

# VERS UNE MODÉLISATION DYNAMIQUE DE L'ACTIVITÉ CÉRÉBRALE POUR LA CONCEPTION D'INTERFACES CERVEAU-MACHINES ASYNCHRONES

Cédric GOUY-PAILLER



*GIPSA-lab, Département Images et Signal*

*UMR CNRS 5216*

*Grenoble, FRANCE*

Soutenance publique du 1<sup>er</sup> Octobre 2009



*Jury de thèse*

Olivier BERTRAND

François CABESTAING

Maureen CLERC

Marco CONGEDO

Christian JUTTEN

Jean-Philippe LACHAUX

*Président du jury*

*Rapporteur*

*Rapporteuse*

*Directeur de thèse*

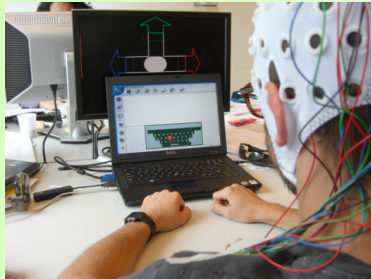
*Directeur de thèse*

*Examineur*



# Interface cerveau-machine

Système de communication et de contrôle s'appuyant uniquement sur l'interprétation de l'activité cérébrale



Communication



Substitution

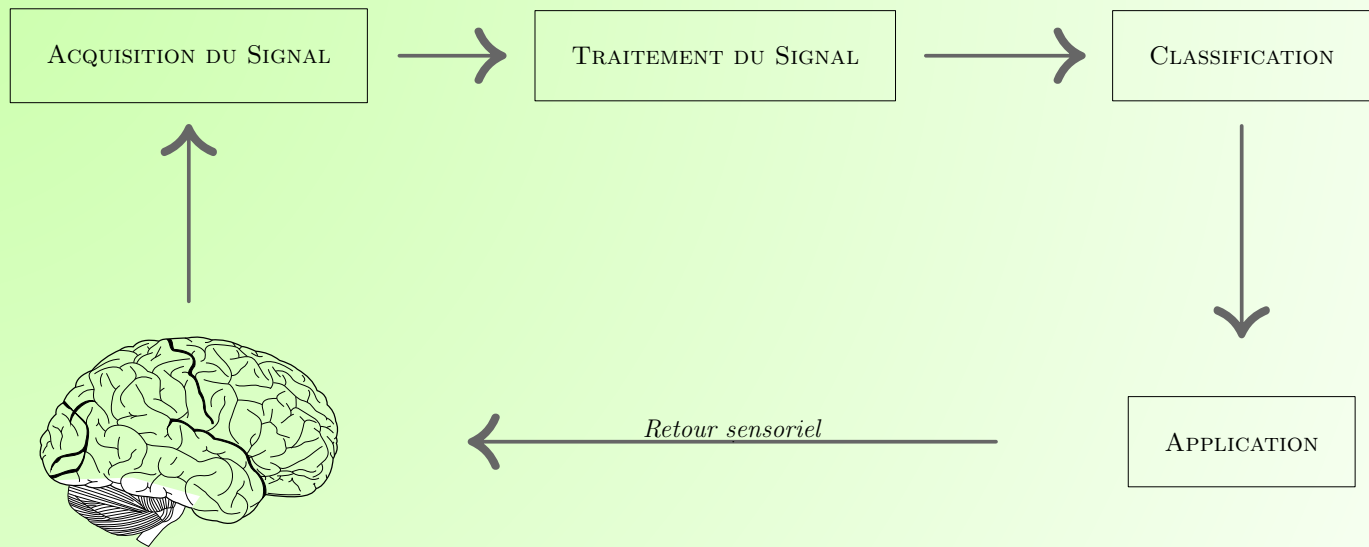


Réhabilitation



Loisirs

# ICM : Situation actuelle



■ 95 % EEG de scalp

- bruit extra-cérébral
- résolution spatiale

■ majorité synchrones

- lents et fastidieux
- fatigue

■ faible robustesse

- variabilités
- scores insuffisants

## ■ *But : concevoir des interfaces cerveau-machines*

- Asynchrones
- Robustes en milieu non contrôlé

## ■ *Approche : Traitement du signal*

- Amélioration du rapport signal sur bruit
- Utilisation des connaissances neurophysiologiques
- Interfaces adaptatives

## ■ *Originalité : utilisation conjointe des dimensions spatiale, temporelle et fréquentielle des tâches mentales*

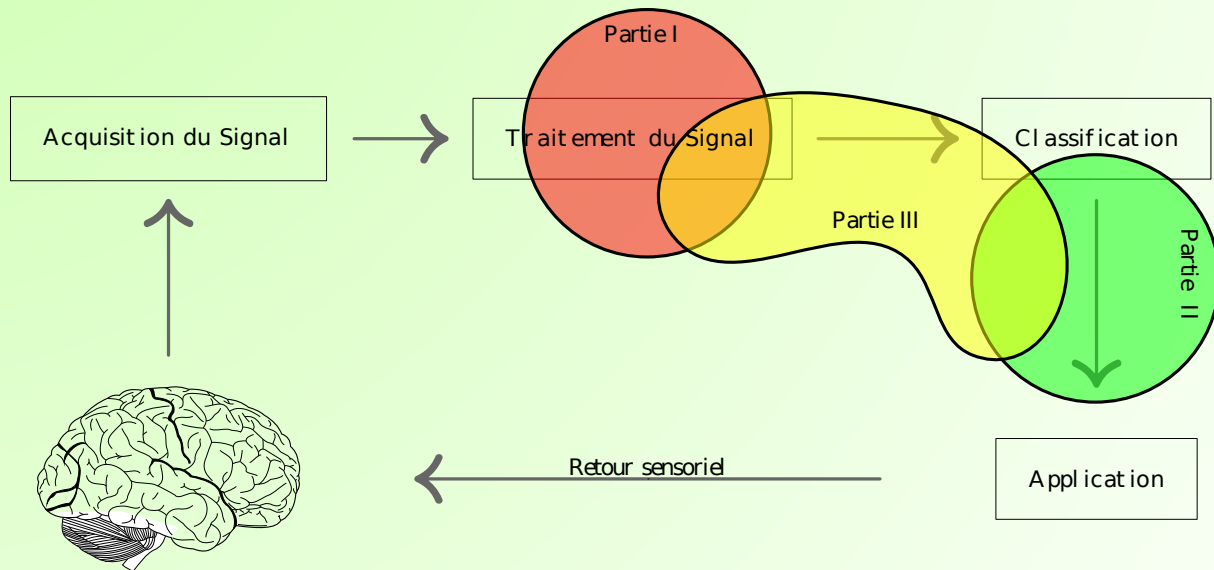
# Organisation de la présentation

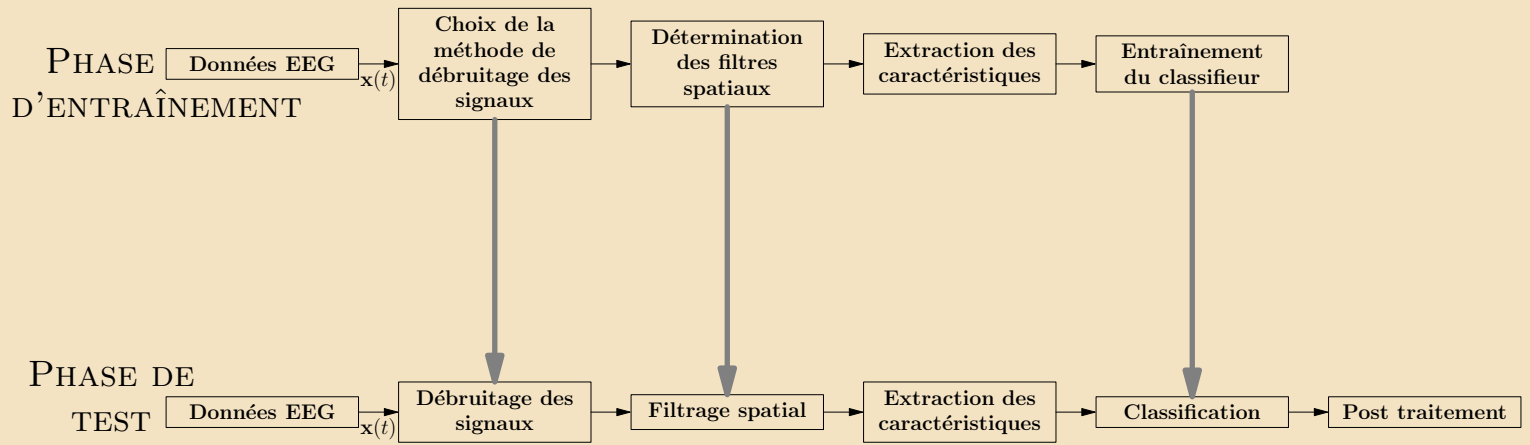
Débruitage des signaux

I Filtrage spatial

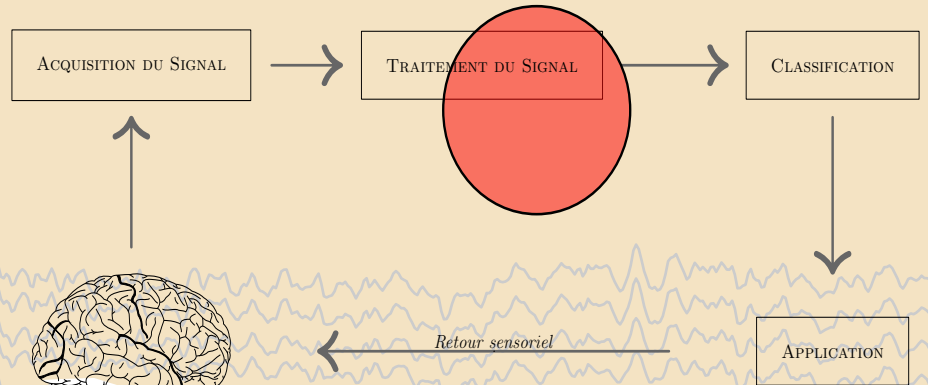
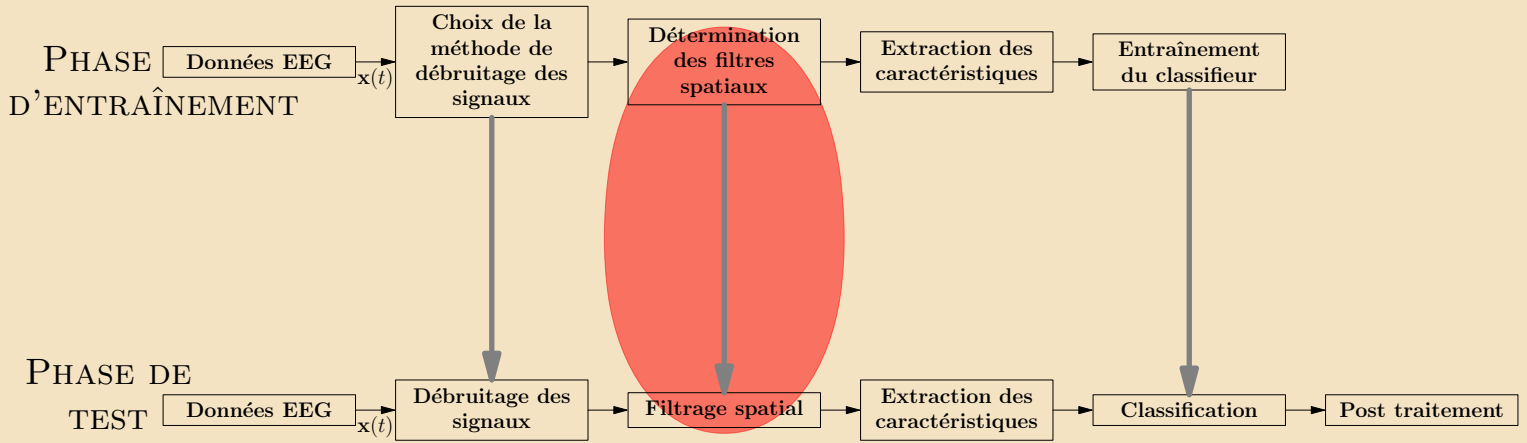
II Filtrage des états mentaux

