
- ESIR 2024 -

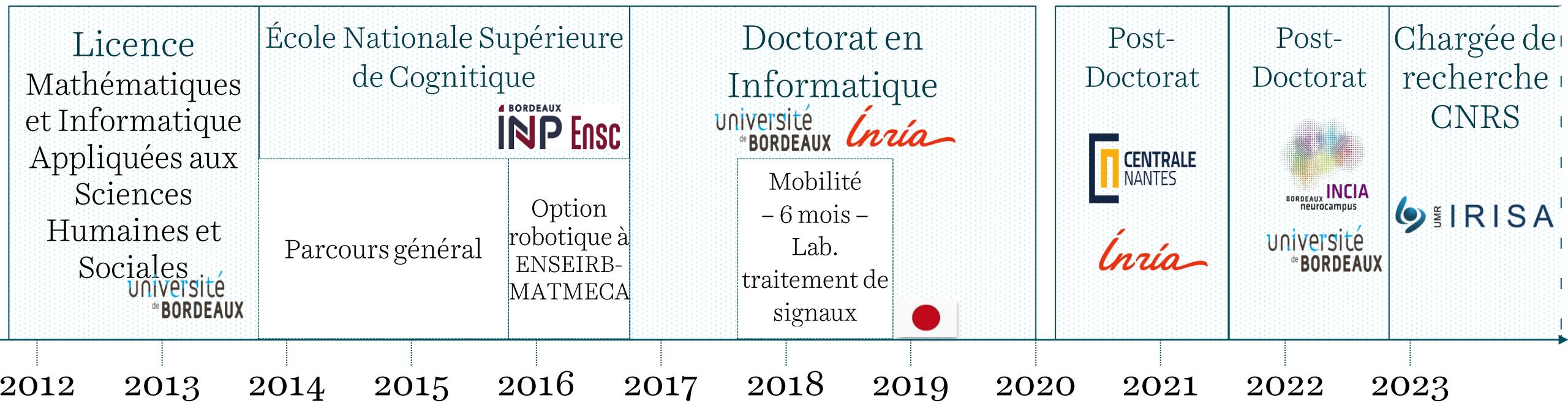
Interface cerveau-ordinateur

Léa Pillette

<http://lea-pillette.ovh>

Chargée de recherche CNRS à IRISA
(CNRS, Inria, Univ. Rennes)

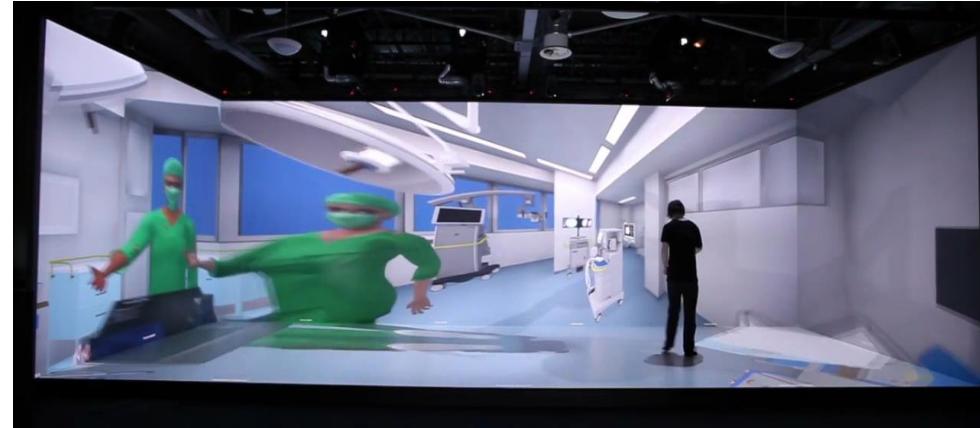
Parcours académique



Équipe Hybrid (n = 35)



Hybrid



Équipe Hybrid (n = 35)

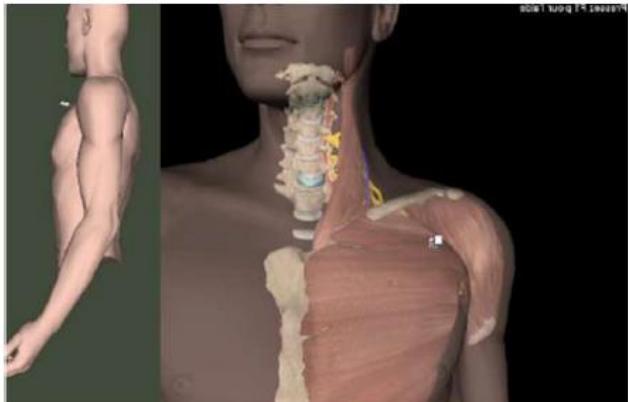
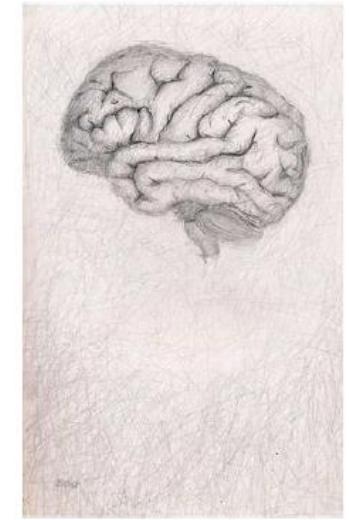
Projet de recherche : Interaction 3D avec des environnements virtuels basée sur le comportement et les données cérébrales

Objectifs:

- Améliorer l'immersion (présence)
- Améliorer l'interaction (performance)

Approche basée sur la perception

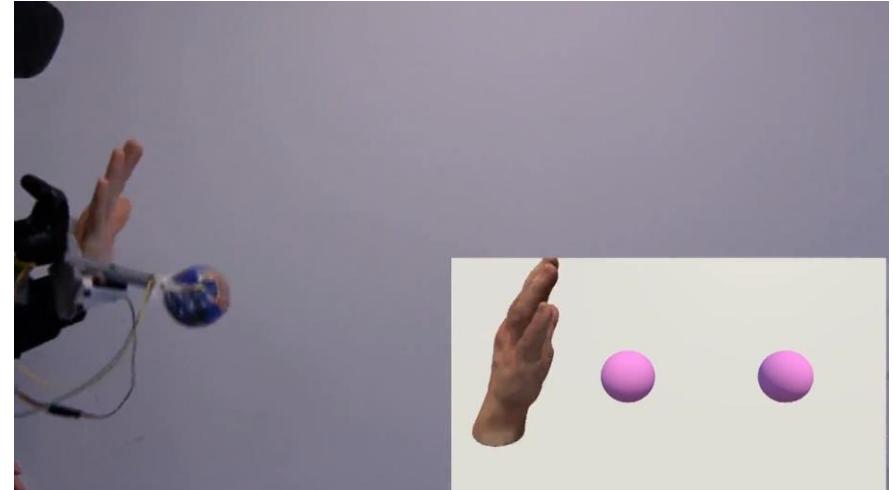
Applications : Médecine, Industrie, Construction, Divertissement, Patrimoine



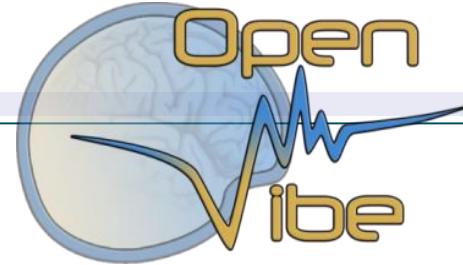
Interactions haptiques

✓ *Vers des interactions plus physiques et tangibles en VR*

1. *Algorithmes de rendu haptique*
2. *Techniques d'interaction pour l'haptique*
3. *Conception d'applications basées sur l'haptique*

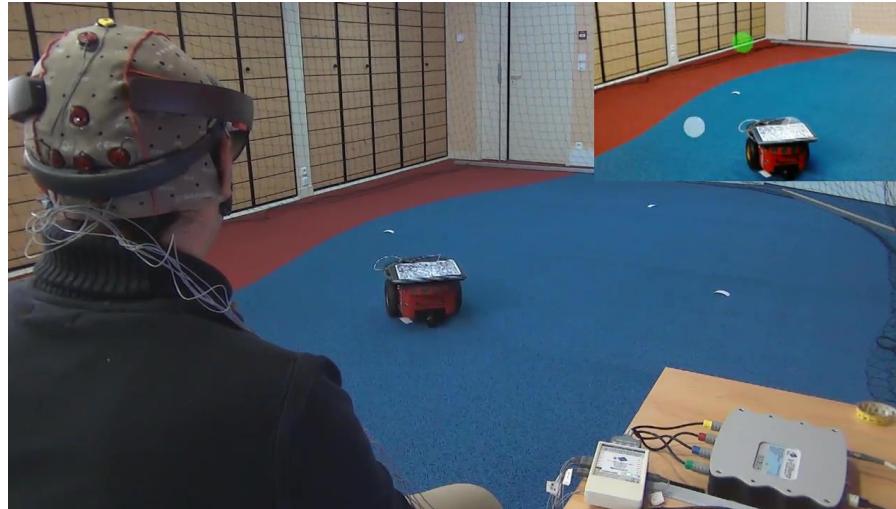
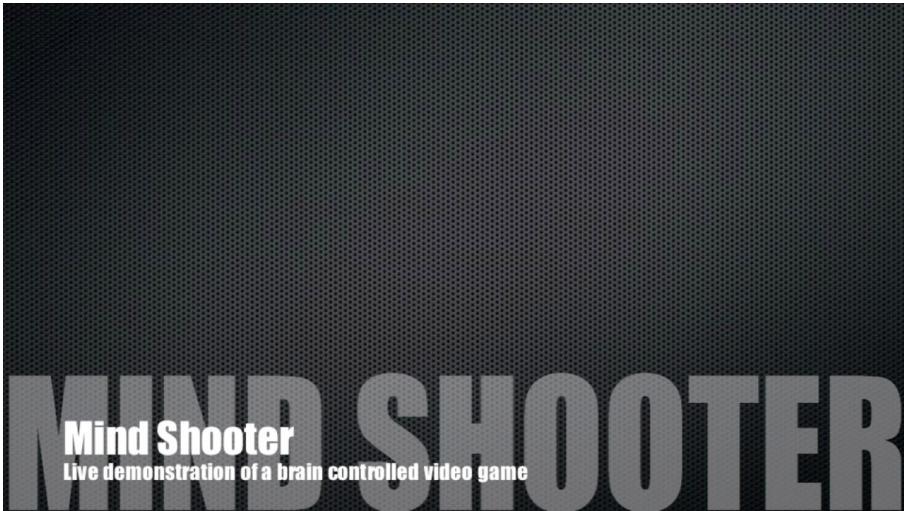


Brain-Computer Interfaces



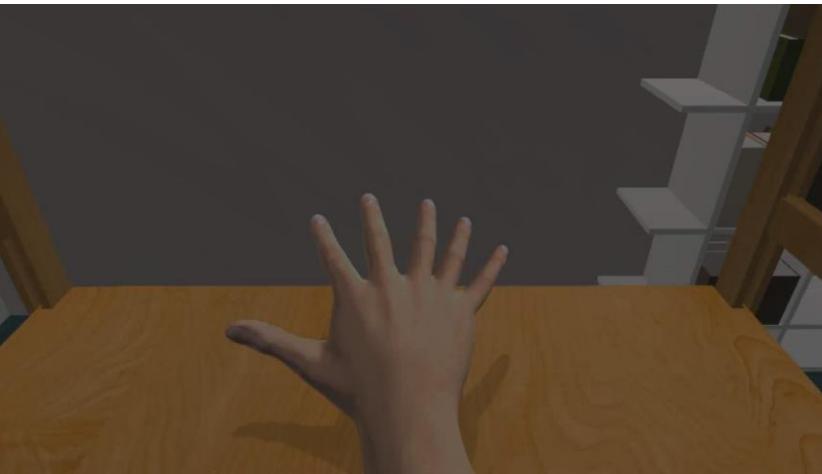
✓ *Vers l'utilisation de l'activité mentale pour interagir avec des environnements virtuels*

1. Caractérisation de « l'expérience utilisateur BCI »
2. Techniques d'interaction BCI
3. Nouvelles applications de BCI



Avatars et incarnation virtuelle

- ✓ *Technologie - rendu, animation, interaction*
- ✓ *Perception*



Projets médicaux



Collaboration principale : CHU Rennes

- Collaboration de long terme (+10 ans)
- Mélanie Cogné (CHU Rennes, Univ. Rennes): membre permanent de l'équipe

Projets en cours (CHU Rennes) :

- ADAPT : tester des fauteuils roulants automatisés pour les personnes handicapées
- HEMISFER : rééducation motrice basée sur le Neurofeedback
- SUNSET : formation des infirmières aux interventions chirurgicales
- **VERARE : rééducation motrice en unité de soins intensifs**
- VICTORY : rééducation cognitive après cancer du sein (BACLESSE Caen)
- **ARIADE : guidage basé sur la réalité augmentée pour les patients atteints de la maladie d'Alzheimer**

Processus :

- Identification des enjeux et des besoins cliniques
- Définition des hypothèses et des questions scientifiques informatiques et cliniques
- Co-conception de technologies innovantes (hard et/ou software) : VR/AR, haptique, EEG, physio, etc
- Tests non cliniques
- Essais cliniques
- Publications informatiques et cliniques

Projet « VERARE »



50 patients inclus (Juin 2023)

Organisation du cours

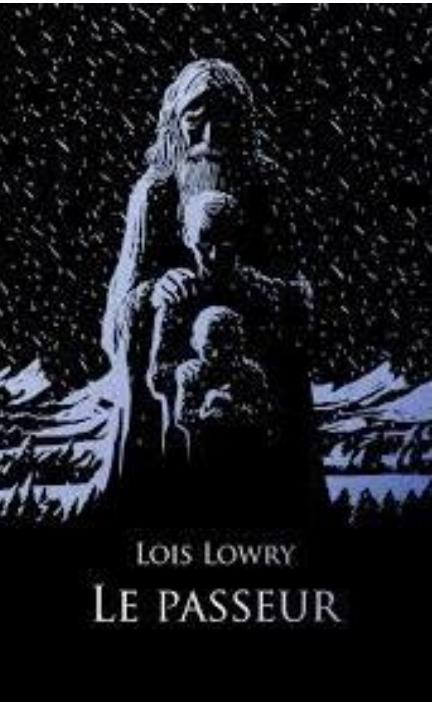
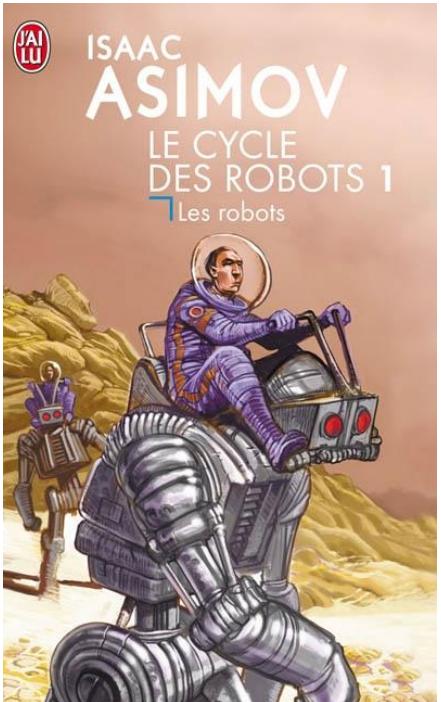
#1 Introduction

#2 Comment fonctionne une ICO ?

#3 BAB traitement & classification de signal pour les ICOs.

Lire dans les pensées... Dans la fiction

Livres



Films



Ce que pensent les femmes,
Nancy Meyer



X-Men : Apocalypse,
Bryan Singer

Lire dans les pensées... Dans les médias

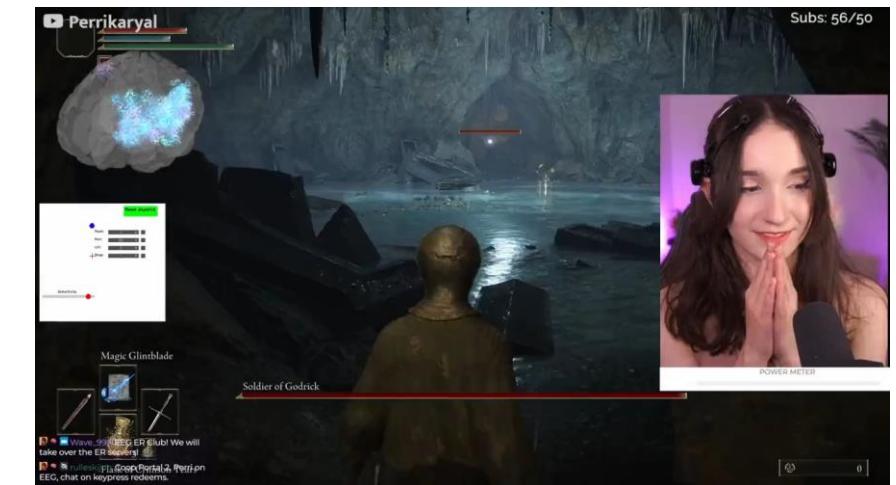


The screenshot shows a video player on the MYTF1 website. The video is titled "Les Inventeurs : les lunettes qui contrôlent les objets par la..." and is from the show "QUOTIDIEN" on TMC. It features a man in a suit and glasses sitting at a desk, with a close-up of a circular device on the left. The video duration is 5m, and it was uploaded on 29 août 2022 à 20:04. The channel is "Quotidien".

Sciences L'EXPRESS

Un ordinateur pour lire dans les pensées des handicapés et leur rendre la parole

Des chercheurs veulent rendre la parole à des personnes qui en ont été privées par un accident ou une maladie, grâce à des interfaces cerveau-machine. Prometteur.



Elle joue à «Elden Ring» par la pensée et c'est franchement impressionnant

CHRISTINE LEMUS
24 janvier 2023 13h53 | MISE À JOUR 24 janvier 2023 13h53

Lire dans les pensées... Qu'est-ce que la pensée ?



L'ensemble des processus par lesquels l'être humain au contact de la réalité matérielle et sociale élabore des concepts, les relie entre eux et acquiert de nouvelles connaissances.

