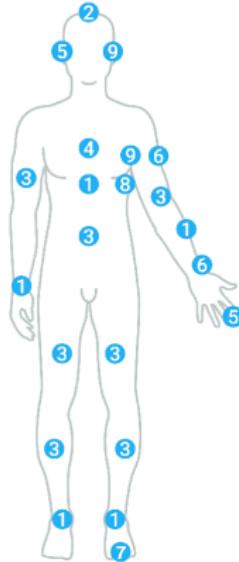
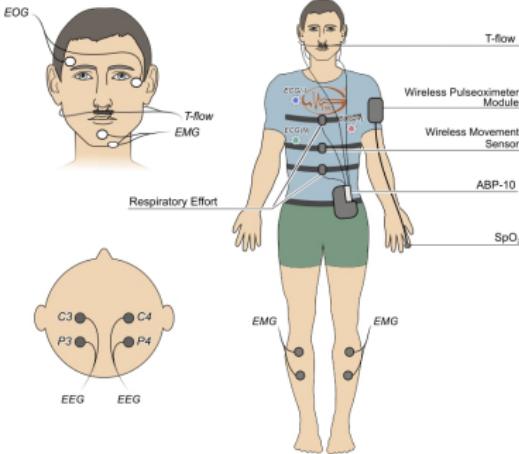


# Prélude



No.	Signal
1	ECG
2	EEG
3	EMG
4	Respiration
5	Blood gas
6	Blood Pressure
7	Interface pressure
8	Resistance
9	Temperature



(Left) Defining requirements and related methods for designing sensorized garments, G Andreoni, C Standoli, P Perego - Sensors, 2016. (Right) Medicom website <http://medicom-mtd.com/>

# Analyse des signaux médicaux

Nicolas Farrugia



**IMT Atlantique**  
Bretagne-Pays de la Loire  
École Mines-Télécom

TAF Santé - UE Coeur Patient Numérique

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

- Mesures
- Traitement et Interprétation

## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- Analyses classiques
- Applications

## 5 TP

## Transformée de Fourier court terme

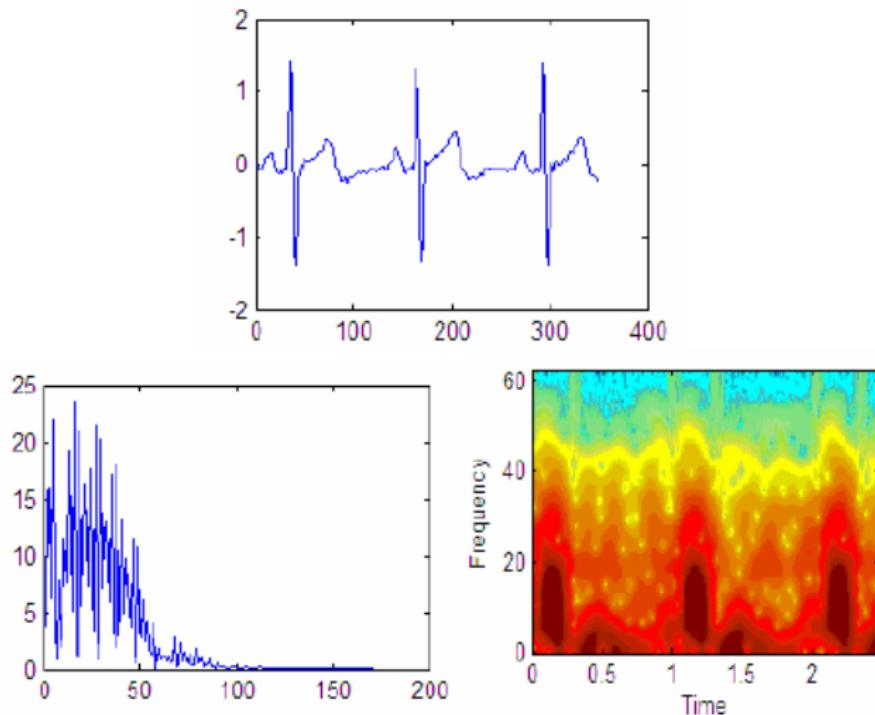
*Short Term Fourier Transform (STFT)*

- Décomposition d'un signal  $\mathbf{X}(t)$  considéré stationnaire pour un ensemble de fenêtres  $\mathbf{W}_{t'}$
- Contributions des fréquences au signal original: coefficients
- *Densité Spectrale de Puissance (PSD)* pour chaque fenêtre:  
**Spectrogramme**

Signal original  $x(t) \rightarrow$  représentation Temps-Fréquence  $X(t', f)$

# Traitement du signal - Transformée de Fourier

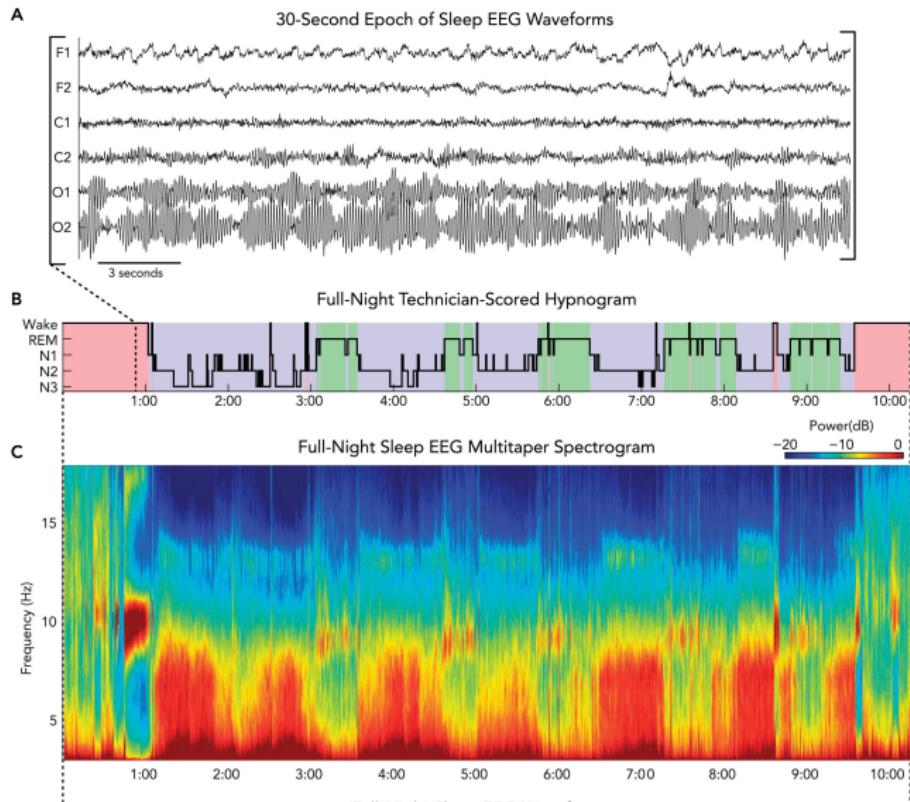
## Application à l'ECG



Bustami, Fadzlul Rahimi Ahmad, et al. "The Application Of Short Time Fourier Transform And Image Processing Techniques To Detect Human Heart Abnormalities."

Traitement du signal - Transformée de Fourier

## Application à l'EEG

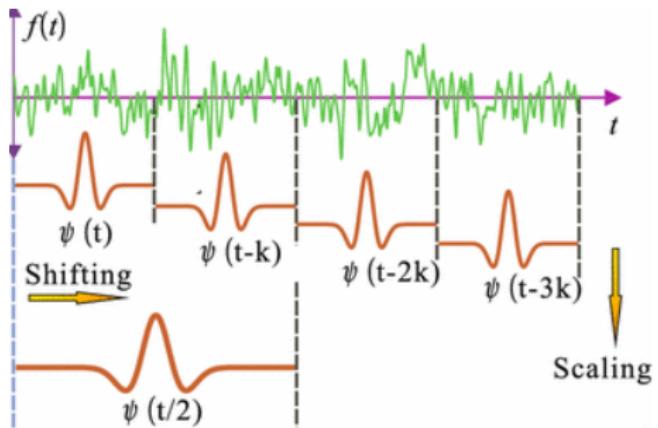


# Traitement du signal - Transformée en ondelettes

## Transformée en ondelettes

### (continuous) Wavelet Transform

- Décomposition d'un signal  $X(t)$  en une superposition de versions décalées et dilatées d'une fonction simple appelée *ondelette*



Zhuang, X., Li, Y., & Peng, N. (2016, December). Enhanced automatic sleep spindle detection: a sliding window-based wavelet analysis and comparison using a proposal assessment method. In Applied Informatics (Vol. 3, No. 1, p. 11). Springer Berlin Heidelberg.

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

- Mesures
- Traitement et Interprétation

## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- Analyses classiques
- Applications

## 5 TP

## Notations

Espace vectoriel ( $\mathbb{R}^d$ )



# Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## Notations

Espace vectoriel ( $\mathbb{R}^d$ )

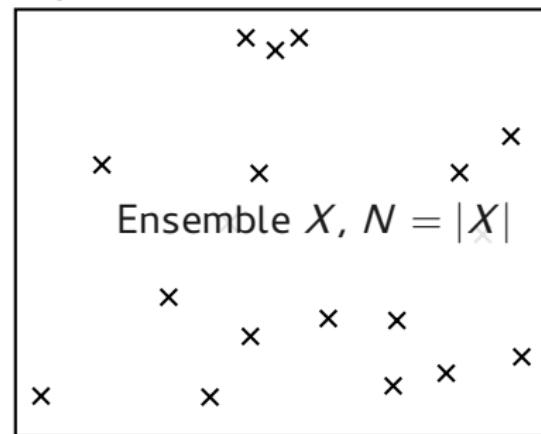
Vecteur  $x$  ( $\in \mathbb{R}^d$ )



# Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## Notations

Espace vectoriel ( $\mathbb{R}^d$ )



# Apprentissage Supervisé

## Definition

L'apprentissage supervisé utilise des **labels**  $y$  associés à des exemples  $x \in X$  pour apprendre une fonction  $f$  telle que  $y = f(X)$ , avec l'objectif de **généraliser** à de nouveaux exemples.