III Coadaptation cerveau-machine



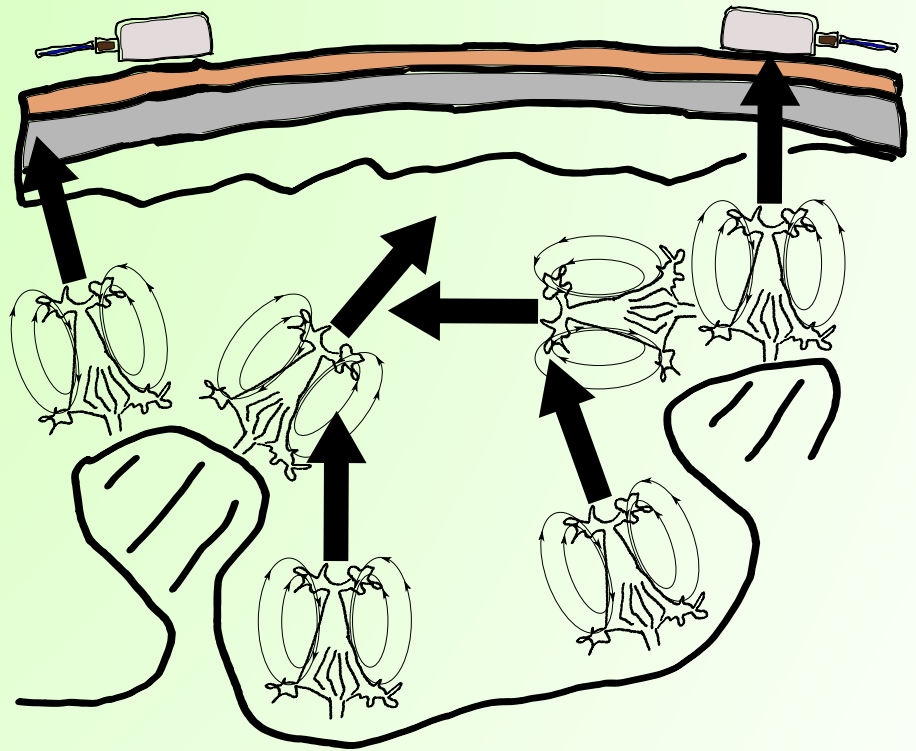


# I. FILTRAGE SPATIAL



# I. FILTRAGE SPATIAL

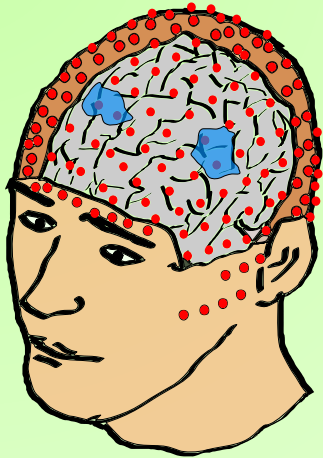
# Génération des signaux EEG



Nécessité d'un *filtrage spatial* afin de revenir aux sources responsables des mesures EEG



# Filtrage spatial linéaire



- Des sources aux capteurs

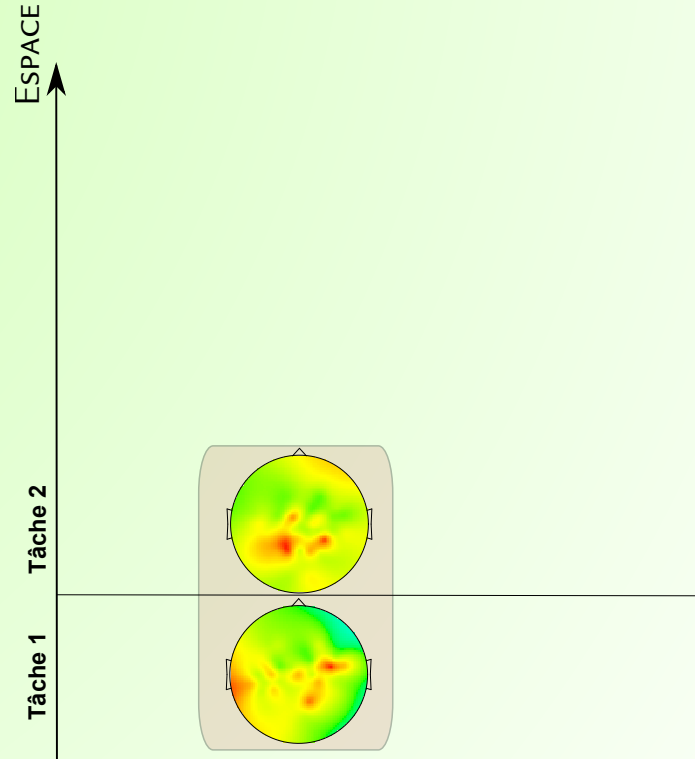
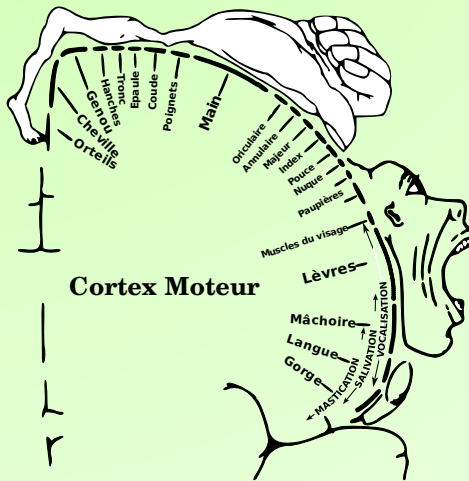
$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$$

Inversion impossible, hypothèses supplémentaires nécessaires.

- Dosage entre les méthodes basées sur les données et celles basées sur les modèles
  - Problème inverse (connaissance de  $\mathbf{A}$  + a priori)
  - Méthodes semi-aveugles
  - Analyse en composantes indépendantes

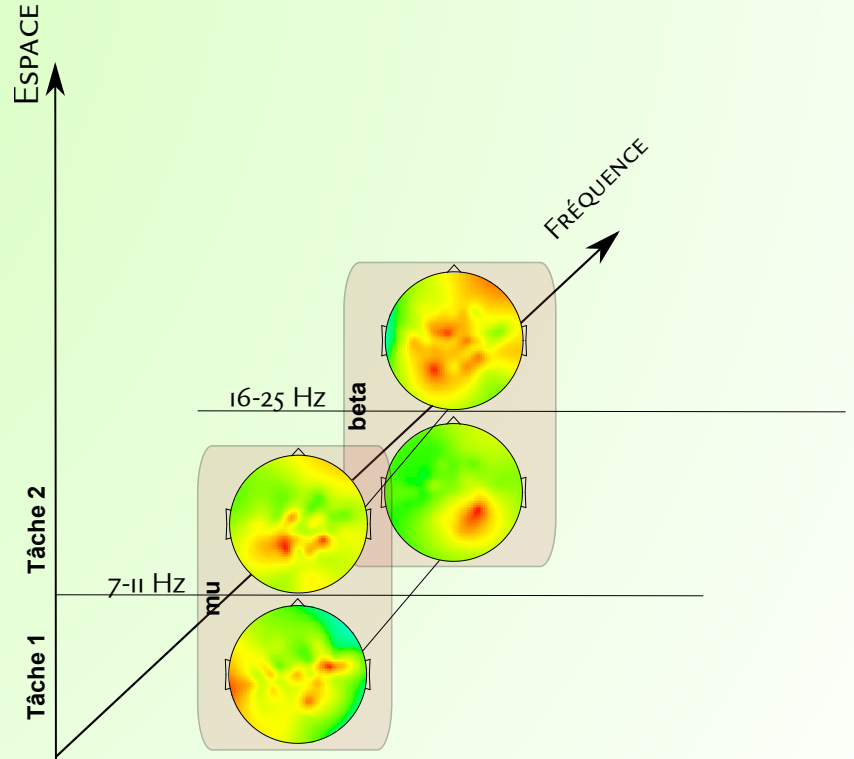
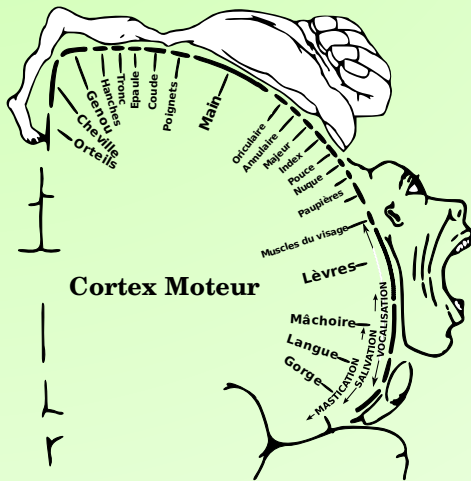
# Points clés des méthodes