Larousse

Regroupe notamment nos sensations



nos émotions

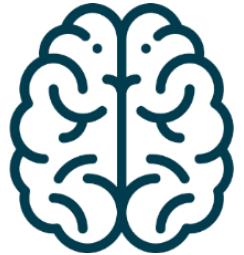


perçues ou imaginées..

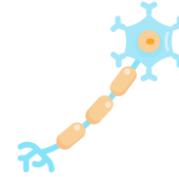


Impossible à mesurer.. Profondément individuel

Pensée → Activité cérébrale



Cerveau composé de milliards de neurones qui communiquent en utilisant :



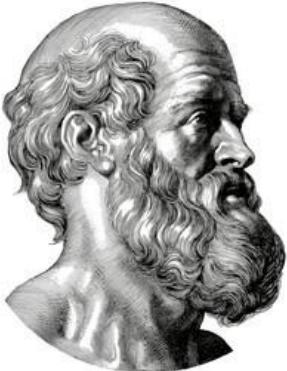
- de l'électricité
- des signaux chimiques



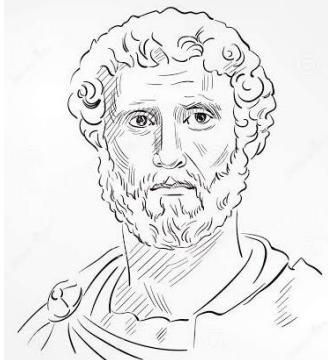
Défini et mesurable

Depuis combien de temps étudions nous le cerveau ?

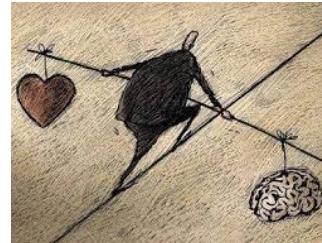
Les débuts



Hippocrates « Les pensées, les sentiments et les émotions sont gouvernées par le cerveau »,
460 av. J.-C.



Hérophile & Galien, « Le cerveau c'est ... »
330 av. J.-C.

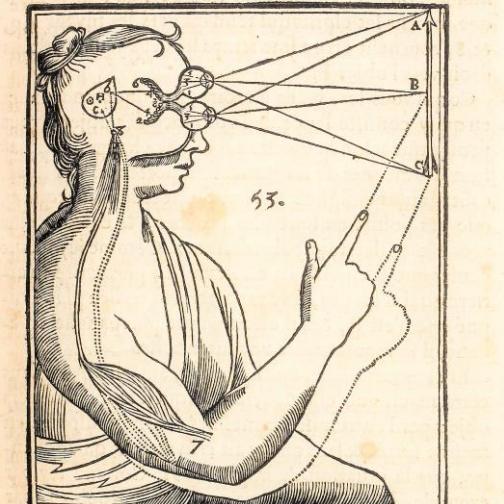


Aristote, « Tu me brises le cœur »
381 av. J.-C.

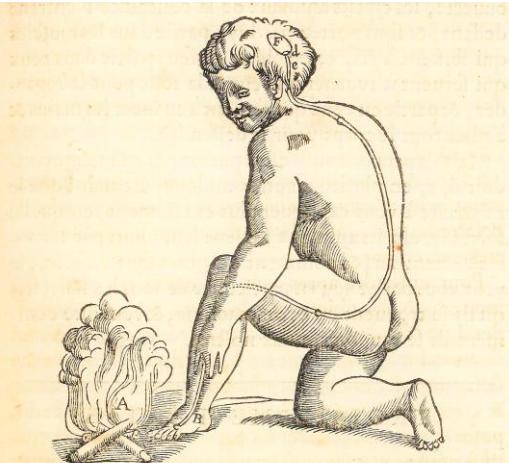
Depuis combien de temps étudions nous le cerveau ?

Les débuts toujours

perficie interieure du cerveau, se rapporte à chacun des autres membres; & chacun des autres points de la superficie de la glande H à chacun des costez vers lesquels ces membres peuvent estre tournez : En sorte que les mouuemens de ces membres, & leurs idées, peuvent estre causez reciproquement l'un par l'autre.



Descartes et la théorie de l'Homme-machine,
1596



Comme par exemple si le feu A se trouve proche du pied B, les petites parties de ce feu, qui se meuvent comme vous feuez tres-promptement, ont la force de mouvoir avec soy l'endroit de la peau de ce pied qu'elles touchent; & par ce moyen tirant le petit filet c, c, que vous voyez y estre attaché, elles ouvrent au même instant l'entrée du pore d, e, contre lequel ce petit filet se termine; ainsi que tirant lvn des bouts d'une corde,

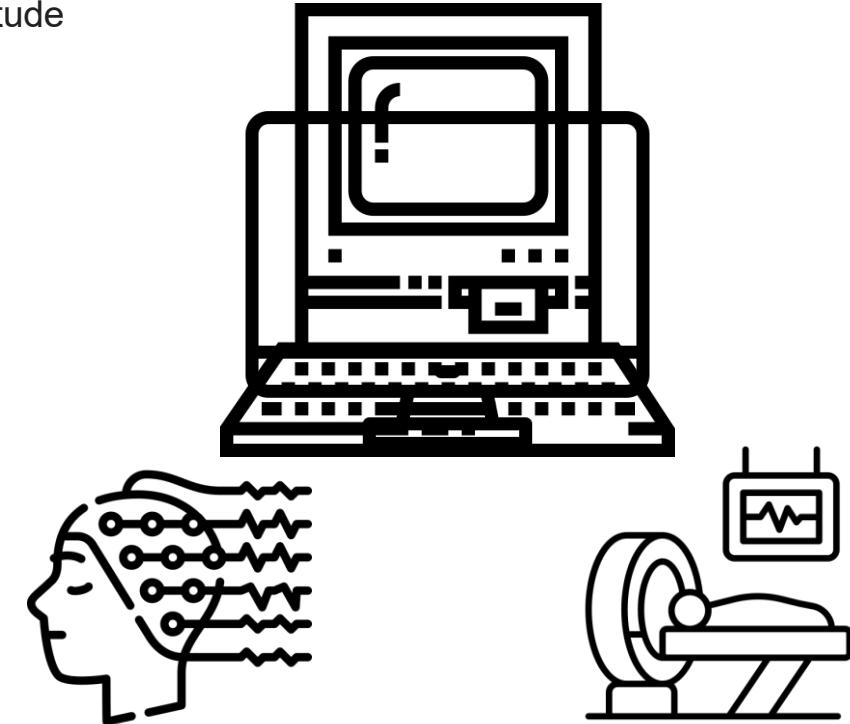
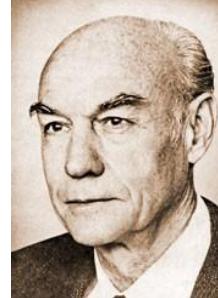
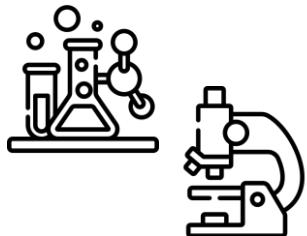


Les automates de Vaucanson,
1709

Depuis combien de temps étudions nous le cerveau ?

Les 1ères vraies avancées

Wilder Penfield (1891-1976), Paul MacLean (1913-2007) et Roger Wolcott Sperry (1913-1994) ou l'étude des fonctions des sous-parties du cerveau



Théodor Schwann (1810-1882), Franz Nissl (1860-1919) et Camillo Golgi (1843-1926) ou la découverte des neurones

Fin du 20^{ème} siècle - De nouveaux outils d'acquisition et d'étude de l'activité cérébrale

Les mythes sur le cerveau...

Nous n'utilisons que 10 % de notre cerveau



« Si on utilisait la totalité de notre cerveau, alors quand on devrait apprendre quelque chose de nouveau, on n'aurait plus l'espace » Inconnu sur internet

« Je n'utilise que 10% de mon cerveau » Albert Einstein, peut être

Film Lucy, 2014

Les mythes sur le cerveau...

Nous n'utilisons que 10 % de notre cerveau

Le mythe

- Un neurone = une fonction
- Peut se permettre de perdre de l'énergie

La réalité

- Cerveau fonctionnant en réseau
- Cerveau = 2% du poids du corps et :
 - 2%
 - 5%
 - 20%des dépenses en énergies

Lire dans les pensées → Mesurer l'activité cérébrale

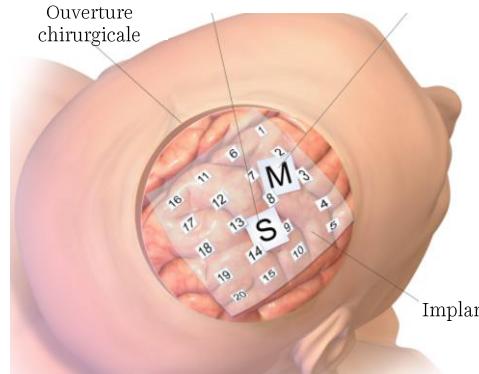
Fiction



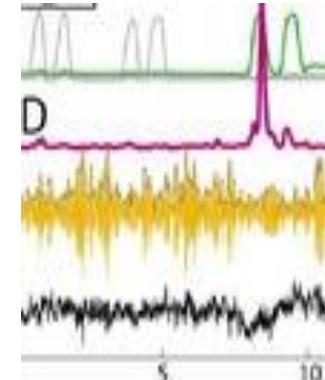
Matrix

vs

Réalité



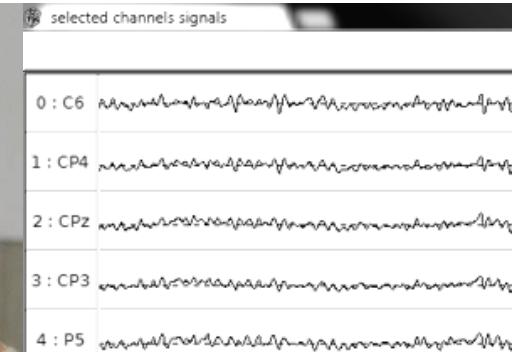
Électrocorticographie (ECOG)



X-men



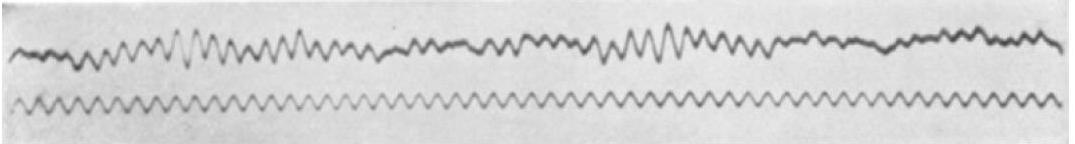
Électroencéphalographie (EEG)



Histoire de l'EEG

Plusieurs décennies de recherche :

- [Berger, 1929] : Mesure de l'EEG chez l'humain
- [Dewan, 1967] : Rythme alpha pour messages en morse
- [Vidal, UCLA, 1973] : Introduction du terme « BCI »
- [Farwell et Donchin, 1988] : P300 pour machine à épeler (2,3caractères/mn)
- [Pfurtscheller et al, 1997] : Imagerie motrice pour déplacer un curseur
- 2004 : Électrodes implantées dans le cortex moteur (Cyberkinétique)



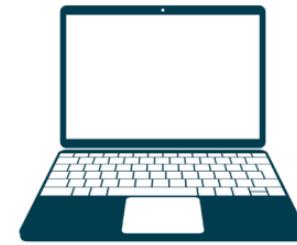
(Hans Berger, Archives für Psychiatrie, 1929)



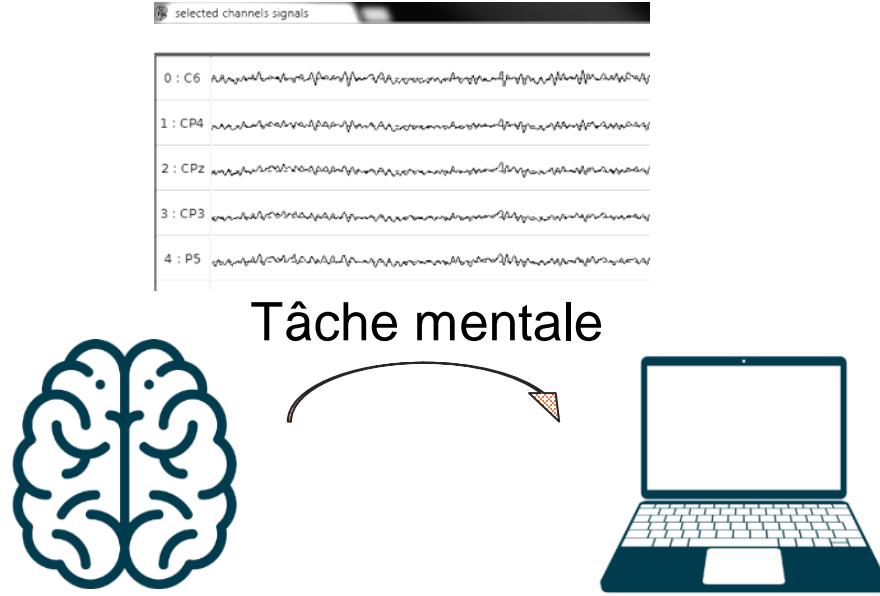
Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une **Interface Cerveau-Ordinateur**



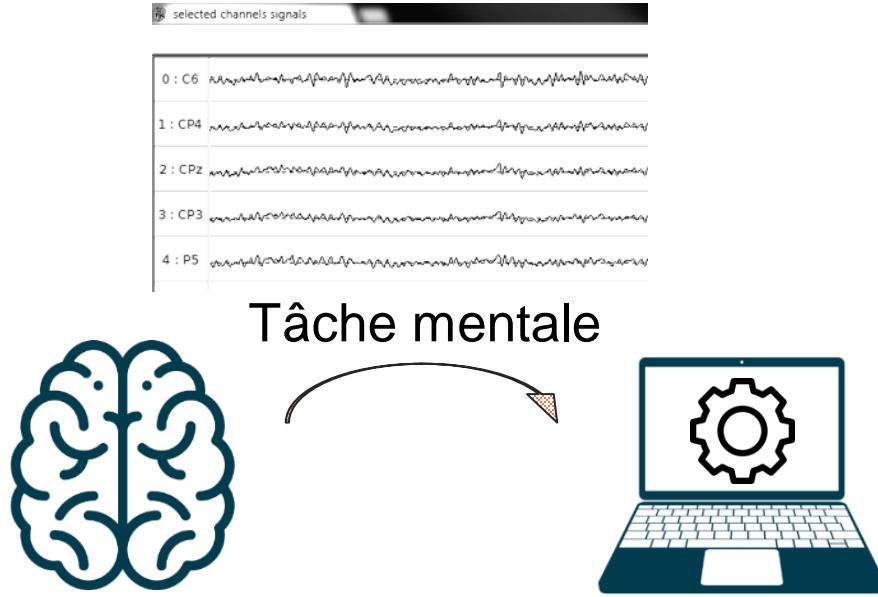
Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur



Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur



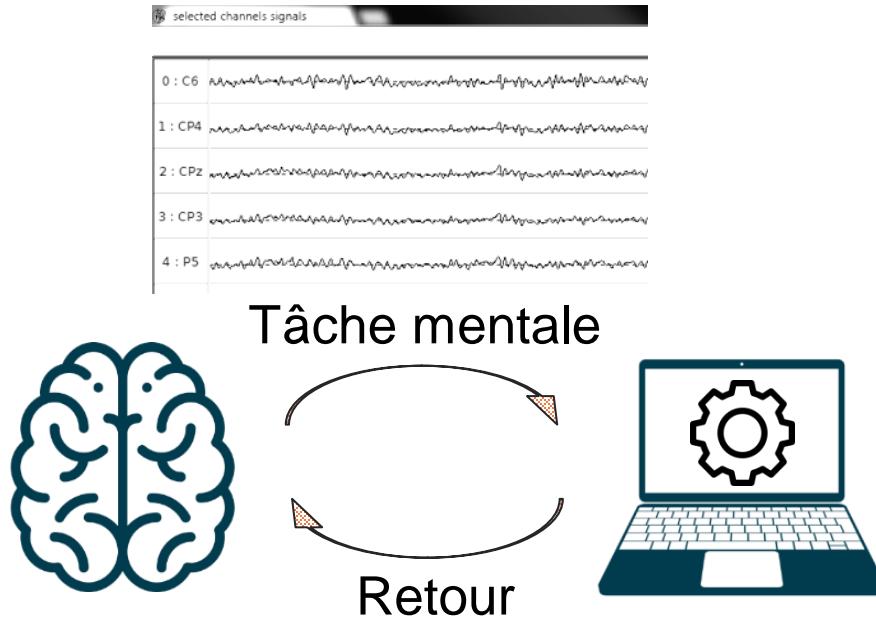
Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur



Apprentissage machine

1. Traitement du signal
2. Classification

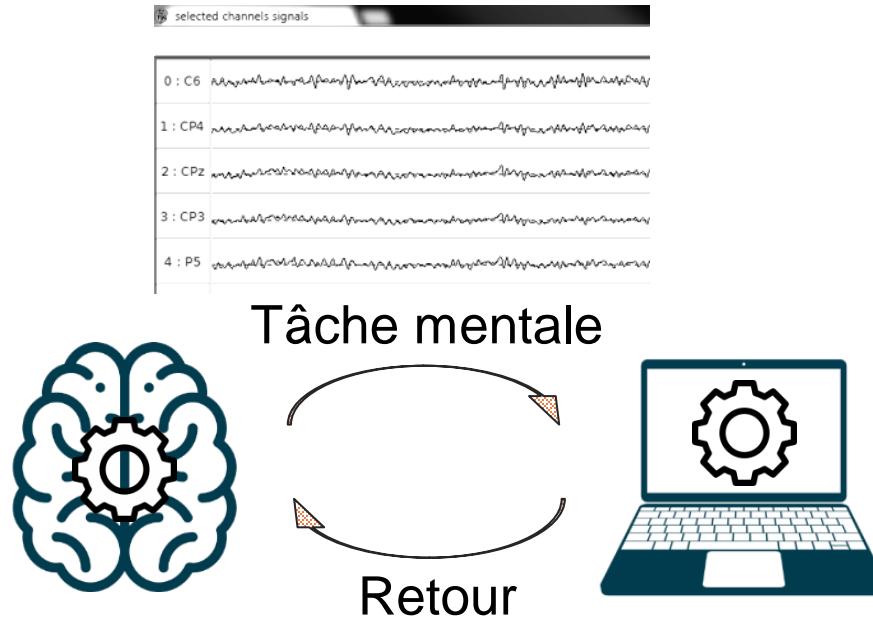
Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur



Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

Apprentissage humain

1. Traitement du retour
2. Adaptation de la stratégie

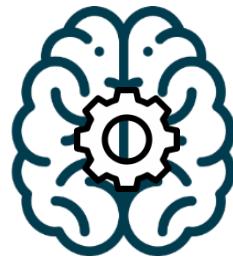


Apprentissage machine

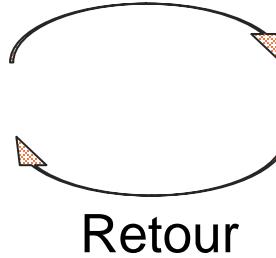
1. Traitement du signal
2. Classification

Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

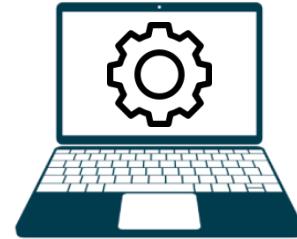
Apprentissage humain



Tâche mentale



Apprentissage machine



Nombreuses applications ...