## Exemples

- Regression ( $y$  est scalaire)
- Classification ( $y$  est une catégorie)
- Tons of applications:
  - Reconnaissance de pattern,
  - Modélisation prédictive...



# Apprentissage Supervisé

## Definition

L'apprentissage supervisé utilise des **labels**  $y$  associés à des exemples  $x \in X$  pour apprendre une fonction  $f$  telle que  $y = f(X)$ , avec l'objectif de **généraliser** à de nouveaux exemples.

## Exemples

- Regression ( $y$  est scalaire)
- Classification ( $y$  est une catégorie)
- Tons of applications:
  - Reconnaissance de pattern,
  - Modélisation prédictive...



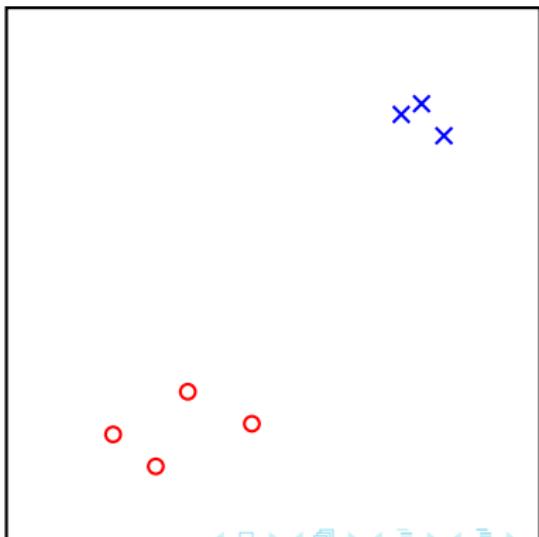
# Apprentissage Supervisé

## Definition

L'apprentissage supervisé utilise des **labels**  $y$  associés à des exemples  $x \in X$  pour apprendre une fonction  $f$  telle que  $y = f(X)$ , avec l'objectif de **généraliser** à de nouveaux exemples.

## Exemples

- Regression ( $y$  est scalaire)
- Classification ( $y$  est une catégorie)
- Tons of applications:
  - Reconnaissance de pattern,
  - Modélisation prédictive...



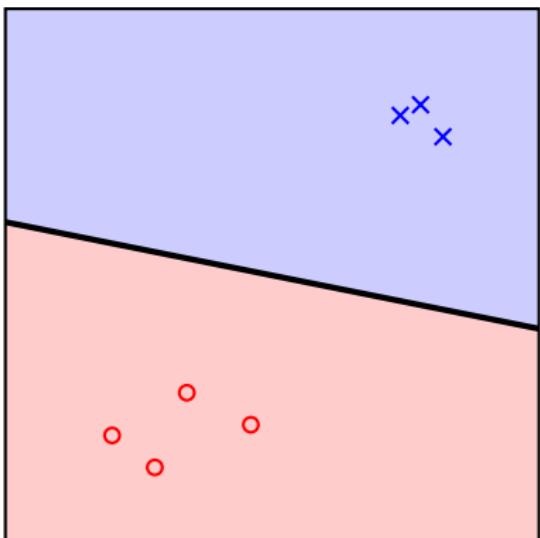
# Apprentissage Supervisé

## Definition

L'apprentissage supervisé utilise des **labels**  $y$  associés à des exemples  $x \in X$  pour apprendre une fonction  $f$  telle que  $y = f(X)$ , avec l'objectif de **généraliser** à de nouveaux exemples.

## Exemples

- Regression ( $y$  est scalaire)
- Classification ( $y$  est une catégorie)
- Tons of applications:
  - Reconnaissance de pattern,
  - Modélisation prédictive...



# Apprentissage non supervisé

## Goal

Découvrir de la structure / des patterns dans  $X$ ,

## Propriétés

- Pas de labels,
- Deux approches :
  - Clustering = trouver une partition de  $X$  en  $K$  sous-ensembles,
  - Décomposer  $X$  en  $K$  vecteurs.
- Applications :
  - Quantification
  - Réduction de dimension (PCA)
  - Séparation de sources (ICA)



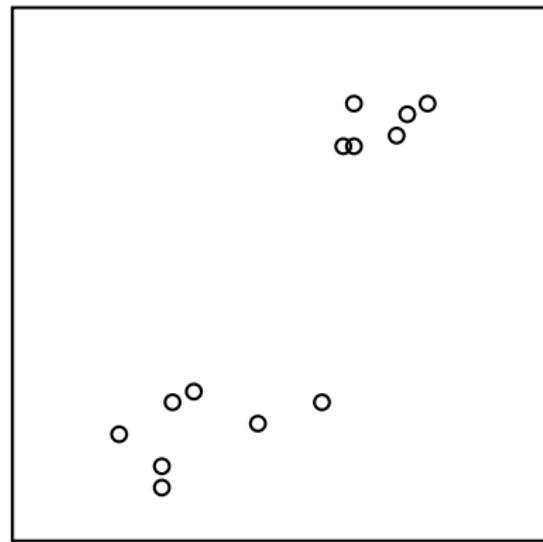
# Apprentissage non supervisé

## Goal

Découvrir de la structure / des patterns dans  $X$ ,

## Propriétés

- Pas de labels,
- Deux approches :
  - Clustering = trouver une partition de  $X$  en  $K$  sous-ensembles,
  - Décomposer  $X$  en  $K$  vecteurs.
- Applications :
  - Quantification
  - Réduction de dimension (PCA)
  - Séparation de sources (ICA)



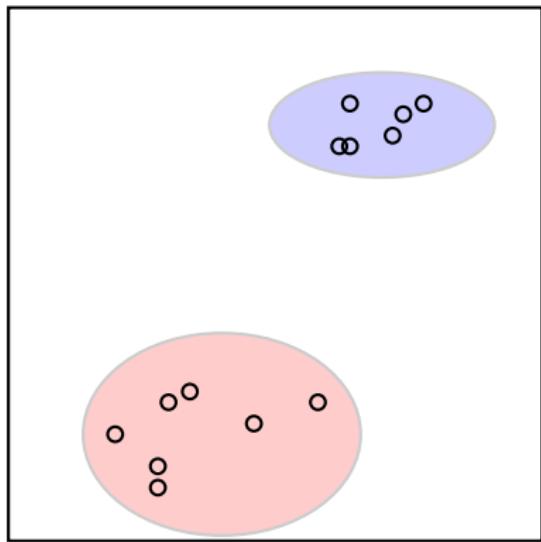
# Apprentissage non supervisé

## Goal

Découvrir de la structure / des patterns dans  $X$ ,

## Propriétés

- Pas de labels,
- Deux approches :
  - Clustering = trouver une partition de  $X$  en  $K$  sous-ensembles,
  - Décomposer  $X$  en  $K$  vecteurs.
- Applications :
  - Quantification
  - Réduction de dimension (PCA)
  - Séparation de sources (ICA)



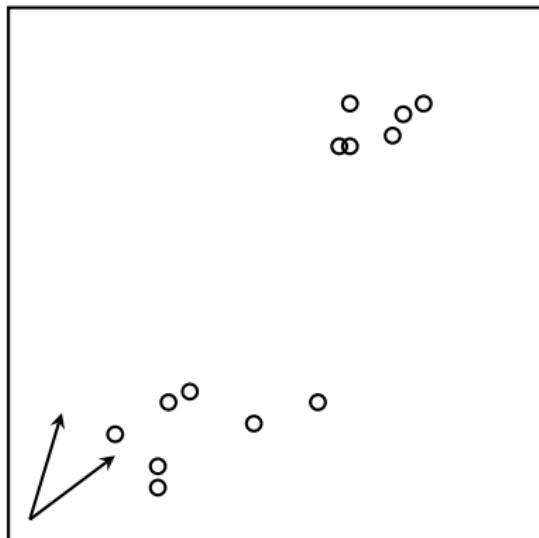
# Apprentissage non supervisé

## Goal

Découvrir de la structure / des patterns dans  $X$ ,

## Propriétés

- Pas de labels,
- Deux approches :
  - Clustering = trouver une partition de  $X$  en  $K$  sous-ensembles,
  - Décomposer  $X$  en  $K$  vecteurs.
- Applications :
  - Quantification
  - Réduction de dimension (PCA)
  - Séparation de sources (ICA)



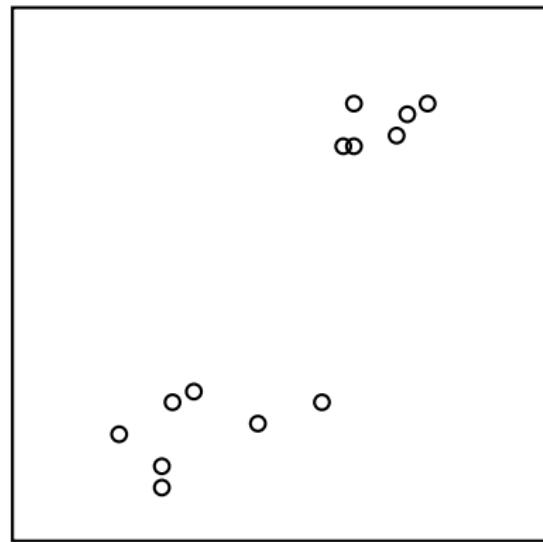
# Apprentissage non supervisé

## Goal

Découvrir de la structure / des patterns dans  $X$ ,

## Propriétés

- Pas de labels,
- Deux approches :
  - Clustering = trouver une partition de  $X$  en  $K$  sous-ensembles,
  - Décomposer  $X$  en  $K$  vecteurs.
- Applications :
  - Quantification
  - Réduction de dimension (PCA)
  - Séparation de sources (ICA)



Artificial intelligence "=" Apprentissage supervisé et non supervisé.