- dimension spatiale d'une tâche mentale



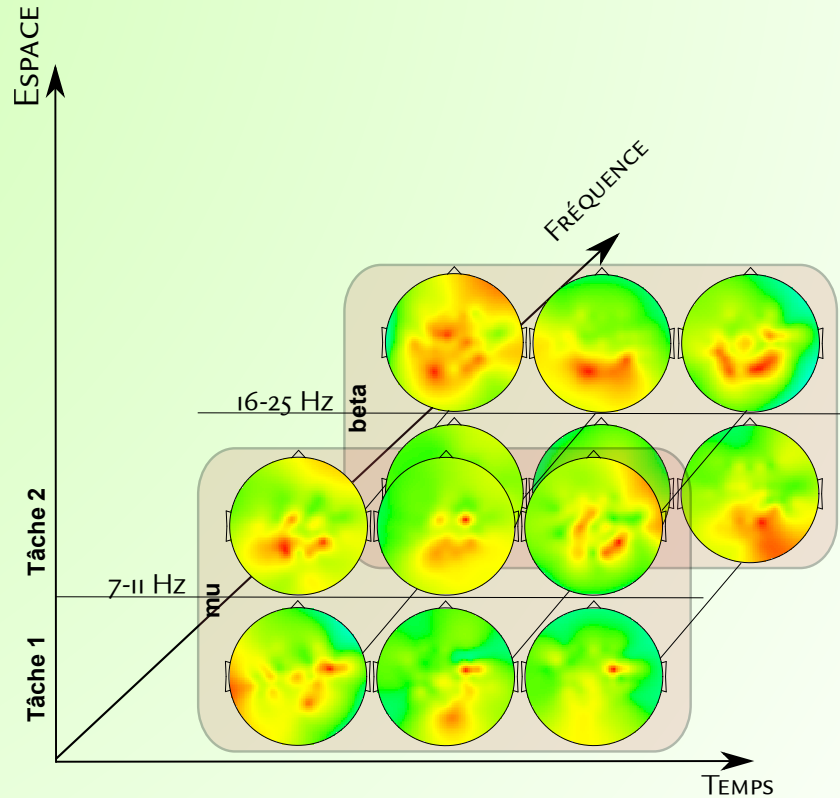
# Points clés des méthodes

- dimension spatiale et fréquentielle d'une tâche mentale



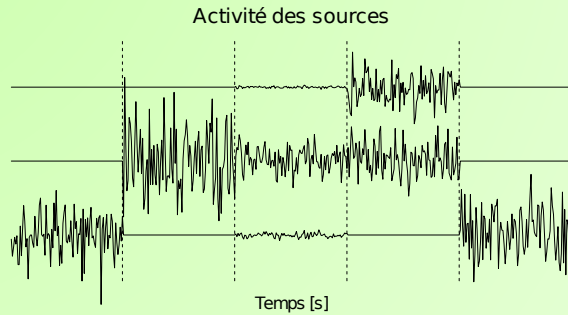
# Points clés des méthodes

- dimension spatiale, fréquentielle et temporelle d'une tâche mentale



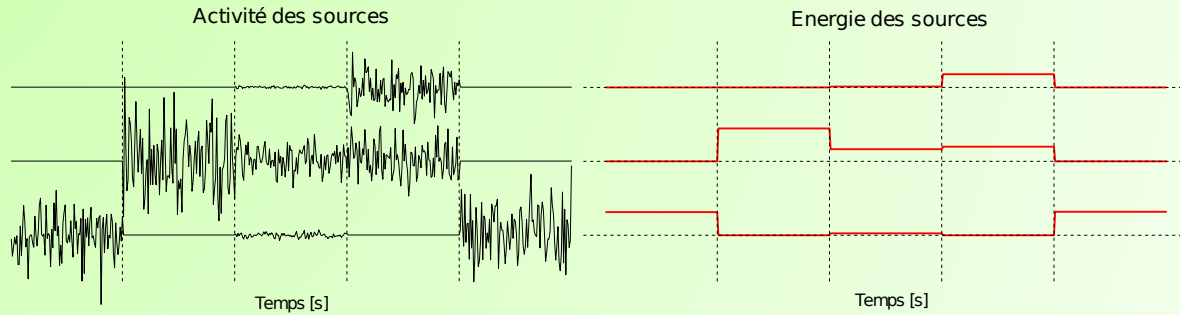
# Extraction de sources non-stationnaires

Pham et Cardoso (2001)



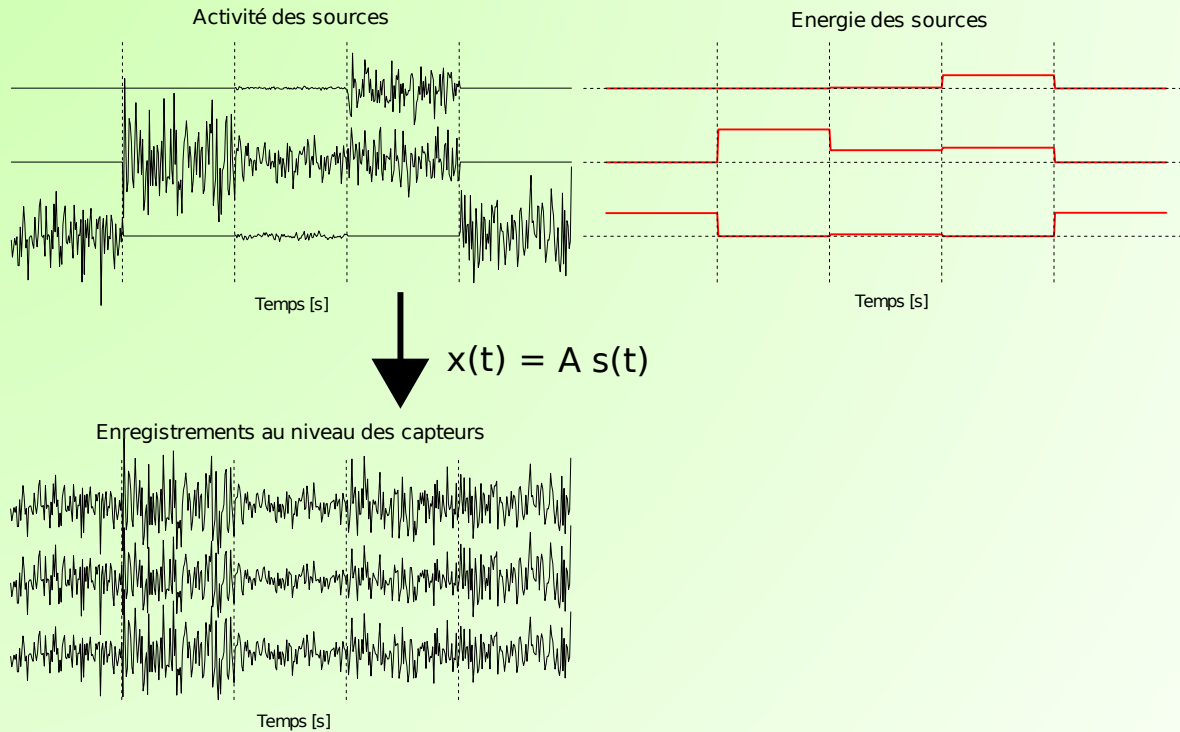
# Extraction de sources non-stationnaires

Pham et Cardoso (2001)



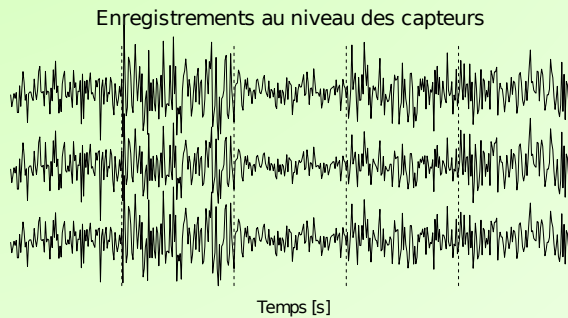
# Extraction de sources non-stationnaires

Pham et Cardoso (2001)



# Extraction de sources non-stationnaires

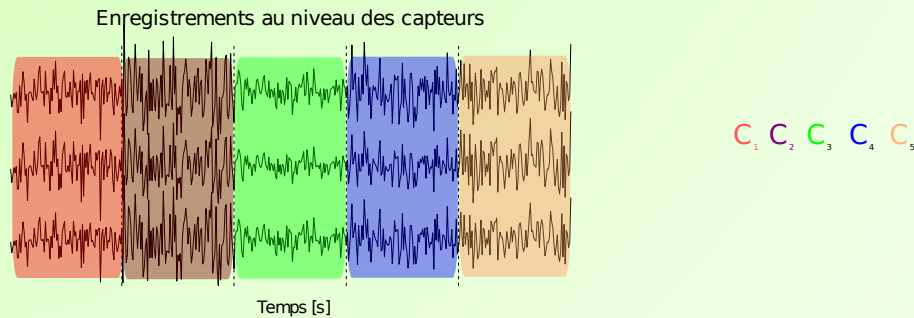
Pham et Cardoso (2001)





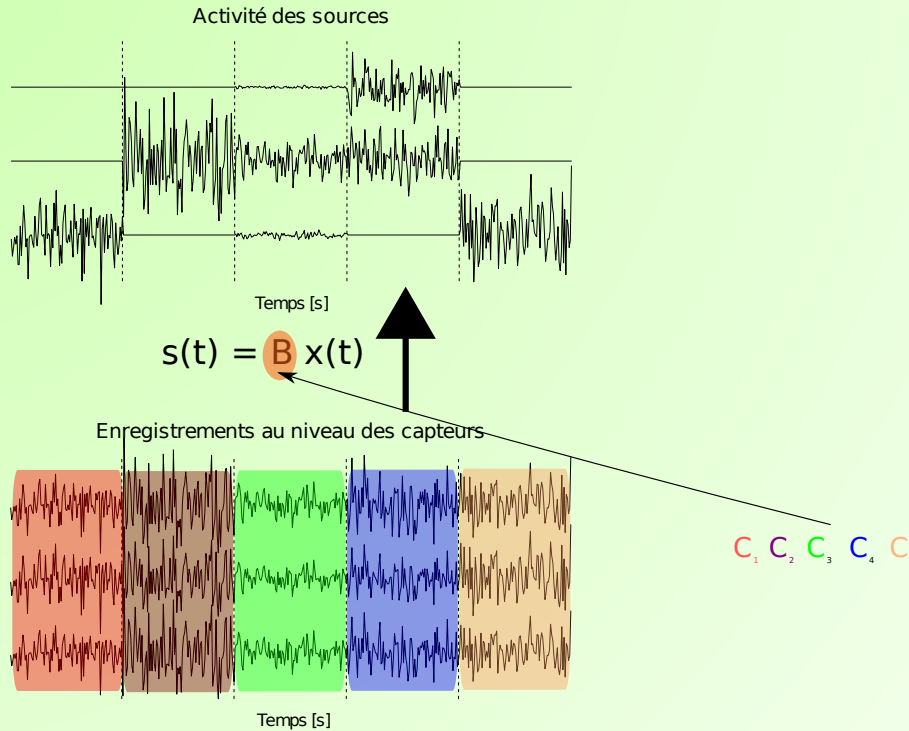
# Extraction de sources non-stationnaires

Pham et Cardoso (2001)



# Extraction de sources non-stationnaires

Pham et Cardoso (2001)



# Extraction de sources non-stationnaires

Pham et Cardoso (2001)

