

Interfaces Cerveau-Machine

Rémi Flamary, Alain Rakotomamonjy

7 janvier 2015

Sommaire

Introduction

- Cadre général
- Définitions

Paradigmes et Applications

- Potentiels Évoqués
- Imagerie motrice
- Autres paradigmes

Acquisitions ICM

- Mesures invasives
- Mesures non-invasives

Traitement du signal, extraction de caractéristique

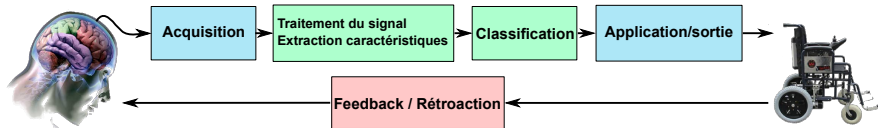
- Filtrage
- Caractéristiques

Classification des signaux

- Méthodes de classification
- Validation et mesures de performances

Bibliographie

Interfaces Cerveau-Machine



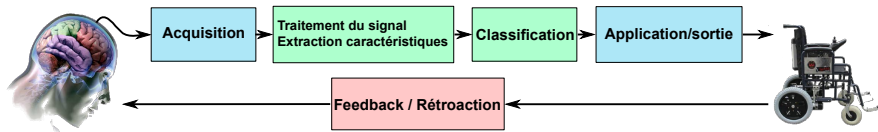
Objectifs [Dornhege et al., 2007]

- ▶ Permettre une communication du cerveau vers la machine.
- ▶ Mieux comprendre le fonctionnement du cerveau.

Applications

- ▶ Medium de communication pour des patients à handicap sévère.
- ▶ Contrôle d'un membre robotisé.
- ▶ Jeux vidéo, téléphone portable . . .

Interfaces Cerveau-Machine (2)



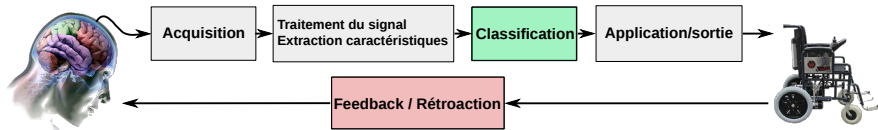
Fonctionnement

- ▶ Association entre une tâche mentale et une action dans la machine.
- ▶ Le sujet peut donc contrôler la machine en effectuant certaines tâches mentales prédéfinies.

Étapes d'une ICM

- ▶ Acquisition.
- ▶ Traitement du signal, extraction de caractéristiques.
- ▶ Classification du signal.
- ▶ Application, sortie.
- ▶ Feedback.

Adaptation des ICM



Il existe deux types d'adaptation :

Biofeedback

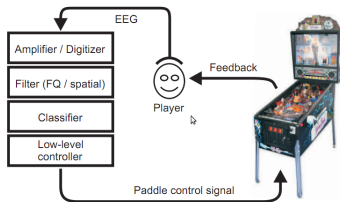
- ▶ Le sujet apprend à réguler volontairement l'activité de son cerveau.
- ▶ Pas d'étape de classification puisque c'est le sujet qui s'adapte à la machine.

Apprentissage statistique

- ▶ La machine apprend à reconnaître automatiquement les différentes tâches mentales.
- ▶ Nécessité d'avoir des exemples d'apprentissage \Rightarrow temps de calibration.

Dans les faits : co-adaptation. Meilleures performances lorsque les deux s'adaptent.

Synchronicité



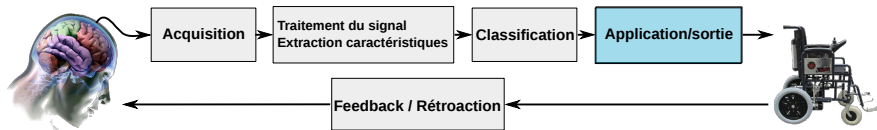
Interface synchrone

- ▶ Le sujet effectue la tâche mentale en réponse à un stimulus donné par la machine.
- ▶ Simplicité de mise en oeuvre, on sait quand est le signal à détecter.
- ▶ Exemple : clavier virtuel P300 [Farwell and Donchin, 1988].

Interface asynchrone

- ▶ Le sujet choisi d'effectuer la tâche mentale quand il le souhaite.
- ▶ La reconnaissance de tâche mentale se fait donc en continu.
- ▶ Exemples : contrôle d'un flipper [Tangermann et al., 2009]. [Vidéo.](#)

Applications ICM



Il existe de multiples exemples d'application des ICM. Nous allons en voir un certain nombre.

Potentiels évoqués

- ▶ Clavier Virtuel P300.
- ▶ P300 sonore pour un choix d'actions.

Imagerie motrice

- ▶ Choix d'action, d'une lettre.
- ▶ Contrôle continu d'un curseur ou d'un membre.

SSEP

- ▶ Choix d'action.

État cognitif

- ▶ Reconnaissance d'un mot.

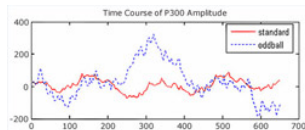
Potentiels évoqués

Définition

Signaux apparaissant en réponse à un évènement sensoriel, moteur ou psychologique. Ce sont des signaux de faible amplitude apparaissant donc de manière synchrone.

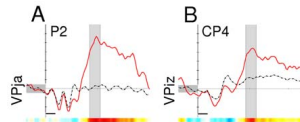
P300

- ▶ Apparaît 300 ms après un évènement rare.
- ▶ Mieux discernable si le sujet compte.



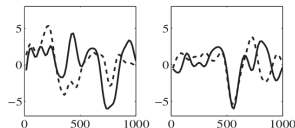
Potentiel évoqué auditif

- ▶ Apparaît en réponse à un stimulus audio.