## High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence

Eric J. Topol 

*Nature Medicine* **25**, 44–56 (2019) | Download Citation 

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

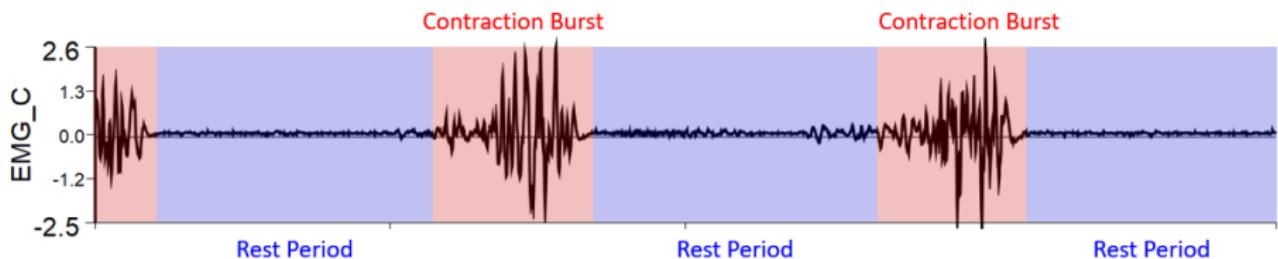
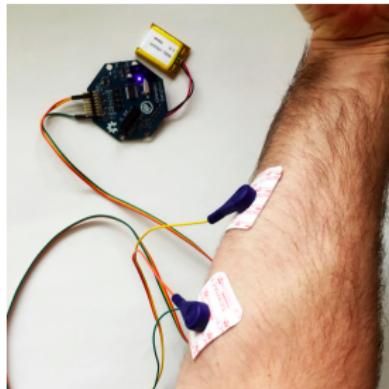
- Mesures
- Traitement et Interprétation

## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- Analyses classiques
- Applications

## 5 TP

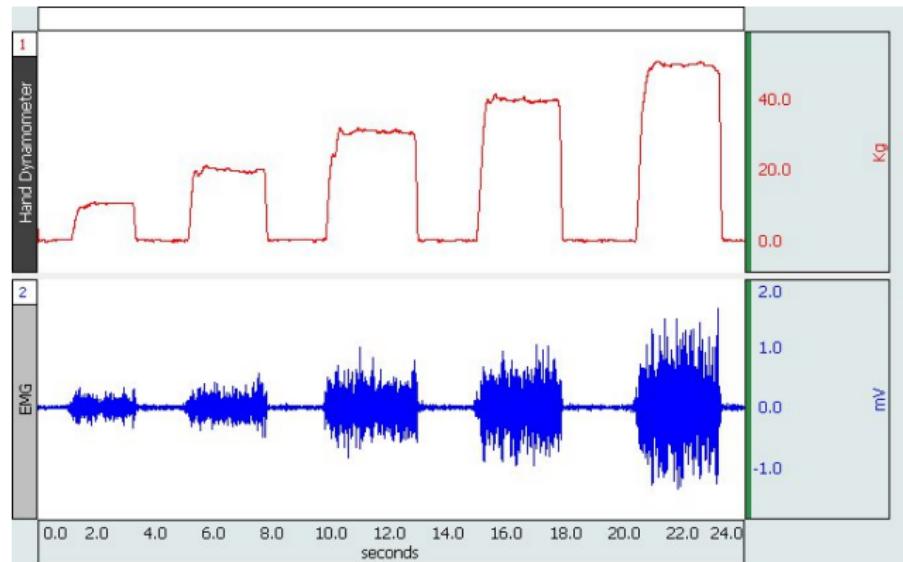
# ElectroMyographie (EMG)



(Top) OpenBCI website <https://openbci.com> (Bottom) Robertson G,et al. Human Kinetics. 2014

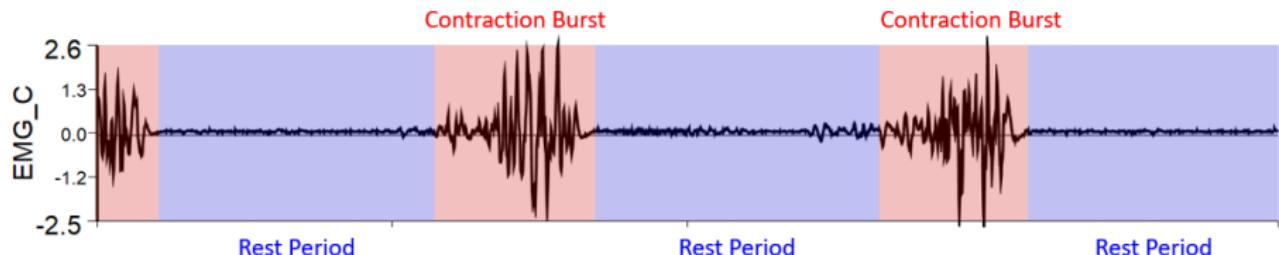
# ElectroMyographie (EMG)

## Mesure de force avec EMG



From Biopac <https://www.biopac.com/?app=advanced-feature=emg-force>

# Prétraitement de l'EMG

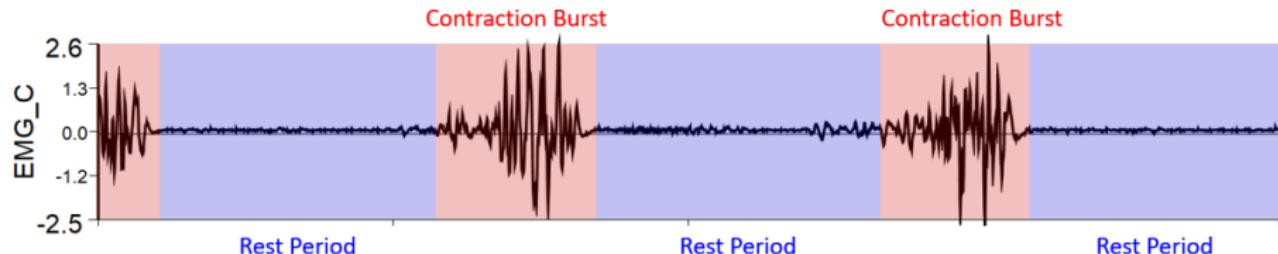


Suppression de la composante continue, suivi de (au choix):

- Moyenne quadratique sur une fenêtre glissante
- Valeur absolue (ou partie positive) suivie d'un filtre passe-bas, puis calcul d'enveloppe
- Intégrale de la valeur absolue

-> Calcul de caractéristiques résumant le signal EMG.

# Prétraitement de l'EMG



Analyse à partir du signal brut:

- Transformée de fourier court-terme
- Transformée en ondelettes

-> Ensemble de coefficients en fonction du temps, décomposant l'EMG.

# Applications de l'EMG

Utilisation des caractéristiques calculées :

- Applications cliniques : détection de lésions, diagnostics, ..
- Entrainement / coaching des sportifs
- Apprentissage supervisé: Interface homme machine, reconnaissance de mouvements, etc.



The 7 hand/wrist gestures considered in the *Myo Dataset*.

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

- Mesures
- Traitement et Interprétation

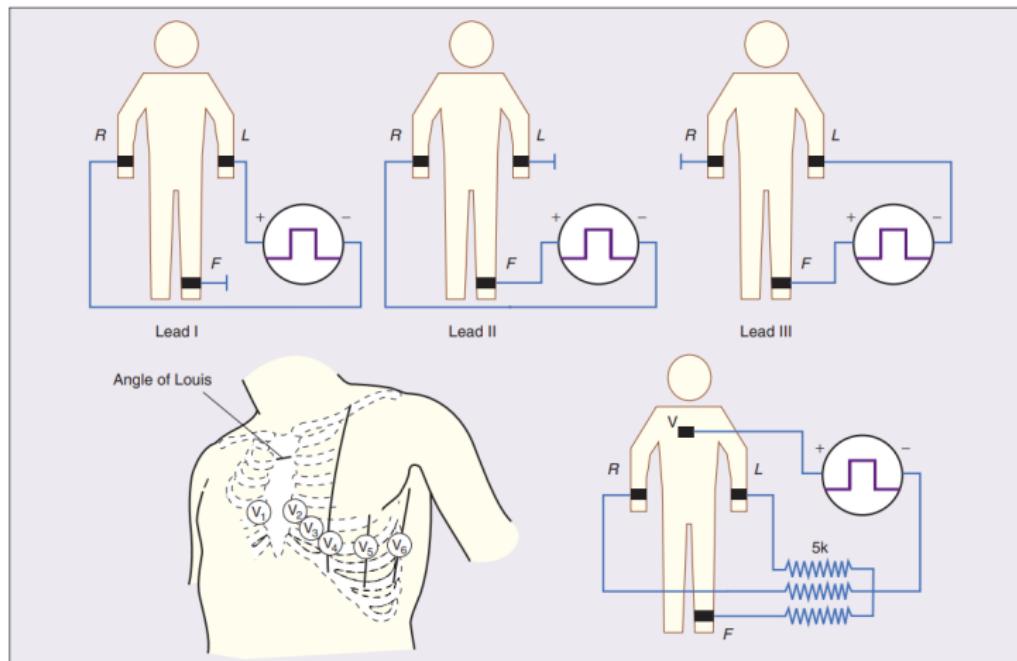
## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- Analyses classiques
- Applications