Exemples en motricité



Palliation

Carlson & Millan. *IEEE R.A.M.*, 2013

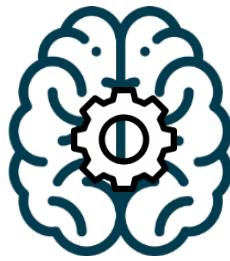


Rééducation

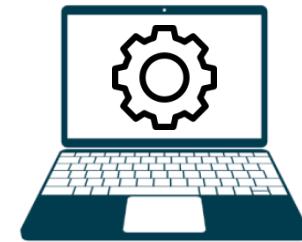
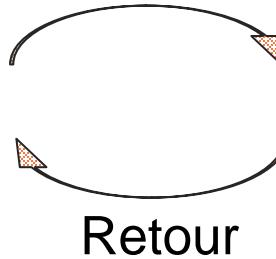
Pichiorri et al. *Annals of neurology*, 2015

Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

Apprentissage humain



Tâche mentale



Apprentissage machine

Nombreuses applications ...

Exemples en motricité



Palliation

Carlson & Millan. *IEEE R.A.M.*, 2013

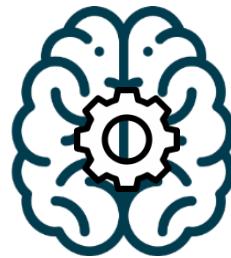


Rééducation

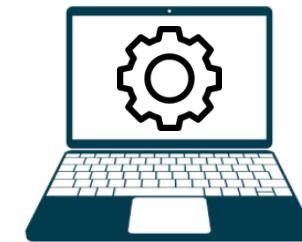
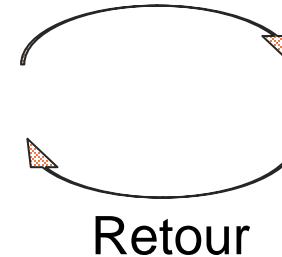
Pichiorri et al. *Annals of neurology*, 2015

Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

Apprentissage humain



Tâche mentale



Apprentissage machine

Nombreuses applications ... Exemples en motricité

Manque de fiabilité

Performances moyennes : 75%

10% à 30% >> pas de contrôle

Palliation

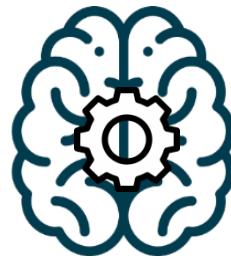
Carlson & Millan. *IEEE R.A.M.*, 2013

Rééducation

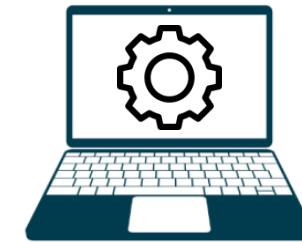
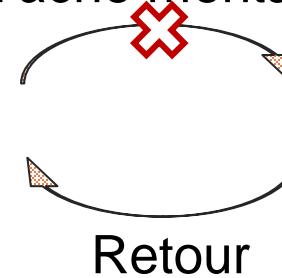
Pichiorri et al. *Annals of neurology*, 2015

Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

Apprentissage humain



Tâche mentale



Apprentissage machine

Nombreuses applications ... Exemples en motricité

Manque de fiabilité

Performances moyennes : 75%

10% à 30% >> pas de contrôle

Palliation

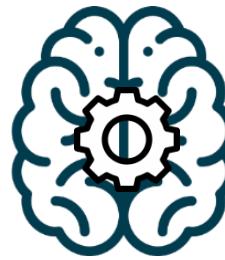
Carlson & Millan. *IEEE R.A.M.*, 2013

Rééducation

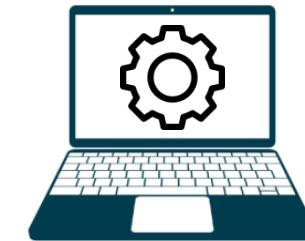
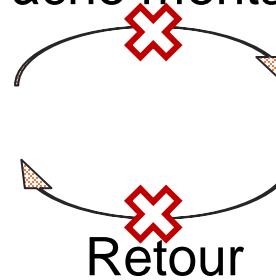
Pichiorri et al. *Annals of neurology*, 2015

Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

Apprentissage humain



Tâche mentale



Apprentissage machine

Nombreuses applications ... Exemples en motricité

Manque de fiabilité

Performances moyennes : 75%

10% à 30% >> pas de contrôle

Palliation

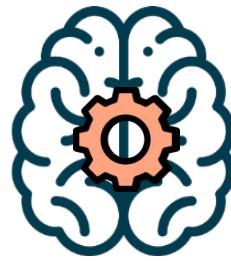
Carlson & Millan. IEEE R.A.M., 2013

Rééducation

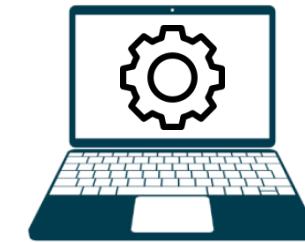
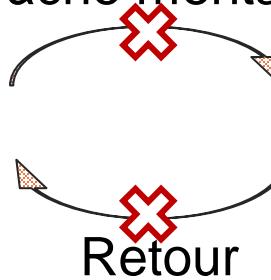
Pichiorri et al. Annals of neurology, 2015

Mesurer l'activité cérébrale... pour contrôler une Interface Cerveau-Ordinateur

Apprentissage humain



Tâche mentale



Apprentissage machine

Nombreuses applications ... Exemples en motricité

Manque de fiabilité

Performances moyennes : 75%

10% à 30% >> pas de contrôle

Palliation

Carlson & Millan. *IEEE R.A.M.*, 2013

Rééducation

Pichiorri et al. *Annals of neurology*, 2015

Défis scientifiques

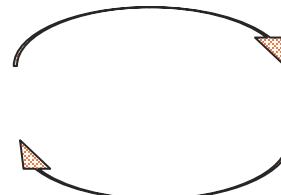
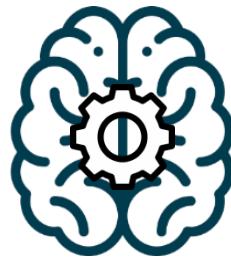
1. Connaissances et modèles sur les processus cérébraux
(Neurosciences, électrophysiologie, etc.)
2. Machines d'acquisition et « capteurs cérébraux »
(Électronique, contrôle, etc.)
3. Techniques de traitement du signal pour extraire des marqueurs d'activité cérébrale
(Traitement du signal, apprentissage automatique, etc.)
4. Techniques d'interaction basées sur l'ICM
(Interaction homme-ordinateur)
5. Transfert aux utilisateurs et aux patients
(Validation clinique, évaluation)

Mes recherches - ICOs fondées sur l'imagerie motrice



Apprentissage humain

1. Traitement du retour
2. Interprétation du retour
3. Adaptation de la stratégie



Apprentissage machine

1. Traitement du signal
2. Classification

Mes recherches - ICOs fondées sur l'imagerie motrice



Travaux de Recherche

Création de nouveaux systèmes d'entraînement adaptés aux utilisateurs

Modélisation des
caractéristiques de
l'interaction

Étude de l'influence du
profil utilisateur

Nouvelles approches
technologiques

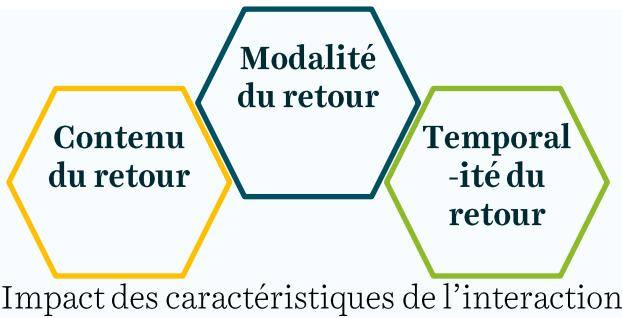
Travaux de Recherche

Création de nouveaux systèmes d'entraînement adaptés aux utilisateurs

Modélisation des caractéristiques de l'interaction

Étude de l'influence du profil utilisateur

Nouvelles approches technologiques



Revues :

- Pillette et al. (*TVCG*, 2022a)
- Roc et al. (*JNE*, 2020)

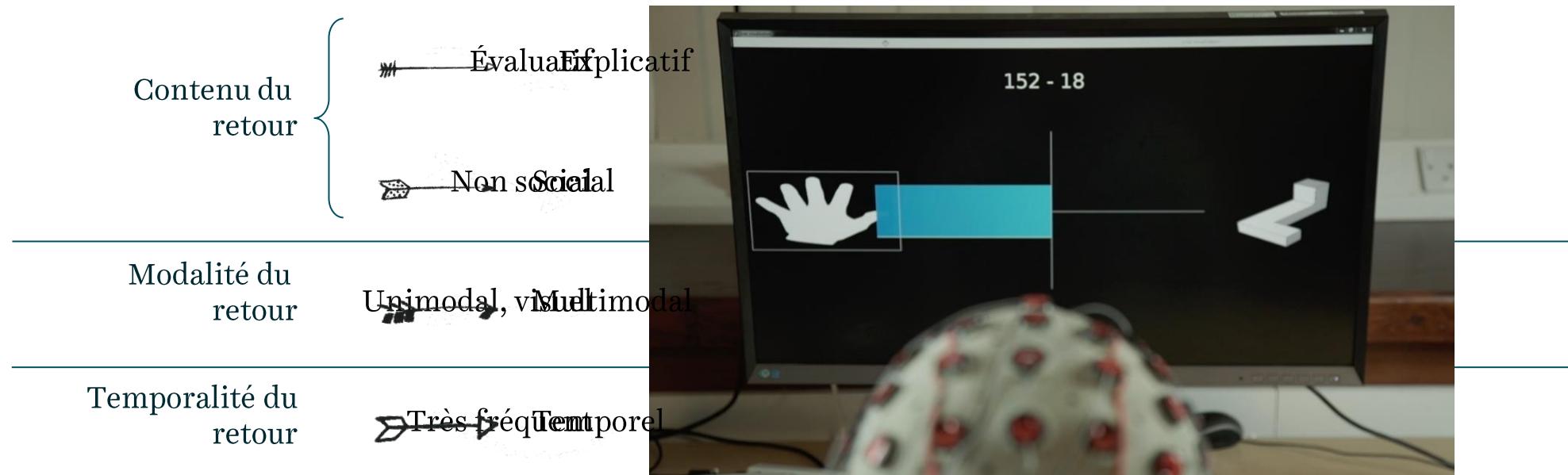
Conférences :

- Pillette et al. (*CORTICO*, 2022c)

Travaux de Recherche

Étude des retours pour l'apprentissage aux interfaces cerveau-ordinateur

Retour actuel Recommandations

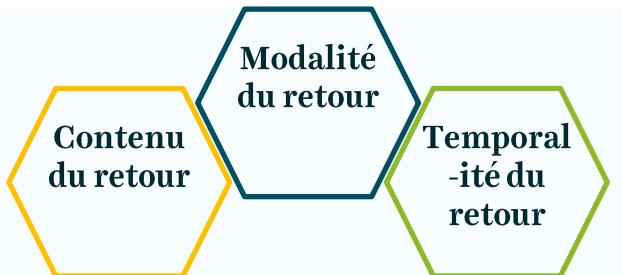


Lotte, Larrue, & Mühl. *Front. Hum. Neurosci.*, 2013.
Jeunet, Jahanpour, & Lotte. *J. Neural Eng.*, 2016.

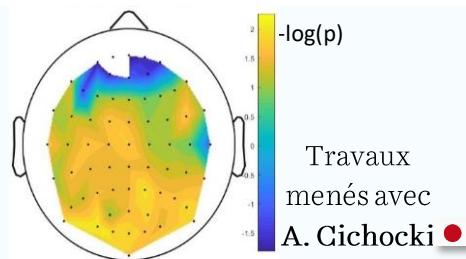
Travaux de Recherche

Création de nouveaux systèmes d'entraînement adaptés aux utilisateurs

Modélisation des caractéristiques de l'interaction



Étude de l'influence du profil utilisateur



Nouvelles approches technologiques

Revues :

- Pillette et al. (*TVCG*, 2022a ; *IJHCS*, 2021a ; *Neuroimage-clin.*, 2020a)

Conférences :

- Izac et al. (*CORTICO*, 2022)
- Pillette et al. (*Int. BCI Meeting*, 2020b)
- Roc et al. (*JJC-ICON*, 2019a)

Travaux de Recherche

Première étude comparée des caractéristiques
EEG des types d'attention

En collaboration avec :
Andrzej Cichocki,
RIKEN, Japan



Travaux de Recherche

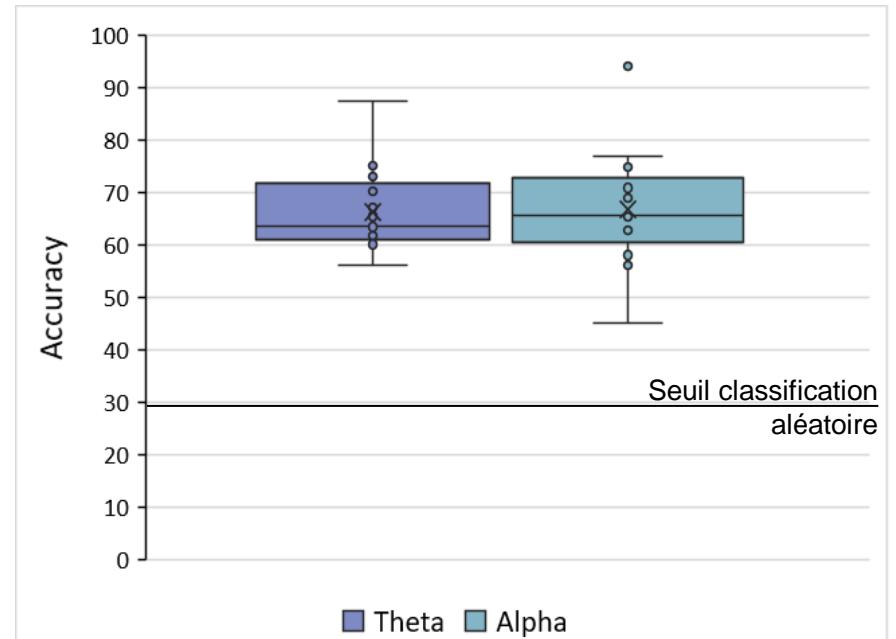
Première étude comparée des caractéristiques EEG des types d'attention

En collaboration avec :
Andrzej Cichocki,
RIKEN, Japan



Attention			
Intensité	Sélectivité		
Alerte (Tonique & Phasique)	Attention soutenue	Attention sélective	Attention divisée

van Zomeren & Brouwer (1994). Oxford Univ. Press.



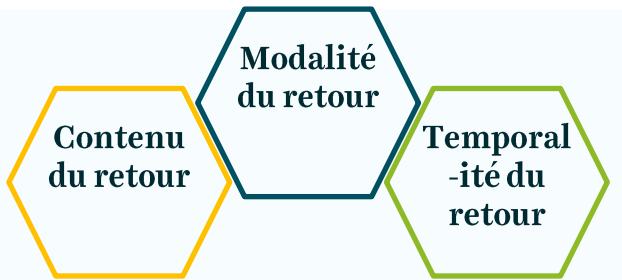
On peut détecter de façon relativement fiable le type d'attention

Pillette et al. En préparation ;
Pillette et al. Int. ICO Meet., 2019.