Potentiel évoqué d'erreur

- ▶ Apparaît en réponse à une erreur du sujet.
- ▶ Apparaît en réponse à une erreur de la machine.



Exemple : Clavier virtuel P300

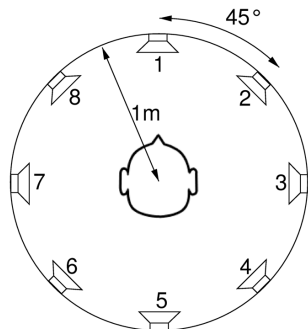


- ▶ Cadre expérimental proposé par [Farwell and Donchin, 1988].
- ▶ Matrice 6×6 de symboles.
- ▶ Les colonnes et les lignes clignotent aléatoirement.
- ▶ Le sujet se concentre sur un symbole et compte lorsque le symbole clignote.
- ▶ P300 visuel apparaît lorsque le symbole ciblé clignote.
- ▶ Plusieurs répétitions nécessaires pour maximiser les performances.
- ▶ Symbole estimé par vote ou somme de scores.

Propriétés

- ▶ Mesures EEG.
- ▶ Interface Synchrones.

Exemple : Potentiel auditif



- ▶ Cadre expérimental proposé par [Schreuder et al., 2010].
- ▶ Utilise la représentation spatiale du son.
- ▶ Le sujet se concentre sur une direction.
- ▶ Les haut-parleurs situés dans chaque direction émettent des sons aléatoirement.
- ▶ Potentiel évoqué auditif apparaît lorsque la direction choisie émet un son.
- ▶ Plusieurs répétitions nécessaires pour maximiser les performances.

Propriétés

- ▶ Mesures EEG.
- ▶ Interface Synchrones.

Vidéo

Imagerie motrice

Définition

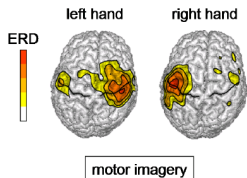
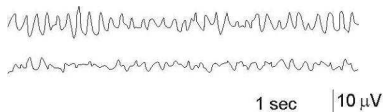
Le sujet effectue ou imagine un mouvement. Deux tâches distinctes :

- ▶ Reconnaître le type de mouvement imaginé (classes discrètes).
- ▶ Prédire le mouvement.

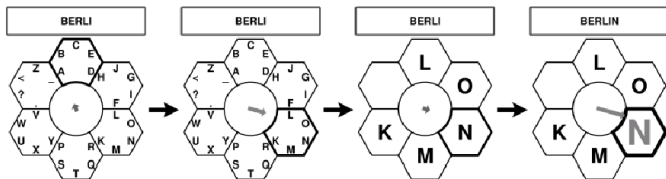
Tâches dépendantes du type d'acquisition.

Rythmes sensorimoteurs μ

- ▶ Apparaissent dans la bande de fréquence [8-40] Hz.
- ▶ Se désynchronisent dans la zone contre-latérale lorsqu'un mouvement est imaginé.



Exemple : Hex-o-speller

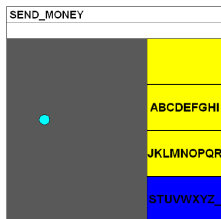


- ▶ Proposé par [Blankertz et al., 2006a].
- ▶ Clavier basé sur les mouvements imaginés des mains (droite et gauche) et des pieds.
- ▶ Les rythmes μ varient selon les différents mouvements imaginés.
- ▶ Le mouvement imaginé de la main gauche ou droite permet de faire tourner la flèche (et donc l'hexagone courant).
- ▶ Le mouvement imaginé des pieds permet de valider la sélection.

Propriétés

- ▶ Mesures EEG.
- ▶ Interface Asynchrone.

Exemple : contrôle continu d'un curseur



- ▶ Fourni dans [Schalk et al., 2004].
- ▶ L'utilisateur contrôle son rythme μ .
- ▶ La balle bleue se déplace horizontalement à vitesse constante.
- ▶ La position verticale est contrôlée par la puissance du rythme μ .

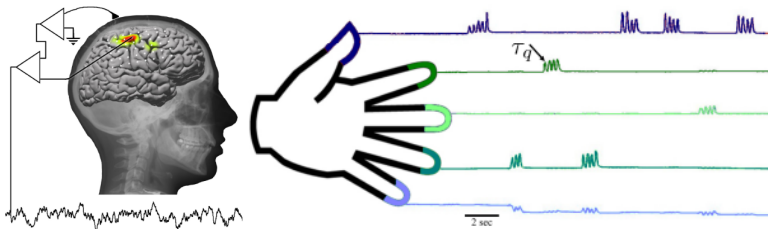
Le contrôle de curseur à l'aide de rythme μ apparaît dans Docteur House épisode 19 de la saison 5.

Propriétés

- ▶ Mesures EEG.
- ▶ Interface Asynchrone.
- ▶ Approche Biofeedback.

Vidéo

Exemple : prédiction de mouvement



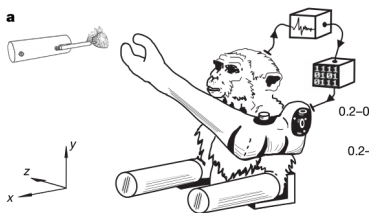
BCI Competition IV, Données 4 [Miller and Schalk, 2008]

- ▶ Prédiction du mouvement réel des 5 doigts à partir des signaux mesurés.
- ▶ Les meilleures performances ont été obtenues avec des méthodes de régression linéaire.

Propriétés

- ▶ Mesures ECoG.
- ▶ Interface Asynchrone.