## 5 TP

# Electrocardiographie

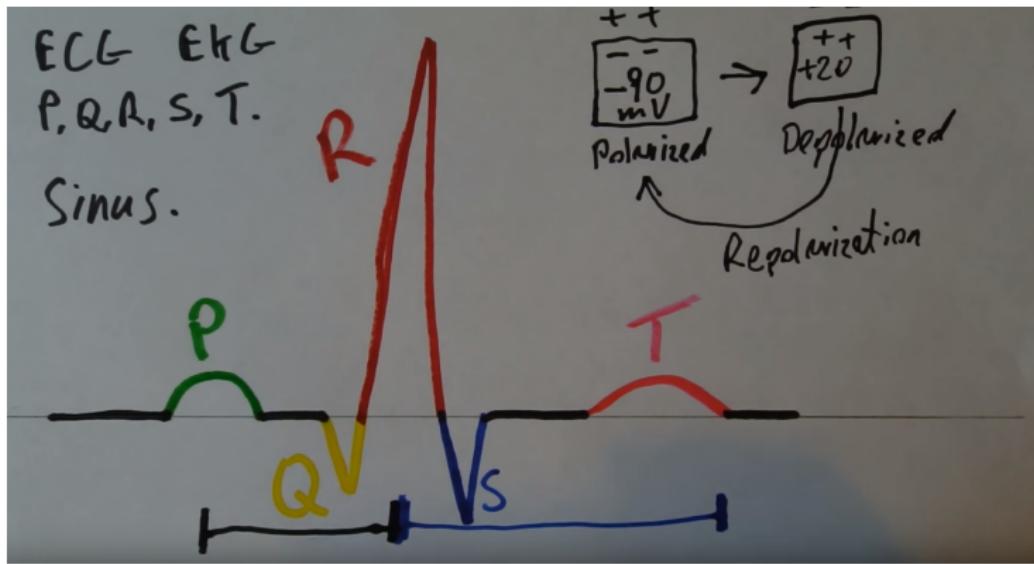
## Mesure et dérivations.



**FIGURE 13-2** Top, Electrode connections for recording the standard limb leads I, II, and III. R, L, and F indicate locations of electrodes on the right arm, left arm, and left foot, respectively. Bottom, Electrode locations and electrical connections for recording a precordial lead. Left, The positions of the exploring electrode (V) for the six precordial leads. Right, Connections to form the Wilson central terminal for recording a precordial (V) lead. (From Goldberger AL: Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach. 7th ed. St. Louis, CV Mosby, 2006.)

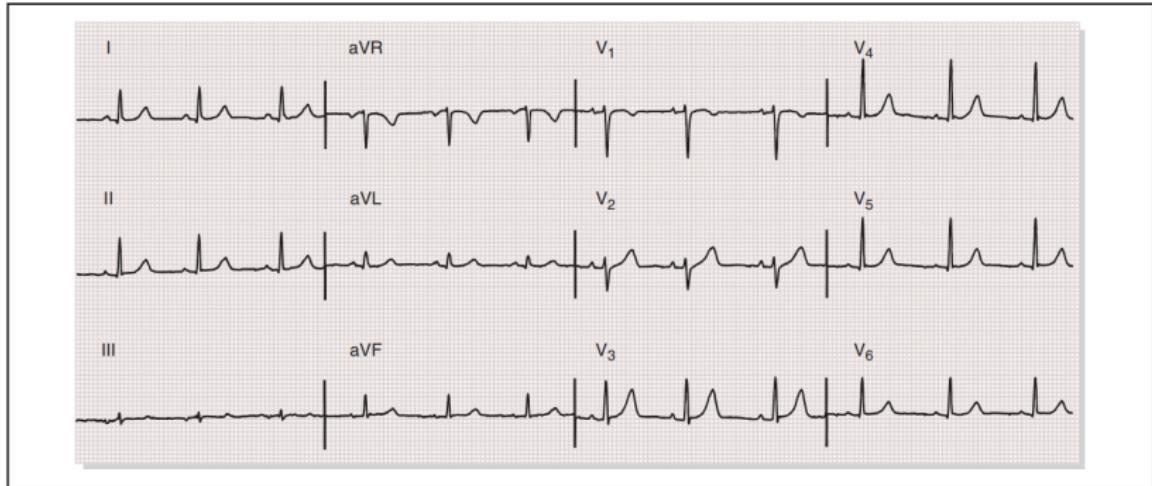
# Electrocardiographie

## Le complexe PQRST



Dr. John Campbell <https://www.youtube.com/watch?v=izX9woINRbM>

# Electrocardiographie



**FIGURE 13-9** Normal electrocardiogram recorded from a 48-year-old woman. The vertical lines of the grid represent time, with lines spaced at 40-msec intervals. Horizontal lines represent voltage amplitude, with lines spaced at 0.1-mV intervals. Every fifth line in each direction is typically darkened. The heart rate is approximately 72 beats/min, the PR interval, QRS, and QT<sub>c</sub> durations measure about 140, 84, and 400 msec, respectively, and the mean QRS axis is approximately +35 degrees.

Mirvis, D. M., & Goldberger, A. L. (2001). Electrocardiography. *Heart disease*, 1, 82-128.

# Mesures dérivées de l'ECG

## Marqueurs temporels du complexe PQRST

Valeurs typiques (Mirvis & Goldberger 2001)

- Durée de l'onde P ( $< 120$  ms)
- Intervalle P-R ( $< 200$  ms)
- Durée du complexe QRS ( $< 110$  ms)
- Intervalle Q-T ( $< 440$  ms)

## Variabilité de la fréquence cardiaque

*Heart Rate Variability (HRV)*, variation entre les battements du cœur

- Mesurée de l'intervalle RR entre deux PQRST
- Ecart-type des intervalles RR sur 24 heures
- Moyenne quadratique ou écart type des différences entre intervalles RR successifs
- ...

# Applications de l'ECG

Examens clinique d'ECG basés sur

- les traces ECG des 12 dérivations,
- l'analyse des complexes PQRST,
- la mesure du rythme cardiaque,
- l'historique du patient
- ...

Deux références pour l'interprétation : <https://ecg.utah.edu/pdf/>  
et Mirvis, D. M., & Goldberger, A. L. (2001). *Electrocardiography. Heart disease*, 1, 82-128.

# Applications de l'ECG

## Détection automatique d'anomalies par apprentissage supervisé

### Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks

Pranav Rajpurkar\*

Awni Y. Hannun\*

Masoumeh Haghpanahi

Codie Bourn

Andrew Y. Ng

PRANAVSR@CS.STANFORD.EDU

AWN1@CS.STANFORD.EDU

MHAGHPANAH1@IRHYTHMTECH.COM

CBOURN@IRHYTHMTECH.COM

ANG@CS.STANFORD.EDU

#### Abstract

We develop an algorithm which exceeds the performance of board certified cardiologists in detecting a wide range of heart arrhythmias from electrocardiograms recorded with a single-lead wearable monitor. We build a dataset with more than 500 times the number of unique patients than previously studied corpora. On this dataset, we train a 34-layer convolutional neural network which maps a sequence of ECG samples to a sequence of rhythm classes. Committees of board-certified cardiologists annotate a gold standard test set on which we compare the performance of our model to that of 6 other individual cardiologists. We exceed the average cardiologist performance in both recall (sensitivity) and precision (positive predictive value).

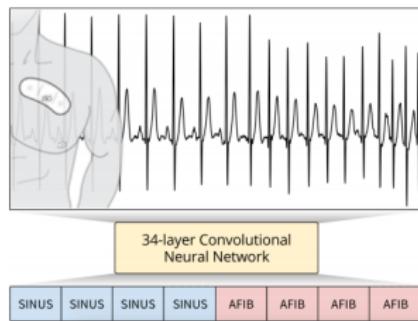


Figure 1. Our trained convolutional neural network correctly detecting the sinus rhythm (SINUS) and Atrial Fibrillation (AFIB) from this ECG recorded with a single-lead wearable heart monitor.