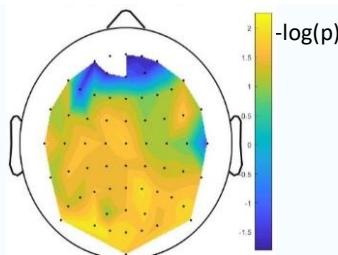
Travaux de Recherche

Création de nouveaux systèmes d'entraînement adaptés aux utilisateurs

Modélisation des caractéristiques de l'interaction



Étude de l'influence du profil utilisateur



Impact de l'influence du profil

Nouvelles approches technologiques



Conception de retours sensoriels

Revues :

- Pillette et al. (*MTI*, 2021b ; *IJHCS*, 2019a)

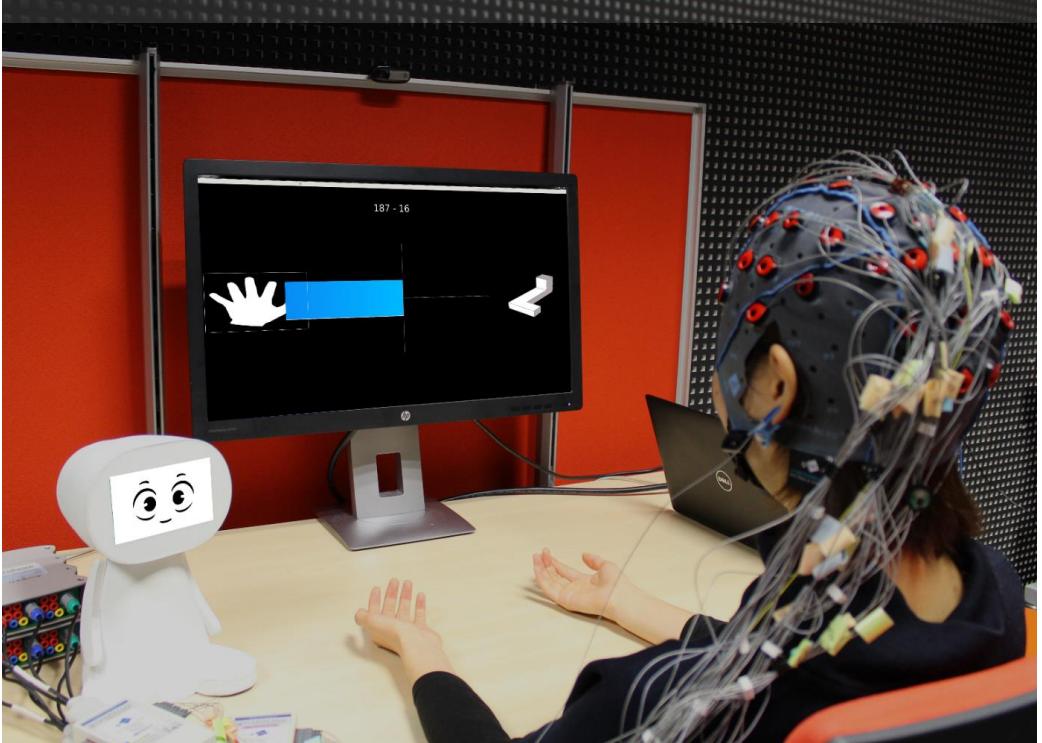
Conférences :

- Pillette et al. (*ISPRM*, 2022b ; *WACAI*, 2018a ; *JJC-ICON*, 2019b ; *Int. BCI conf.*, 2017)
- Dussard et al. (*CORTICO*, 2022)

Travaux de Recherche

Premier compagnon d'apprentissage pour les ICO

En collaboration avec :
Roger N'Kambou,
UQAM, Canada

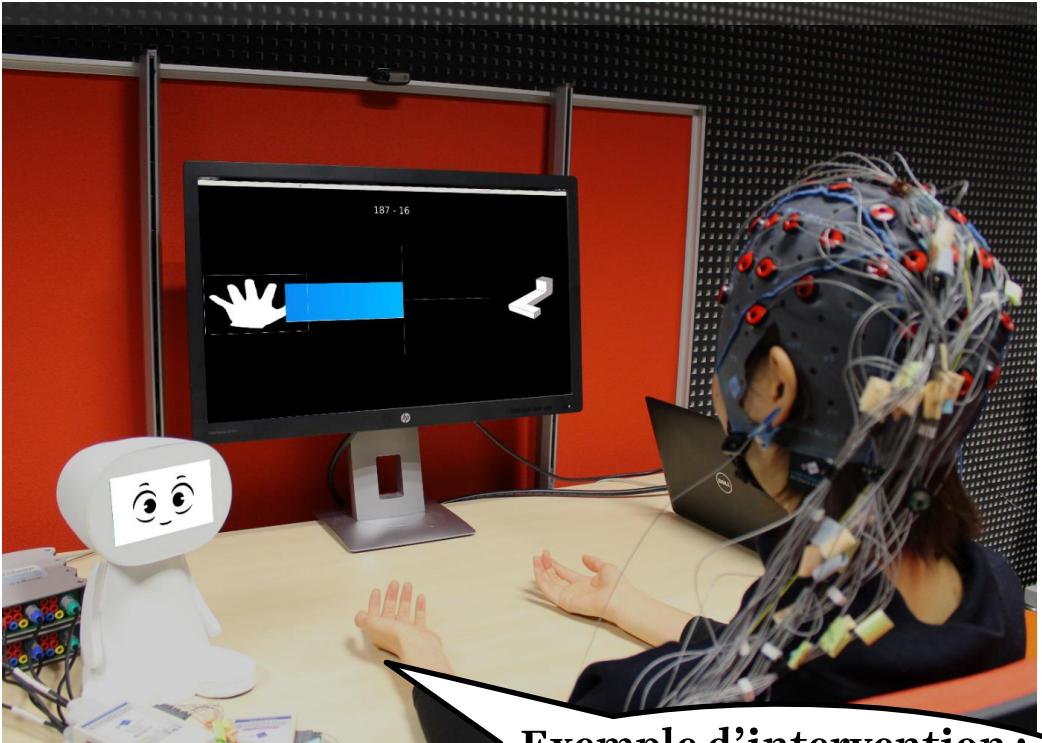


PEANUT -
Personalised
Emotional Agent for
Neurotechnology
User-Training

Travaux de Recherche

Premier compagnon d'apprentissage pour les ICO

En collaboration avec :
Roger N'Kambou,
UQAM, Canada



PEANUT -
Personalised
Emotional Agent for
Neurotechnology
User-Training

Exemple d'intervention :

Essaie une
nouvelle stratégie



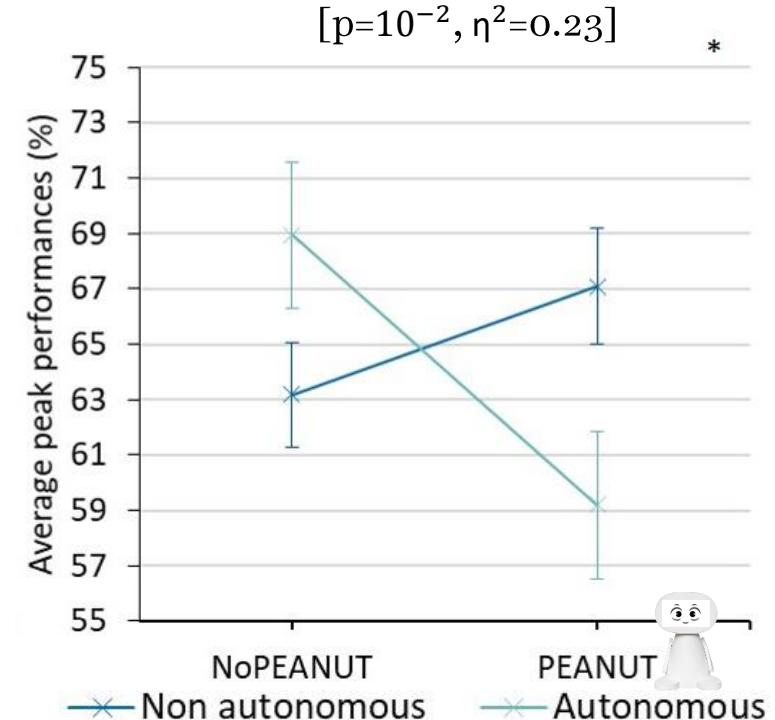
Travaux de Recherche

Premier compagnon d'apprentissage pour les ICO



Exemple d'intervention:
Essaie une
nouvelle stratégie

En collaboration avec :
Roger N'Kambou,
UQAM, Canada



Un compagnon d'apprentissage peut être utile pour les utilisateurs non-autonomes

Pillette et al. *IJHCS*, 2019 ;
Pillette et al. *7th Int. BCI Conf.*, 2017.

Take home message

Fiction

Réalité



Les pensées – Non mesurables et philosophique



Lire dans les pensées



Activité cérébrale - Mesurable et donc étudiable en neuroscience



Interfaces cerveau-ordinateur

Des limites (mesure, besoin d'entraînement humain et machine, différences entre individus, ...)

mais aussi du potentiel



Organisation du cours

#1 Introduction

#2 Comment une ICO fonctionne ?

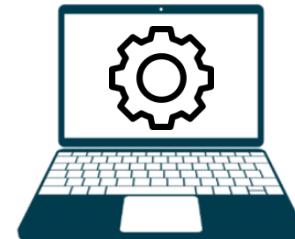
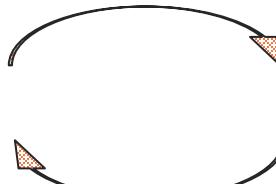
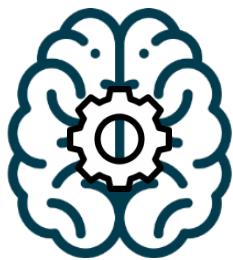
#3 BAB traitement & classification de signal pour les ICOs.

Comment une ICO fonctionne ?



Apprentissage humain

1. Traitement du retour
2. Interprétation du retour
3. Adaptation de la stratégie



Apprentissage machine

1. Traitement du signal
2. Classification

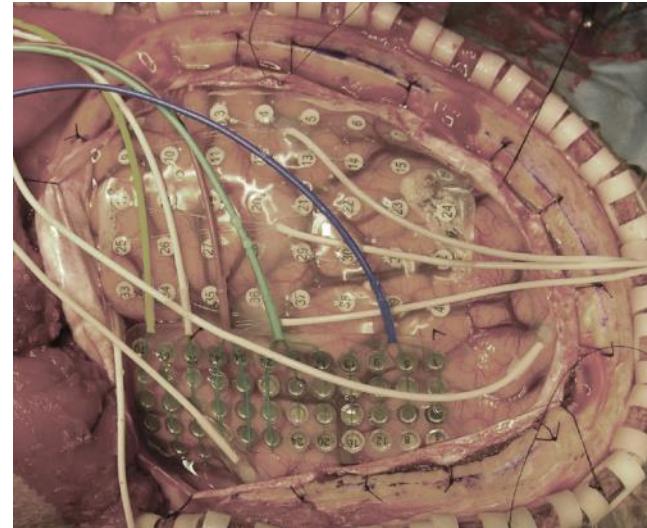
Comment mesurer l'activité cérébrale ?

Deux écoles



**Méthodes
non-invasives**
(ex: électroencéphalographie)

VS

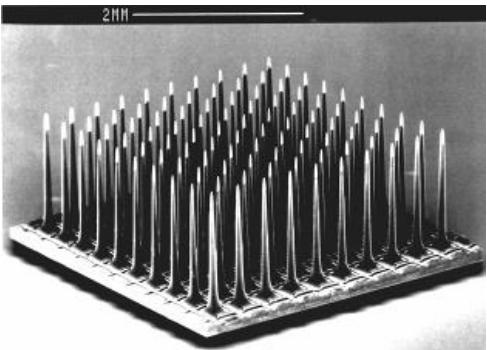


Méthodes invasives
(ex: électrocorticographie)

Mesures invasives

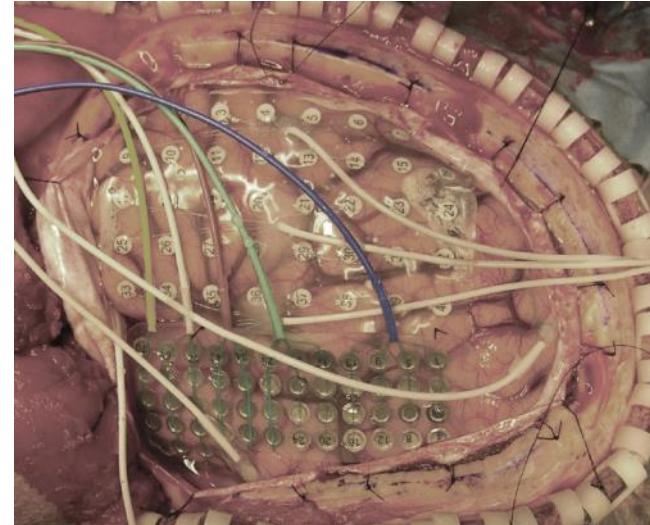
Électrodes subcorticales

Implantées DANS le cerveau



ÉlectroCorticoGraphie (ECoG)

Électrodes implantées en SURFACE du cerveau



Méthodes non-invasives

IRM fonctionnel



NIRS (Near-Infrared Spectroscopy)

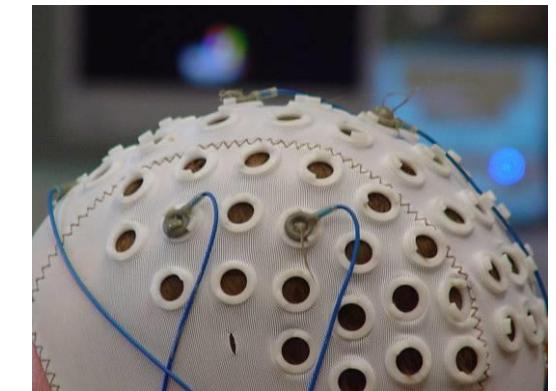
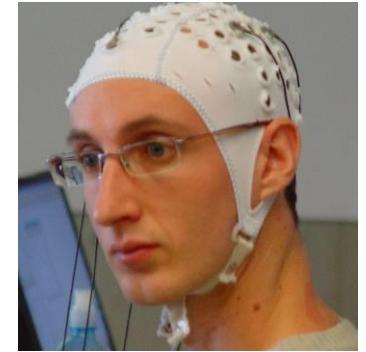


MEG (MagnétoEncéphaloGraphie)



EEG

(ElectroEncéphaloGraphie)



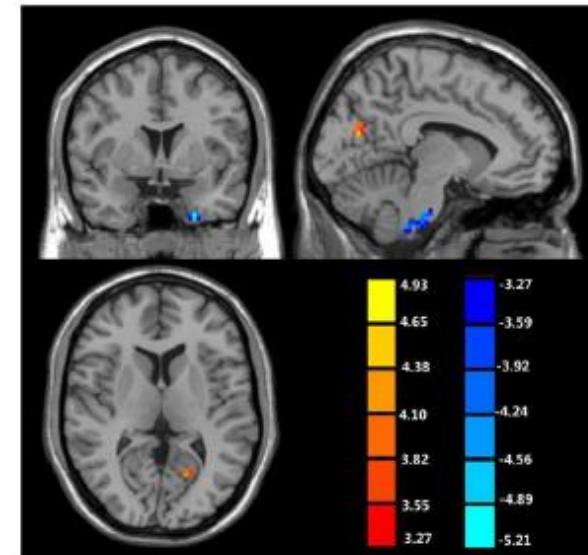
Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle

Estime l'activité cérébrale en détectant les changements associés au flux sanguin

- Signal BOLD (dépendant du taux d'oxygène dans le sang) : dépend de l'oxygénation cérébrale
- Image 3D du cerveau
- Technique indirecte, délai temporel
- Coût élevé, encombrant, non mobile
- Utilisateur allongé, immobile / espace de travail réduit, bruit, claustrophobe

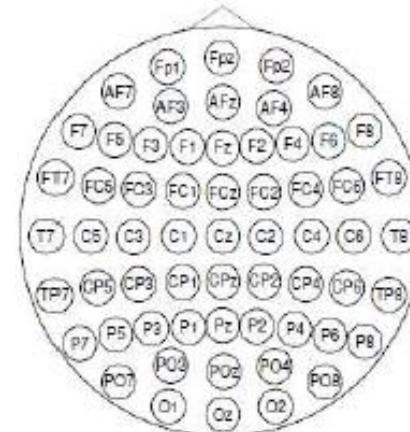
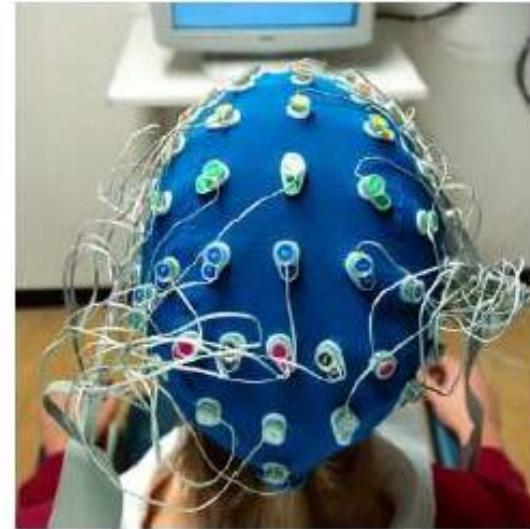
Performances

- Très bonne résolution spatiale (1 mm^3)
- Mauvaise résolution temporelle (1 Hz)
- Bon rapport signal/bruit



Electroencéphalographie (EEG)

- Électrodes positionnées à la surface du cuir chevelu
- Perte d'information notamment due au crâne
- Nécessite un gel conducteur
- Système international 10-20
 - Lettres correspondant à la zone cérébrale
 - Impair à gauche // Pair à droite
- Performances
 - Très bonne résolution temporelle (1 kHz)
 - Résolution spatiale assez médiocre (1-2 cm)
 - Problèmes liés aux contacts des électrodes
 - Dégradation de la qualité des signaux dans le temps
 - Mauvais rapport signal/bruit



Lettre	Zone
C	Centrale
F	Frontale
AF	Antérieure Frontale
T	Temporale
P	Pariétale
O	Occipitale

Autres méthodes

Magnétoencéphalographie (MEG)

- Enregistrement des champs magnétiques produits par les courants électriques se produisant dans le cerveau, à l'aide de magnétomètres
- Informations similaires à l'EEG, mais bien plus encombrante

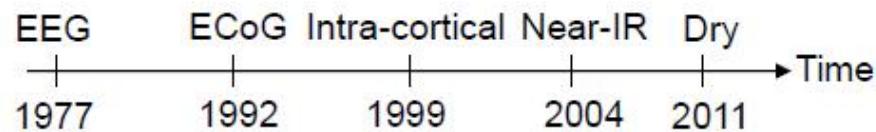


Spectroscopie fonctionnelle proche infrarouge (fNIRS)

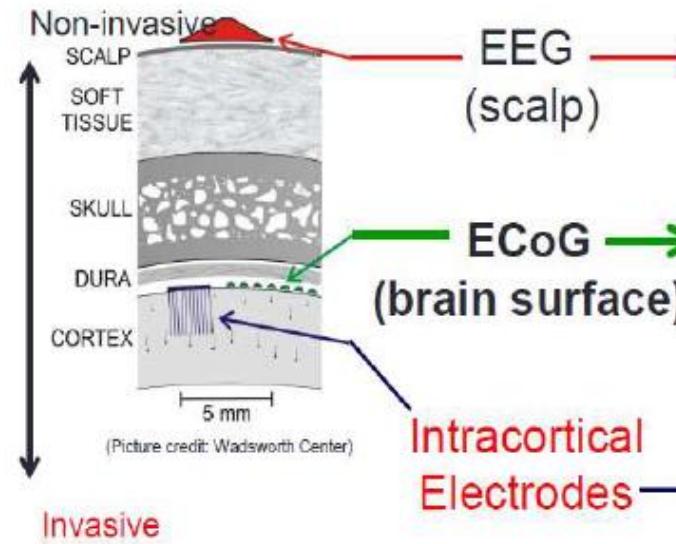
- Enregistrement de la réponse hémodynamique = niveau d'oxygénation de l'hémoglobine
- Informations similaires à l'IRMf, mais portable



