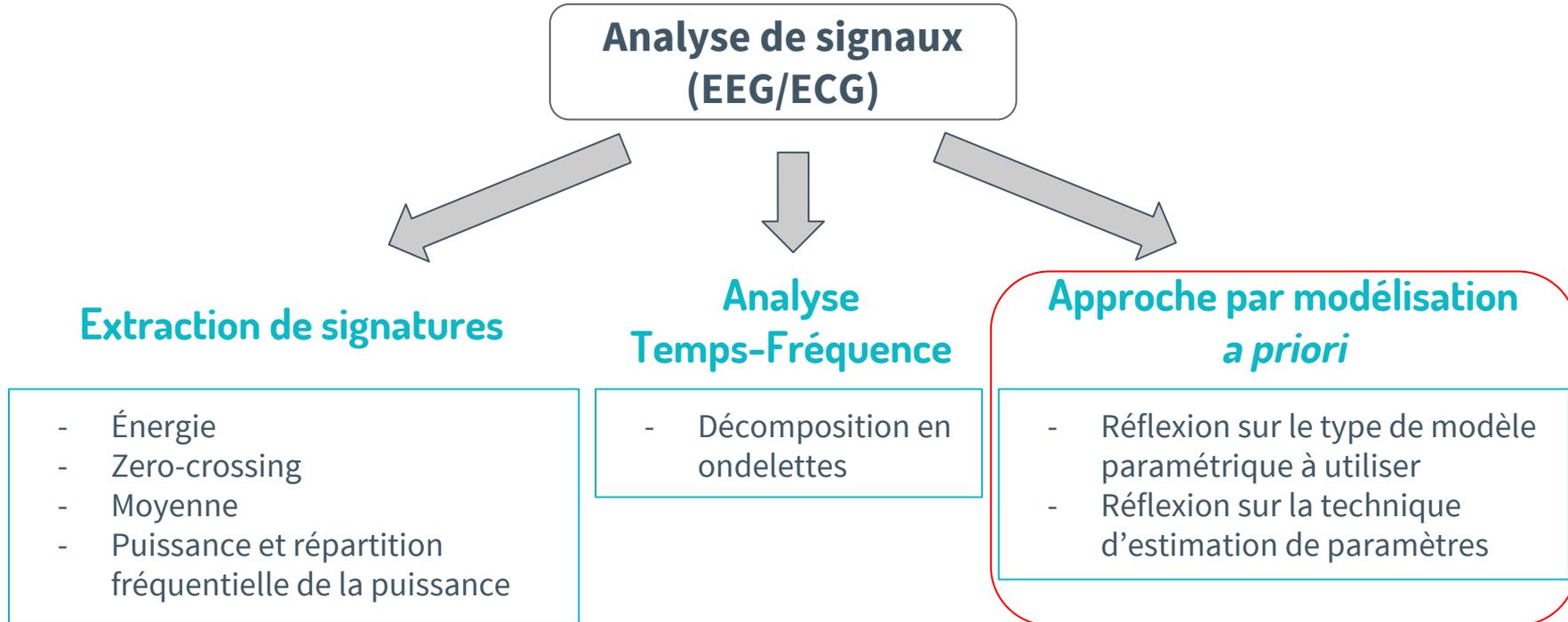


**3. Etat de l'art sur l'analyse des signaux EEG/ECG**



4. Propositions de pré-traitements/traitements



FOCUS SUR **HUMO 2** : ETAT DE L'ART

**Stage PFE Vincent Lenhardt**



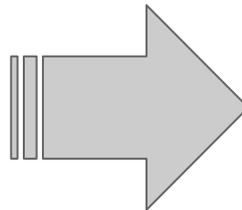
# FOCUS SUR HUMO 2 : ETAT DE L'ART

\*(N)LMS = (Normalized) Least Mean Square  
 \*APA = Affine Projection Algorithm

## Approche par modélisation *a priori*

### Types de modèles considérés

- Modèle **AR** (autorégressif) simple
- **Combinaison** de 2 modèles AR simples (cas de signaux périodiques)
- Modèle **MAR** (AR vectoriel : modélisation simultanée de plusieurs signaux)
- Modèle **TVAR** (AR variant dans le temps : cas de signaux non-stationnaires)



### Techniques d'estimation de paramètres associées

- Estimation directe :  
**Equations de Yule-Walker**
- Estimation réursive/*online* :  
**LMS, NLMS\***  
**APA\***  
**Filtrage de Kalman**

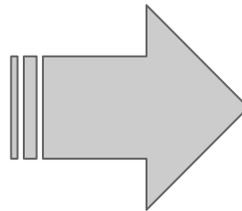
FOCUS SUR **HUMO 2** : ETAT DE L'ART

\*(N)LMS = (Normalized) Least Mean Square

\*APA = Affine Projection Algorithm

**Approche par modélisation  
a priori****Types de modèles considérés**

- Modèle **AR** (autorégressif) simple
- **Combinaison** de 2 modèles AR simples (cas de signaux périodiques)
- Modèle **MAR** (AR vectoriel : modélisation simultanée de plusieurs signaux)
- Modèle **TVAR** (AR variant dans le temps : cas de signaux non-stationnaires)

**Validation des  
codes avec  
signaux AR  
synthétiques****Techniques d'estimation de  
paramètres associées**

- Estimation directe (cas AR/MAR) :  
**++ Equations de Yule-Walker**
- Estimation récursive/*online* :  
**-- NLMS\***  
**+ Filtre de Kalman**

**Critères :**

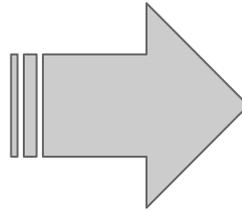
Qualité/Précision de l'estimation  
Rapidité  
Contraintes (nombre d'échantillons,  
choix du pas)

# FOCUS SUR HUMO 2 : ETAT DE L'ART

## Approche par modélisation *a priori*

### Types de modèles considérés

- Modèle **AR** (autorégressif) simple
- **Combinaison** de 2 modèles AR simples (cas de signaux périodiques)
- Modèle **MAR** (AR vectoriel : modélisation simultanée de plusieurs signaux)
- Modèle **TVAR** (AR variant dans le temps : cas de signaux non-stationnaires)



Validation des codes avec signaux AR synthétiques

### Techniques d'estimation de paramètres associées

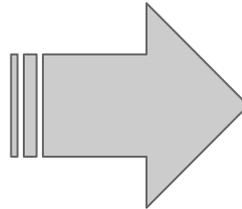
Méthodes d'estimations analogues au cas de l'AR simple  
 ⇒ on utilise **Yule-Walker** qui semble l'approche la plus intéressante

#### Méthode :

- 1ère estimation AR ;
- filtrage du signal par le filtre AR inverse (caractérisé par le 1er jeu de paramètres estimés) ;
- 2nde estimation AR.

FOCUS SUR **HUMO 2** : ETAT DE L'ART**Approche par modélisation**  
*a priori***Types de modèles considérés**

- Modèle **AR** (autorégressif) simple
- **Combinaison** de 2 modèles AR simples (cas de signaux périodiques)
- Modèle **MAR** (AR vectoriel : modélisation simultanée de plusieurs signaux)
- Modèle **TVAR** (AR variant dans le temps : cas de signaux non-stationnaires)

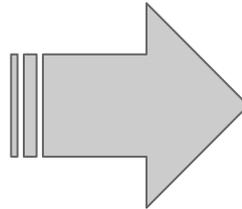
**EN COURS DE  
VALIDATION****Techniques d'estimation de paramètres associées**

- Estimation directe :

**Equations de Yule-Walker**  
(adaptation des équations scalaires au modèle vectoriel)

FOCUS SUR **HUMO 2** : ETAT DE L'ART**Approche par modélisation**  
*a priori***Types de modèles considérés**

- Modèle **AR** (autorégressif) simple
- **Combinaison** de 2 modèles AR simples (cas de signaux périodiques)
- Modèle **MAR** (AR vectoriel : modélisation simultanée de plusieurs signaux)
- Modèle **TVAR** (AR variant dans le temps : cas de signaux non-stationnaires)

**EN COURS DE  
VALIDATION****Techniques d'estimation de paramètres associées**

- Estimation réursive/*online* :  
**Filtrage de Kalman**



## PLAN DE LA PRÉSENTATION

1. Campagne d'acquisition des signaux



2. Construction de la base de données



3. Etat de l'art sur l'analyse des signaux EEG/ECG



**4. Propositions de pré-traitements/traitements**

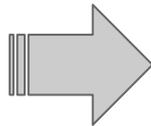


# FOCUS SUR HUMO 2 : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

Programmation et validation des codes

## PROCEDURE

1. Synthèse de signaux AR : on choisit nous-même les paramètres
2. Estimation des paramètres
3. Evaluation de l'erreur commise à l'estimation (statistiques sur un grand nombre de réalisations)



**OBJECTIF :** Valider l'algorithme d'estimation sur des signaux connus. Il pourra ensuite être appliqué à des signaux aléatoires inconnus.