Exemple : contrôle d'un membre robotisé



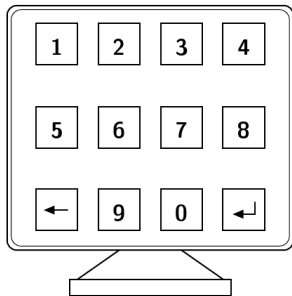
- ▶ Travaux de [Velliste et al., 2008].
- ▶ Un singe a réussi à contrôler un bras en 3 dimensions.
- ▶ Il l'utilise pour se nourrir.
- ▶ L'entraînement a été fait à l'aide d'un joystick.

Propriétés

- ▶ Mesures Interface Neuronale Directe.
- ▶ Interface Asynchrone.
- ▶ Approche Feedback.

Vidéo 1 Vidéo 2

Steady State Evoked Potential (SSEP)

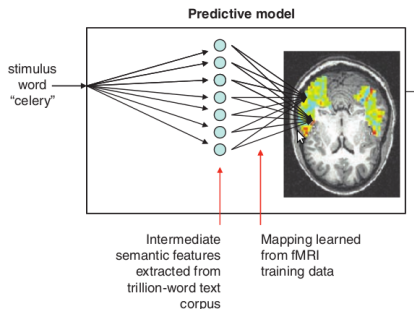


- ▶ Travaux de [Cheng et al., 2002].
- ▶ Les symboles clignent tous à des fréquences différentes.
- ▶ Le sujet se concentre sur un symbole.
- ▶ La fréquence correspondante apparaît dans le cortex visuel.

Propriétés

- ▶ Mesures EEG.
- ▶ Interface Asynchrone.
- ▶ Nécessite un mouvement des yeux.

État cognitif



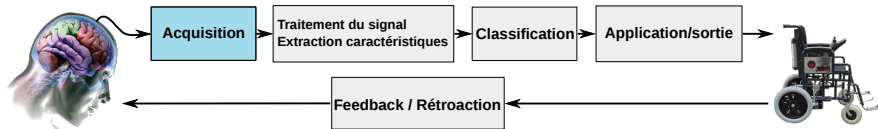
- ▶ Travaux de [Mitchell et al., 2008].
- ▶ Modèle prédictif de l'activité du cerveau liée à des noms.
- ▶ Utilisation d'un corpus de textes pour associer les mots.
- ▶ Très bonnes performances de prédiction (80%) sur 60 mots.

Propriétés

- ▶ Mesures IRM fonctionnel.
- ▶ Interface synchrone.

Vidéo

Acquisitions en ICM



Il existe deux principaux types de technologie d'acquisition ICM.

Technologie Invasive

- ▶ Mesures à l'intérieur du crâne.
- ▶ Nécessitent une intervention chirurgicale.
- ▶ Meilleur rapport signal sur bruit.
- ▶ Possibilité d'avoir des ICM complexes.
- ▶ Exemples : Interface Neuronale Directe, ECoG (semi-invasive).

Technologie non-invasive

- ▶ Mesures effectuées à la surface du crâne.
- ▶ Utilisables sur un plus grand nombre de sujets.
- ▶ Signaux en général plus bruités.
- ▶ Exemples : IRM fonctionnel, ElectroEncéphaloGramme, IR.

Interface Neuronale Directe

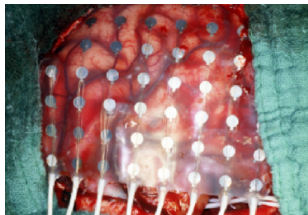


- ▶ Mesure de tension à l'intérieur du cerveau.
- ▶ Utilisation d'une grille d'électrodes permettant de mesurer l'activité de groupes de neurones.
- ▶ Nécessité d'utiliser des méthodes de traitement adaptées (signal composé de "spikes").

Propriétés

- ▶ Très bonne résolution spatiale (.5 mm).
- ▶ Très bonne résolution temporelle.
- ▶ Bon rapport signal sur bruit.

ElectroCorticoGramme (ECoG)

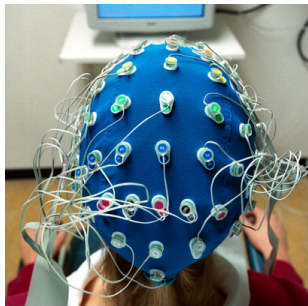


- ▶ Électrodes implantées sur le cortex à l'intérieur du crâne.
- ▶ Semi-invasive car ne pénètre pas dans le cerveau.
- ▶ Implantée pour des raisons médicales (épilepsie).

Propriétés

- ▶ Bonne résolution spatiale (5 mm).
- ▶ Très bonne résolution temporelle (1 KHz).
- ▶ Rapport signal sur bruit correct.

ElectroEncéphaloGramme (EEG)

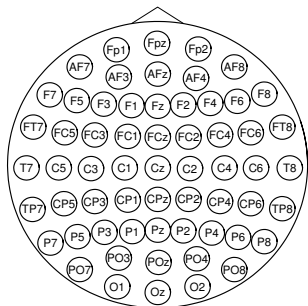


- ▶ Électrodes positionnées à la surface du crâne.
- ▶ Nécessitent l'utilisation de gel conducteur.
- ▶ Problèmes de contact et d'évolution temporelle de la qualité des mesures.
- ▶ Perte d'information car la boîte crânienne atténue les signaux.

Propriétés

- ▶ Mauvaise résolution spatiale (1-2 cm + électrodes corrélées).
- ▶ Très bonne résolution temporelle (1 KHz).
- ▶ Mauvais rapport signal sur bruit.