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

- Mesures
- Traitement et Interprétation

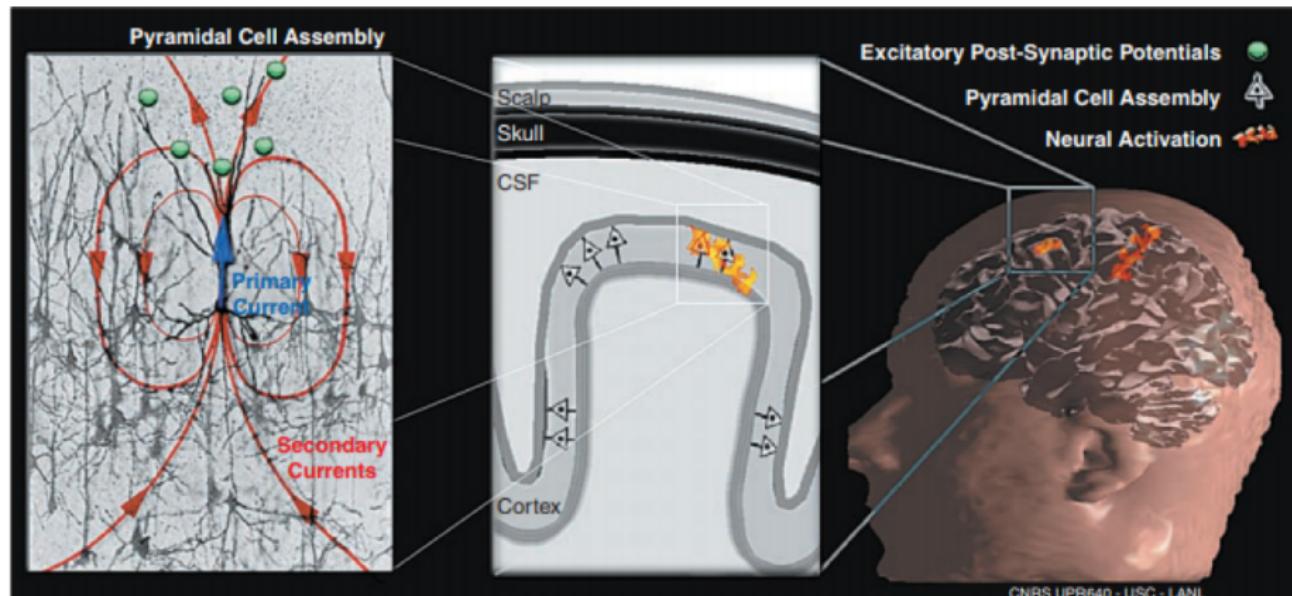
## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- Analyses classiques
- Applications

## 5 TP

# Electroencéphalographie (EEG)

Une vue d'ensemble de l'origine (probable) de l'EEG.

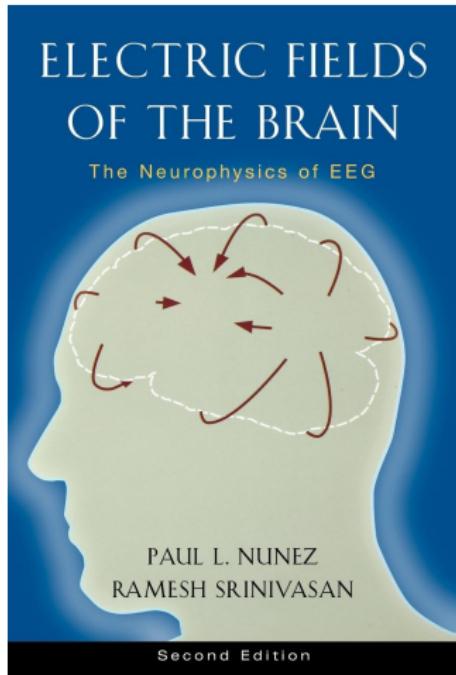


Baillet, Sylvain, John C. Mosher, and Richard M. Leahy. "Electromagnetic brain mapping." IEEE Signal processing magazine 18.6 (2001): 14-30.

# Electroencéphalographie (EEG)

Quelques caractéristiques clés de l'EEG

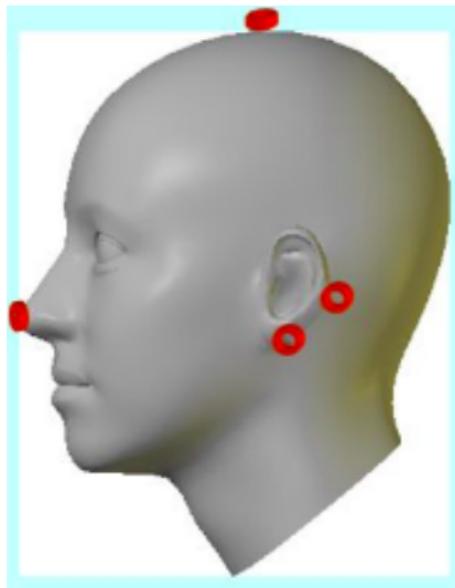
- Tension (V) entre une électrode sur le scalp et une référence
- Propagation du champ électrique dans plusieurs milieux
- Signal résultant de l'activité coordonnée de groupes de millions de neurones
- De 0.1 à 100 Hz, de l'ordre de 0.025 à 0.1 mV
- Très sensible aux artefacts



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

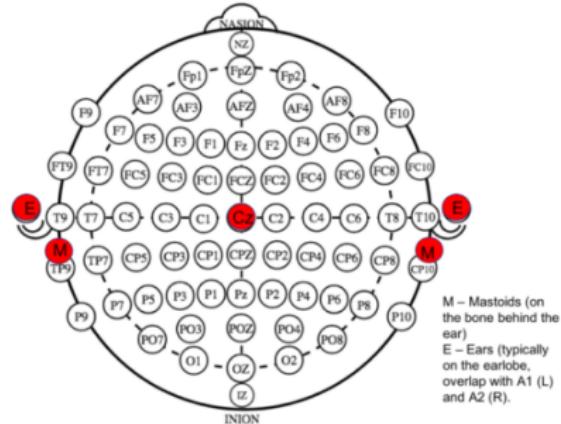
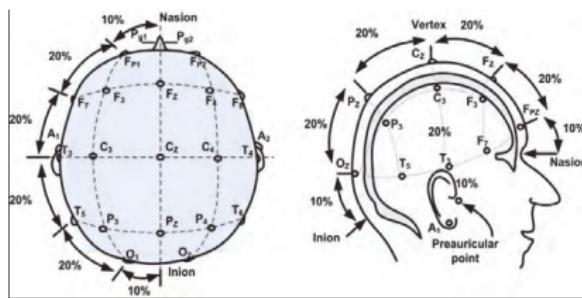
Choix d'une référence:

- L'EEG mesure une différence de potentiel entre deux points
- Idéal (mythe!) : référence "silencieuse" (cf. Nunez)
- Nasion, mastoïdes, lobes, Cz, moyenne des électrodes, ...



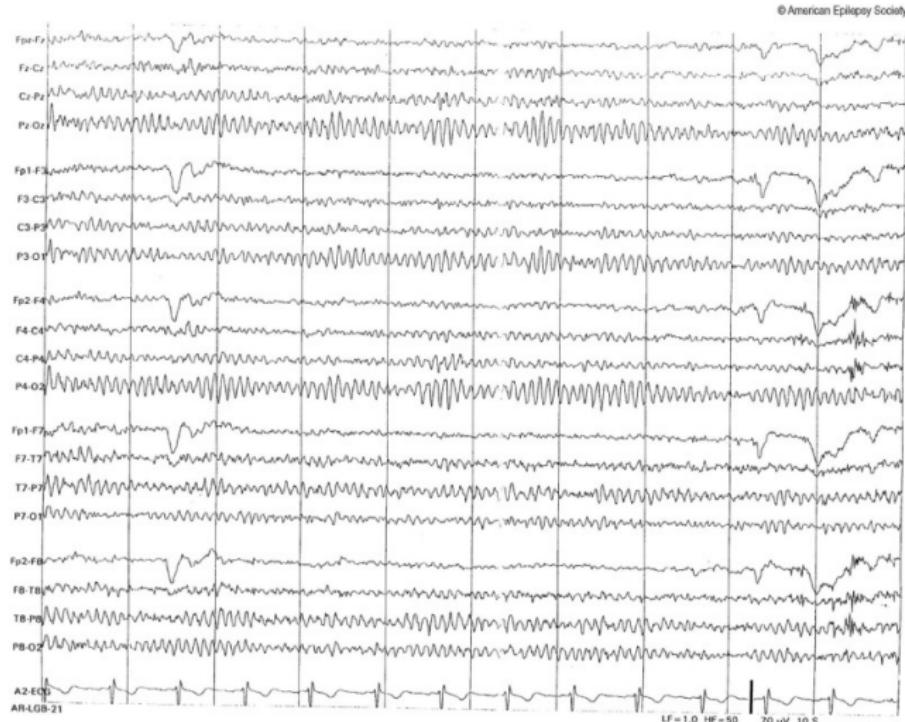
# Acquisition et prétraitement de l'EEG

Le système 10-20 de placement d'électrodes:



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

## Exemple d'enregistrement

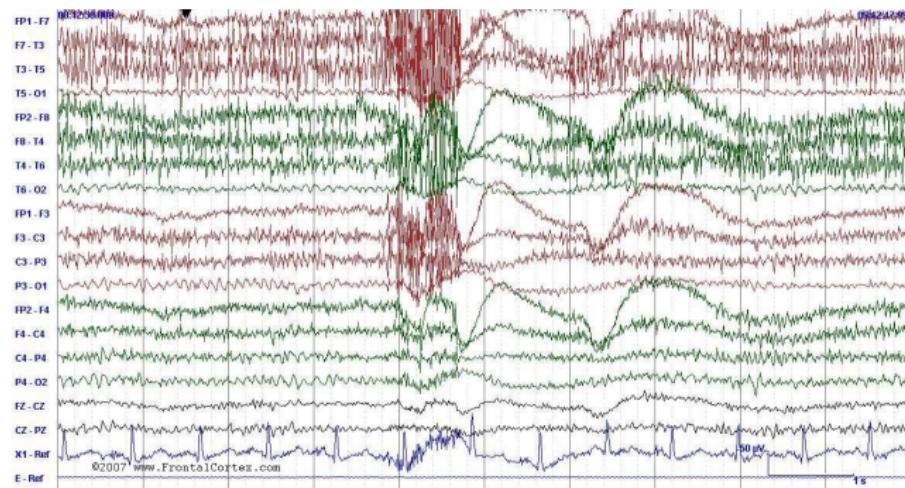


Electroencephalography (EEG): An Introductory Text and Atlas of Normal and Abnormal Findings in Adults, Children, and Infants