## FOCUS SUR HUMO 2 : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

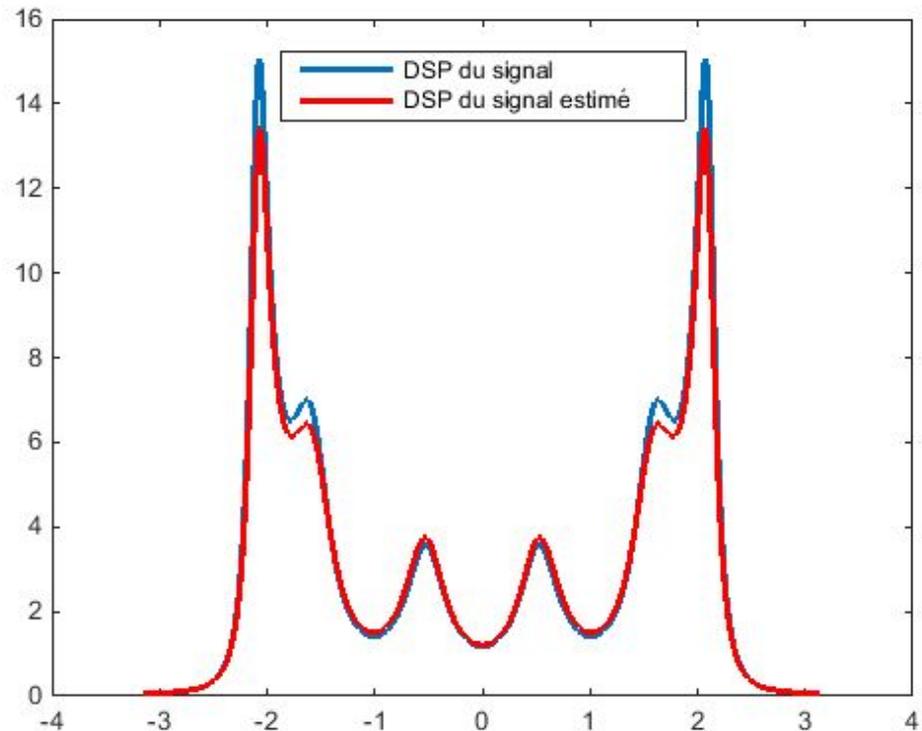
## Programmation et validation des codes

**Exemple :** synthèse d'un AR (ordre 6) ; on cherche à retrouver les paramètres choisis via les équations de Yule-Walker

**Analyse :** les courbes sont semblablement les mêmes. Elles présentent notamment autant de pics, ceux-ci situés aux mêmes endroits  $\Rightarrow$  estimation OK.

**Rq :** le lieu et la hauteur d'un pic dépendent directement de la valeur d'un paramètre AR.

**Spectres lissés des signaux synthétique et estimé**  
(Densité Spectrale de Puissance)



FOCUS SUR **HUMO 2** : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

## Application aux signaux réels

**Exemple** : modélisation d'un canal EEG (3ème électrode) par des processus AR d'ordres respectifs 10, 25 et 50

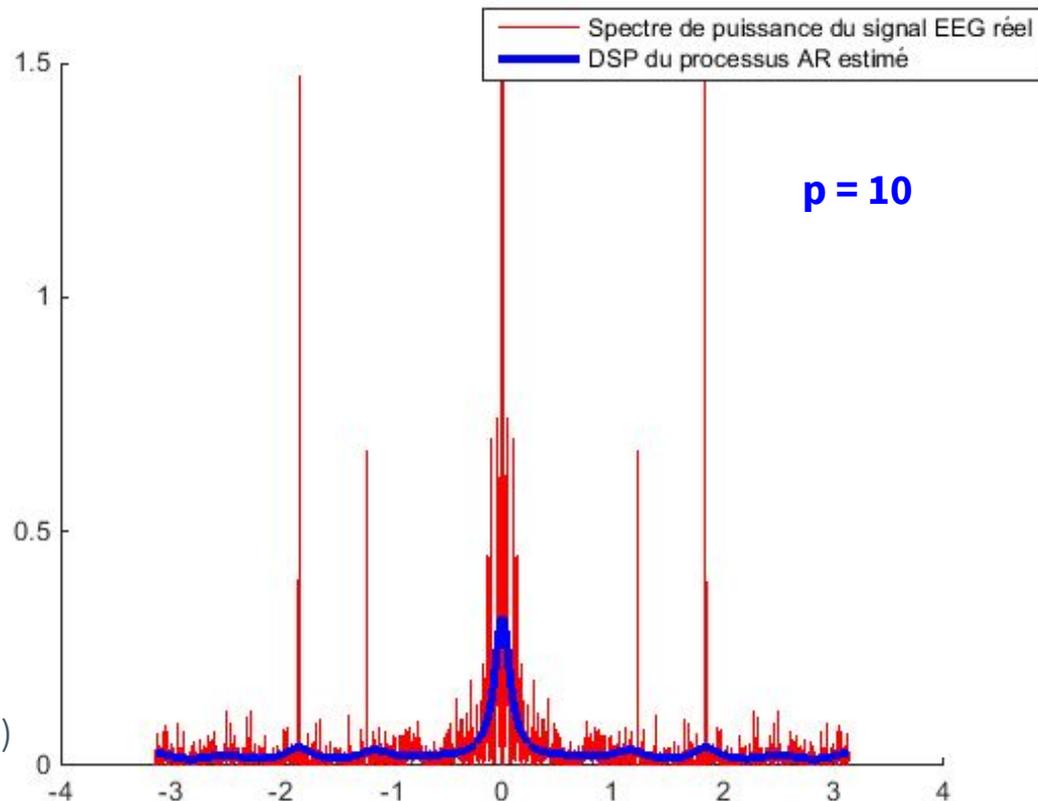
**MODELISATION**

Modèle : **AR**

Estimation de paramètres :

**Yule-Walker**

**Analyse** : plus l'ordre AR est grand, plus la modélisation est fidèle à la réalité (la courbe bleu tend à se rapprocher de la courbe rouge)



FOCUS SUR **HUMO 2** : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

## Application aux signaux réels

**Exemple** : modélisation d'un canal EEG (3ème électrode) par des processus AR d'ordres respectifs 10, 25 et 50

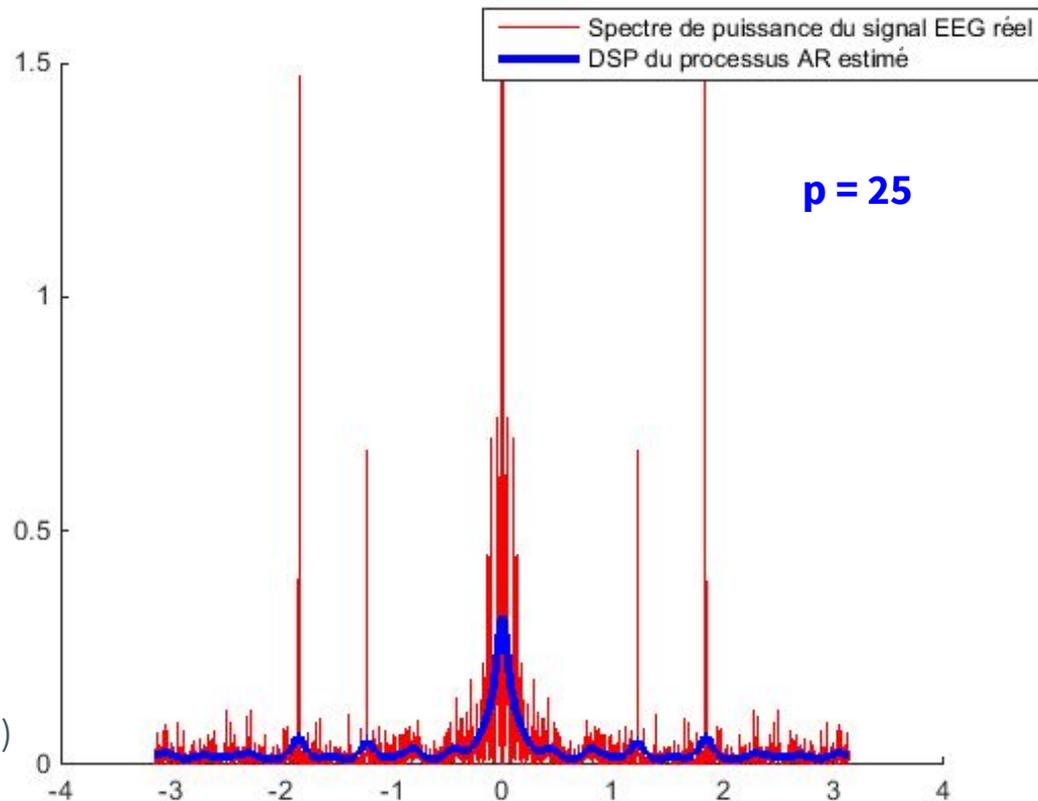
**MODELISATION**

Modèle : **AR**

Estimation de paramètres :