ElectroEncéphaloGramme (2)

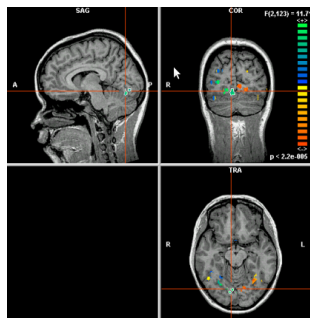


Lettre	Zone
C	Centrale
F	Frontale
AF	Antérieure Frontale
T	Temporale
P	Pariétale
O	Occipitale

Système international 10-20 [ACNS, 2004]

- ▶ Électrodes impaires à gauche du crâne et paires à droite.
- ▶ Les lettres correspondent à des zones du cerveau.

IRM fonctionnel (IRMf)



- ▶ Mesure l'activité cérébrale du cerveau.
- ▶ Signal BOLD (blood-oxygen-level dependent) dépend du niveau d'oxygénation cérébral.
- ▶ Image 3D du cerveau.
- ▶ Coût du matériel important.
- ▶ Non transportable.

Propriétés

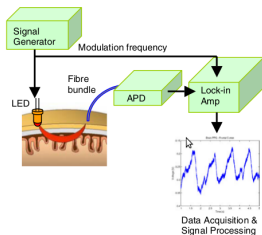
- ▶ Très bonne résolution spatiale (1 mm^3).
- ▶ Mauvaise résolution temporelle (1 Hz).
- ▶ Bon rapport signal sur bruit.

Autres technologies



MagnétoEncéphaloGramme (MEG)

- ▶ Mesure des champs magnétiques induits par l'activité du cerveau.
- ▶ Utilisée à la place des ECoG pour les patients épileptiques.
- ▶ Peu utilisée en ICM.



Spectroscopie proche infrarouge (NIRS)

- ▶ Mesure le taux d'oxygénation de l'hémoglobine.
- ▶ Remplacement partiel des IRMf plus portable.
- ▶ Variation très lente.

Conclusion sur l'acquisition en ICM

Méthode	RSB	Rés. Spatiale	Rés. Temporelle	Invasive	Transport
IND	++	++	++	--	.
ECoG	+	+	++	-	.
EEG	--	-	++	++	+
IRMf	++	++	--	++	--
MEG	+	+	++	++	--
NIRS	+	-	--	++	+

Dans ce cours, nous nous concentrerons sur les mesures EEG :

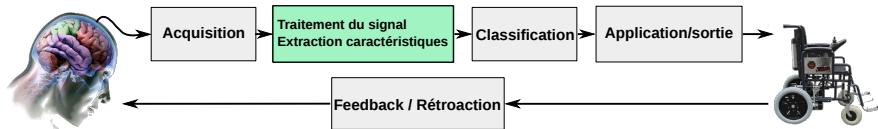
Avantages

- ▶ Technologie la plus commune.
- ▶ Coût du matériel.
- ▶ Transportable.
- ▶ Utilisable par tout le monde, non-invasive.

Inconvénients

- ▶ Mauvais RSB.
- ▶ Temps de mise en oeuvre.
- ▶ Signaux corrélés.

Traitement du signal, extraction de caractéristiques



Filtrage

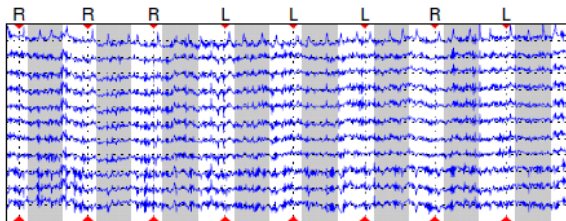
- ▶ Vise à atténuer l'impact du bruit.
- ▶ Est effectué en utilisant des connaissances *a priori*.
- ▶ Dépendant du paradigme ICM (Potentiel évoqué, imagerie motrice)
- ▶ Filtrage temporel ou spatial.

Caractéristiques

Deux principaux types de caractéristiques dépendantes du paradigme :

- ▶ Signaux temporels bruts.
- ▶ Puissance en fréquence.

Signaux EEG



Soit $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n \times d}$ le signal EEG mesuré contenant n échantillons de dimension d . Chaque colonne de \mathbf{S} correspond au signal acquis à l'aide d'une des électrodes. $S_{i,j} \in \mathbb{R}$ correspond à la mesure du j^{e} capteur pour l'échantillon i .

En apprentissage, selon le paradigme ICM, ce signal est accompagné de :

- ▶ Une liste d'instantanés temporels de stimuli (Potentiels évoqués, IM synchrone).
- ▶ Une séquence de classe $\mathbf{y} \in \{1, -1\}^n$ (IM asynchrone).
- ▶ Une trajectoire $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ de mouvement réel à prédire (prédiction de la position du bras).

Note : le signal \mathbf{S} est souvent sous-échantillonné en temporel. Dans ce cas-là, un filtre passe-bas est nécessaire pour éviter le repliement de spectre.

Filtrage temporel

Le filtrage temporel est le filtrage le plus commun. Il est souvent appliqué canal par canal à l'aide d'un filtre numérique à réponse impulsionnelle infinie RII.

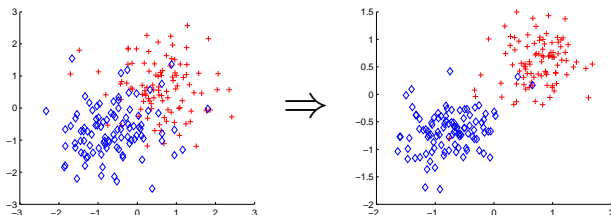
Le signal filtré $\hat{\mathbf{S}}$ est obtenu par convolution :

$$\hat{S}_{i,j} = \sum_{k=0}^N b_k S_{i-k,j} - \sum_{k=1}^N a_k \hat{S}_{i-k,j} \quad (1)$$

où $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^N$ et $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^N$ sont les coefficients du filtre et N est l'ordre du filtre.