Capteurs d'activité électrique



Surface electrodes {
EEG
Dry electrodes



Invasive electrodes {
ECoG (Electro-Cortico-Graphic)
Intra-cortical electrodes

Comparaison EEG invasif vs non-invasif

Invasif	Non-invasif
<p>Avantages :</p> <ul style="list-style-type: none">• Très bon signal• Très bonnes performances (plus fiable, plus rapide, plus de commandes possible, effort mental requis limité) <p>Limitations :</p> <ul style="list-style-type: none">• Risques liés à la neurochirurgie et aux implants (anesthésie, saignements, infections, etc)• Environnement spécialisé• Réaction immunitaire contre l'électrode : variable, diminue l'efficacité de l'électrode	<p>Avantages :</p> <ul style="list-style-type: none">• Sans risques• Portable <p>Limitations :</p> <ul style="list-style-type: none">• Mauvaise qualité de signal• Lent, moins de commande, demande un effort mental• Esthétique pas encore terrible• Compliqué d'installation (demande une personne expérimentée, long, etc)

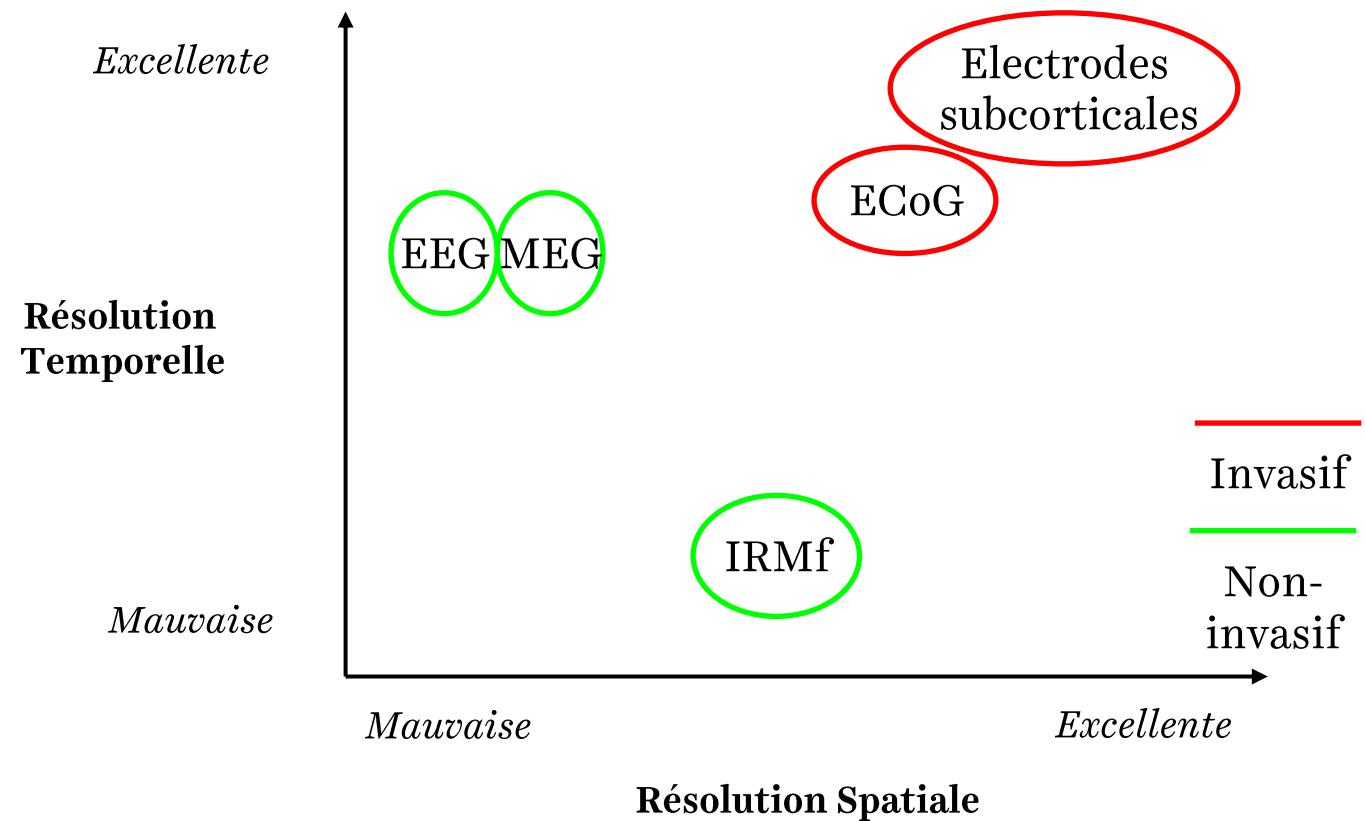
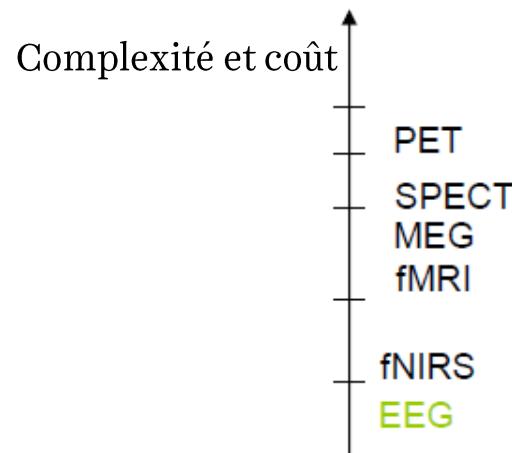
Synthèse des méthodes de mesure de l'activité cérébrale.

De nombreux capteurs différents :

EEG, MEG, IRMf, fNIRS, etc.

Critères de sélection :

- Méthodes directes ou indirectes
- Résolution spatiale et/ou temporelle
- Complexité, portabilité, coût

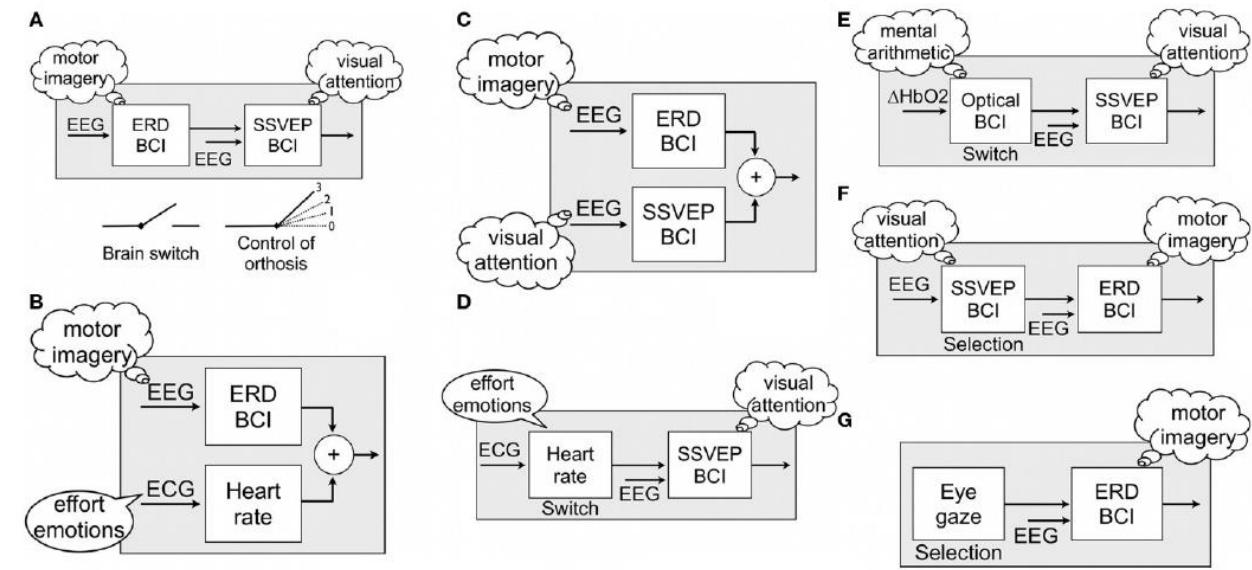


Et le gagnant est...

- ... la mesure idéale de l'activité cérébrale est encore à inventer !
- EEG, méthode la plus utilisée
 - Pas chère, portable, non-invasive, bonne résolution temporelle
- La suite porte sur les ICO utilisant l'EEG

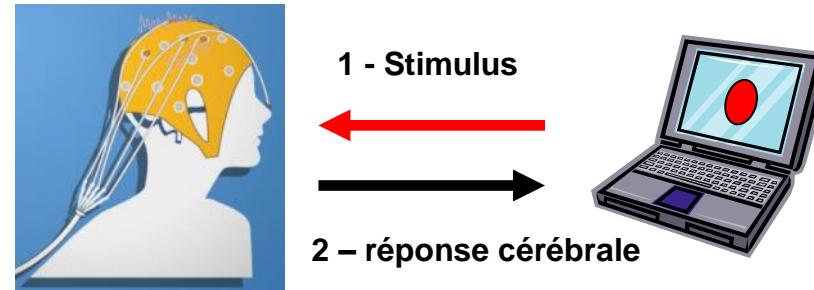
Terminologie BCI

- Invasive / non-Invasive
- Self-paced
- Synchronous / Asynchronous
- Active / Reactive / Passive
- Hybrid

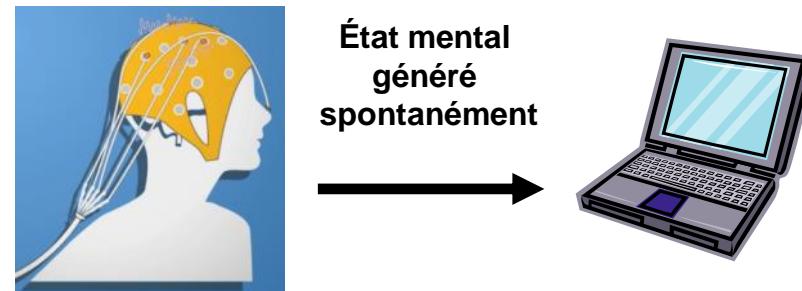


Quels signaux cérébraux pour les ICO fondées sur l'EEG ?

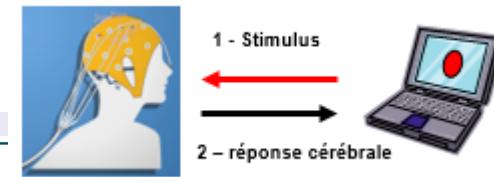
- Potentiels évoqués
 - Générés en réponse à un stimulus extérieur



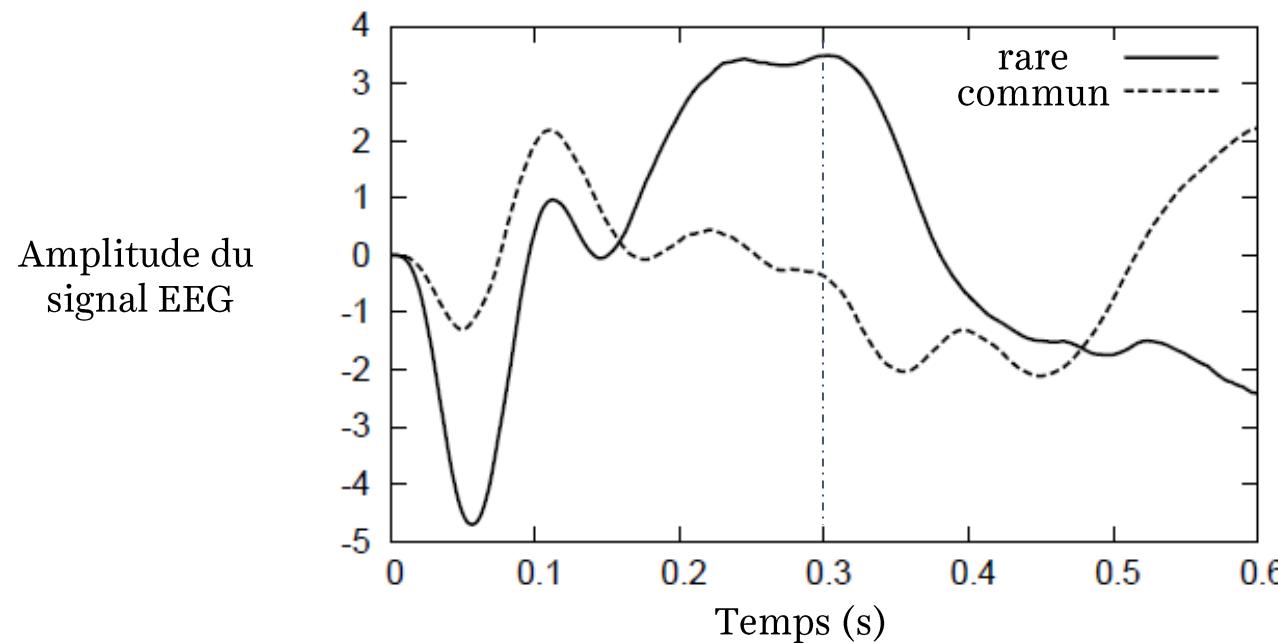
- Signaux spontanés
 - Générés par une tâche mentale spécifique
 - Ex: imaginer des mouvements des mains



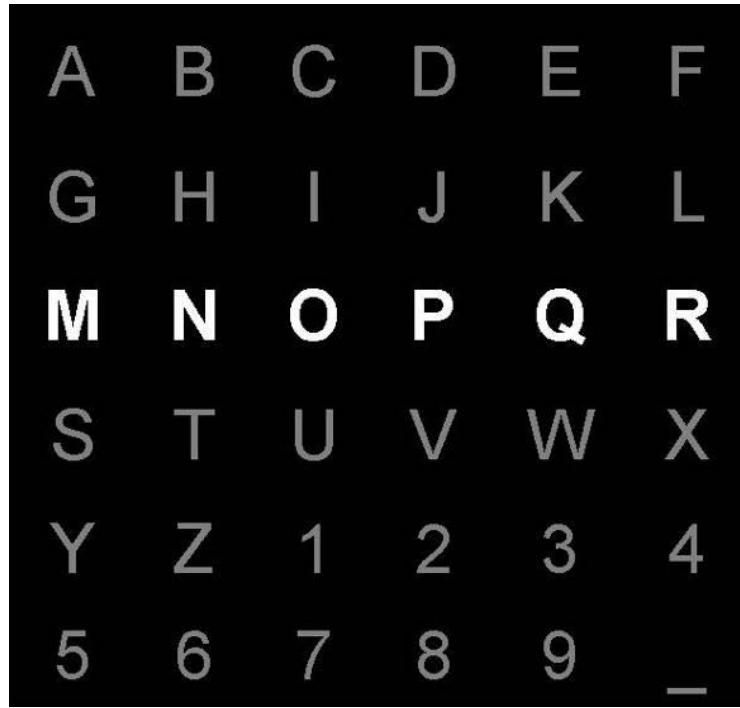
PotentIELS évoqués : Exemple du P300.



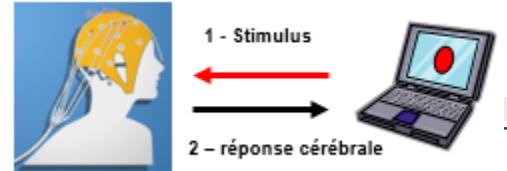
Le **P300** est une augmentation Positive du signal EEG survenant environ **300 ms** après que l'utilisateur ait perçu un stimulus rare et pertinent



ICO utilisant le P300 : Le « P300 Speller ».

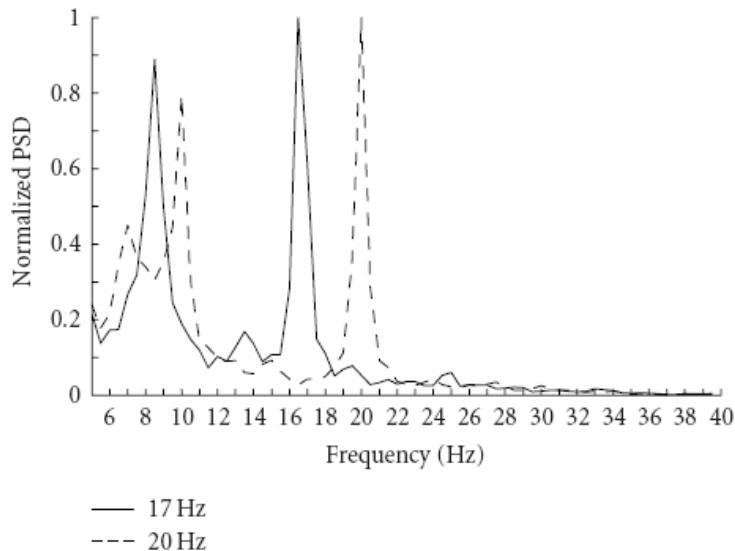


Potentiels Visuels Evoqués Stationnaires (SSVEP).