**Yule-Walker**

**Analyse** : plus l'ordre AR est grand, plus la modélisation est fidèle à la réalité (la courbe bleu tend à se rapprocher de la courbe rouge)



# FOCUS SUR HUMO 2 : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

## Application aux signaux réels

**Exemple :** modélisation d'un canal EEG (3ème électrode) par des processus AR d'ordres respectifs 10, 25 et 50

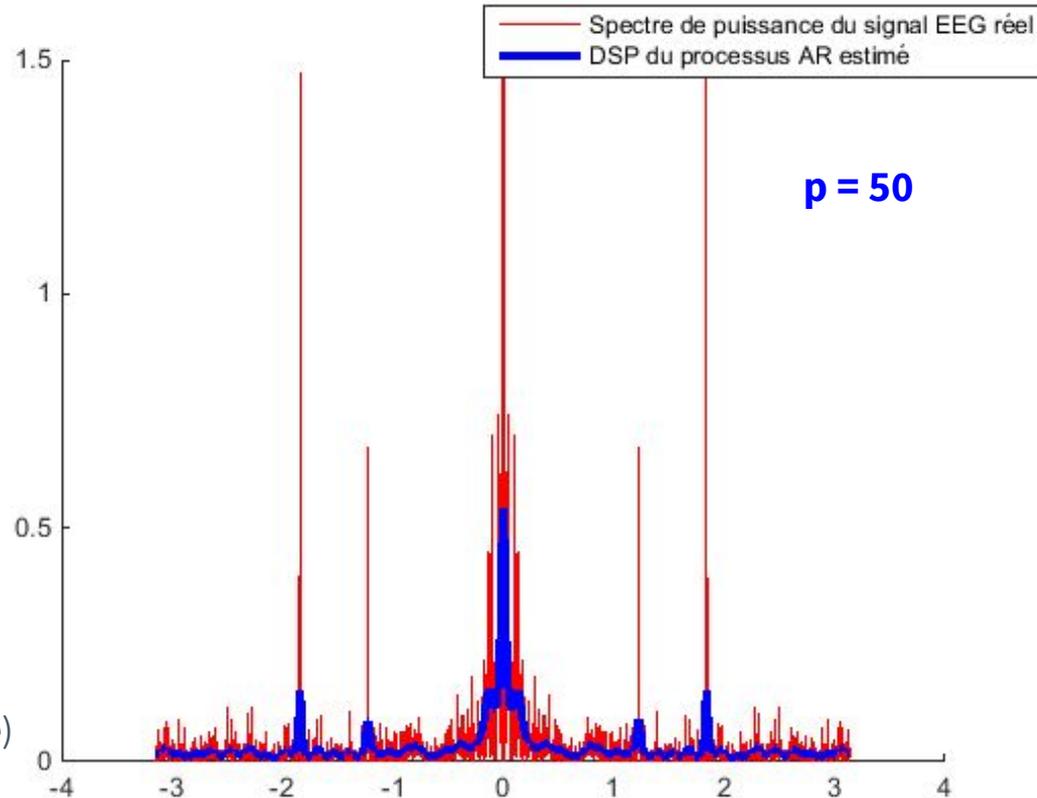
### MODELISATION

Modèle : **AR**

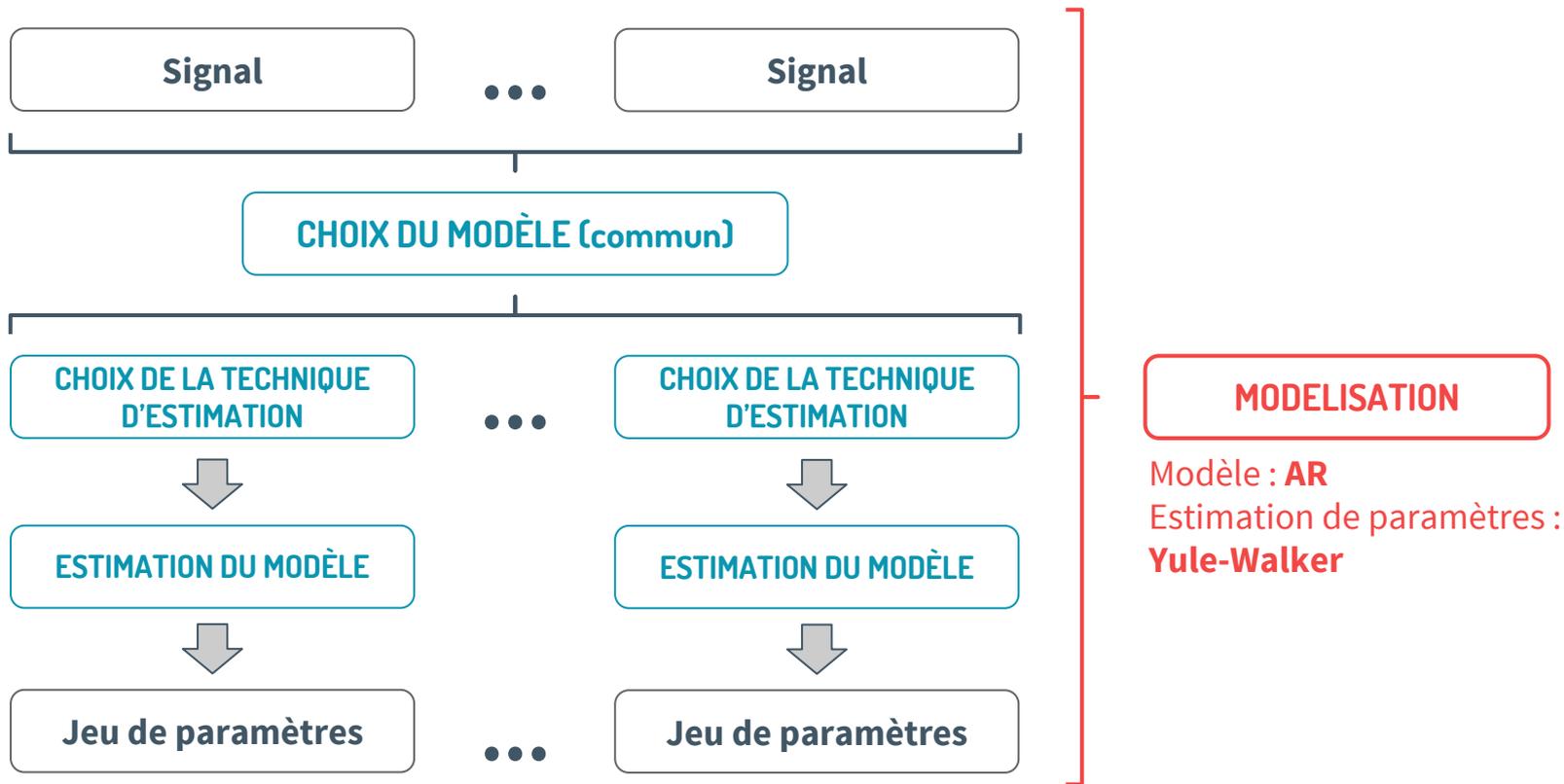
Estimation de paramètres :

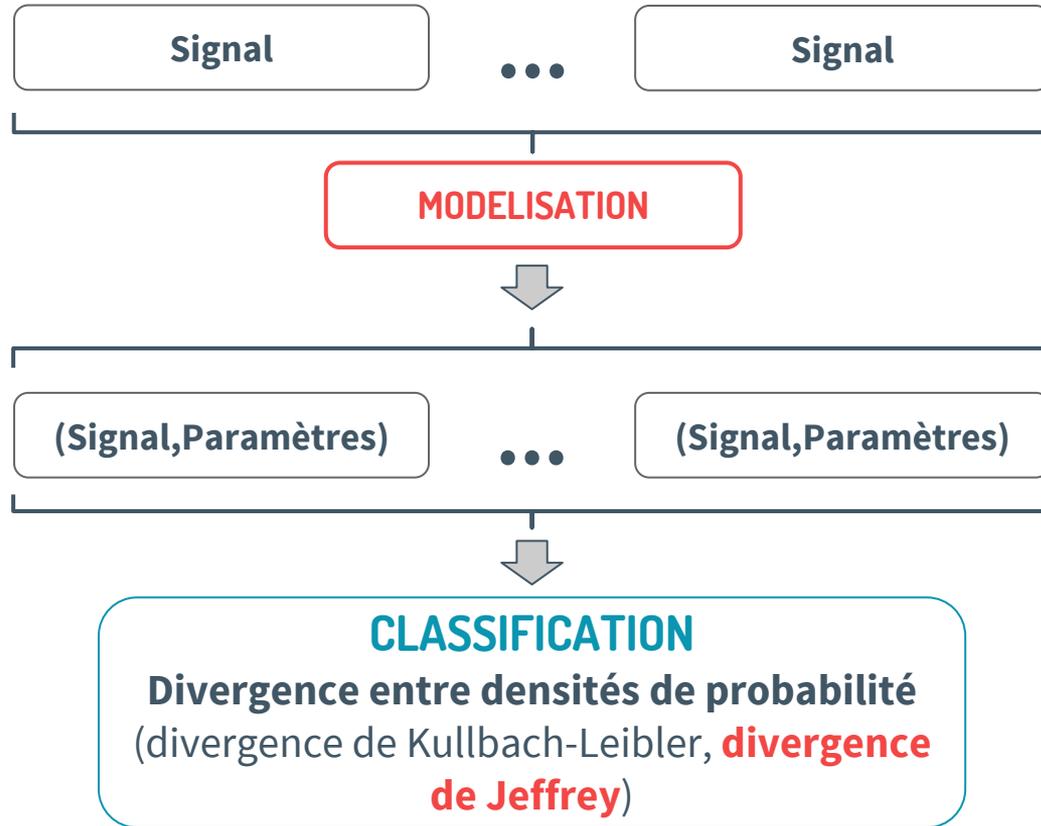
**Yule-Walker**

**Analyse :** plus l'ordre AR est grand, plus la modélisation est fidèle à la réalité (la courbe bleu tend à se rapprocher de la courbe rouge)