- Choix des intervalles

- Choix du domaine :

$$\mathbf{x}(t) = A\mathbf{s}(t) \quad (\text{Domaine temporel})$$

Transformation linéaire des signaux (ondelettes, TFCT)

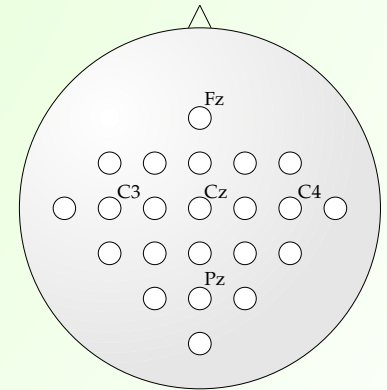
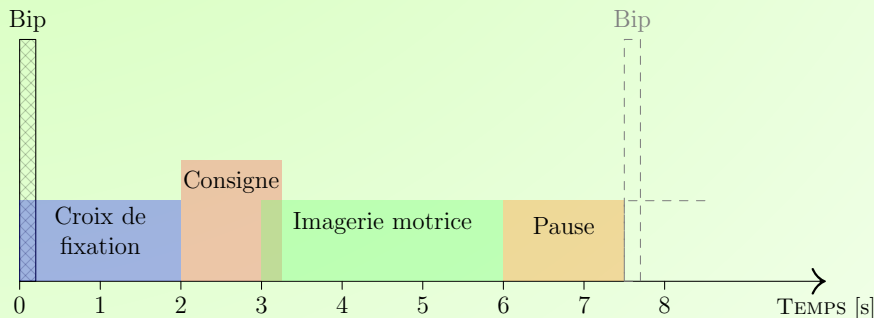
$$\mathbf{x}(t,f) = A\mathbf{s}(t,f) \quad (\text{Domaine fréquentiel})$$

# Données réelles

- 9 sujets, EEG, 250 Hz, 22 électrodes, 2 sessions par sujet (2 jours différents)
- tâches d'imagination de mouvements : main gauche, main droite, pied et langue (288 par session, 72 de chaque tâche)
- Collaboration avec l'équipe du Prof. Pfurtscheller

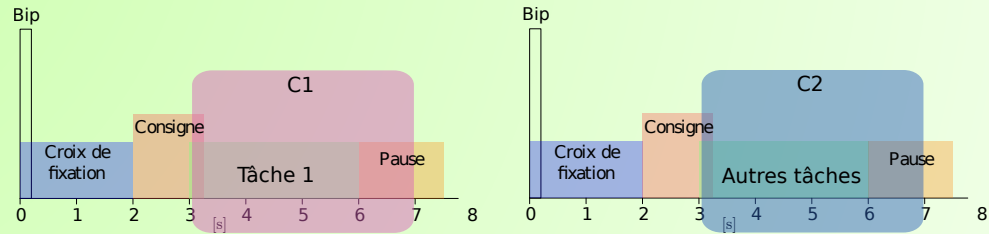
Gouy-Pailler, C., Congedo, M., Brunner, C., Jutten, C. et Pfurtscheller, G. (2009). *Non-stationary brain source separation for multi-class motor imagery*. IEEE TRANS. BIOMED. ENG.. Accepté.

## Décours temporel d'un essai



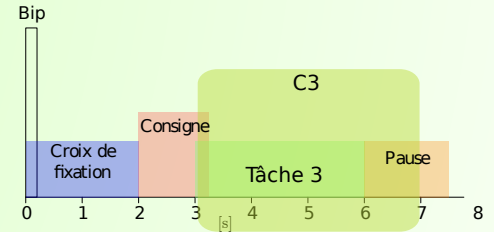
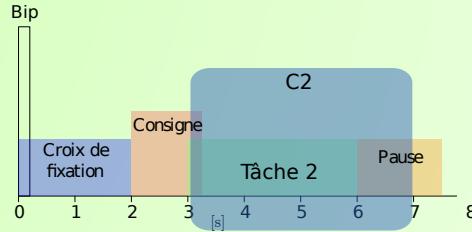
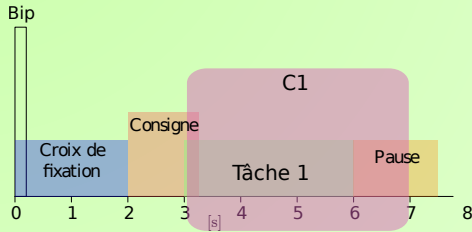
# Méthode

## ■ CSP (Müller-Gerkin et Pfurtscheller, 1999)



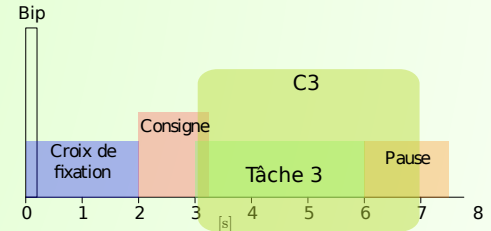
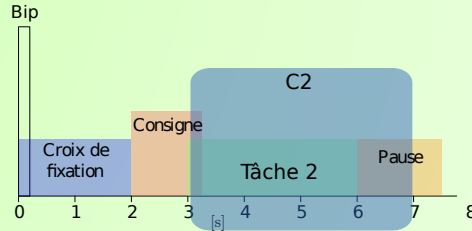
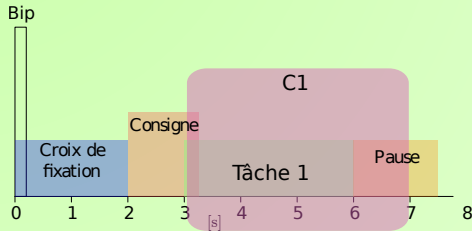
# Méthode

■ DCA

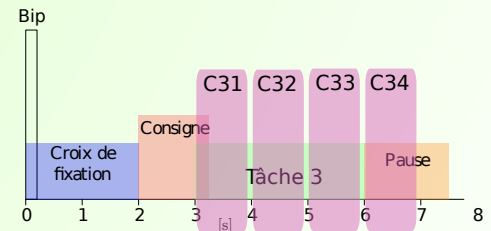
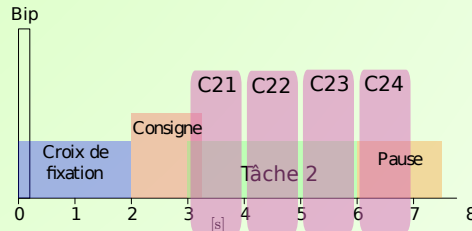
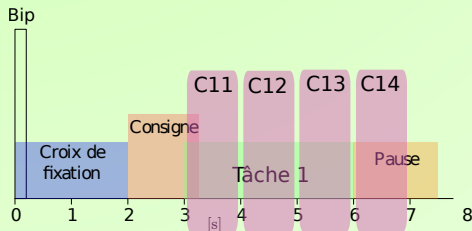


# Méthode

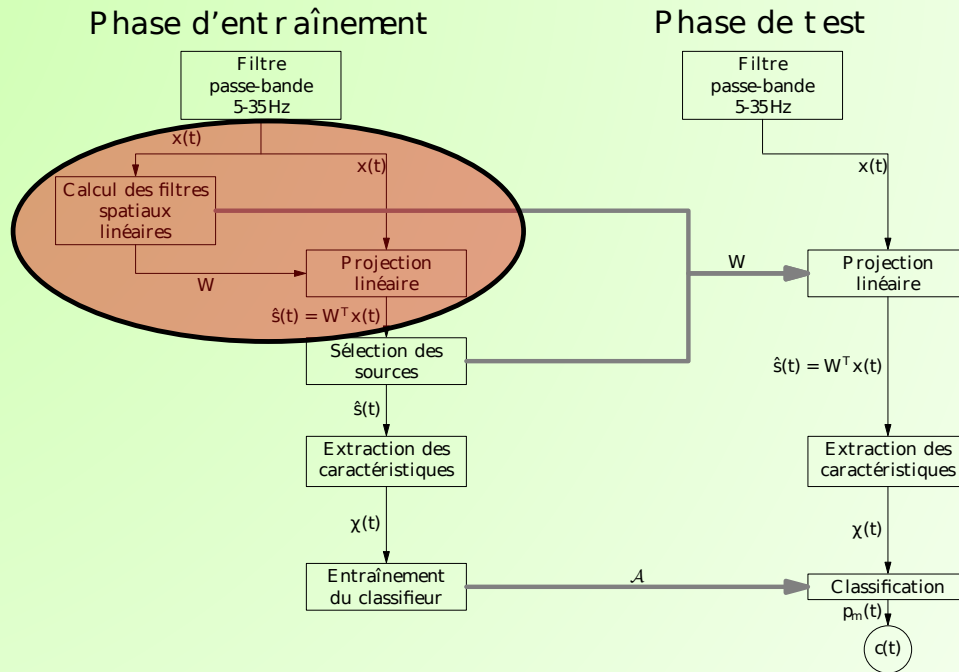
## DCA



## DCA-MS



# Procédure de validation



■ Validation croisée : entraînement 90 % d'une session, test 10 % restant

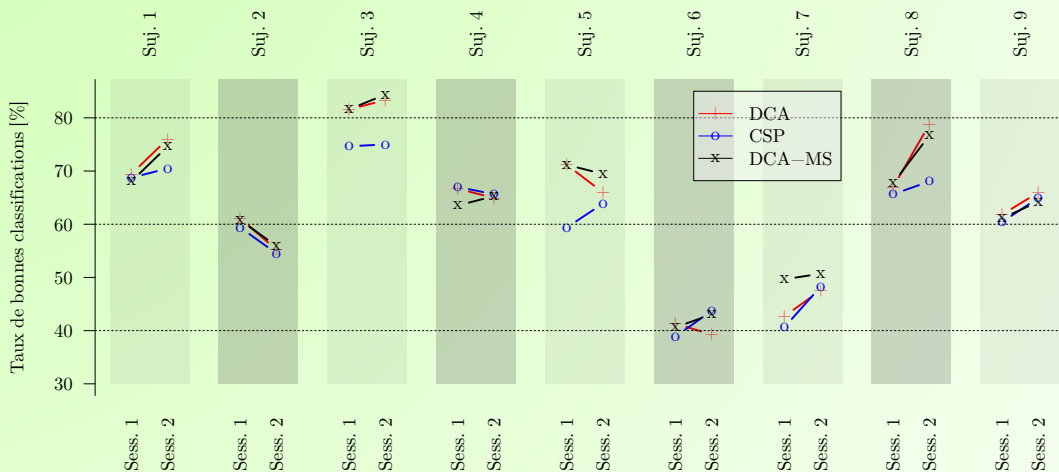
■ transfert entre sessions : entraînement jour 1, test jour 2