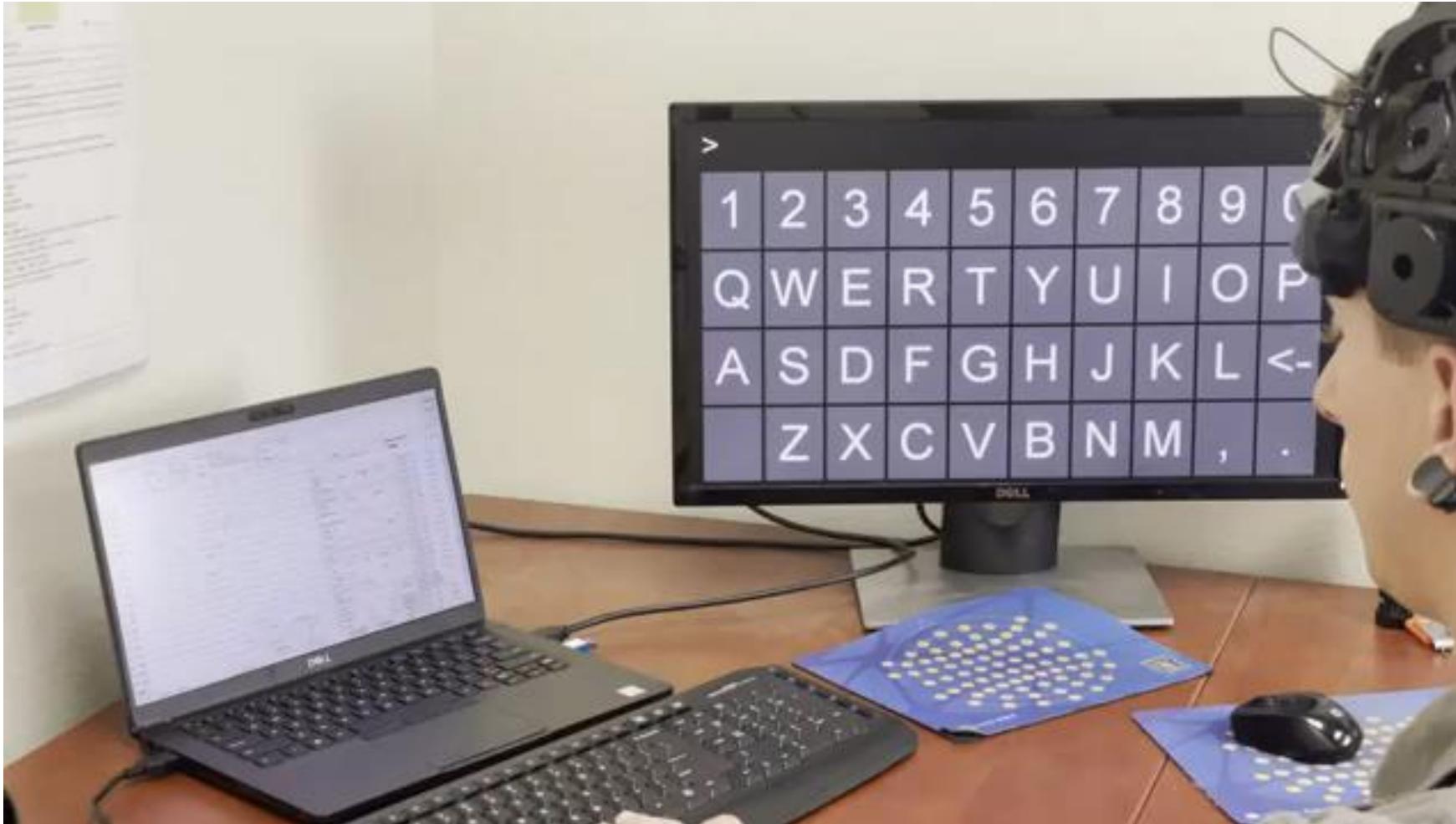


Activité cérébrale oscillatoire synchronisée avec la fréquence d'un stimulus oscillant

- Peut aussi être tactile ou auditif [Muller-Putz et al., 2006]



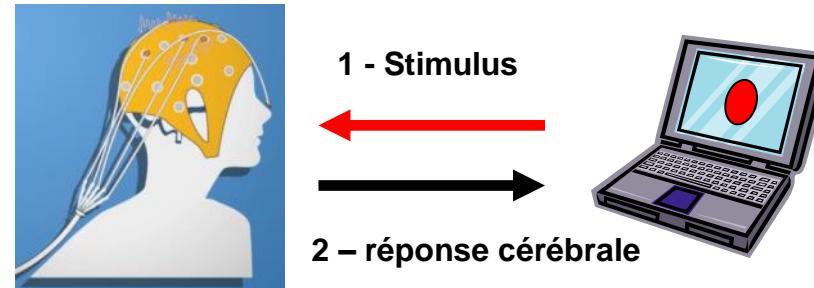
Potentiels Visuels Evoqués Stationnaires (SSVEP).



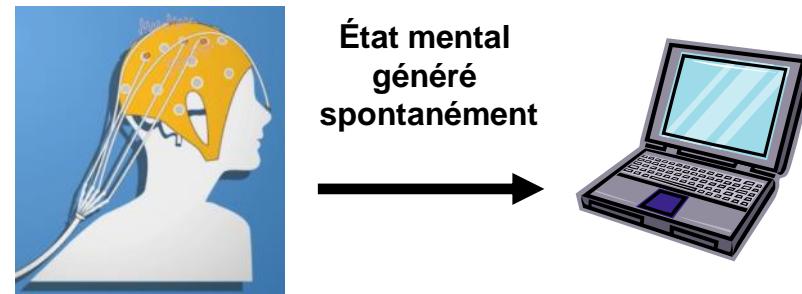
Lalor et al, "Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment", EURASIP journal on applied signal processing, 2005

Quels signaux cérébraux pour les ICO fondées sur l'EEG ?

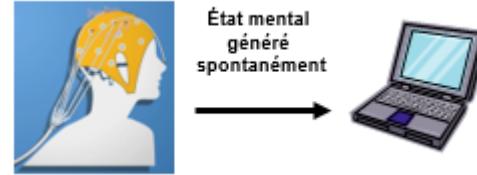
- Potentiels évoqués
 - Générés en réponse à un stimulus extérieur



- Signaux spontanés
 - Générés par une tâche mentale spécifique
 - Ex: imaginer des mouvements des mains



Signaux spontanés.

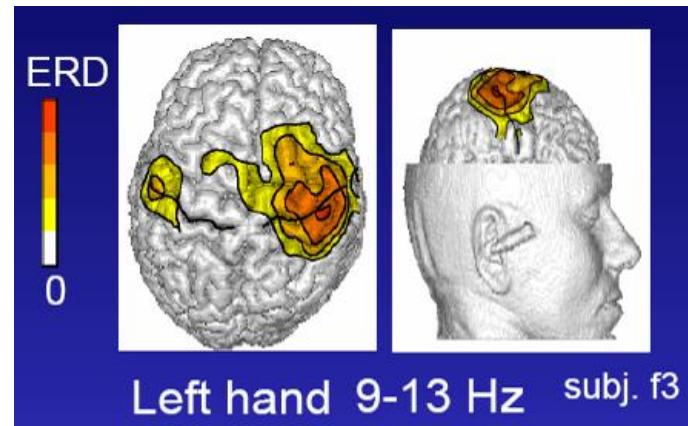


Imagerie motrice

- Imagination de mouvements des membres
 - Main gauche, main droite, pieds, langue, ...

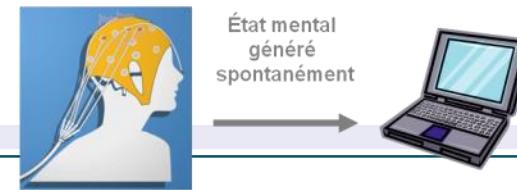


Homonculus de Penfield



Activité cérébrale lors de
l'imagination d'un mouvement de la
main gauche [Pfurtschellero1]

Autres signaux spontanés.

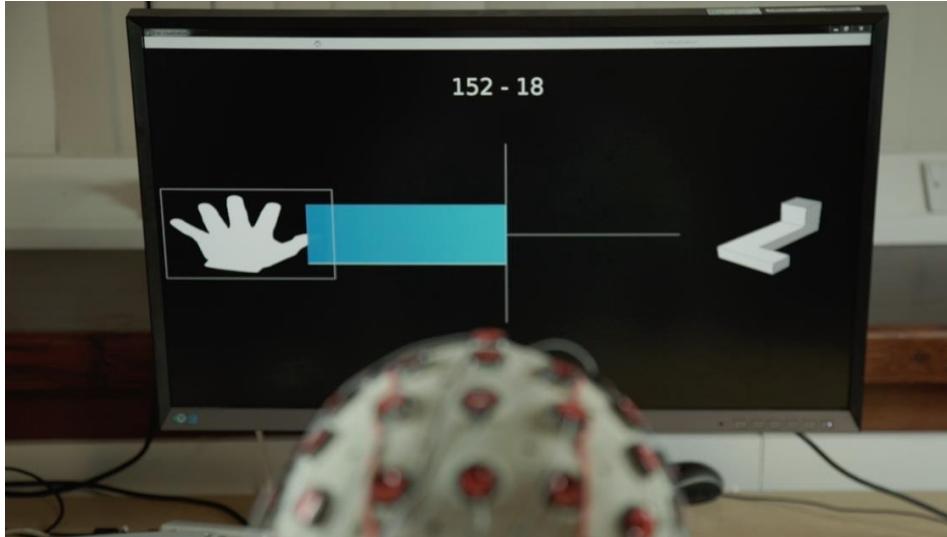


Diverses tâches cognitives [Keirn et al., 1990]

- Rotation mentale de figures géométriques
- Calcul mental
- Génération mentale de mots

Navigation mentale dans un environnement familier

- Imagination de visage connus
- ...



Synthèse des signaux pour les ICO fondées sur l'EEG ?

Catégorie	Signal	Avantage	Inconvénients
Potentiels évoqués	<ul style="list-style-type: none">• P300• SSVEP	<ul style="list-style-type: none">• Pas d'apprentissage humain• Haut débit d'information	<ul style="list-style-type: none">• Nécessitent un stimulus extérieur• L'attention de l'utilisateur n'est plus disponible
Signaux spontanés	<ul style="list-style-type: none">• Rythmes Sensorimoteurs• Tâches cognitives	<ul style="list-style-type: none">• Intuitifs et naturels à utiliser• Ne nécessitent pas de stimulus extérieur• Autorisent le multitâches	<ul style="list-style-type: none">• Nécessitent de l'apprentissage humain• Un débit d'information plus faible que pour les potentiels évoqués

Organisation du cours

#1 Introduction

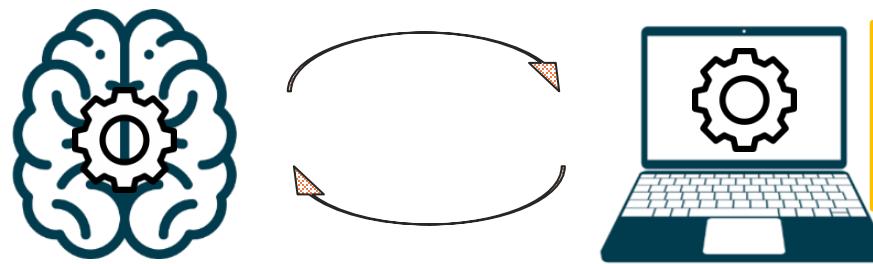
#2 Comment une ICO fonctionne ?

#3 BAB traitement & classification de signal pour les ICOs.

Traitement de signal & classification.

Apprentissage humain

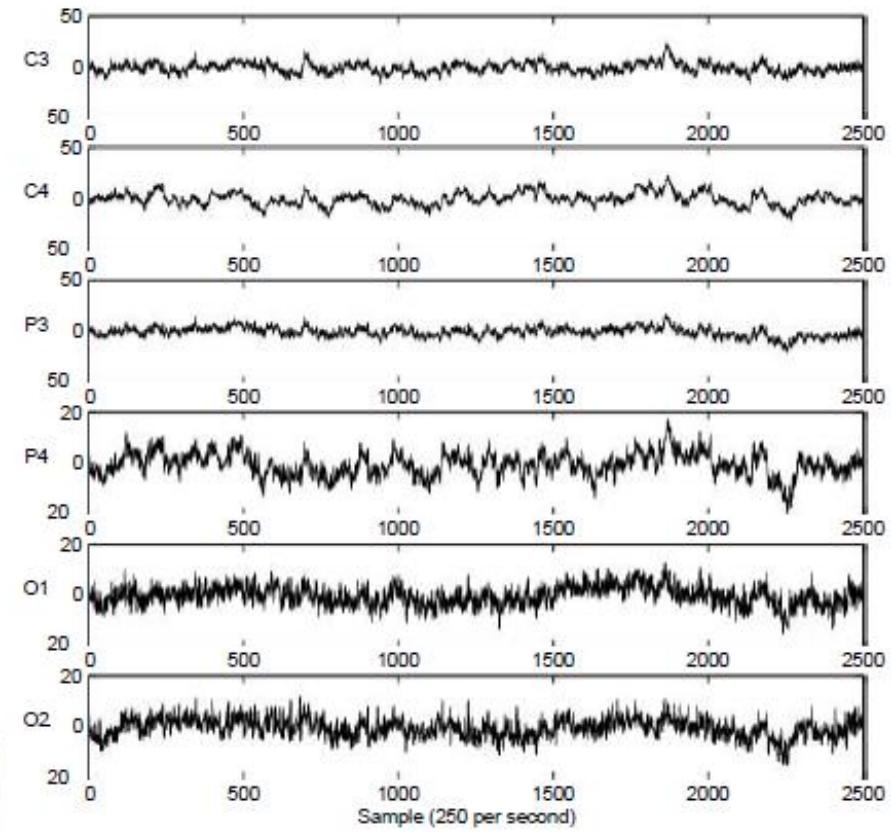
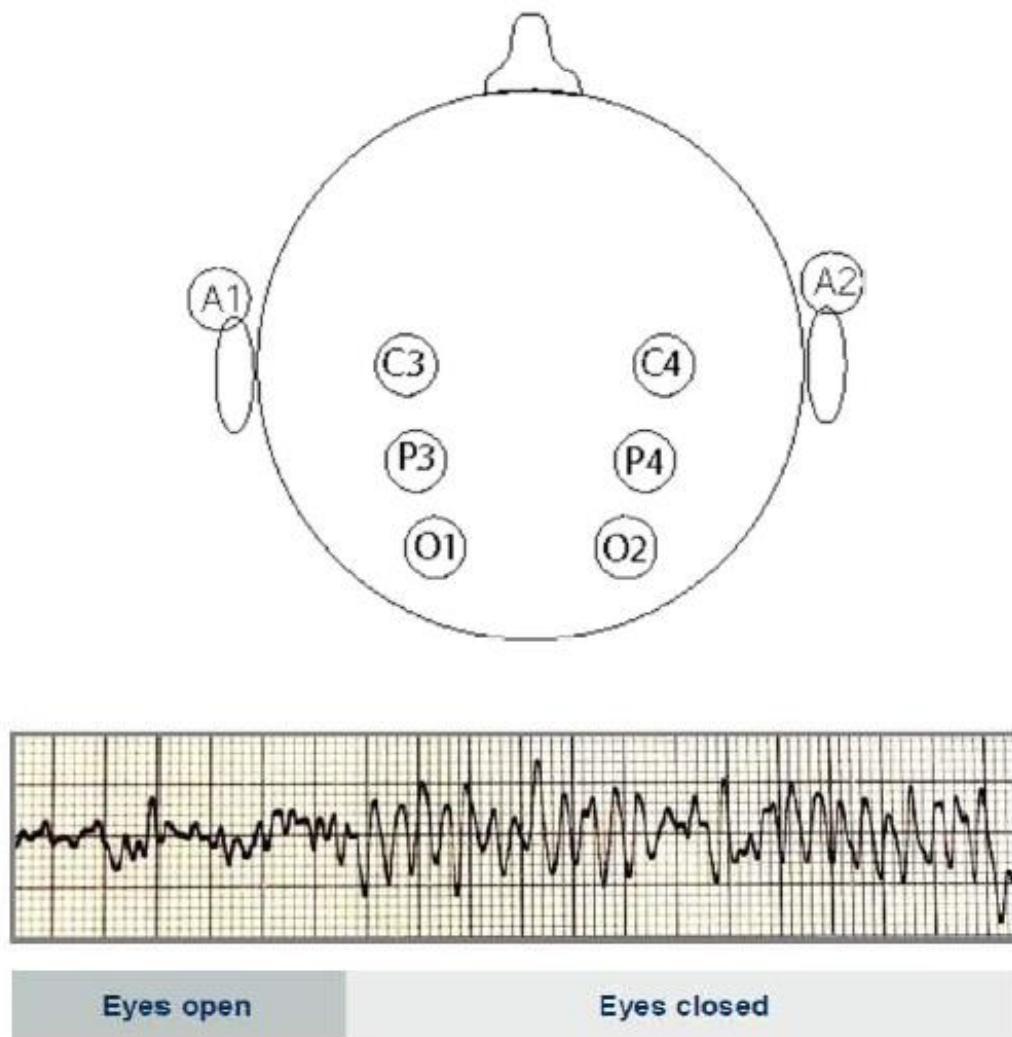
1. Traitement du retour
2. Interprétation du retour
3. Adaptation de la stratégie



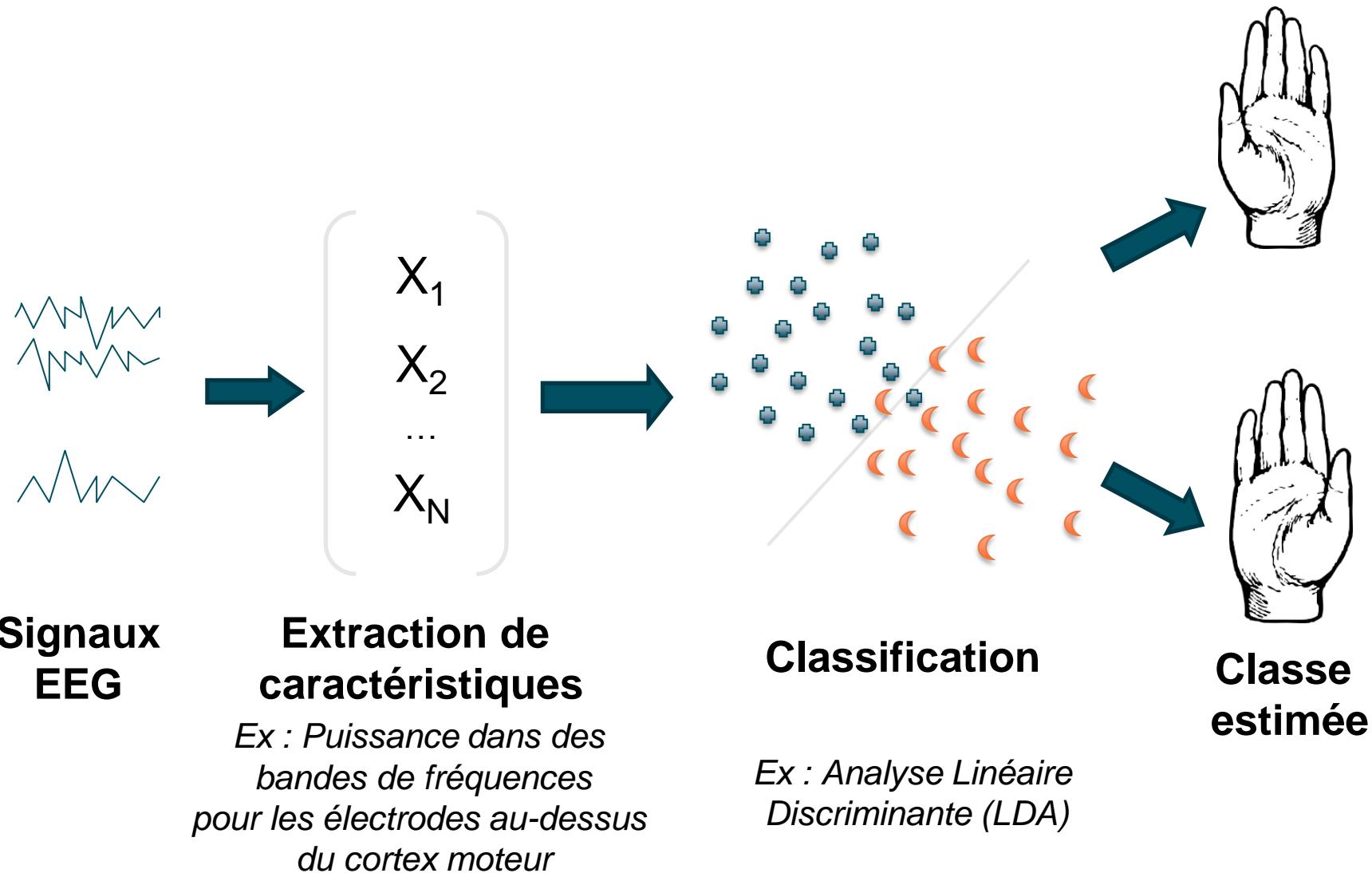
Apprentissage machine

1. Traitement du signal
2. Classification

Exemples de signaux EEG



Identification de l'état mental par reconnaissance des formes.