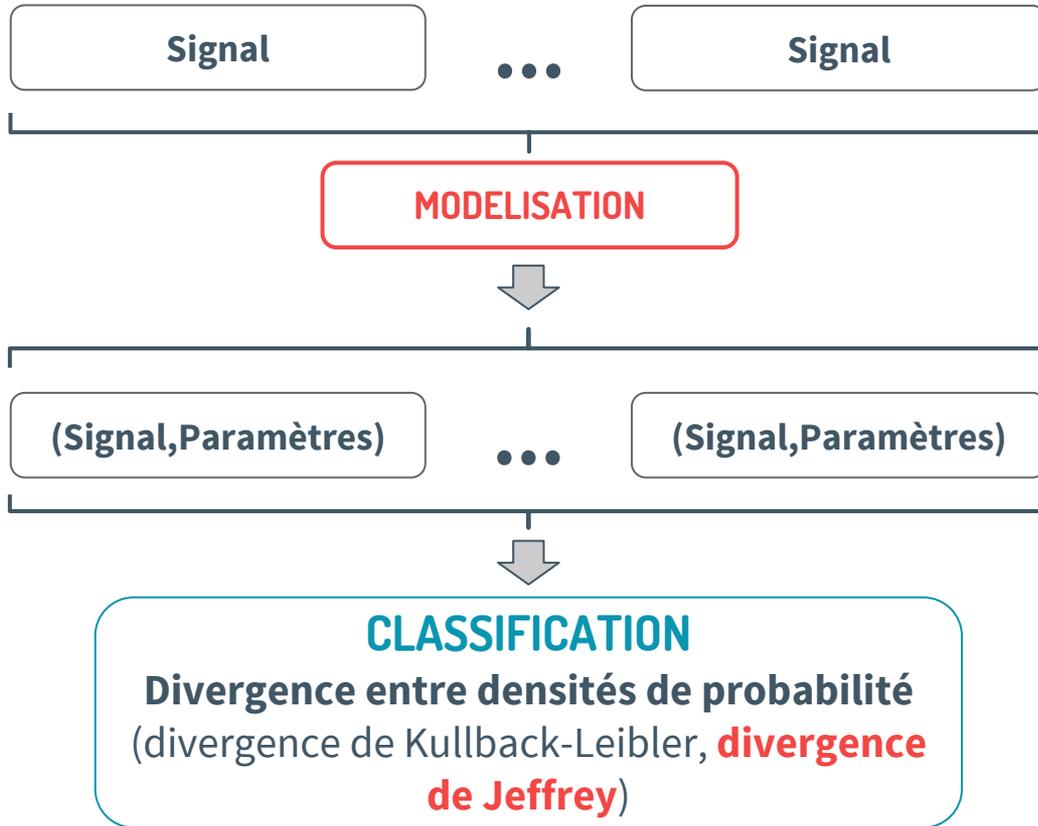
# FOCUS SUR HUMO 2 : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS



FOCUS SUR **HUMO 2** : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

# FOCUS SUR HUMO 2 : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS

20

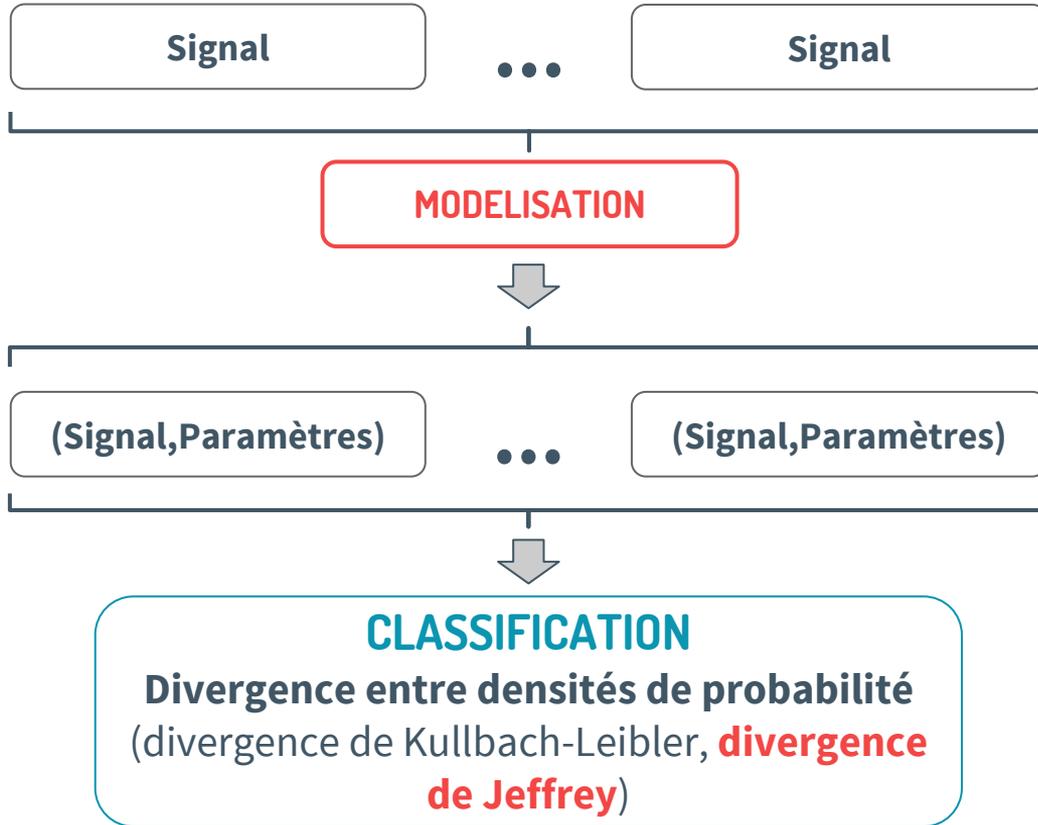


## Remarques :

- L'**aspect probabiliste** évoqué dans le bloc "Classification" fait référence au **caractère aléatoire des signaux** : on peut les représenter sous forme de densités de probabilité.
- La variance caractérisant une densité de probabilité, devient ici une **matrice de covariance**.
- La divergence de Kullback-Liebler (notée **KL**) est **asymétrique** ; la divergence de Jeffrey (**JD**) est elle **symétrique** par construction :

$$JD(x,y) = KL(x,y) + KL(y,x)$$

# FOCUS SUR HUMO 2 : PROPOSITIONS DE TRAITEMENTS



## Quels signaux comparer ?

1 sujet/1 tâche/8 canaux EEG



1 sujet/3 tâches/8 canaux EEG

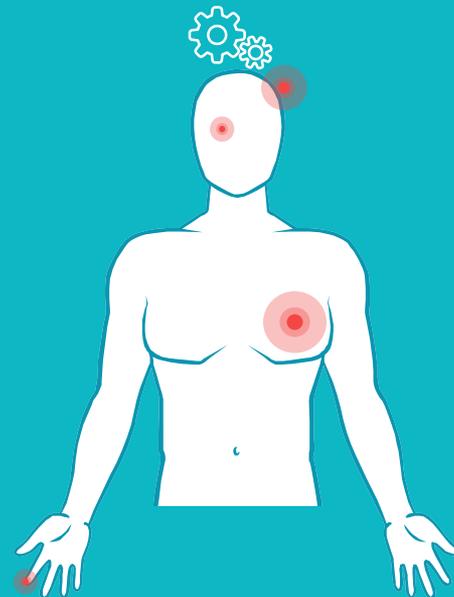


3 sujet/  
3 tâches/  
8 canaux EEG



3 sujet/  
1 tâches/  
8 canaux EEG

# HUMO : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES



## CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

- ▶ Routines MATLAB **OK** 
- ▶ Poursuite/multiplication des tests de classification : EEG + ECG, EDA et données pupillométriques 
- ▶ Nouvelles campagnes d'acquisition (nouveau matériel à tester, confirmation des premiers résultats sur une base de données étendue) 
- ▶ Poursuivre le travail de programmation sur la modélisation/classification (modèles MAR et TVAR) 