# Résultats

	DCA	CSP	DCA-MS
Moyenne [%]	68,7	65,9	69,8
Ecart-type	13,0	9,9	10,6

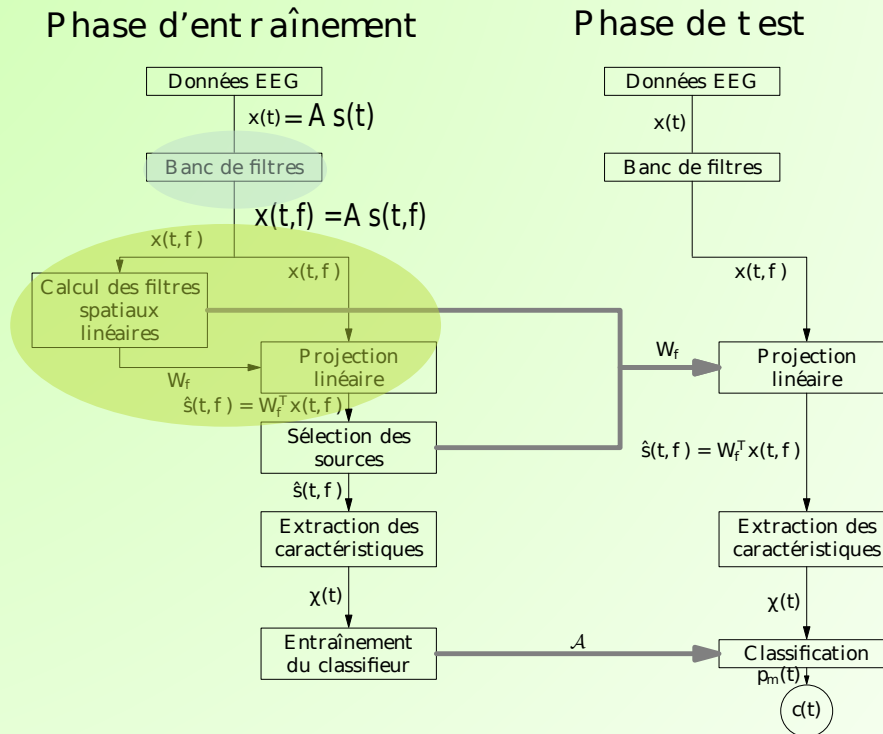
■ Validation croisée\*  
■ Transfert entre sessions\*<sup>o</sup>



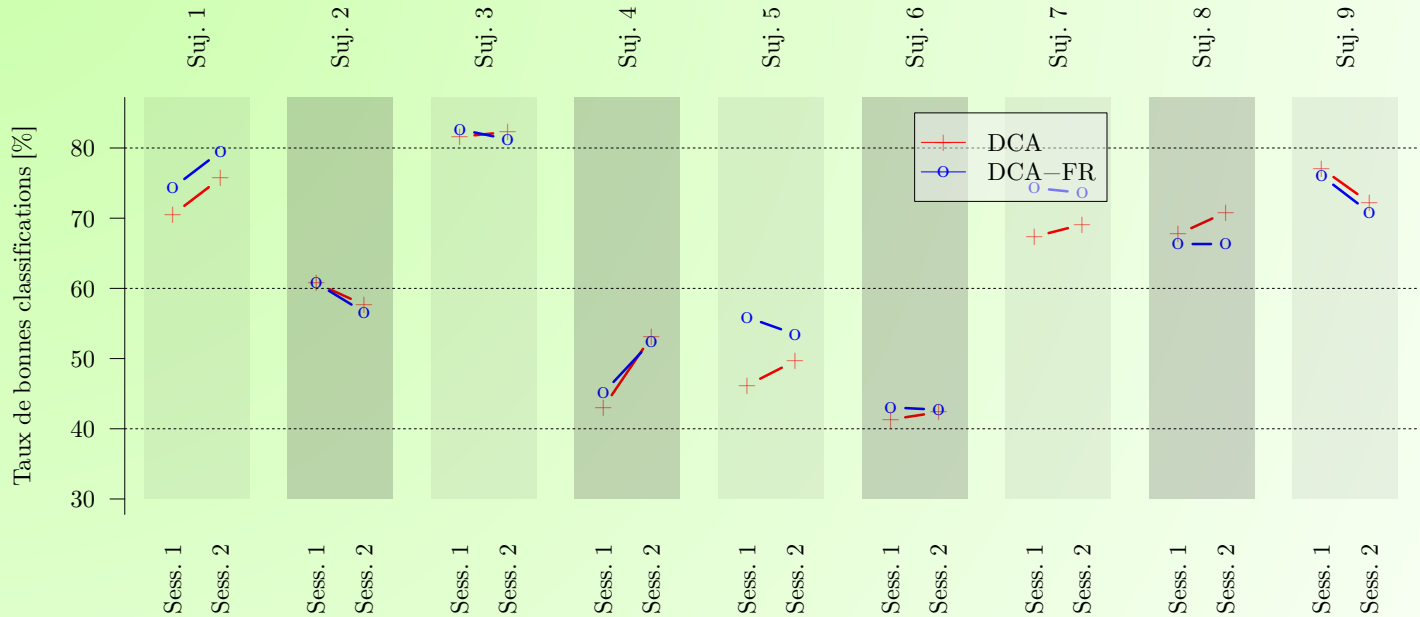
\*Supériorité significative de DCA-MS sur CSP. <sup>o</sup> Supériorité marginalement significative de DCA sur CSP.

# Extension : bandes de fréquence

Hypothèse supplémentaire sur le modèle : les sources cérébrales sont activées dans des fréquences spécifiques.



# Résultats (I)



## *Comparaison des méthodes*

- résultats comparables de DCA-MS et DCA-FR

## *Combinaison des deux méthodes*

- non-stationnarité spécifiques à certaines bandes de fréquence (atomes temps fréquence)
- multiplication du nombre de diagonalisations

## *Résultats*

- résultats très décevants (en dessous du CSP)
- problèmes d'estimation

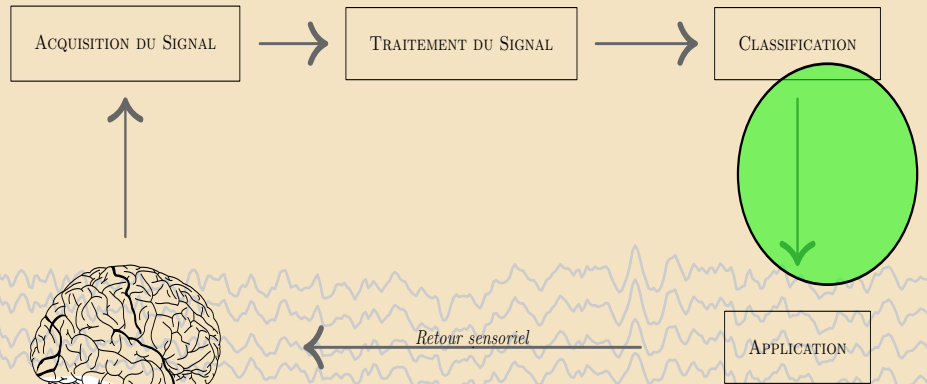
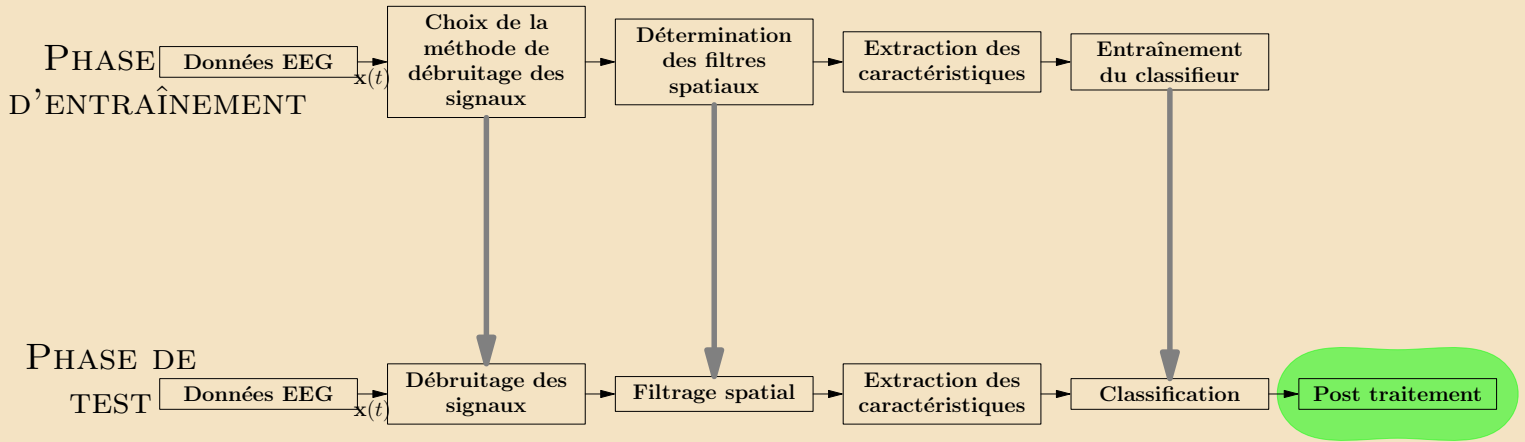
# Conclusion sur les filtres spatiaux

## *Avantages de la méthode*

- cadre théorique souple et puissant basé sur la diagonalisation conjointe approchée, une seule source de diversité peut suffire à extraire des sources intéressantes (tâches, temps, fréquences)
- complexité de calcul très faible
- validation des méthodes pour le transfert entre sessions

## *Limitations et perspectives*

- améliorations faibles, différences surtout dues à la capacité du sujet à maîtriser le système (comprendre les causes)
- modèle de successions d'activations très simple
- Détection automatique des ruptures (sous-intervalles)



## II. FILTRAGE DES ÉTATS MENTAUX

# Motivation

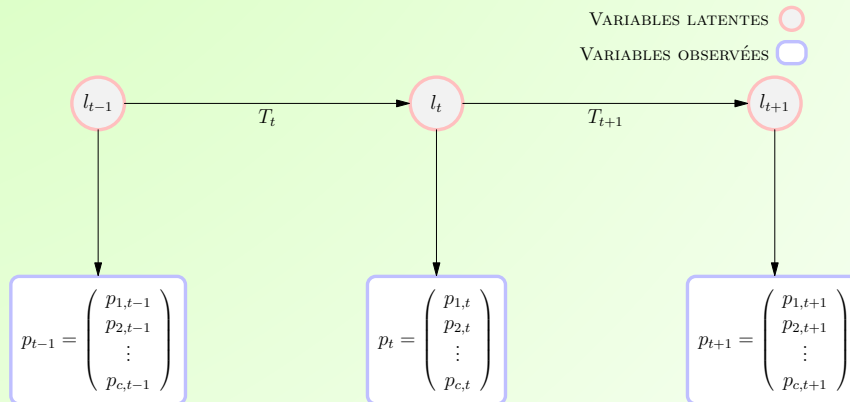
- Illustration du fonctionnement d'une interface cerveau-machine asynchrone

Interface simple

- Contrôle de la dynamique en sortie du classifieur (modèle d'évolution des activités cérébrales)

But des travaux

- $l_t$  état mental du sujet,  $T_t$  matrice de transition entre deux états successifs et  $p_t$  les probabilités observées.