Pourquoi extraire des caractéristiques ?

- Pourquoi ne pas utiliser directement les signaux EEG en entrée du classifieur ?
- A cause de la « Curse-of-Dimensionality »
 - Plus la dimension des données d'entrée est grande, plus on a besoin d'exemples d'apprentissage
 - Il est recommandé d'avoir de 5 à 10 fois plus de données d'apprentissage par classe que la dimension des données d'entrée [Raudys 1991]

Pourquoi extraire des caractéristiques ?

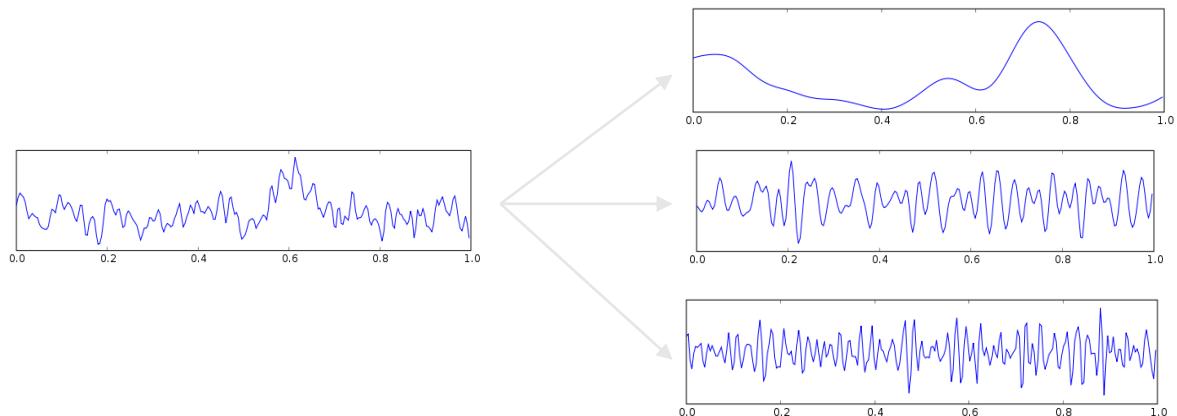
Exemple pour des ICO

- 32 capteurs EEG échantillonnés à 250Hz
 - Dimension = $32^*250 = 8000$
 - ⇒ Il faut au moins 40 000 exemples d'apprentissage!!
 - ⇒ Pas possible en pratique...
 - ⇒ Il faut une représentation plus compacte
- ⇒ **Il faut extraire des caractéristiques!**

Quelles caractéristiques extraire des signaux EEG ?

3 sources d'information :

- Information **Spatiale**
 - D'où viennent les signaux ?
- Information **Spectrale** (fréquentielle)
 - Est-ce que la puissance d'une bande de fréquence varie ?
- Information **Temporelle**
 - Comment le signal change avec le temps?



En pratique.

3 sources d'information :

- Information Spatiale
→ *Sélection de capteurs EEG spécifiques*
- Information Spectrale
→ *Utiliser la puissance dans quelques bandes de fréquence spécifiques*
- Information Temporelle
→ *Utiliser les valeurs du signal EEG à différents pas de temps*

Exemple de l’Imagerie Motrice (IM).

Information Spatiale

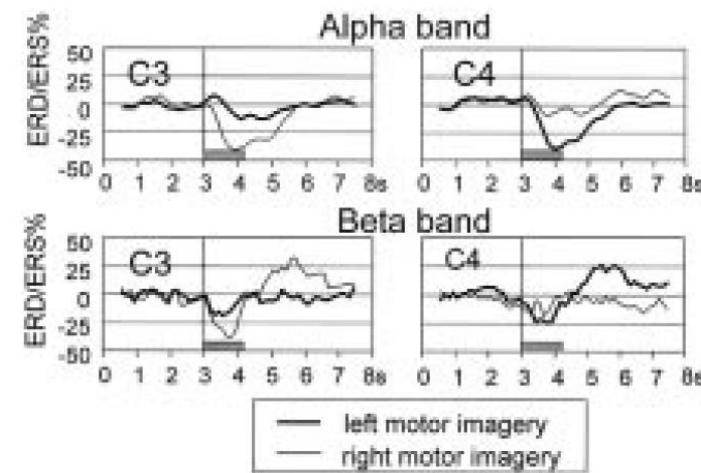
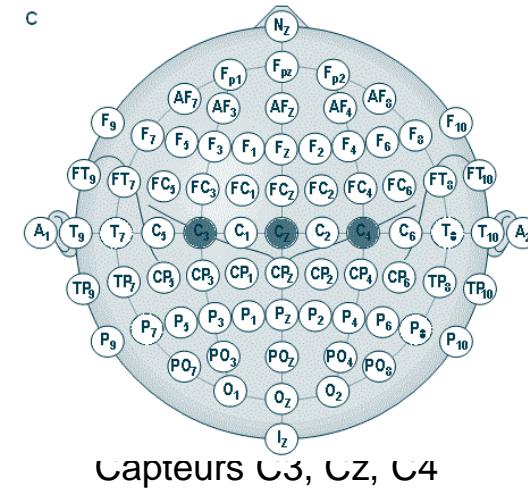
Utiliser les capteurs

- C3: IM main droite
- Cz: IM pieds
- C4: IM main gauche

Information Spectrale

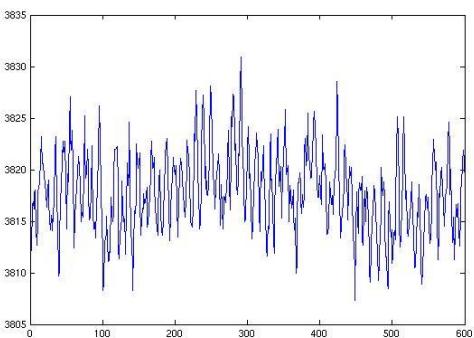
Utiliser les bandes de fréquences :

- μ (mu: ~8-12 Hz)
- β (beta: ~16-24 Hz)



Extraction de caractéristiques.

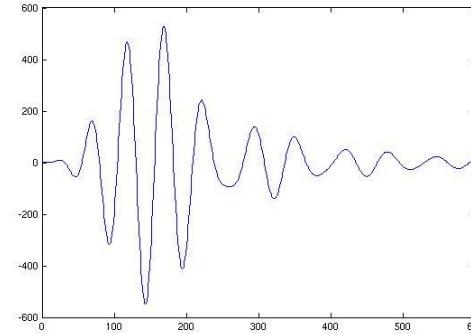
Puissance dans une bande de fréquence



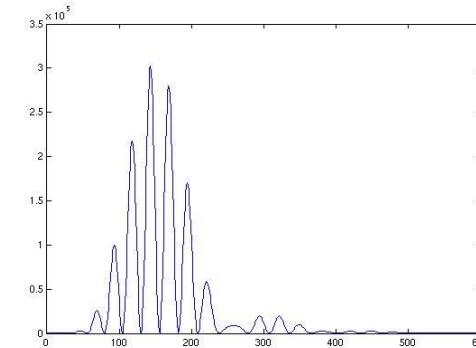
Signal brut en C3
(cortex moteur gauche)



Filtrage
dans la
bande 8-12 Hz



Moyennage temporelle



Calcul
de la
puissance
(carré)



Extraction de caractéristiques.

Calcul de la puissance P dans

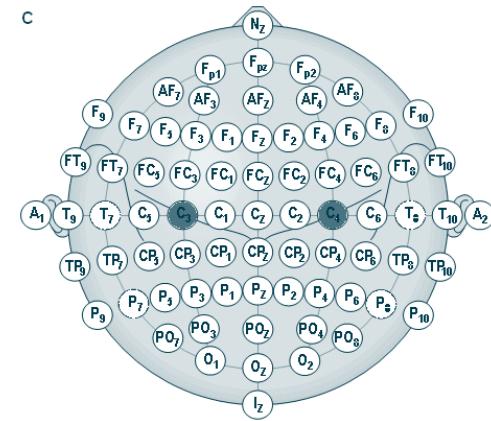
- μ (8-12 Hz)
- β (16-24 Hz)

Pour les électrodes

- C3
- C4

Regroupier les valeurs calculées
en un vecteur de caractéristiques

$$[P_{C3-\mu}, P_{C4-\mu}, P_{C3-\beta}, P_{C4-\beta}]$$



position des électrodes
C3 et C4

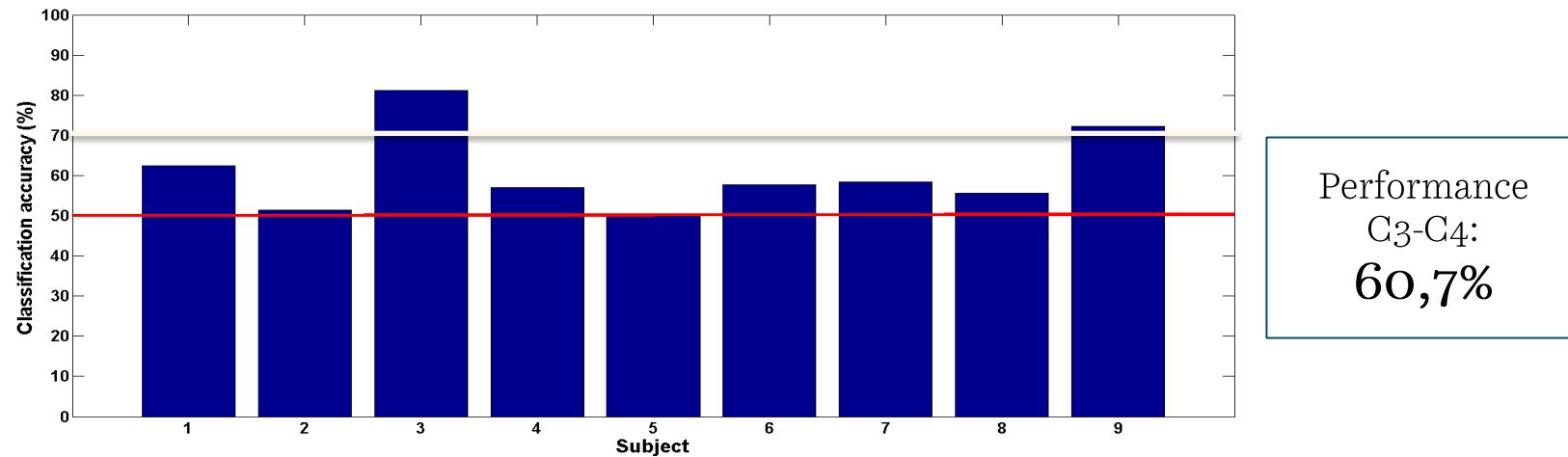
C'est tout ? Trop facile !

Oui... mais cette conception basique est loin d'être optimale

- Seulement 2 capteurs
⇒ de l'information peut manquer
- Des capteurs fixes (C3 & C4)
⇒ Les capteurs optimaux dépendent de l'utilisateur
- Des fréquences fixes (8-12 Hz, 16-24 Hz)
⇒ Les bandes de fréquences optimales dépendent aussi de l'utilisateur

Exemple des performances avec une conception basique.

- 9 sujets, Imagerie Motrice (IM main gauche / droite)
- 72 essais par classes pour l'apprentissage et le test
- Puissance de bande dans 8-30Hz, capteurs C3-C4, classifieur LDA



⇒ Performances très moyennes: besoin de plus d'information et d'information spectro-spatial spécifique au sujet

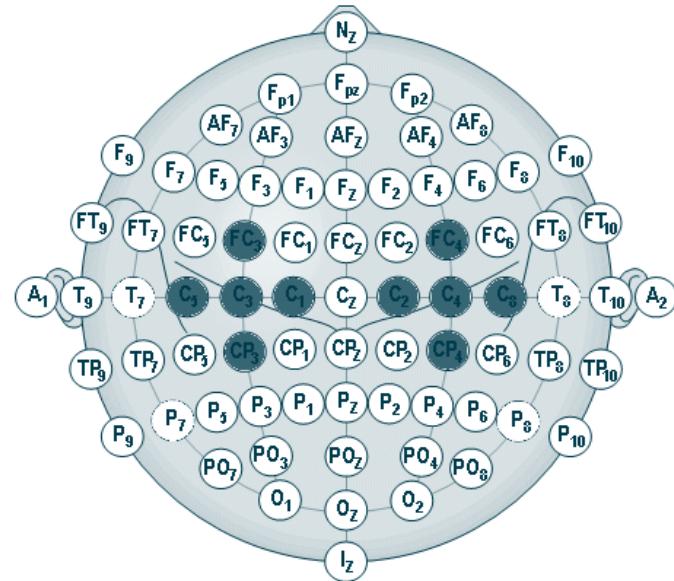
Utiliser plus de capteurs.

Extraire des caractéristiques des capteurs voisins également

Ex : autour de C3/C4

Problème :

- Plus de capteurs
 - ⇒ Plus de caractéristiques
 - ⇒ Besoin de plus de données d'apprentissage



Capteurs autour de C3/C4

Comment utiliser plusieurs capteurs efficacement ?

3 méthodes principales :

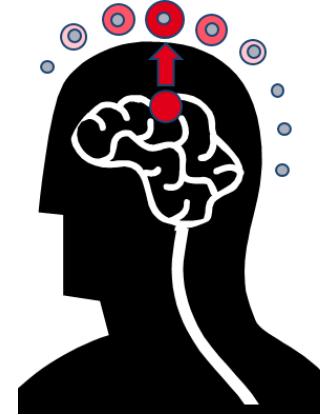
- **Algorithmes de sélection de caractéristiques**
 - Sélectionnent automatiquement un sous-ensemble de caractéristiques pertinentes
- **Algorithmes de sélection de capteurs**
 - Sélectionnent automatiquement un sous-ensemble de capteurs pertinents
- **Algorithmes de filtrage spatial**
 - Combinent plusieurs capteurs en un seul nouveau capteur (virtuel)

Filtrage spatial linéaire.

- Définition
 - Utiliser un petit nombre de nouveaux capteurs (virtuels) définis comme une combinaison linéaire des capteurs initiaux

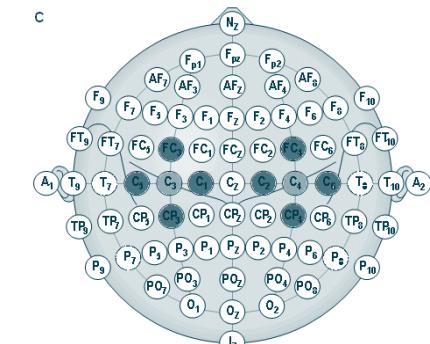
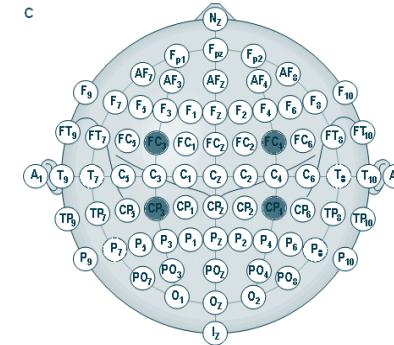
$$x' = \sum_i w_i x_i = wX$$

- Les effets de conduction dus au crane et à la peau font que le signal source est “éparpillé” sur plusieurs capteurs
⇒ Le filtrage spatial permet de récupérer ce signal source



Quelques filtres spatiaux basiques.