# Acquisition et prétraitement de l'EEG

## Prétraitements usuels

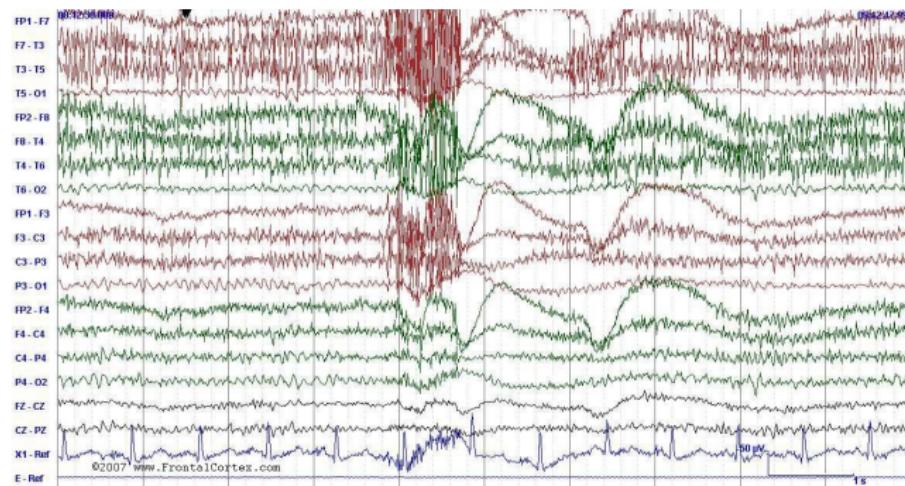
- 1 Re-référencement
- 2 Suppression de segments largement bruités
- 3 Suppression de dérive de basse fréquence (filtre passe-haut)
- 4 Détection et suppression d'artefacts



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

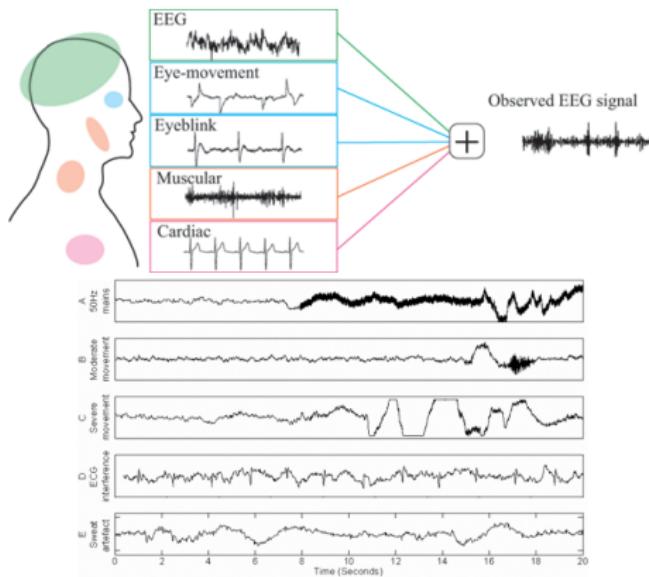
## Prétraitements usuels

- 1 Re-référencement
- 2 Suppression de segments largement bruités
- 3 Suppression de dérive de basse fréquence (filtre passe-haut)
- 4 Détection et suppression d'artefacts



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

## Artefacts



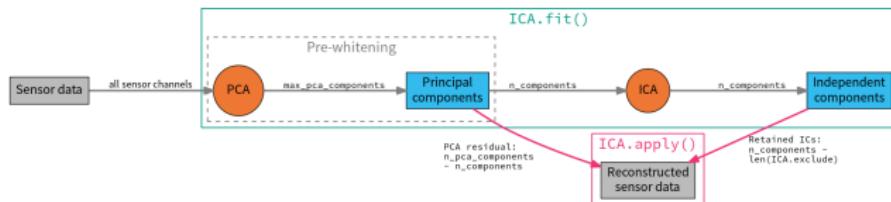
Common EEG artifacts. (A) 50 Hz mains interference appears as a thickened signal caused by superposition of 50 Hz mains waves on the EEG. (B) Movement causes a sudden and significant deviation from the background EEG and (C) severe movement can clip the EEG. (D) ECG interference appears as a pulsed EEG, it occurs when the pulses on the ECG are superimposed on the EEG. (E) Sweat artefact is a slow drift of the baseline EEG.

Review of Artifact Rejection Methods for Electroencephalographic Systems, S Kanoga, Y Mitsukura - Electroencephalography, 2017

# Acquisition et prétraitement de l'EEG

Détection et suppression d'artefacts par séparation aveugle de sources spatiales (*blind source separation*):

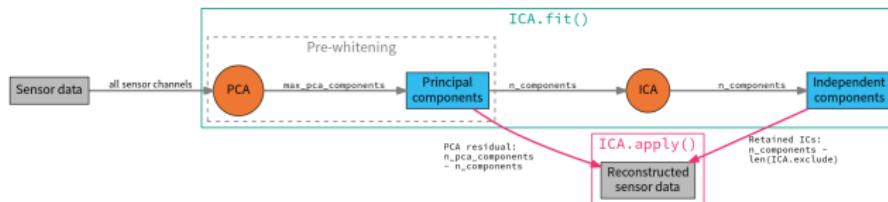
- 1 Analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis (ICA)*) pour orthogonaliser les données
- 2 Analyse en composantes indépendantes (*Independent Component Analysis (ICA)*) pour séparer les sources
- 3 Identification des composantes comportant des artefacts
- 4 Reconstruction du signal en retirant les composantes artefactuelles



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

Détection et suppression d'artefacts par séparation aveugle de sources spatiales (*blind source separation*):

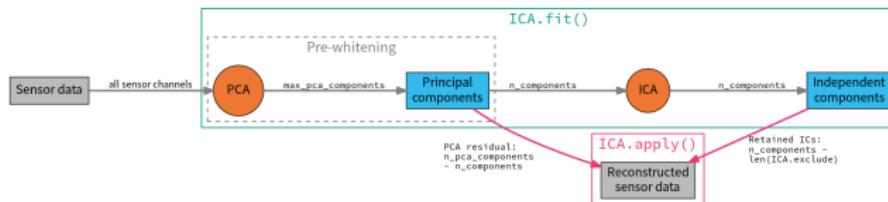
- 1 Analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis (ICA)*) pour orthogonaliser les données
- 2 Analyse en composantes indépendantes (*Independent Component Analysis (ICA)*) pour séparer les sources
- 3 Identification des composantes comportant des artefacts
- 4 Reconstruction du signal en retirant les composantes artefactuelles



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

Détection et suppression d'artefacts par séparation aveugle de sources spatiales (*blind source separation*):

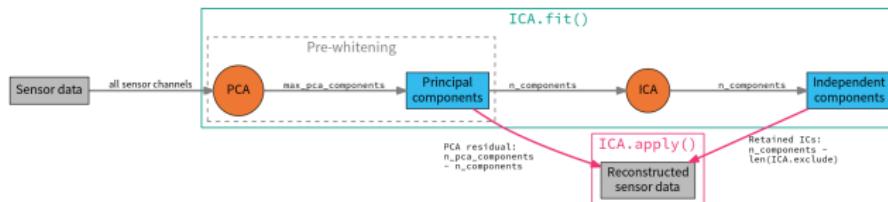
- 1 Analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis (ICA)*) pour orthogonaliser les données
- 2 Analyse en composantes indépendentes (*Independent Component Analysis (ICA)*) pour séparer les sources
- 3 Identification des composantes comportant des artefacts
- 4 Reconstruction du signal en retirant les composantes artefactuelles



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

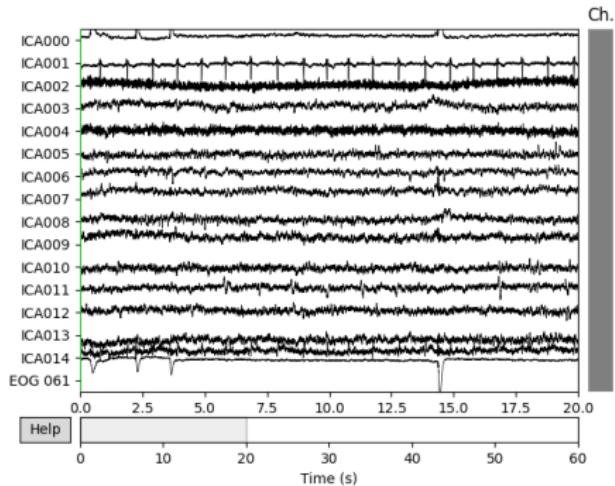
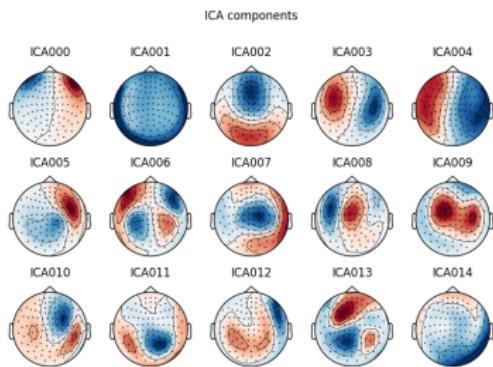
Détection et suppression d'artefacts par séparation aveugle de sources spatiales (*blind source separation*):