# Modèle de Markov

Cas particulier d'un modèle général proposé par Smídl et Quinn (2008).



# Mise à jour des paramètres

$$\tilde{f}(l_t | p_t) = \mathcal{M}u(\alpha_t)$$

$$\tilde{f}(T_t | p_t) = \mathcal{D}i(Q_t)$$

$$\tilde{f}(l_{t-1} | p_t) = \mathcal{M}u(\beta_t)$$

$$\tilde{f}(T_{t-1} | p_t) \propto \exp(\phi(T_{t-1}))$$

Approximation nécessaire :  $\bar{f}(T_{t-1} | p_t) \approx \bar{f}(T_{t-1} | p_{t-1}) = \mathcal{D}i(Q_{t-1})$ .

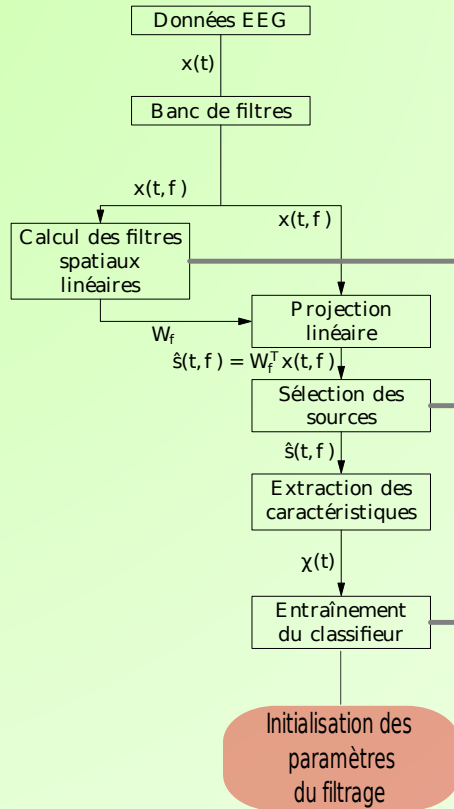
$$\widehat{l}_t \propto \alpha_t$$

$$\widehat{l}_{t-1} \propto \beta_t$$

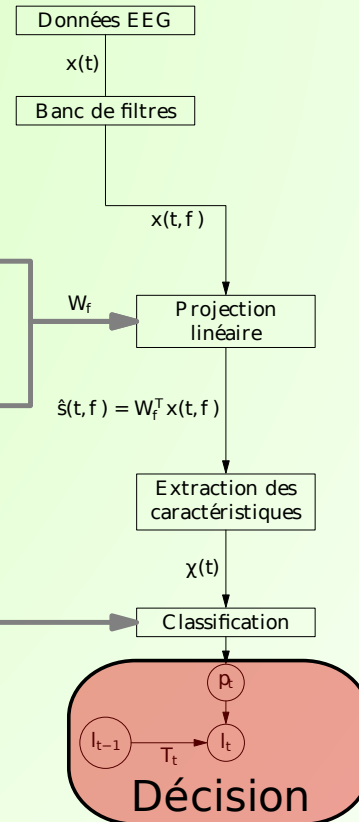
$$\widehat{\ln t_{i,j,t}} = \psi(q_{i,j,t}) - \psi(1_{1,c} Q_t 1_{c,1})$$

# Procédure générale

## Phase d'entraînement



## Phase de test



# Mesure des performances

Matrices de confusion dans le cas de deux tâches mentales, o est l'état de repos.

		ÉTAT RÉEL		
		0	-1	1
ÉTAT PRÉDIT	0	Vrai Nég	Faux Nég	
	-1	Faux pos	Vrai pos.	
	1			

$$TVP = \frac{VP}{VP+FN} \quad TFP = \frac{FP}{FP+VN}$$

Inertie du système

		ÉTAT RÉEL		
		0	-1	1
ÉTAT PRÉDIT	0			
	-1		VI	FI
	1		FI	VI

$$\text{Taux Classif. [\%]} = 100 \times \frac{VI}{VI+FI}$$

Précision du système

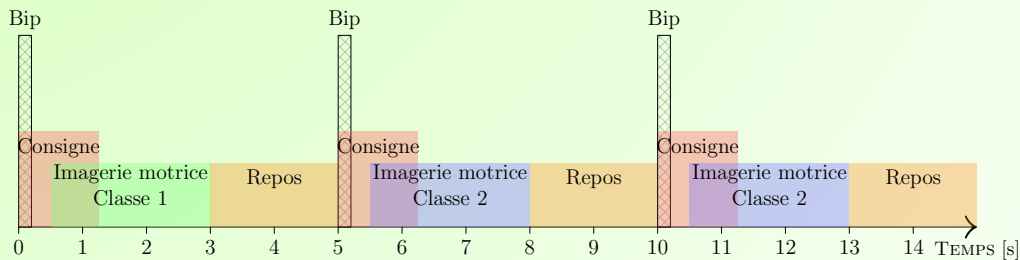
# Données réelles

## ■ BCI competition III

- un seul sujet, 119 électrodes
- Session d'entraînement synchrone, stimulus visuel, deux tâches d'imagerie motrice
- Session de test asynchrone, stimulus auditif (Repos, Tâche 1, Tâche 2)

## ■ BCI competition IV

- 59 électrodes
- 4 sujets réels et 3 sujets artificiels, deux tâches d'imagerie motrice



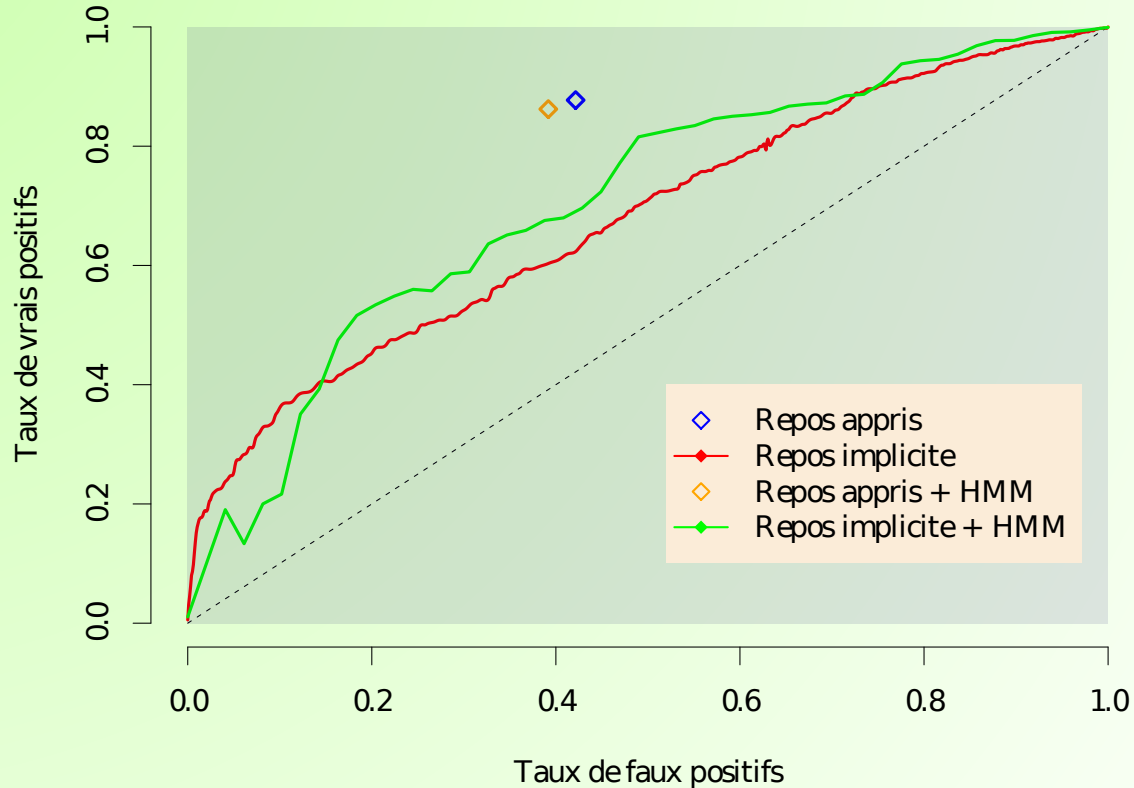
# Procédure de validation

Comparaison de différentes méthodes afin de quantifier l'apport du modèle de Markov.

- **Repos appris** : état de repos défini à partir des moments de repos des données d'entraînement.
- **Repos implicite** : l'état de repos est défini de manière implicite à partir des probabilités d'être dans chacun des deux états actifs (paramètre : état de repos a priori).
- **Repos appris + HMM** : contrairement au premier cas, on filtre la sortie du classifieur.
- **Repos implicite + HMM** : identique au deuxième cas mais avec filtrage des probabilités en sortie du classifieur.

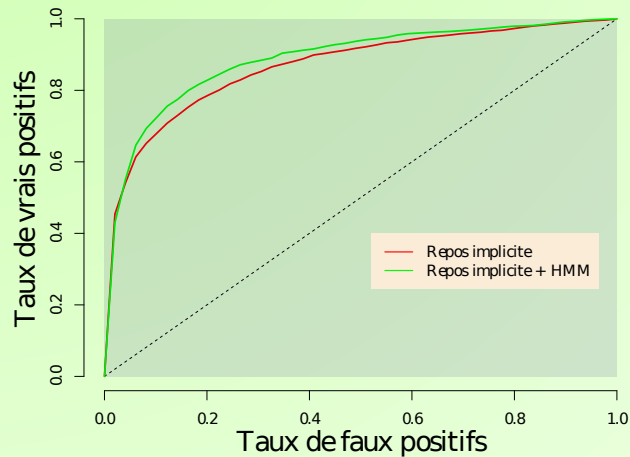
# Résultats, BCI Competition III

## A apport du modèle de M arkov

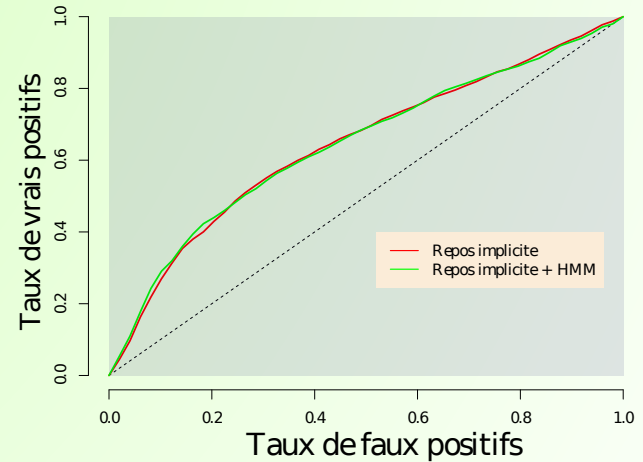


# Résultats, BCI Competition IV

	a	b	c	d	e	f	g	Moyenne	Moyenne
Brut	0,508	0,292	0,559	0,512	0,083	0,608	0,417	0,456	0,384
VBHMM	0,493	0,299	0,545	0,511	0,075	0,604	0,414	0,452	0,377