**Durant HUMO 1**, qui s'est déroulé en 2015, nous avons

- Défini le protocole
- Construit le dispositif d'acquisition (hardware + Matlab)

**Durant HUMO 2** qui s'est déroulé en 2016, nous avons :

- Mené une campagne d'acquisition des signaux sur 22 sujets, en suivant le protocole défini lors de HUMO 1 et incluant trois tâches (encodage, rappel et reconnaissance) ;
- Construit la base de données des signaux jugés viables, à savoir 17 sujets ;
- Dressé un état de l'art sur l'analyse des signaux EEG/ECG en se fondant notamment sur la répartition de la puissance véhiculée dans certaines bandes fréquentielles (i.e. le SASI -spectral asymmetric index-et le DFA -acronyme de detrended fluctuation analysis-) ;
- Proposé des pré-traitements sur les signaux biomédicaux qui ne sont pas échantillonnés à la même fréquence d'échantillonnage ;
- Étudié la pertinence de différents types de modèle pour les signaux ECG et EEG ; ces modèles ont l'intérêt de caractériser les signaux par un nombre réduit de paramètres ;
- Envisagé une approche visant à comparer, à l'aide de la divergence de Jeffrey, les densités de probabilité des signaux biomédicaux modélisés par des modèles autoregressifs et en effectuant une analyse préliminaire sur les signaux EEG de 3 sujets pour une tâche.

Ce travail a été mené au travers d'un stage de fin d'étude suivi d'un CDD.

**Durant HUMO 3** pour 2017, nous proposons :

- De consolider les résultats préliminaires obtenus sur la base totale de données et pour l'ensemble des tâches (encodage, rappel et reconnaissance).
- D'analyser si les approches alternatives comme le SASI ou le DFA peuvent être exploitées en complément de notre approche.



# MERCI

pour votre attention!

**Des questions ?**

**ANNEXE : MATÉRIEL DE TEST - LISTES DE MOTS - CONDITION FORMELLE**

24

LISTE A				LISTE B			
Encodage Le mot est-il en MAJUSCULE ?		Reconnaissance		Encodage Le mot est-il en minuscule ?		Reconnaissance	
colin	NON	colin	OUI	tiroir	OUI	tiroir	OUI
cafard	NON	cafard	OUI	lune	OUI	lune	OUI
banjo	NON	banjo	OUI	radio	OUI	radio	OUI
cumin	NON	cumin	OUI	sucre	OUI	sucre	OUI
gilet	NON	gilet	OUI	cuir	OUI	cuir	OUI
tablier	NON	FOURMI	OUI	canoë	OUI	SÉCHOIR	OUI
nappe	NON	MOUCHE	OUI	lilas	OUI	TENTE	OUI
Jupe	NON	LOTUS	OUI	foire	OUI	PLAINE	OUI
caillou	NON	LEGO	OUI	plage	OUI	SABRE	OUI
écrou	NON	LYCÉE	OUI	bronze	OUI	PRAIRIE	OUI
FOURMI	OUI	soupe	NON	SÉCHOIR	NON	arme	NON
MOUCHE	OUI	camion	NON	TENTE	NON	meuble	NON
LOTUS	OUI	traîneau	NON	PLAINE	NON	barque	NON
LEGO	OUI	nuque	NON	SABRE	NON	bombe	NON
LYCÉE	OUI	fanion	NON	PRAIRIE	NON	acier	NON
CAGE	OUI	GRAINE	NON	POIRIER	NON	VALLÉE	NON
BOUQUET	OUI	HABIT	NON	SAPIN	NON	CASSETTE	NON
AVION	OUI	RAMPE	NON	BUFFET	NON	VIANDE	NON
TAMBOUR	OUI	FOSSÉ	NON	DISQUE	NON	NOUILLES	NON
ROBE	OUI	DUVET	NON	ÉCRAN	NON	ASTRE	NON

## ANNEXE : MATÉRIEL DE TEST - LISTES DE MOTS - CONDITION PHONÉTIQUE

25

LISTE A				LISTE B			
Encodage Le mot rime-t-il avec bateau ?		Reconnaissance		Encodage Le mot rime-t-il avec mouton ?		Reconnaissance	
MOULE	NON	MOULE	OUI	BLASON	OUI	BLASON	OUI
BOUGIE	NON	BOUGIE	OUI	MAISON	OUI	MAISON	OUI
GLACE	NON	GLACE	OUI	JUPON	OUI	JUPON	OUI
FICELLE	NON	FICELLE	OUI	TORCHON	OUI	TORCHON	OUI
CENDRIER	NON	CENDRIER	OUI	BONBON	OUI	BONBON	OUI
COMPAS	NON	NOYAU	OUI	CHIFFON	OUI	LOUCHE	OUI
MOUSSE	NON	MANTEAU	OUI	SAVON	OUI	CIDRE	OUI
LUSTRE	NON	FOURNEAU	OUI	CHARBON	OUI	SOURCIL	OUI
BEURRE	NON	BUREAU	OUI	BUISSON	OUI	CRUCHE	OUI
PERSIL	NON	COUTEAU	OUI	VIOLON	OUI	CHÊNE	OUI
NOYAU	OUI	ORGUE	NON	LOUCHE	NON	PANIER	NON
MANTEAU	OUI	PÉPIN	NON	CIDRE	NON	RIDE	NON
FOURNEAU	OUI	GRAVIER	NON	SOURCIL	NON	FERME	NON
BUREAU	OUI	LOTION	NON	CRUCHE	NON	GRAPPE	NON
COUTEAU	OUI	FILET	NON	CHÊNE	NON	FUSÉE	NON
CHÂTEAU	OUI	MOTO	NON (*)	BOUCHER	NON	FLACON	NON (*)
PIANO	OUI	FUSEAU	NON (*)	CHAISE	NON	MENTON	NON (*)
MÉTRO	OUI	MULOT	NON (*)	FLUTE	NON	BOISSON	NON (*)
PLATEAU	OUI	BOYAU	NON (*)	POIGNARD	NON	POISSON	NON (*)
RUISSEAU	OUI	GÂTEAU	NON (*)	ROSE	NON	SALON	NON (*)

## ANNEXE : MATÉRIEL DE TEST - LISTES DE MOTS - CONDITION SÉMANTIQUE

26

LISTE A				LISTE B			
Encodage Le mot est-il un animal ?		Reconnaissance		Encodage Le mot est-il un outil ?		Reconnaissance	
CARTE	NON	CARTE	OUI	PIOCHE	OUI	PIOCHE	OUI
VIGNE	NON	VIGNE	OUI	RÂTEAU	OUI	RÂTEAU	OUI
CRÊPE	NON	CRÊPE	OUI	PERCEUSE	OUI	PERCEUSE	OUI
BRIQUET	NON	BRIQUET	OUI	MARTEAU	OUI	MARTEAU	OUI
TASSE	NON	TASSE	OUI	CISAILLE	OUI	CISAILLE	OUI
ROCHER	NON	SINGE	OUI	FOURCHE	OUI	BISON	OUI
CACTUS	NON	LIÈVRE	OUI	EQUERRE	OUI	VAISSEAU	OUI
BROSSE	NON	RENARD	OUI	MASSE	OUI	POUCE	OUI
SIROP	NON	SOURIS	OUI	PINCEAU	OUI	NEIGE	OUI
ALGUE	NON	TAUREAU	OUI	RABOT	OUI	POULET	OUI
SINGE	OUI	LARME	NON	BISON	NON	CORBEAU	NON
LIÈVRE	OUI	VAPEUR	NON	VAISSEAU	NON	BOUDIN	NON
RENARD	OUI	LOUPE	NON	POUCE	NON	GARÇON	NON
SOURIS	OUI	DOUCHE	NON	NEIGE	NON	TAUPE	NON
TAUREAU	OUI	CANON	NON	POULET	NON	PAQUET	NON
LIMACE	OUI	LAPIN	NON (*)	GIBIER	NON	PINCE	NON (*)
PIGEON	OUI	FAISAN	NON (*)	ARCHE	NON	BROUETTE	NON (*)
PHOQUE	OUI	VACHE	NON (*)	FUMIER	NON	BÈCHE	NON (*)
OISEAU	OUI	DINDON	NON (*)	OURSON	NON	TENAILLE	NON (*)
CHEVAL	OUI	AIGLE	NON (*)	SILEX	NON	MASSUE	NON (*)