- 1 Analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis (ICA)*) pour orthogonaliser les données
- 2 Analyse en composantes indépendantes (*Independent Component Analysis (ICA)*) pour séparer les sources
- 3 Identification des composantes comportant des artefacts
- 4 Reconstruction du signal en retirant les composantes artefactuelles



# Acquisition et prétraitement de l'EEG

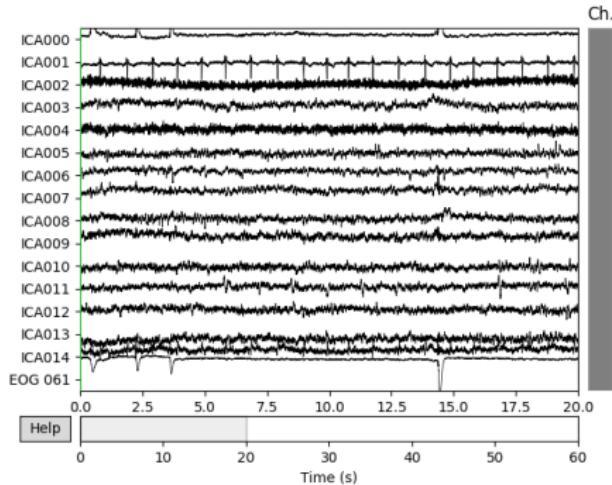
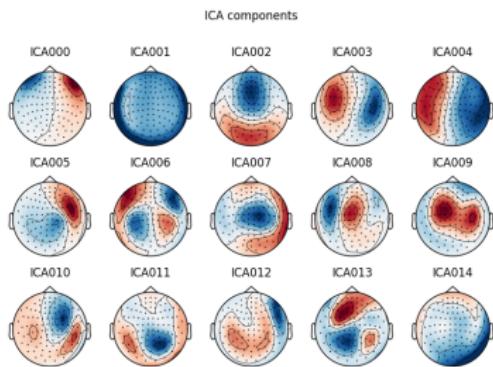
## Artefacts et ICA



D'autres méthodes existent (Common Spatial Pattern, Signal Space Projections, Machine Learning, ...)  
MNE-python tutorial

# Acquisition et prétraitement de l'EEG

## Artefacts et ICA



D'autres méthodes existent (Common Spatial Pattern, Signal Space Projections, Machine Learning, ...)  
MNE-python tutorial

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

- Mesures
- Traitement et Interprétation

## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- **Analyses classiques**
- Applications

## 5 TP

# Analyse de l'EEG de surface

## Potentiels évoqués (*Event-Related Potentiels (ERP)*)

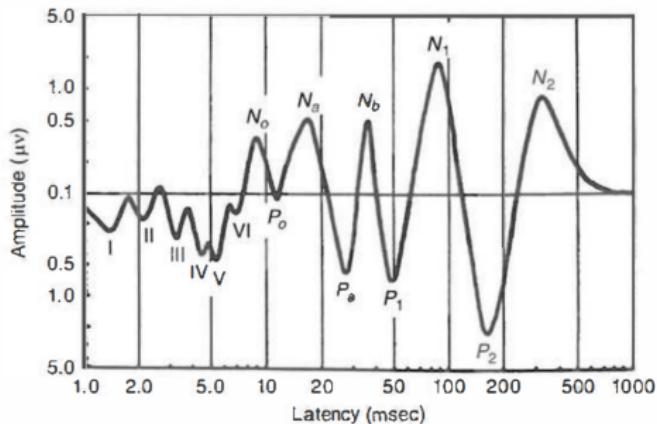
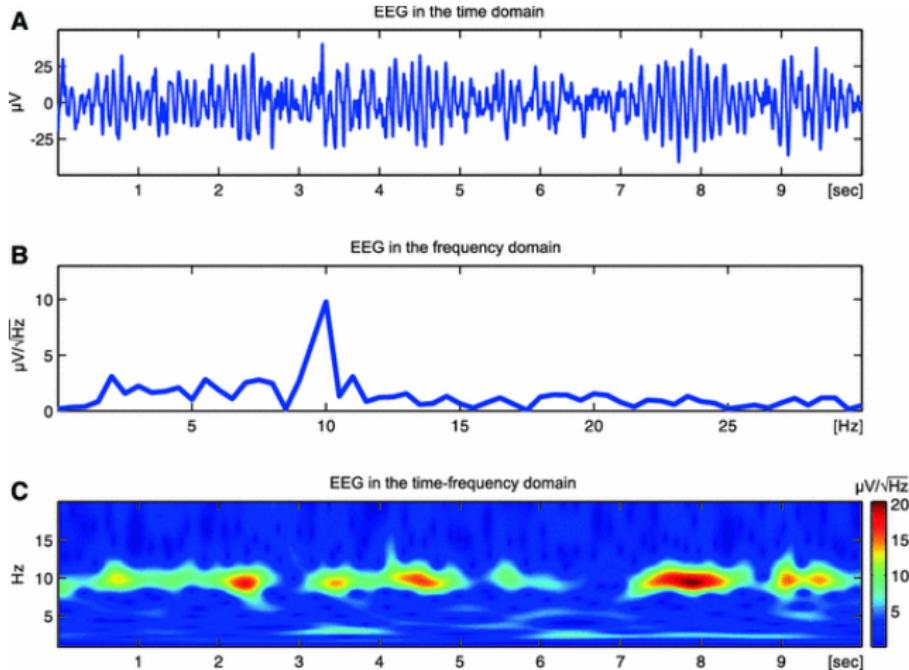


Figure 1-17 The auditory evoked potential waveform as recorded from the human scalp. A subject is presented with a series of up to several thousand tones or clicks and the time-locked EEG is averaged over the stimuli to remove the (much larger) spontaneous EEG. The first few ms of the waveform is also known as the brainstem averaged evoked response (BAER). Physiologists have assigned standard labels to each peak (N<sub>1</sub>, P<sub>2</sub>, and so forth). Reproduced with permission from Picton et al. (1974).

Nunez and Srinivasan, "Electric Fields of the Brain"

# Analyse de l'EEG de surface

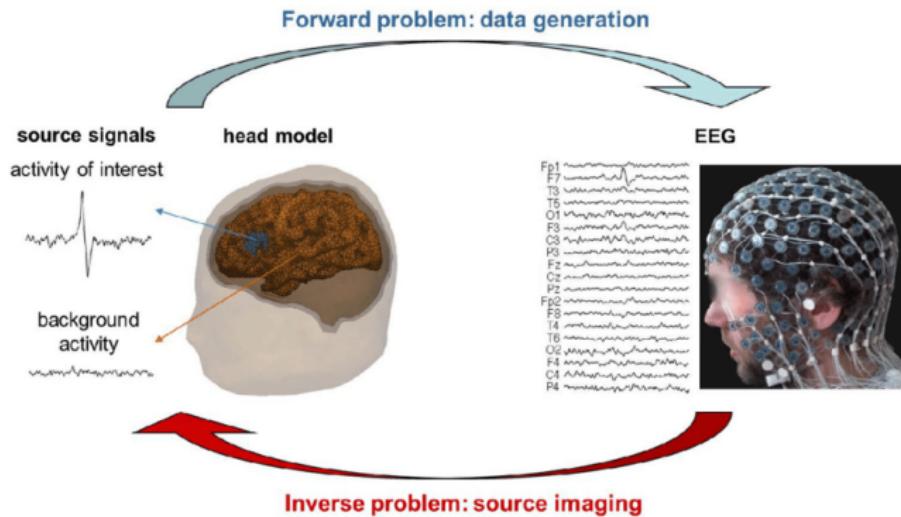
## Analyse temps-fréquence



Time-frequency analysis of event-related potentials: a brief tutorial CS Herrmann, S Rach, J Vosskuhl, D Strüber - Brain topography, 2014

# EEG et localisation de source

## Problème direct et problème inverse



Becker, H. (2014). Denoising, separation and localization of EEG sources in the context of epilepsy (thèse de doctorat).

## Résolution du problème direct (*forward problem*):

Connaissant un modèle de propagation de la tête (matière grise, liquide, dura, scalp) et la position des sources, déterminer la répartition électrique sur le scalp.

## Solutions existantes:

- *Finite Elements Methods (FEM), Boundary Elements Methods (BEM)*
- Modèles utilisés : 3 sphères de conductivité différentes, ou modèle réaliste basé sur une IRM anatomique du sujet.
- Si l'on connaît la connectivité de chaque milieu, le problème est "bien" caractérisé
- Solutions coûteuses en calcul, mais des accélérations existent (cf Andriulli et al.(2008))
- Difficultés : modèles de propagation, intérêt contesté de la sophistication du modèle de propagation,

## Résolution du problème direct (*forward problem*):

Connaissant un modèle de propagation de la tête (matière grise, liquide, dura, scalp) et la position des sources, déterminer la répartition électrique sur le scalp.