- ▶ Chaque canal j est filtré indépendamment. Il est même possible d'utiliser des filtres différents.
- ▶ L'ordre du filtre est un paramètre important. Un ordre trop élevé peut amener à des problèmes de stabilité numérique.
- ▶ Les paramètres du filtre \mathbf{a} et \mathbf{b} sont obtenus en utilisant des méthodes classiques de filtrage numérique et en utilisant des connaissances *a priori*.

Types de filtres temporels



Types de filtres et paramètres usuels

- ▶ Potentiel évoqué P300 : [1-10] Hz, Chebyshev ordre 8 [Rakotomamonjy and Guigue, 2008].
- ▶ Imagerie motrice : [8-30] Hz, Butterworth ordre 5 [Lotte and Guan, 2010].
- ▶ Prédiction de mouvement : Savitsky-Golay ordre 3 [Pistohl et al., 2008].

Note : ces paramètres dépendent des applications et des sujets. Il est important de valider leur choix [Labbé et al., 2010].

Filtrage spatial

Le filtrage spatial est aussi très important en ICM. Il peut être vu comme une projection des échantillons de \mathbb{R}^d dans un espace $\mathbb{R}^{d'}$.

Le signal filtré s'obtient ainsi par multiplication matricielle :

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{S}\mathbf{P} \quad (2)$$

où $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{d \times d'}$ est la matrice de projection. Il n'y a pas de filtrage si $\mathbf{P} = \mathbf{I}$ avec \mathbf{I} la matrice identité.

Cas particuliers

- ▶ Sélection de capteurs.
- ▶ Common Average Reference.
- ▶ Projection discriminante (filtre appris à partir des données).

Sélection de canaux

Matrice P

P contient d' colonnes de la matrice identité correspondant aux d' capteurs que l'on souhaite conserver.

Par exemple pour sélectionner les capteurs 1,3 et 4 :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

On peut ainsi minimiser le nombre de capteurs et le coût de mise en oeuvre, et éviter d'utiliser des électrodes non pertinentes pour la tâche de classification.

Capteurs sélectionnés

En utilisant des connaissances *a priori* selon le paradigme :

Potentiel évoqué P300 Électrodes au-dessus du crâne (Cz) et dans le cortex visuel (zone occipitale O*) [Krusienski et al., 2008].

Imagerie motrice Zone centrale sur le cortex sensorimoteur (zone centrale C*) [Pfurtscheller et al., 2000].

Common Average Reference (CAR)

Les mesures EEG sont connues pour avoir un problème de “drift” qui est un changement lent de la tension moyenne de toutes les électrodes. Enlever la tension moyenne de toutes les électrodes a pour effet d'atténuer cet effet.

Matrice \mathbf{P}

\mathbf{P} est une matrice de $\mathbb{R}^{d \times d}$ de la forme :

$$\mathbf{P} = \mathbf{I} - \frac{1}{d} \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \frac{d-1}{d} & \frac{-1}{d} & \cdots & \frac{-1}{d} \\ \frac{-1}{d} & \frac{d-1}{d} & \cdots & \frac{-1}{d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{-1}{d} & \frac{-1}{d} & \cdots & \frac{d-1}{d} \end{bmatrix}$$

où \mathbf{I} est la matrice identité et \mathbf{U} est la matrice de terme général $U_{i,j} = 1$.
On remarque que $d' = d$ et que ce filtrage conserve toutes les électrodes.

Filtrage spatial discriminant

Principe

- ▶ Les filtrages précédents sont fixes et dépendent de connaissances *a priori*.
- ▶ Les signaux EEG sont corrélés et fortement bruités.
- ▶ La matrice de filtrage \mathbf{P} peut être apprise de manière à maximiser la discrimination des classes.

Caractéristiques

Le filtrage dépend du type de caractéristiques utilisées pour la classification. Les caractéristiques utilisées sont vues plus en détail dans la suite. Nous verrons 2 types de filtrages :

Common Spatial Patterns (CSP) Filtrage des signaux d'imagerie motrice.
Caractéristiques de puissance en fréquence.

xDAWN Filtrage spatial maximisant la reconnaissance de potentiels évoqués.
Caractéristiques temporelles.

Common Spatial Patterns



Principe du filtrage

- ▶ Plusieurs signaux multi-dimensionnels : $\mathbf{S}_i \in \mathbb{R}^{k \times d}$, $y_i = \{+1, -1\}$, $i = 1, \dots, n$, (k nombre d'échantillons temporels, d nombre de canaux). Les signaux \mathbf{S}_i ont été filtrés passe-bande.
- ▶ On cherche un filtre spatial $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d$ tel que $\mathbf{S}_i^T \mathbf{w}$ ait une puissance spectrale petite pour une classe et grande pour l'autre.
- ▶ Approximation de la puissance spectrale par la variance du signal

$$\|\mathbf{S}_i^t \mathbf{w}\|^2 = \mathbf{w}^t \mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^t \mathbf{w}$$

- ▶ Variances des classes positives et négatives :

$$\sum_{i:y_i=1} \mathbf{w}^t \mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^t \mathbf{w} \quad \text{et} \quad \sum_{i:y_i=-1} \mathbf{w}^t \mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^t \mathbf{w}$$

Common Spatial Patterns (2)

- ▶ Le problème d'apprentissage de filtre peut être formulé comme :

$$\max_{\mathbf{w}} \frac{\sum_{i:y_i=1} \mathbf{w}^t \mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^t \mathbf{w}}{\sum_{i:y_i=-1} \mathbf{w}^t \mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^t \mathbf{w}} \quad (3)$$

- ▶ Grâce à w , ce problème peut être reformulé sous la forme

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{w}} \quad & \mathbf{w}^T \Sigma_+ \mathbf{w} \\ \text{s.c.} \quad & \mathbf{w}^T \Sigma_- \mathbf{w} = 1 \end{aligned}$$

où Σ_+ et Σ_- sont les matrices de covariance des classes positives et négatives.