Sujet e



Sujet g

# Conclusion sur le filtrage des probabilités

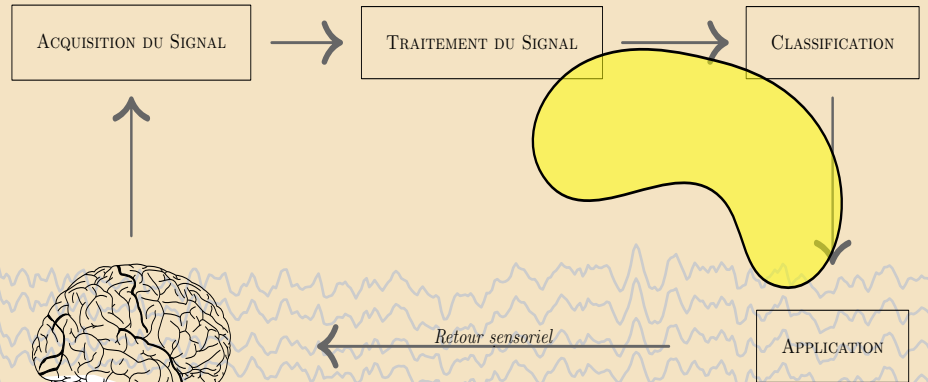
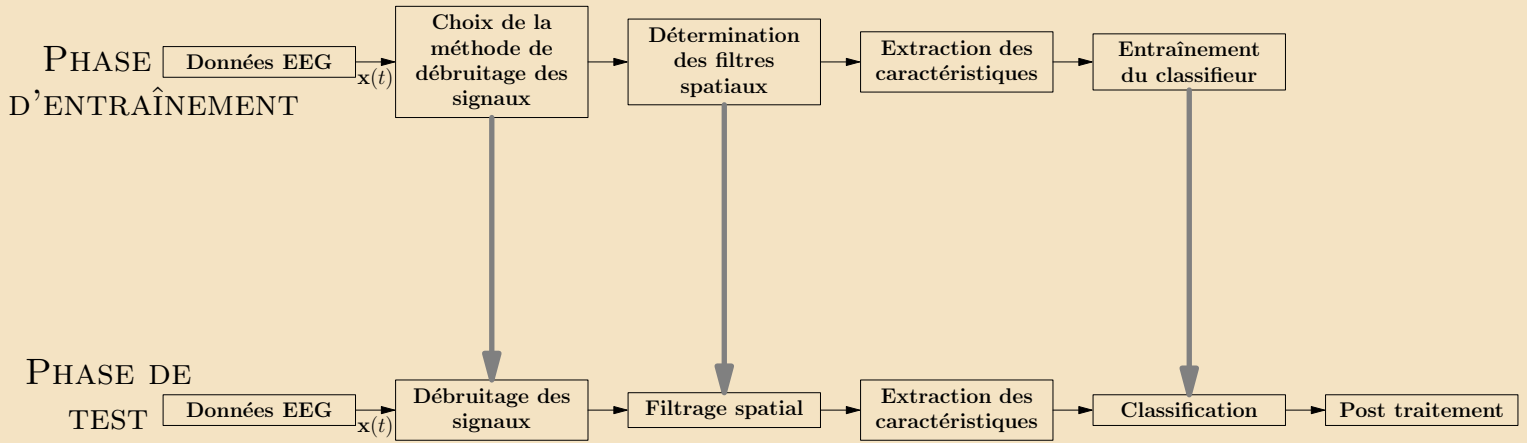
## *Avantages de la méthode*

- Prise en compte de la variation relativement lente des états mentaux
- Possibilité d'adapter la dynamique en sortie à l'application visée (ergonomie)
- Validation sur des données réelles
- Temps de calcul très minime

## *Limitations et perspectives*

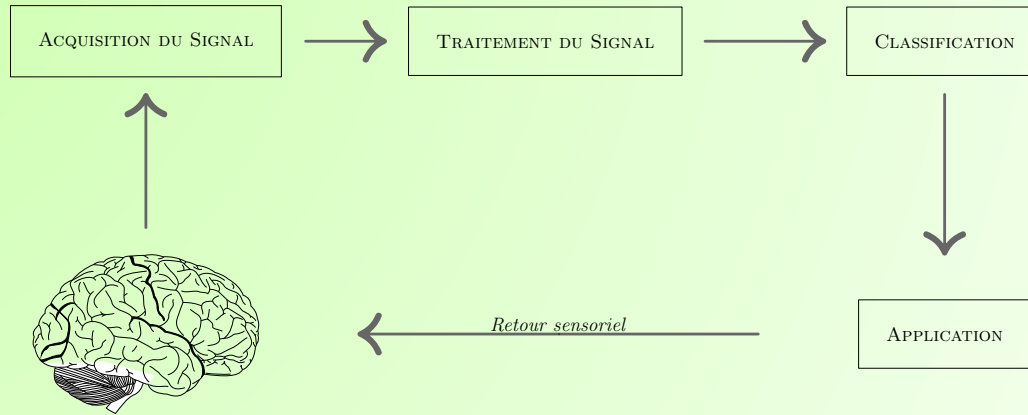
- paramètres à régler (détermination automatique)
- temps de latence pour l'apprentissage de la matrice de transition (introduction d'a priori selon le sujet et le paradigme)
- variation de la dynamique doit être lente (switching markov models)





# III. COADAPTATION CERVEAU-MACHINE

# Coadaptation



- Classification continue adaptative
- Quantifier l'apprentissage du sujet

# Classification continue adaptative

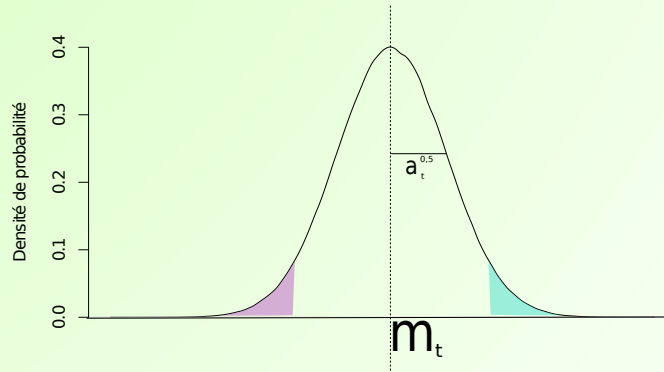
**Problème : dérive des scores de classification (entraînement du sujet)**

## Méthode

- Réapprentissage périodique du classifieur (avec quelles données ?)
- A priori sur la proportion de chaque tâche mentale (10 %, 10 %, 80 %)

Transformation des probabilités en sortie du classifieur

$$\phi_t = \ln \left( \frac{p_{2,t}}{p_{1,t}} \right)$$



A priori Gaussien :  $\phi_t \sim \mathcal{N}(m_t, a_t)$

Loi a posteriori

$$f(m_t, a_t | V_t, v_t) \propto \exp\left(-\frac{1}{2a_t}[1 - m_t]^T V_t [1 - m_t] - v_t \ln(2\pi a_t)\right)$$

Sans facteur d'oubli (utilisation de toutes les données)

$$V_t = V_{t-1} + \begin{pmatrix} \phi_t^2 & \phi_t \\ \phi_t & 1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad v_t = v_{t-1} + 1.$$

Avec facteur d'oubli (seulement les données les plus récentes)

$$V_t = \psi V_{t-1} + \begin{pmatrix} \phi_t^2 & \phi_t \\ \phi_t & 1 \end{pmatrix} + (1 - \psi)V_0 \quad \text{et} \quad v_t = \psi v_{t-1} + 1 + (1 - \psi)v_0.$$

Expression de la moyenne et de la variance à l'instant  $t$

$$\widehat{m}_t = \frac{[V_t]_{2,1}}{[V_t]_{2,2}} \quad \text{et} \quad \widehat{a}_t = \frac{[V_t]_{1,1} - [V_t]_{2,1}^2}{v_t - 5}$$

# Illustration

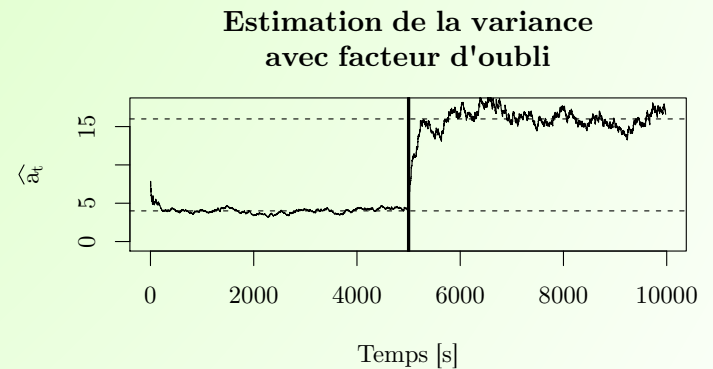
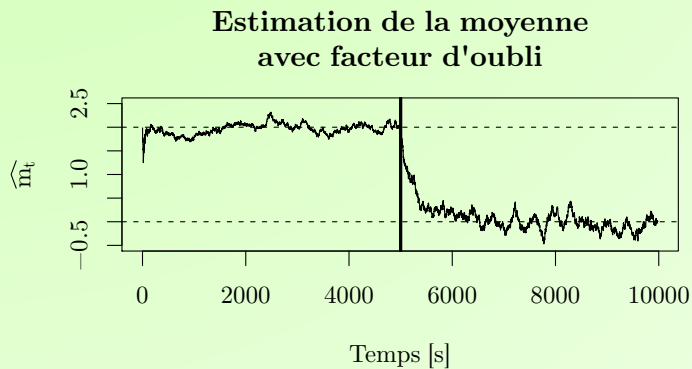
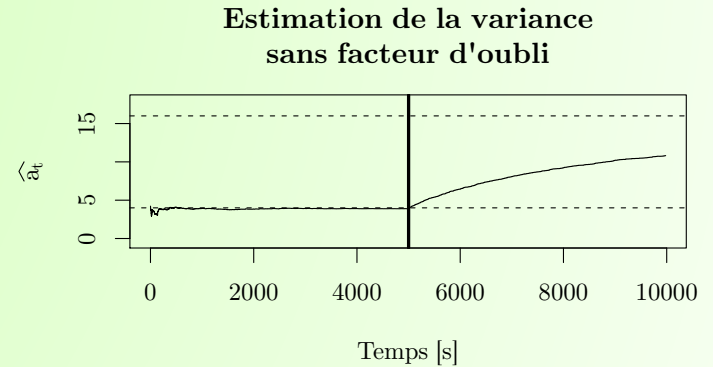
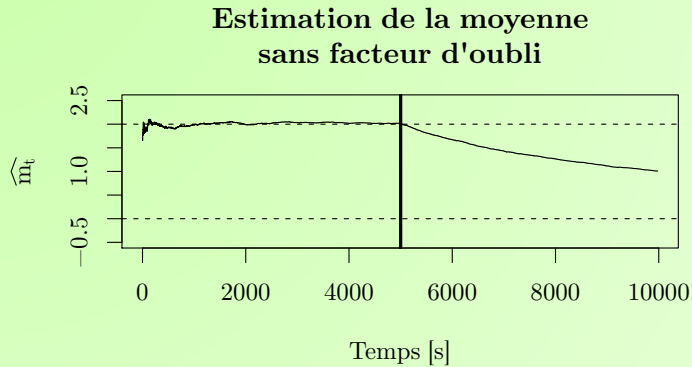