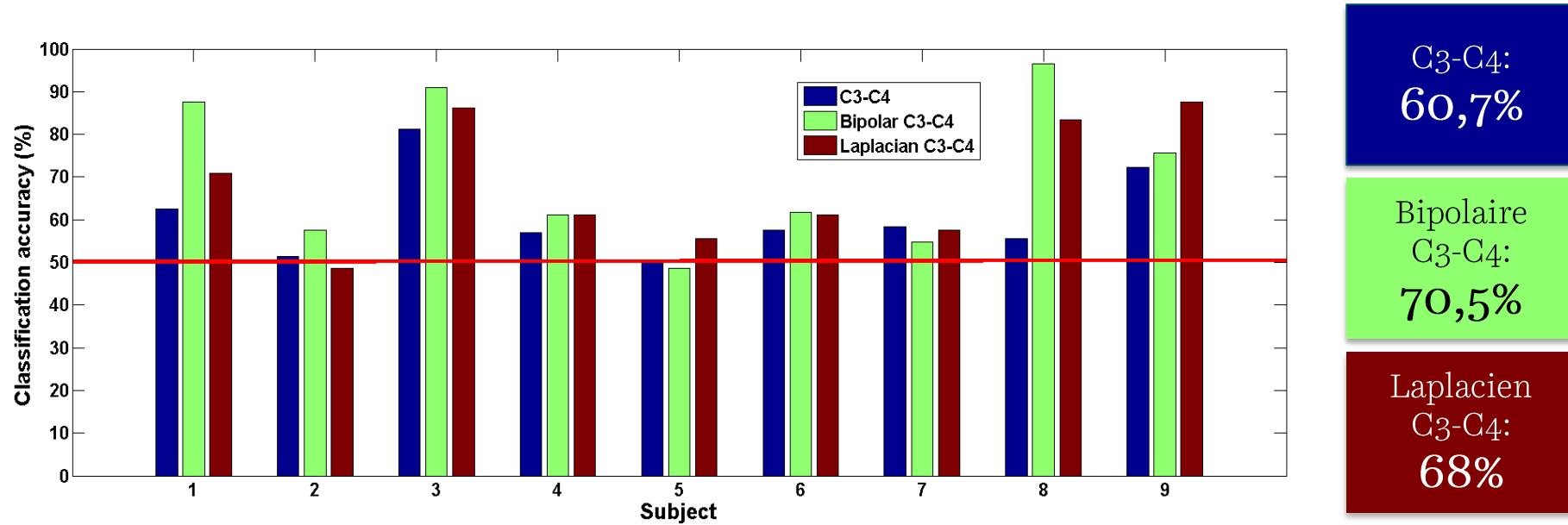
- Filtres bipolaires
 - $C3' = FC3 - CP3$
- Filtres Laplaciens
 - $C3' = 4 * C3 - FC3 - C5 - C1 - CP3$



Mettent en valeur l'activité locale
et réduisent l'activité diffuse

Performances avec des filtres spatiaux basiques.

- 9 sujets, Imagerie Motrice (main gauche vs main droite)
- Puissance de bande dans 8-30Hz + classifieur LDA
- Différents filtres spatiaux



Filtres spatiaux avancés pour les ICO.

- **Solutions inverses**
 - Identifient les poids du filtre spatial basé sur des considérations physiques (estime les sources EEG dans le cerveau) [Lotte, IEEE TSP 2009][Besserve, NeuroImage, 2011]
- **Filtres spatiaux non-supervisés**
 - Identifient les poids du filtre spatial basé sur l'EEG uniquement (sans connaissance des classes)
 - Ex: Independent Component Analysis (ICA)
[Makeig, IEEE TNSRE, 2000][Kachnoura, IEEE SP Mag, 2008]
- **Filtres spatiaux supervisés**
 - Identifient les poids du filtre spatial basé sur l'EEG et les étiquettes des classes
 - Ex: Common Spatial Patterns (CSP)

Common Spatial Patterns (CSP) informellement...

Trouve des filtres spatiaux w tels que la variance du signal filtré est maximale pour une classe et minimale pour l'autre classe

- ➔ La variance d'un signal filtré passe-bande
(on utilise typiquement 8-30 Hz par défaut)
= La puissance du signal dans cette bande de fréquence
- ➔ CSP apprend des filtres spatiaux menant à des caractéristiques de puissance de bande maximalement discriminantes

CSP formellement.

- Il s'agit d'extrémiser

$$J(w) = \frac{w X_1 X_1^T w^T}{w X_2 X_2^T w^T} = \frac{w C_1 w^T}{w C_2 w^T}$$

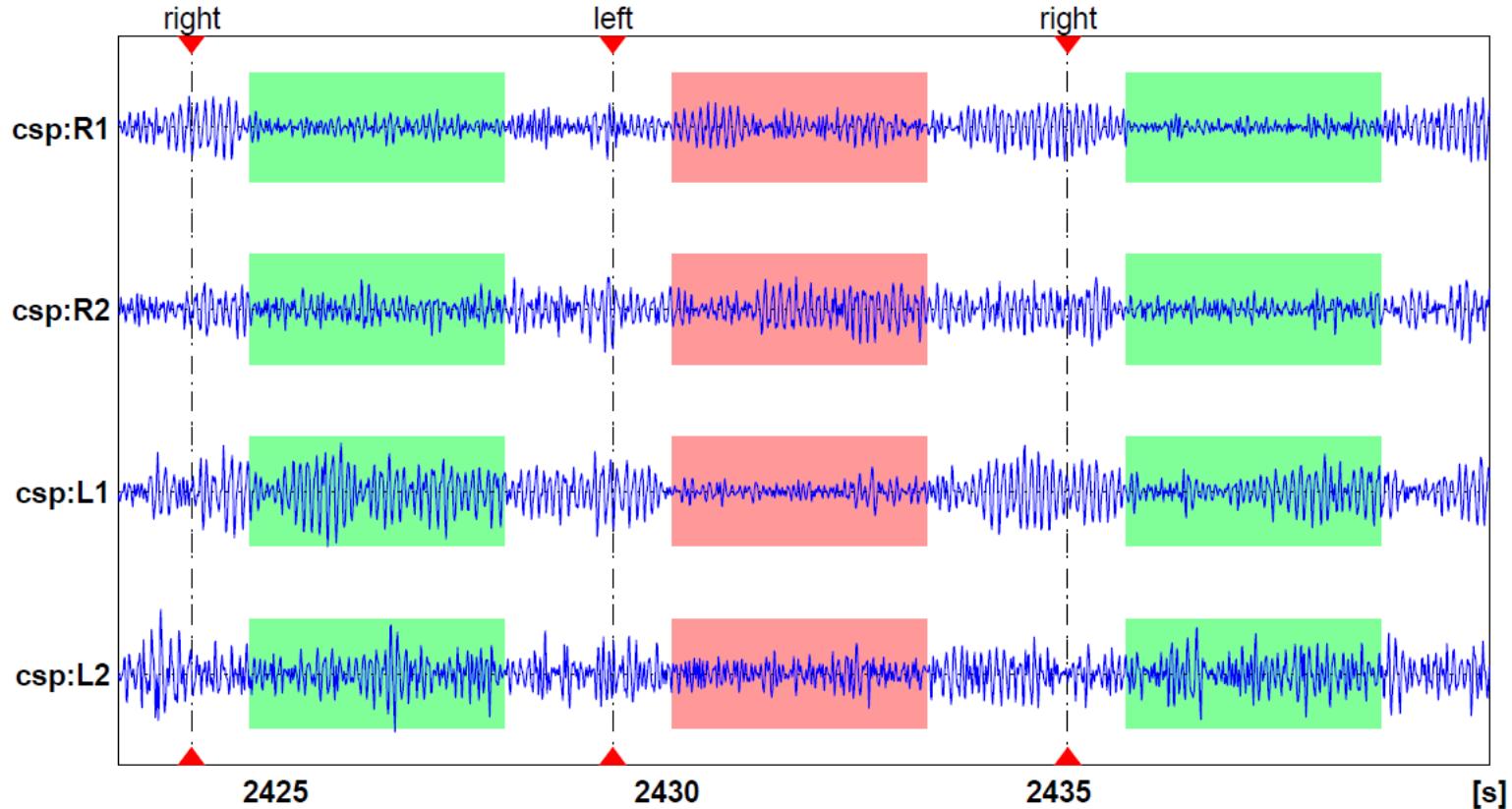
Signal de la classe 2 filtré spatialement Variance du signal spatialement filtré

C_i : Matrice de covariance de l'EEG pour la classe i
 w : Filtre spatial à optimiser
 X_i : signaux EEG de la classe i

- Résolu by Décomposition en Valeurs Propres Généralisée de C_1 et C_2
 - On utilise typiquement 3 paires de filtres CSP
- Une fois le filtre w obtenu la caractéristique c utilisée est

$$c = \log(\text{var}(wX)) = \log(wCw^T)$$

Le CSP en action.



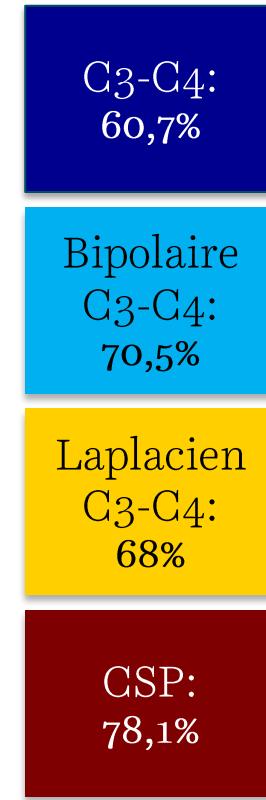
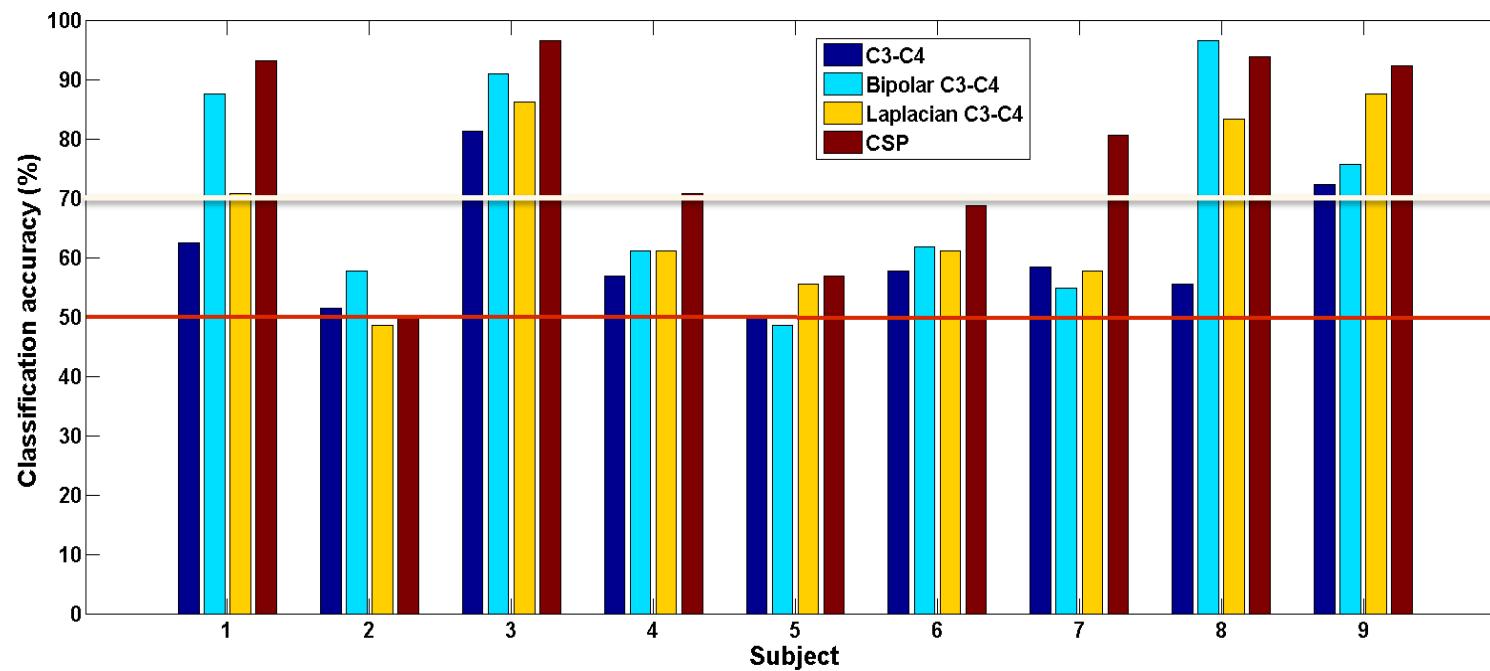
Exemples de 4 signaux après filtrage par CSP, pendant de l'imagination motrice

Performances du CSP.

ICO competition IV [Tangermann et al, Frontiers, 2012], data set IIa

- 9 sujets, Imagerie Motrice (main gauche vs main droite)
- Puissance de bande dans 8-30Hz + classifieur LDA
- Différents filtres spatiaux

Performances moyennes:



Classification - Calibration & Utilisation.

2 phases:

1. Une phase de **Calibration**

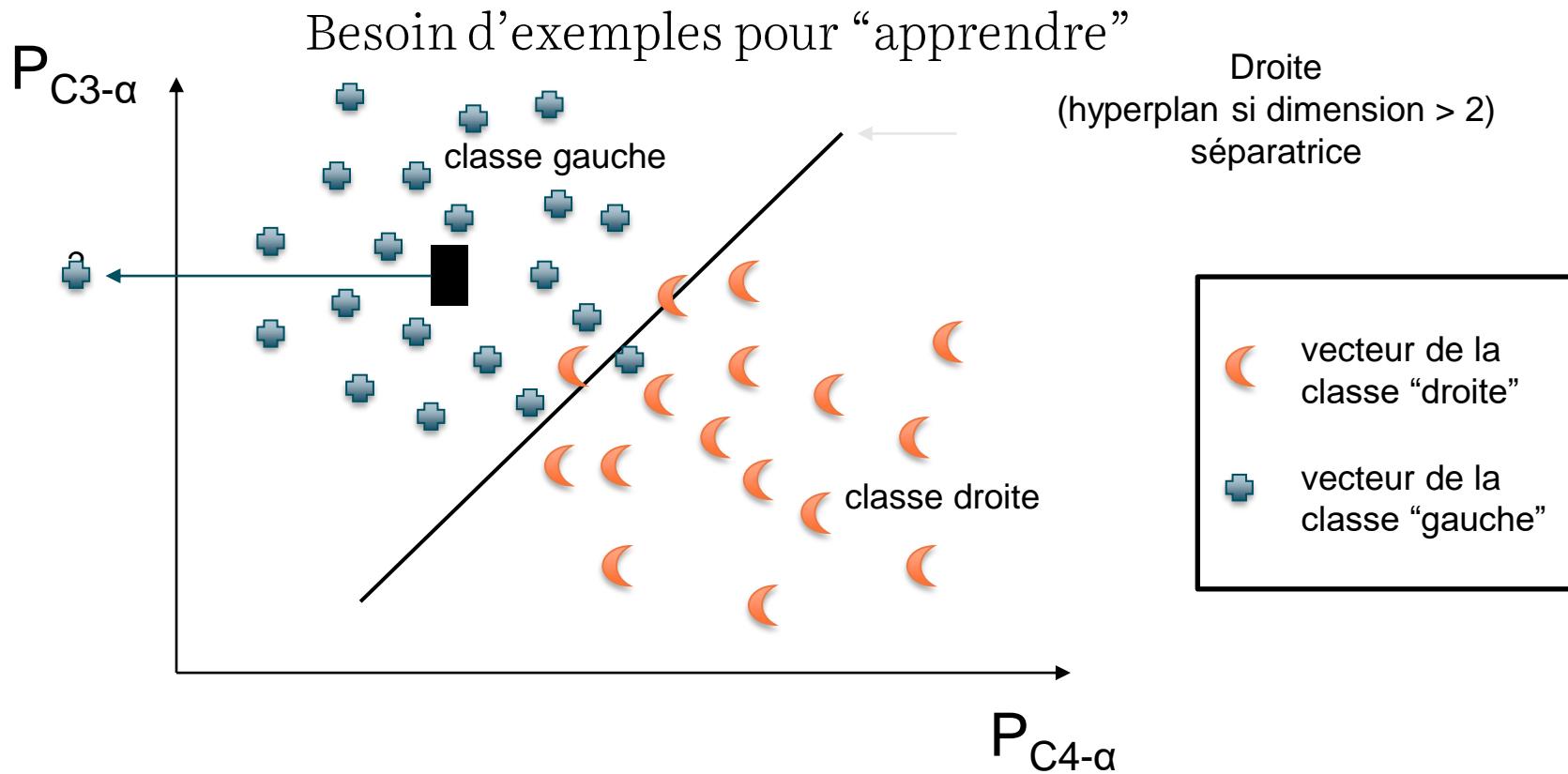
- Acquisition des données d'apprentissage (exemples de signaux)
- Optimisation/apprentissage du modèle
 - Réglage des paramètres des caractéristiques
 - Entrainement du classifieur

2. Une phase d'**Utilisation**

- Utiliser les modèles obtenus pour faire fonctionner la ICO

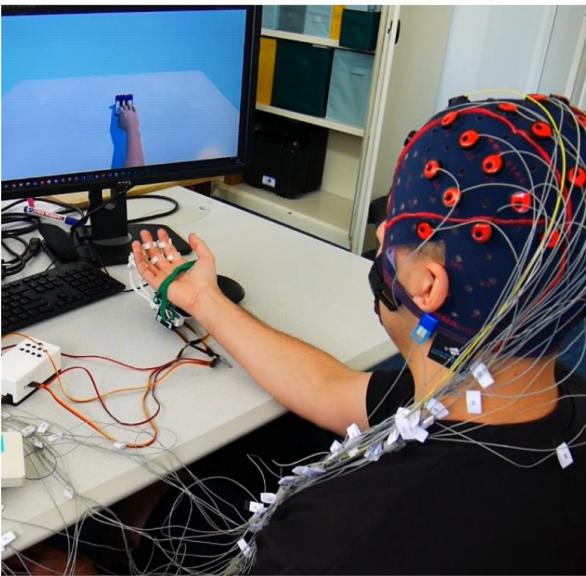
Classification.

Ex: Analyse Linéaire Discriminante (LDA)



●● Call for participants

Passive movements with an exoskeleton and brain activity



Specification:

- **Duration: 1h45 - 2h** (in the worst case 2h, including washing hair)
- Fluent in French or English
- Need to **remove piercing in both ears**
- Place: **Avalon** (we can meet at the cafeteria)

Notes : We measure brain activity using electrodes on the scalp and conductive gel (safe and can be cleaned with water).

After the experiment, you can **wash your hair with water**. We will provide a towel, shampoo and a hairdryer.

We will also **offer some snacks (crêpes)** at the end of the experiment.