- ▶ Les conditions d'optimalité donnent

$$(\Sigma_-)^{-1} \Sigma_+ \mathbf{w} = \lambda \mathbf{w}$$

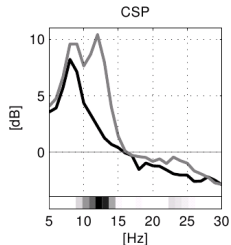
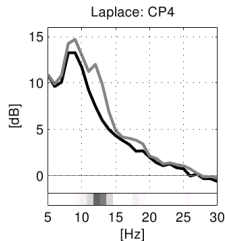
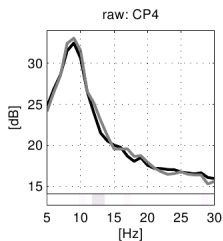
où λ est un multiplicateur de Lagrange. Ce qui est un problème de valeurs propres généralisées.

Common Spatial Patterns (3)

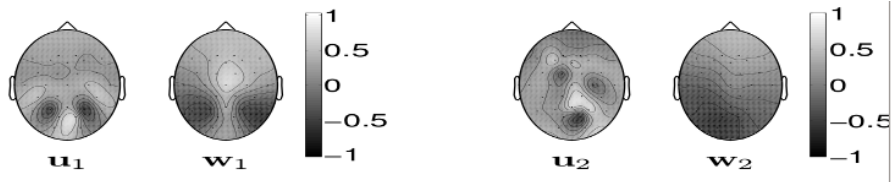
Matrice P

- ▶ Les filtres spatiaux sont les vecteurs propres de $(\Sigma_-)^{-1}\Sigma_+$.
- ▶ Les filtres les plus intéressants sont ceux ayant des valeurs propres extrêmes.
- ▶ Le nombre de filtres que l'on conserve est un paramètre à valider.

Visualisation des puissances spectrales



xDAWN



Principe [Rivet et al., 2009]

- ▶ Les signaux mesurés sont composés de signaux de potentiels évoqués et de bruit.
- ▶ Les positions temporelles des signaux de potentiels évoqués sont connues.
- ▶ On cherche le filtrage spatial qui maximise le rapport signal de potentiel évoqué sur bruit.
- ▶ Méthode dédiée à la reconnaissance de forme temporelle (\neq puissance spectrale en CSP).
- ▶ Les filtres sont appris par une méthode de décomposition en valeurs singulières (voir [Rivet et al., 2009]).

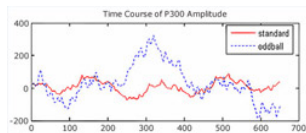
Extraction de caractéristiques

Principe

- ▶ Extraire à partir des signaux prétraités des caractéristiques permettant de reconnaître les tâches mentales.
- ▶ Dépendant fortement du paradigme.
- ▶ Fortement liée aux méthodes de filtrage.

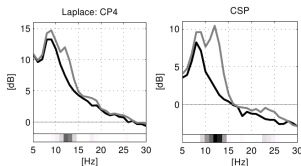
Caractéristiques temporelles

- ▶ Potentiels évoqués, prédiction de mouvement.
- ▶ Paramètres : filtrage , sous-échantillonnage



Caractéristiques fréquentielles

- ▶ Imagerie motrice, SSEP.
- ▶ Paramètres : filtrage, taille fenêtre.



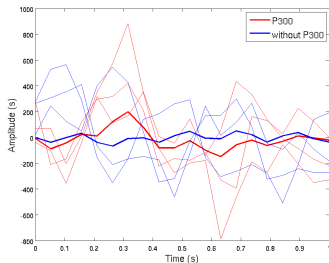
Caractéristiques temporelles

Principe

- ▶ On conserve les échantillons temporels des signaux filtrés.
- ▶ Si potentiel évoqué, on conserve une fenêtre temporelle à la suite du stimulus.
- ▶ Utilisées dans le cadre de la reconnaissance de potentiels évoqués (synchrone) ou pour la prédiction de mouvement (asynchrone).

Paramètres à sélectionner

- ▶ Types de filtres (temporel/spatial).
- ▶ Bande passante $[f_1, f_2]$ du filtrage temporel.
- ▶ Sous-échantillonnage (diminue le nombre de variables).
- ▶ Taille de la fenêtre temporelle pour les potentiels évoqués.



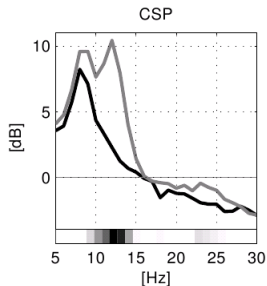
Caractéristiques fréquentielles

Principe

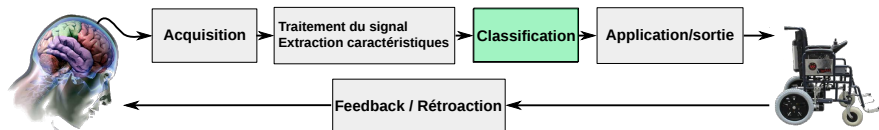
- ▶ On estime la puissance du signal dans une ou plusieurs bandes de fréquence.
- ▶ Utilisées dans le cadre de la reconnaissance de mouvement imaginé (synchrone,asynchrone) ou pour la détection des SSEP. (asynchrone).
- ▶ Plusieurs estimateurs (variance du signal filtré, représentation temps-fréquence, coefficients auto-régressifs).