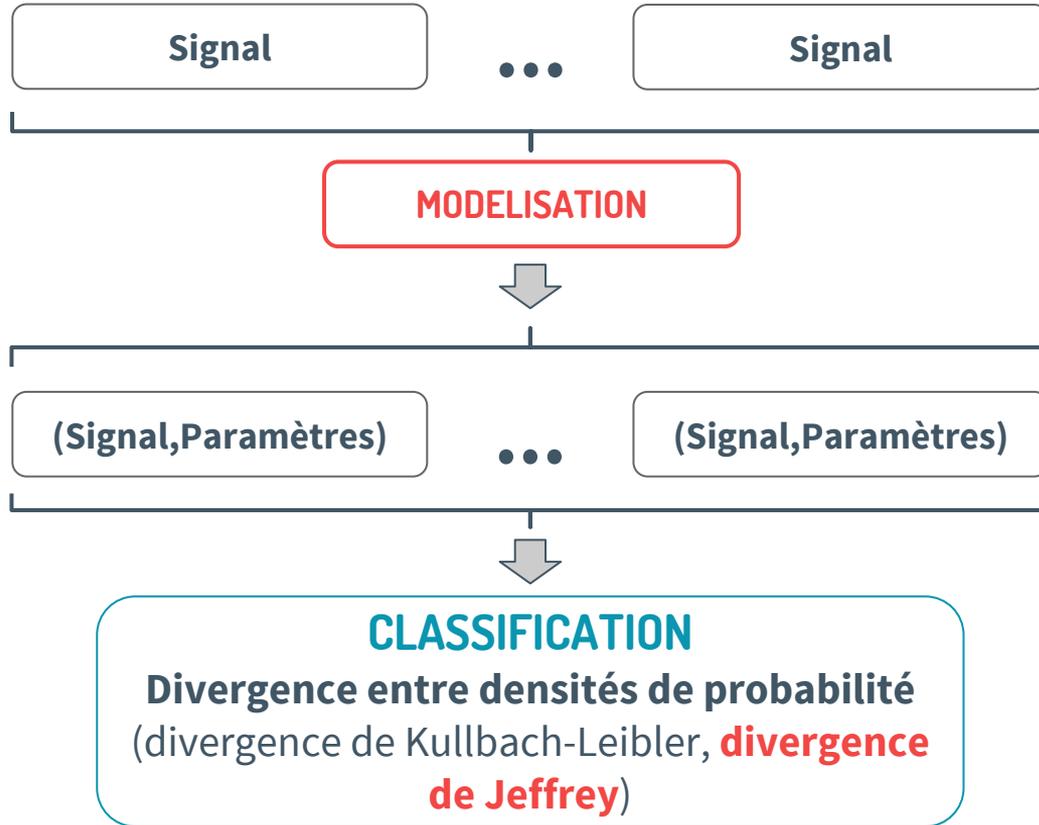
# ANNEXE : TYPES DE MODÈLES

27

NOM	EQUATION	PARAMÈTRES
AR	$x(k) = - \sum_{i=1}^p a_i x(k-i) + u(k)$	$(p, \{a_i\}_{i=1\dots p}, \sigma_u^2)$
MAR	$\begin{bmatrix} x_1(k) \\ \vdots \\ x_l(k) \end{bmatrix} = - \sum_{i=1}^p A_i \begin{bmatrix} x_1(k-i) \\ \vdots \\ x_l(k-i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1(k) \\ \vdots \\ u_l(k) \end{bmatrix}$	$(l, p, \{A_i\}_{i=1\dots p}, C_{u_1\dots u_l})$
TVAR	$x(k) = - \sum_{i=1}^p a_i(k)x(k-i) + u(k)$	$(p, \{a_i(k)\}_{i=1\dots p, k=p\dots N}, \sigma_u^2)$
TV-MAR	$\begin{bmatrix} x_1(k) \\ \vdots \\ x_l(k) \end{bmatrix} = - \sum_{i=1}^p A_i(k) \begin{bmatrix} x_1(k-i) \\ \vdots \\ x_l(k-i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1(k) \\ \vdots \\ u_l(k) \end{bmatrix}$	$(l, p, \{A_i(k)\}_{i=1\dots p, k=p\dots N}, C_{u_1\dots u_l})$

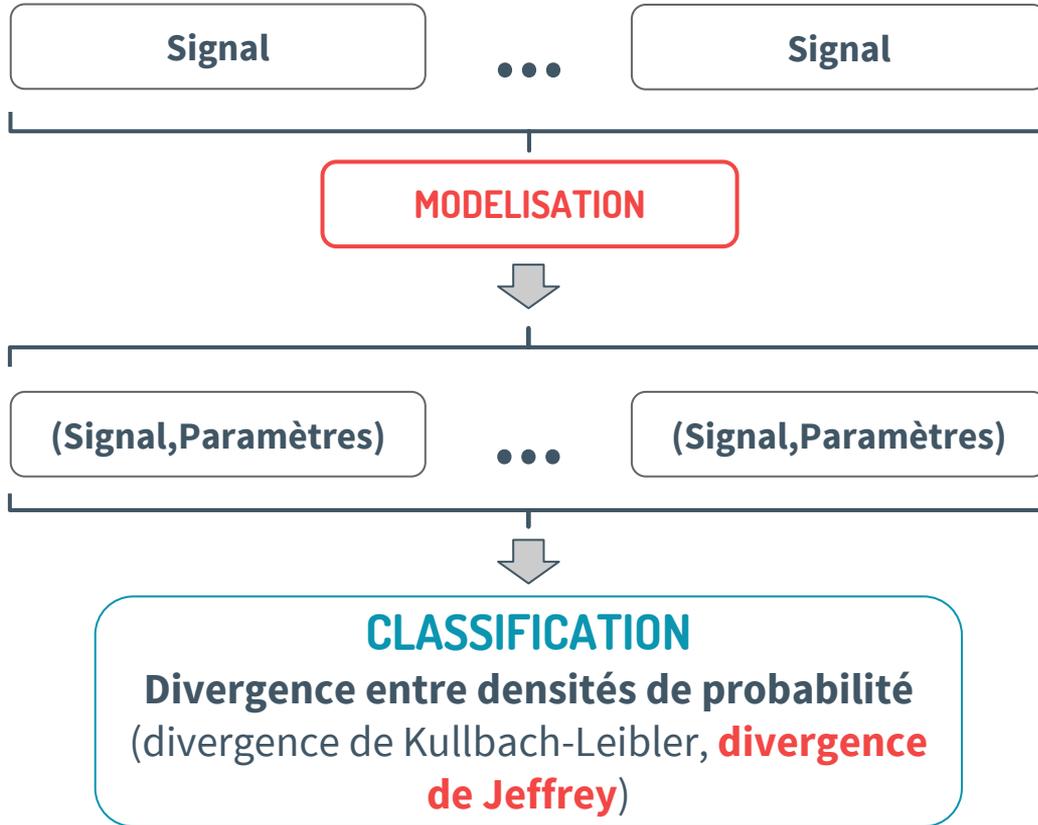
# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Rappel Modélisation



# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Rappel Modélisation



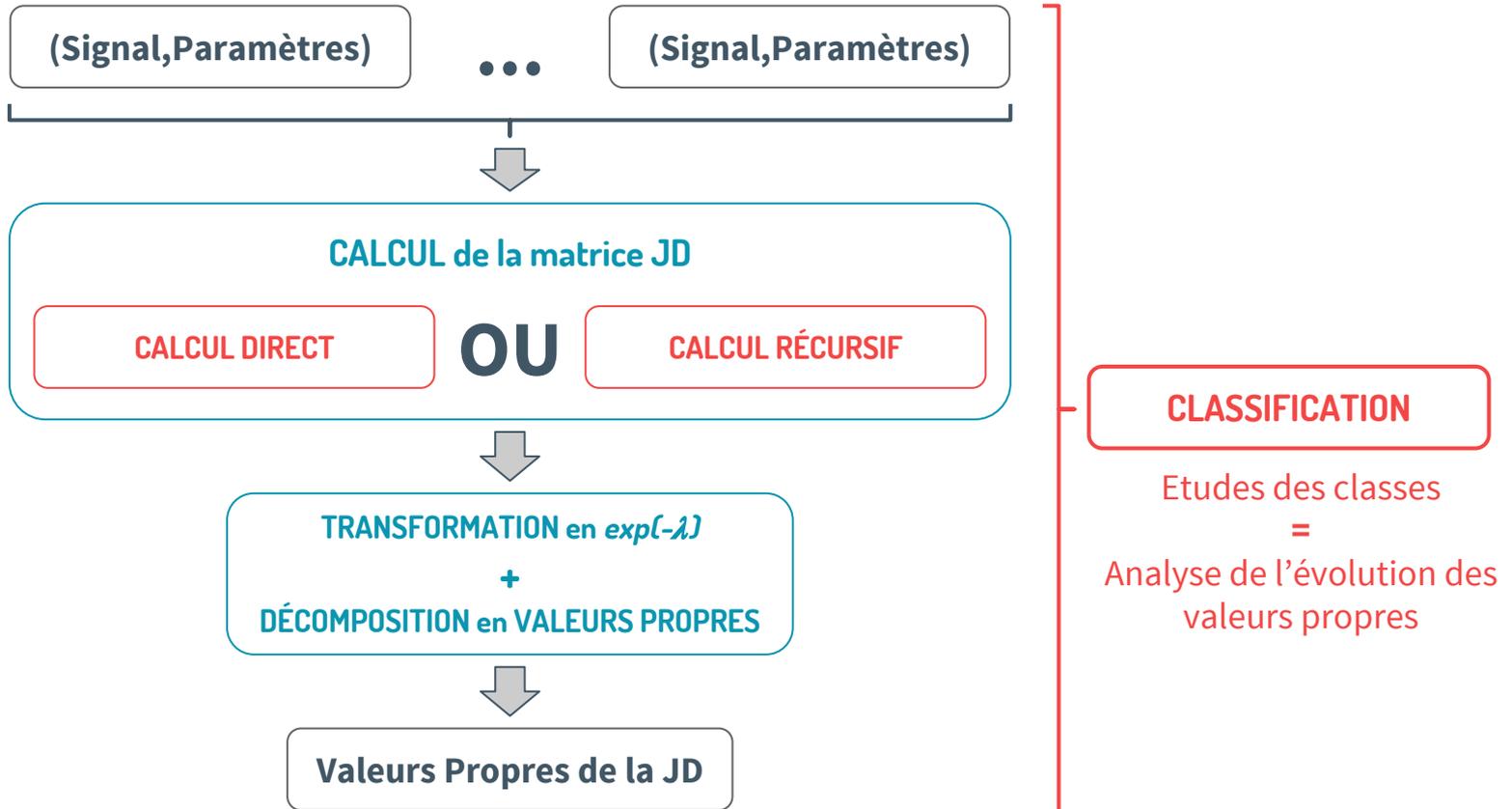
### Remarques :