## Solutions existantes:

- *Finite Elements Methods (FEM), Boundary Elements Methods (BEM)*
- Modèles utilisés : 3 sphères de conductivité différentes, ou modèle réaliste basé sur une IRM anatomique du sujet.
- Si l'on connaît la connectivité de chaque milieu, le problème est "bien" caractérisé
- Solutions coûteuses en calcul, mais des accélérations existent (cf Andriulli et al.(2008))
- Difficultés : modèles de propagation, intérêt contesté de la sophistication du modèle de propagation,

## Résolution du problème direct (*forward problem*):

Connaissant un modèle de propagation de la tête (matière grise, liquide, dura, scalp) et la position des sources, déterminer la répartition électrique sur le scalp.

## Solutions existantes:

- *Finite Elements Methods (FEM), Boundary Elements Methods (BEM)*
- Modèles utilisés : 3 sphères de conductivité différentes, ou modèle réaliste basé sur une IRM anatomique du sujet.
- Si l'on connaît la connectivité de chaque milieu, le problème est "bien" caractérisé
- Solutions coûteuses en calcul, mais des accélérations existent (cf Andriulli et al.(2008))
- Difficultés : modèles de propagation, intérêt contesté de la sophistication du modèle de propagation,

## Résolution du problème direct (*forward problem*):

Connaissant un modèle de propagation de la tête (matière grise, liquide, dura, scalp) et la position des sources, déterminer la répartition électrique sur le scalp.

### Solutions existantes:

- *Finite Elements Methods (FEM), Boundary Elements Methods (BEM)*
- Modèles utilisés : 3 sphères de conductivité différentes, ou modèle réaliste basé sur une IRM anatomique du sujet.
- Si l'on connaît la connectivité de chaque milieu, le problème est "bien" caractérisé
- Solutions coûteuses en calcul, mais des accélérations existent (cf Andriulli et al.(2008))
- Difficultés : modèles de propagation, intérêt contesté de la sophistication du modèle de propagation, ...

## Résolution du problème inverse (*inverse problem*):

Connaissant la répartition électrique sur le scalp, localiser un nombre inconnu de sources électriques.

Problème mal posé (*ill-posed*) et sous-caractérisé!

Solutions proposées:

- Rajouter des contraintes / *a priori* sur les solutions possibles
- Estimation des solutions : problème d'optimisation numérique
- sLORETA, *Beamformers*, *Minimum Norm Estimate (MNE)*,  
*Multiple Sparse Priors*, ...

*Friston, et al. (2008). Multiple sparse priors for the M/EEG inverse problem. NeuroImage, 39(3), 1104-1120.*

## 1 Techniques d'analyse - une mise en contexte

- Traitement de signal
- Fondamentaux de l'apprentissage automatique

## 2 EMG

- Acquisition
- Traitement et Interprétation

## 3 ECG / EKG

- Mesures
- Traitement et Interprétation

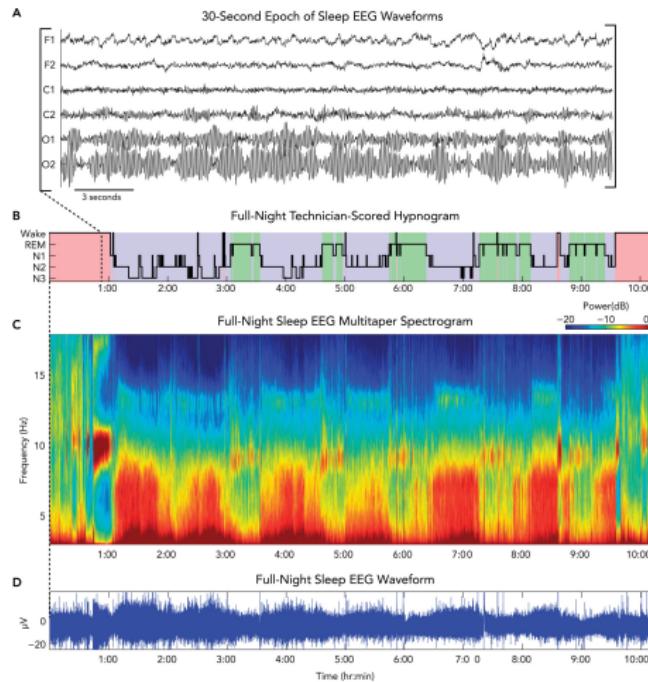
## 4 EEG

- Acquisition, prétraitements et artefacts
- Analyses classiques
- Applications

## 5 TP

# Applications de l'EEG

## Polysomnographie



Prerau, Michael J., et al. "Sleep neurophysiological dynamics through the lens of multitaper spectral analysis." *Physiology* 32.1 (2016): 60-92.

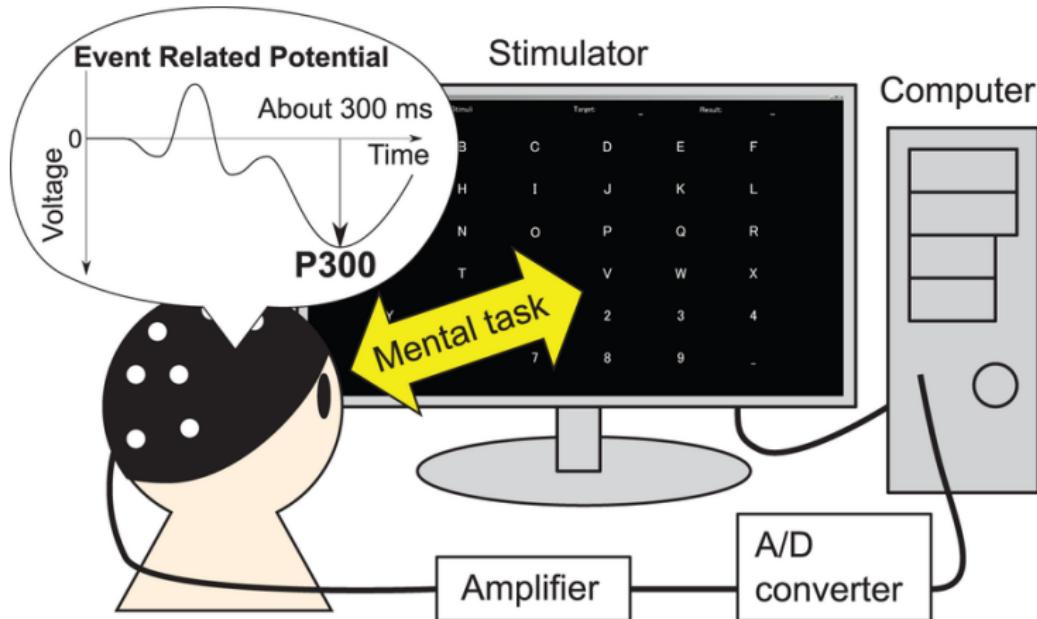
# Applications de l'EEG

## Applications cliniques:

- 1 Coma / Etats de conscience altérée (Lehmann, et al. (2001) Psychiatry Research: Neuroimaging )
- 2 Epilepsie - détection / prédictions des crises, localisation des foyers épileptogènes, (Acharya, U. Rajendra, et al. (2013) Knowledge-Based Systems)
- 3 Marqueurs d'accidents vasculaires cérébraux (Finnigan, S. et al. (2013). Clinical neurophysiology, 124(1))
- 4 ...

# Applications de l'EEG

## Interface Cerveau machine

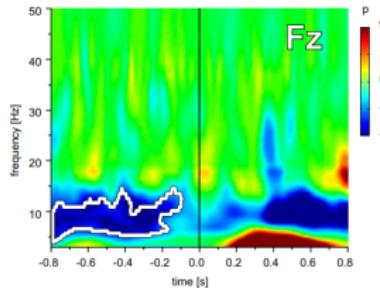


Onishi et al. , (2014), Plos ONE

# Applications de l'EEG

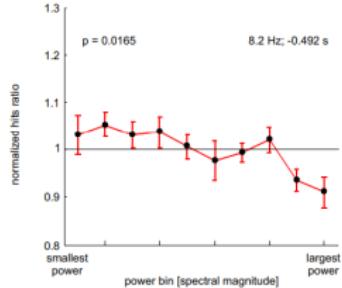
## Neurosciences cognitives

A

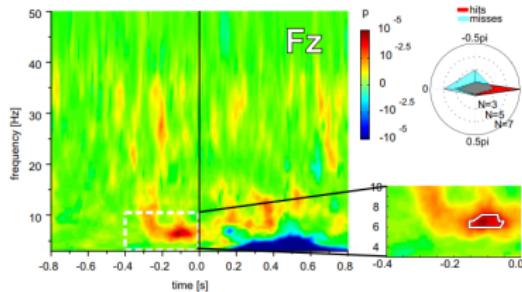


Power (hits vs. misses)

p  
10<sup>-5</sup>  
10<sup>-2.5</sup>  
0  
-10<sup>-2.5</sup>  
-10<sup>-5</sup>

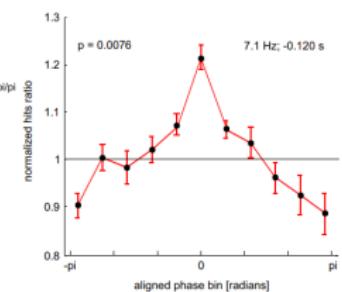


B



Phase bifurcation index

p  
10<sup>-5</sup>  
10<sup>-2.5</sup>  
0  
-10<sup>-2.5</sup>  
-10<sup>-5</sup>



The phase of ongoing EEG oscillations predicts visual perception NA Busch, J Dubois, R VanRullen - Journal of Neuroscience, 2009

Traitement de signaux EEG et ECG

Prétraitement

Décomposition temps-fréquence

Séances 1 et 2 : Jupyter Notebook, ECG, EEG. Séance 3 : EEG + EMG.