Paramètres à sélectionner

- ▶ Types de filtres.
- ▶ Nombre de filtres CSP.
- ▶ Bandes passantes $[f_1, f_2]$ et nombre de filtres.
- ▶ Taille de la fenêtre temporelle utilisée pour estimer la puissance.



Classification des signaux



But

- ▶ Reconnaître automatiquement les différentes tâches mentales.
- ▶ Prédire automatiquement un mouvement réel ou imaginé.

Moyens

- ▶ Utilisation de méthodes d'apprentissage statistique.
- ▶ Validation des paramètres.
- ▶ Mesures de performances.

Méthodes de classification

- ▶ Toutes les méthodes d'apprentissage statistique sont utilisables [Lotte et al., 2007].
- ▶ En général, des classifieurs linéaires sont suffisants (sinon risque de surapprentissage).
- ▶ Pas de supériorité claire entre les différentes méthodes de classification linéaires [Krusienski et al., 2006].

Exemples de classifieurs linéaires

- ▶ Linear Discriminant Analysis (LDA) : le plus commun en ICM.
- ▶ Stepwise LDA : sélectionne les variables par test statistique.
- ▶ Séparateurs à Vaste Marge (SVM) : maximise la marge entre les classes.
- ▶ Régression Ridge sur les classes.

Linear Discriminant Analysis

- ▶ Le classifieur LDA est un cas particulier de classifieur Bayésien présenté dans le cours Théorie bayésienne de la décision.
- ▶ On considère que les exemples sont des réalisations de lois normales multidimensionnelles $\mathcal{N}(\mu_+, \Sigma)$ pour la classe positive et $\mathcal{N}(\mu_-, \Sigma)$ pour la classe négative.
- ▶ Comme les deux lois ont la même covariance, la fonction de décision est linéaire de la forme :

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (4)$$

avec $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d$ et b les coefficients du classifieur.

- ▶ Ces paramètres sont obtenus par la relation :

$$\mathbf{w} = \Sigma^{-1}(\mu_+ - \mu_-) \quad (5)$$

et

$$b = -\mathbf{w}^t(\mu_+ + \mu_-)/2 \quad (6)$$

Linear Discriminant Analysis (2)

Limites du LDA

- ▶ Σ peut ne pas être inversible (pas assez d'exemples).
- ▶ Risque de sur-apprentissage.

LDA régularisé

- ▶ *A priori* bayésien : \mathbf{w} est une réalisation d'une loi normale isotrope de variance σ .
- ▶ Les paramètres sont maintenant :

$$\mathbf{w} = \left(\Sigma + \frac{1}{\sigma} \mathbf{I}\right)^{-1} (\mu_+ - \mu_-) \quad (7)$$

où \mathbf{I} est la matrice identité.

- ▶ On reconnaît une régularisation de type Ridge avec $\lambda = \frac{1}{\sigma}$.

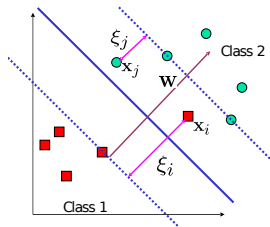
Stepwise LDA

- ▶ Sélection de variables automatique.
- ▶ Forward/backward des variables en utilisant un test statistique.

Séparateurs à vaste marge

Principe

- ▶ On cherche l'hyperplan qui maximise la marge entre les classes.
- ▶ Apprentissage régularisé.
- ▶ Cadre théorique solide.
- ▶ Bonnes performances en compétition [Rakotomamonjy and Guigue, 2008].



Les paramètres du classifieur sont obtenus en optimisant le problème suivant :

$$\min_{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d, b \in \mathbb{R}} \underbrace{\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2}_{\text{maximisation de la marge}} + C \underbrace{\sum_{i=1}^n H(\mathbf{y}_i, \mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b)}_{\text{bonne classif. des exemples}} \quad (8)$$

avec $H(y, f(x)) = \max(0, 1 - yf(x))$ le coût charnière et C un paramètre de régularisation.

Ce problème est un programme quadratique sous contraintes.

Validation des paramètres

- ▶ Les ICM nécessitent une multitude d'étapes (acquisition, filtrage ...).
- ▶ Chaque étape contient plusieurs paramètres.
- ▶ Bien que certains puissent être choisis *a priori*, il est nécessaire d'en valider un certain nombre.

Méthodes de validation :

Validation simple découpage des données en apprentissage/validation. Maximisation des performances sur les données de validation.

Validation croisée multiples découpages des données en apprentissage/validation. Maximisation des performances moyennes sur les données de validation.

Leave One Out validation croisée extrême, on apprend sur tous les exemples sauf un et on prédit cet exemple.

Attention

- ▶ La validation nécessite une bonne mesure de performances.

Mesures de performances

Attention

La mesure de performance se fait sur des données de validation ou de test mais JAMAIS sur les données d'apprentissage.

Performances en prédiction de mouvement

- ▶ Tâche de régression.
- ▶ Erreur des moindres carrés :

$$Err = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (9)$$

- ▶ Corrélation :

$$r = \frac{Cov(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}})}{\sqrt{Cov(\mathbf{y}, \mathbf{y}) Cov(\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{y}})}} \quad (10)$$

où Cov est une estimation de la covariance entre deux vecteurs. Cette mesure est normalisée, sa valeur absolue est égale à 1 lorsque la prédiction est parfaite (à un biais près).