- L'**aspect probabiliste** évoqué dans le bloc "Classification" fait référence au **caractère aléatoire des signaux** : on peut les représenter sous forme de densités de probabilité.
- La variance caractérisant une densité de probabilité, devient ici une **matrice de covariance**.
- La divergence de Kullback-Liebler (notée **KL**) est **asymétrique** ; la divergence de Jeffrey (**JD**) est elle **symétrique** par construction :

$$JD(x,y) = KL(x,y) + KL(y,x)$$

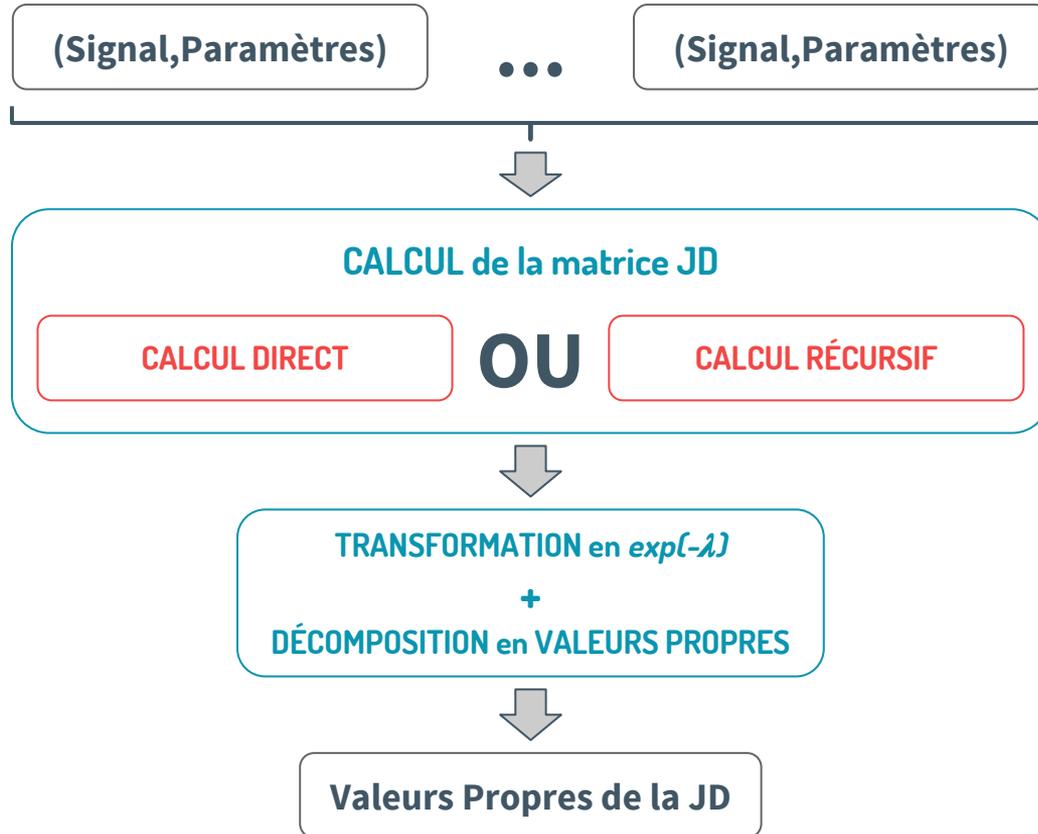
# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Théorie



# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Théorie



### Remarques :

- La **matrice JD** est en réalité une matrice **3D** : la 3ème dimension représente le nombre d'échantillons considérés dans le calcul de covariance de chaque signal.
- **$JD(x,y,k)$**  correspond au calcul de la **divergence** de Jeffrey **entre les signaux  $x$  et  $y$** , caractérisés par leurs matrices de **covariance** respectives  **$C_x$  et  $C_y$**  calculées sur une **fenêtre de  $k$  échantillons** temporels.
- La **transformation** permet de passer d'un espace  **$[1; +\infty[$**  à un espace  **$[0; 1]$**  plus adapté à la représentation des coefficients de la JD, et donc des valeurs propres

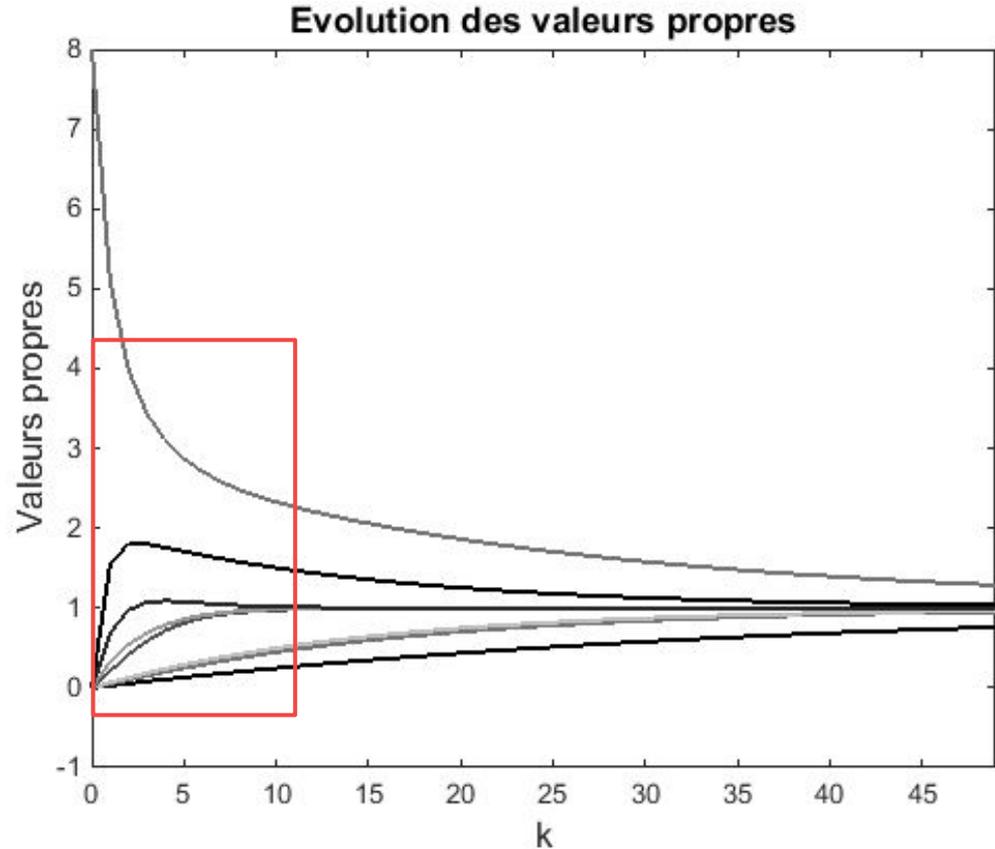
# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Exemple

### CLASSIFICATION

Divergence de Jeffrey

**Exemple :** classification des 8 canaux EEG pour 1 sujet/1 tâche/1 phase. Recherche de liens possibles entre différents canaux



# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Exemple

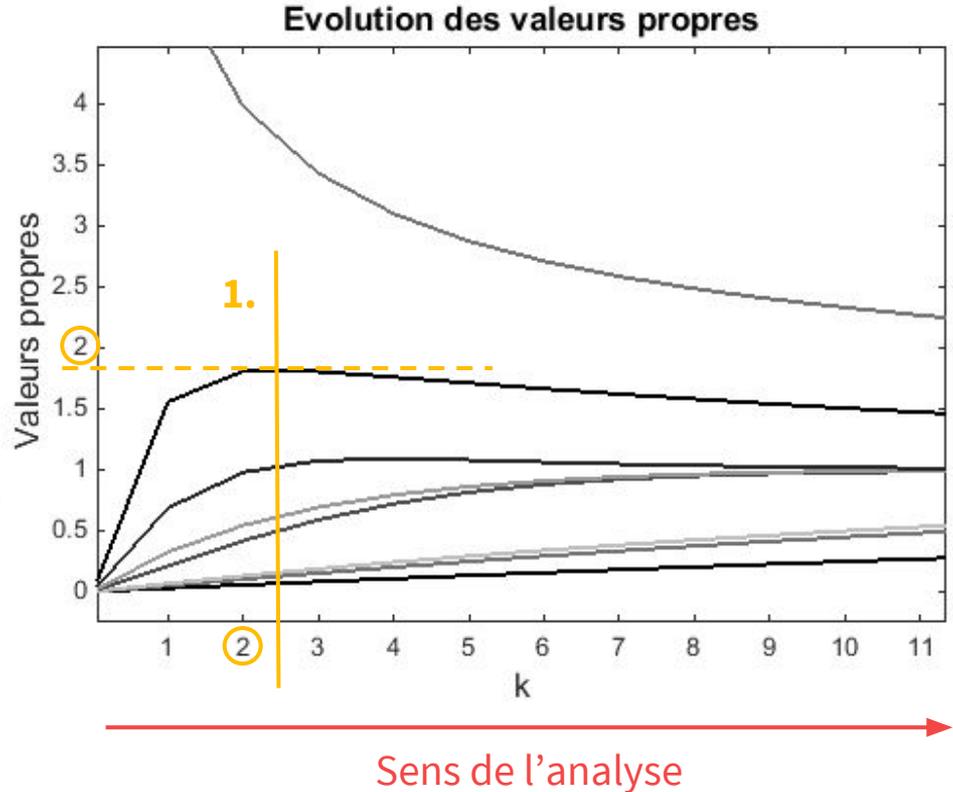
### CLASSIFICATION

Divergence de Jeffrey

**Exemple :** classification des 8 canaux EEG pour 1 sujet/1 tâche/1 phase. Recherche de liens possibles entre différents canaux

**Analyse :**

1.  $k = 2$  : une 1ère classe composée de 2 signaux apparaît (on prend un arrondi)



# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Exemple

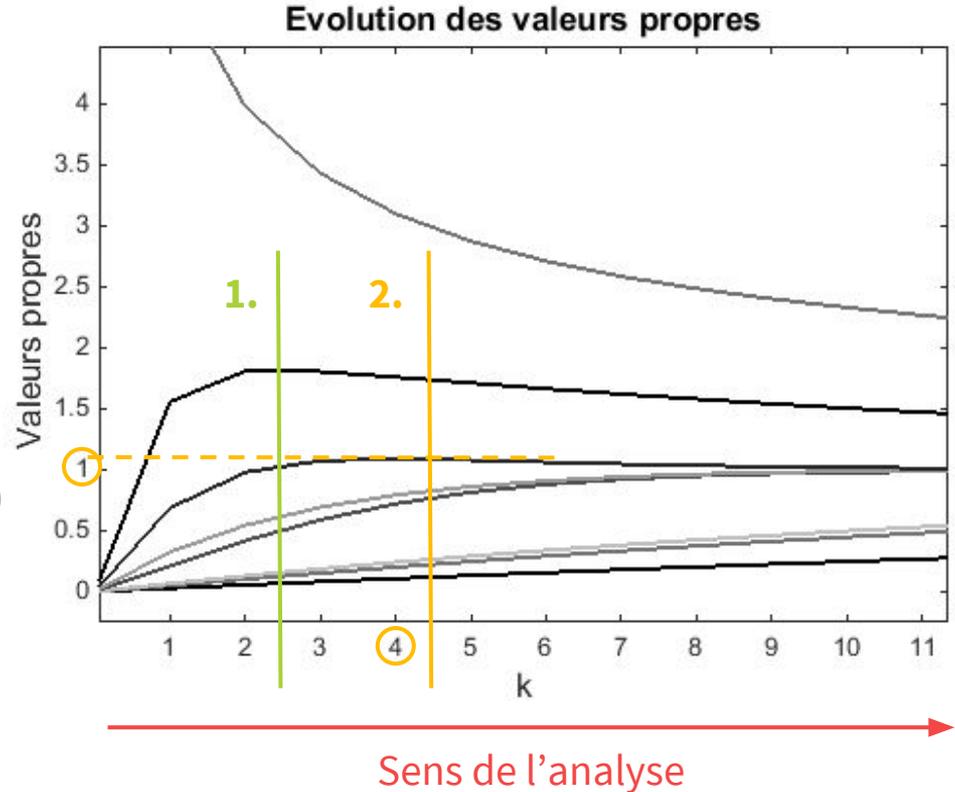
### CLASSIFICATION

Divergence de Jeffrey

**Exemple :** classification des 8 canaux EEG pour 1 sujet/1 tâche/1 phase. Recherche de liens possibles entre différents canaux

**Analyse :**

1.  $k = 2$  : une 1ère classe composée de 2 signaux apparaît (on prend un arrondi)
2.  $k = 4$  : une 2nde classe contenant un élément est identifiée



# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Exemple

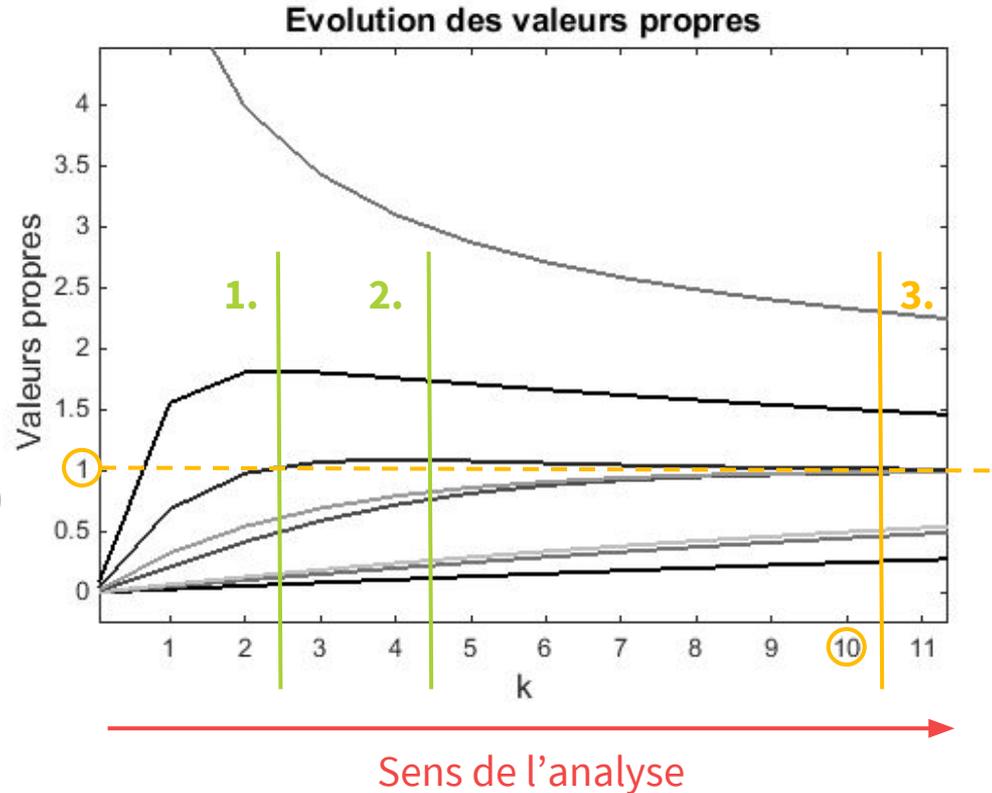
### CLASSIFICATION

Divergence de Jeffrey

**Exemple :** classification des 8 canaux EEG pour 1 sujet/1 tâche/1 phase. Recherche de liens possibles entre différents canaux

**Analyse :**

1.  $k = 2$  : une 1ère classe composée de 2 signaux apparaît (on prend un arrondi)
2.  $k = 4$  : une 2nde classe contenant un élément est identifiée
3.  $k = 10$  : on assimile de même les 2 courbes à 2 nouvelles classes composées chacune d'un seul signal



# ANNEXE : CLASSIFICATION PAR DIVERGENCE DE JEFFREY

## Exemple

### CLASSIFICATION

Divergence de Jeffrey

**Exemple :** classification des 8 canaux EEG pour 1 sujet/1 tâche/1 phase. Recherche de liens possibles entre différents canaux

#### Analyse :

1.  $k = 2$  : une 1ère classe composée de 2 signaux apparaît (on prend un arrondi)
2.  $k = 4$  : une 2nde classe contenant un élément est identifiée
3.  $k = 10$  : on assimile de même les 2 courbes à 2 nouvelles classes composées chacune d'un seul signal
4. Le cardinal de la dernière classe est le complémentaire de la somme des autres :  $8 - (2+1+1+1) = 3$