Mesures de performances (2)

Performances en Imagerie motrice

- ▶ Tâche de classification discrète (synchrone) ou continue (asynchrone).
- ▶ Taux de bonne classification [Blankertz et al., 2006b] :

$$TBR = \frac{1}{n} \sum_i^n \delta(y_i, \hat{y}_i) \quad (11)$$

où δ est le terme de Kroenecker tel que :

$$\delta(y, \hat{y}) = \begin{cases} 1 & \text{si } y = \hat{y} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (12)$$

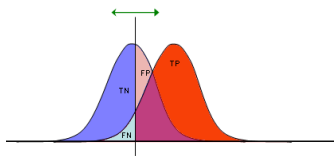
- ▶ Le taux de bonne classification est normalisé et peut s'adapter à des problèmes multiclassés.
- ▶ Nécessité de pondérer les échantillons lorsque les classes sont mal balancées.

Mesures de performances (3)

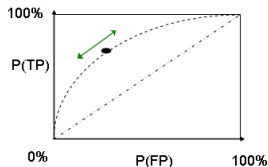
Classification de potentiel évoqués

- ▶ Taux de bonne reconnaissance des lettres pour le clavier virtuel (peux d'exemples)[Rakotomamonjy and Guigue, 2008].
- ▶ Taux de bonnes classification des signaux P300 (classes mal balancées, pas adapté à procédure de décision).
- ▶ Aire sous la courbe ROC :

- ▶ Mesure de la séparation des classes dans l'espace des prédiction.
- ▶ Probabilité qu'un échantillon de la classe positive soit prédit avec un score supérieur à un échantillon de la classe négative.
- ▶ Plus adapté au clavier virtuel P300.



TP	FP
FN	TN
1	1



Bibliographie I



ACNS (2004).

Guideline 5 : Guidelines for standard electrode position nomenclature.

American Clinical Neurophysiology Society.



Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Schröder, M., Williamson, J., Murray-Smith, R., and Müller, K. (2006a).

The berlin brain-computer interface presents the novel mental typewriter hex-o-spell.

In *Proceedings of the 3rd International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course*, pages 108–109. Citeseer.



Blankertz, B., Muller, K., Krusienski, D., Schalk, G., Wolpaw, J., Schlogl, A., Pfurtscheller, G., Millan, J., Schroder, M., and Birbaumer, N. (2006b).

The bci competition iii : Validating alternative approaches to actual bci problems.

Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 14(2) :153–159.



Cheng, M., Gao, X., Gao, S., and Xu, D. (2002).

Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates.

Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 49(10) :1181–1186.

Bibliographie II



Dornhege, G., Kraudelat, M., Mueller, K.-R., and Blankertz, B. (2007).

Towards Brain-Computer interfacing, chapter General signal processing and machine learning tools for BCI.

MIT Press.



Farwell, L. and Donchin, E. (1988).

Talking off the top of your head : toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials.

Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 70(6) :510–523.



Krusienski, D., Sellers, E., Cabestaing, F., Bayouhdh, S., McFarland, D., Vaughan, T., and Wolpaw, J. (2006).

A comparison of classification techniques for the P300 speller.

Journal of neural engineering, 3 :299.



Krusienski, D., Sellers, E., McFarland, D., Vaughan, T., and Wolpaw, J. (2008).

Towards enhanced P300 speller performances.

Journal of neuroscience methods, 167(1) :15–21.

Bibliographie III



Labbé, B., Tian, X., and Rakotomamonjy, A. (2010).

MLSP Competition, 2010 : Description of third place method.

In Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2010 IEEE International Workshop on, pages 116–117. IEEE.



Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., and Arnaldi, B. (2007).

A review of classification algorithms for eeg-based brain–computer interfaces.

Journal of neural engineering, 4 :R1.



Lotte, F. and Guan, C. (2010).

Regularizing common spatial patterns to improve bci designs : unified theory and new algorithms.

Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, (99) :1–1.



Miller, K. J. and Schalk, G. (2008).

Prediction of finger flexion : 4th brain–computer interface data competition.

BCI Competition IV.

Bibliographie IV



Mitchell, T., Shinkareva, S., Carlson, A., Chang, K., Malave, V., Mason, R., and Just, M. (2008).

Predicting human brain activity associated with the meanings of nouns.
science, 320(5880) :1191.



Pfurtscheller, G., Neuper, C., Guger, C., Harkam, W., Ramoser, H., Schlogl, A., Obermaier, B., and Pregenzer, M. (2000).

Current trends in graz brain-computer interface (bci) research.
Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 8(2) :216–219.



Pistohl, T., Ball, T., Schulze-Bonhage, A., Aertsen, A., and Mehring, C. (2008).

Prediction of arm movement trajectories from ecog-recordings in humans.
Journal of Neuroscience Methods, 167(1) :105–114.



Rakotomamonjy, A. and Guigue, V. (2008).

BCI competition III : Dataset II - ensemble of SVMs for BCI P300 speller.
IEEE Trans. Biomedical Engineering, 55(3) :1147–1154.



Rivet, B., Souloumiac, A., Attina, V., and Gibert, G. (2009).

xdawn algorithm to enhance evoked potentials : application to brain–computer interface.
Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 56(8) :2035–2043.

Bibliographie V



Schalk, G., McFarland, D., Hinterberger, T., Birbaumer, N., and Wolpaw, J. (2004).
Bci2000 : a general-purpose brain-computer interface (bci) system.
Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 51(6) :1034–1043.



Schreuder, M., Blankertz, B., and Tangermann, M. (2010).
A new auditory multi-class brain-computer interface paradigm : spatial hearing as an
informative cue.
PLoS One, 5(4) :e9813.



Tangermann, M., Krauledat, M., Grzeska, K., Sagebaum, M., Blankertz, B., Vidaurre,
C., and Müller, K. (2009).
Playing pinball with non-invasive bci.
Advances in Neural Information Processing Systems, 21 :1641–1648.



Velliste, M., Perel, S., Spalding, M., Whitford, A., and Schwartz, A. (2008).
Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding.
Nature, 453(7198) :1098–1101.