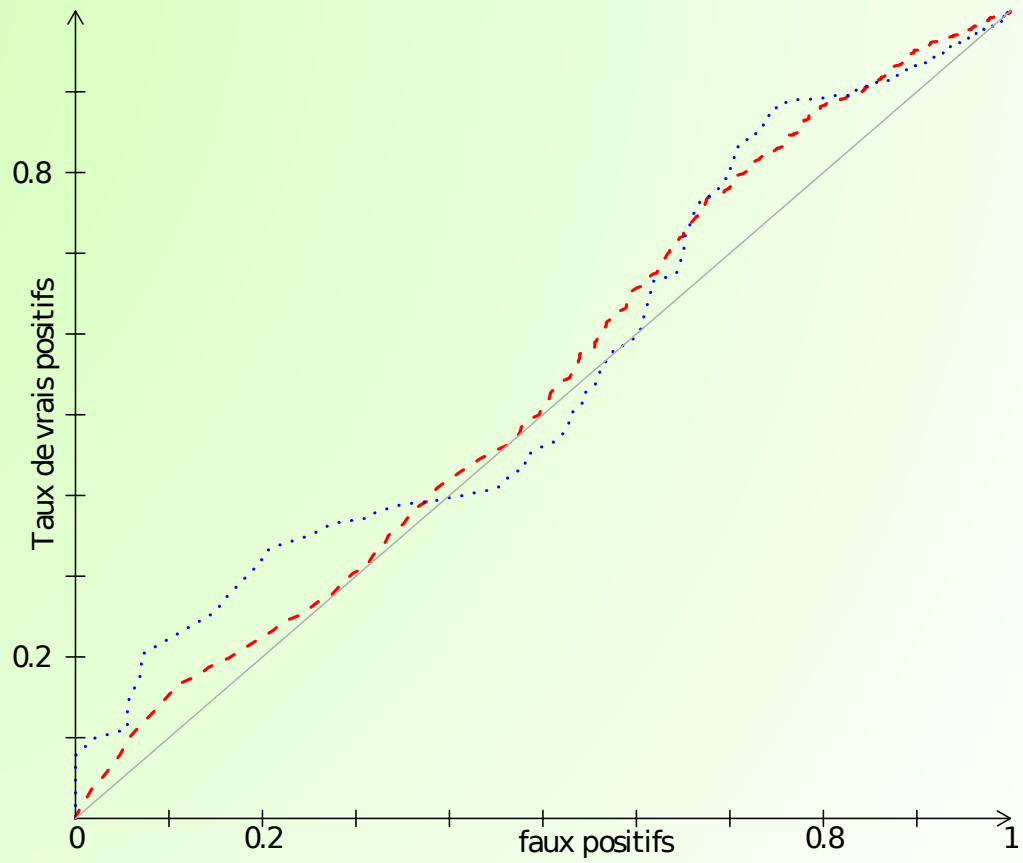
Figure III.1 Facteur d'oubli = 0,995

# Application aux ICM asynchrones

## Comparaison de méthodes

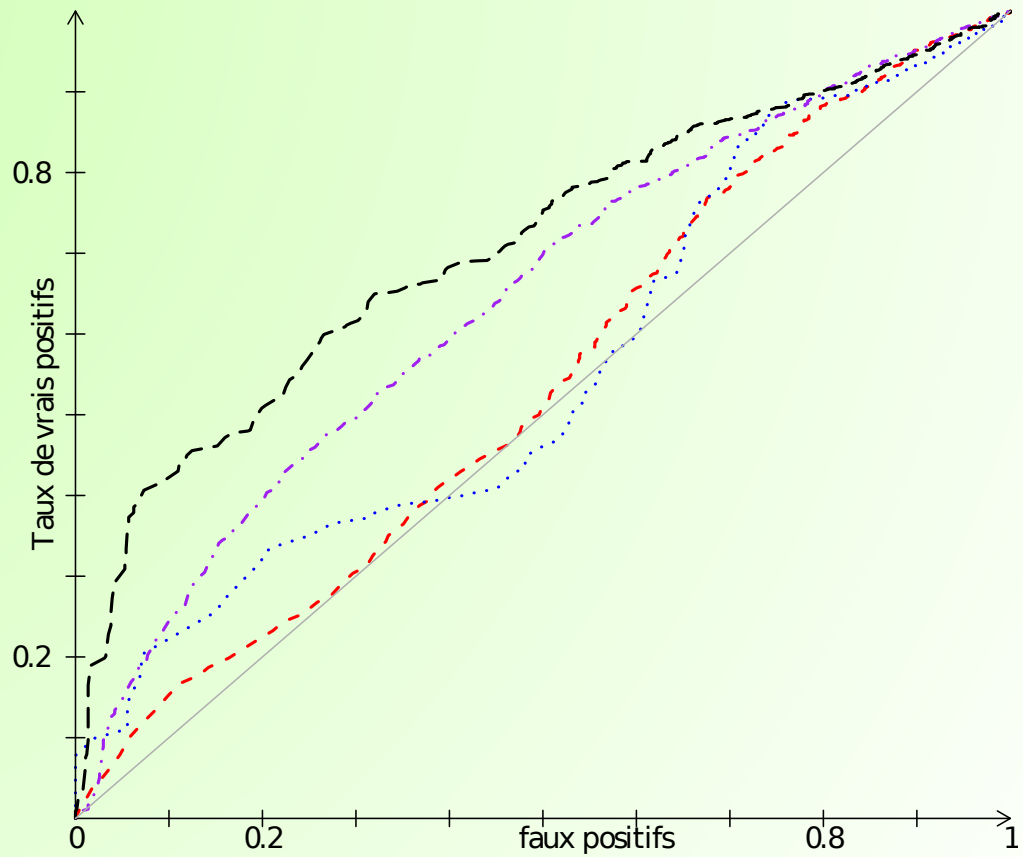
- **non adaptive** probabilités brutes en sortie du classifieur ; aucune procédure adaptative
- **vbhmm + non adaptive** : filtrage des probabilités ; aucune procédure adaptative
- **adaptive** : pas de lissage par modèle de Markov mais la procédure adaptative est employée. L'ensemble d'apprentissage est mise à jour lorsque  $|\phi_t - m_t| > 2\sqrt{a_t}$ . Facteur d'oubli de 0,995.
- **vbhmm + adaptive** : lissage des probabilités par le modèle de Markov et la procédure adaptative pour le réapprentissage du classifieur.

# Illustration (I)



- Probabilités brutes (non-adaptive)
- ... Probabilités lissées (vbhmm+non adaptive)
- .- Probabilités brutes (adaptive)
- Probabilités lissées (vbhmm+adaptive)

# Illustration (I)

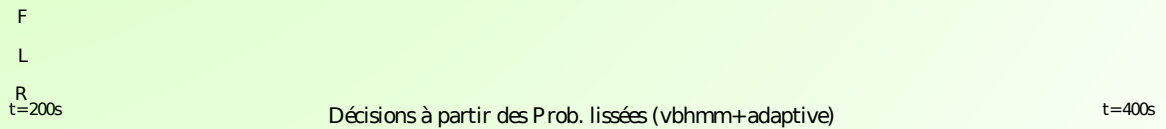
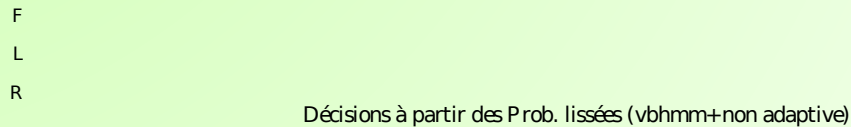
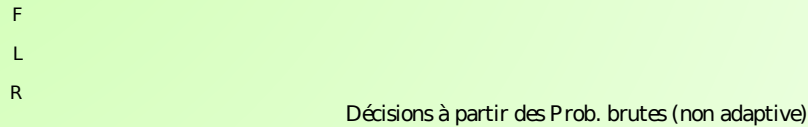
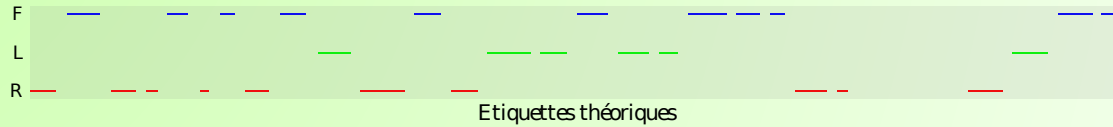


- Probabilités brutes (non-adaptive)
- ... Probabilités lissées (vbhmm+non adaptive)
- .- Probabilités brutes (adaptive)
- Probabilités lissées (vbhmm+adaptive)



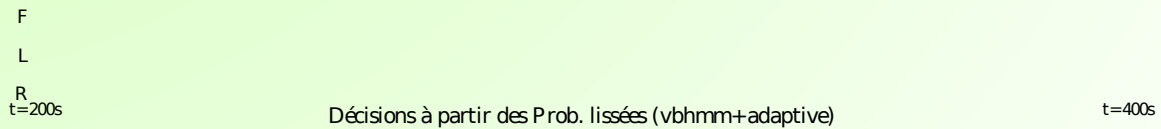
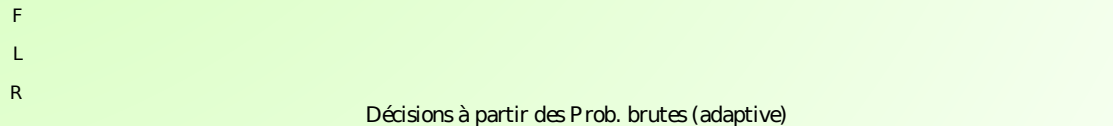
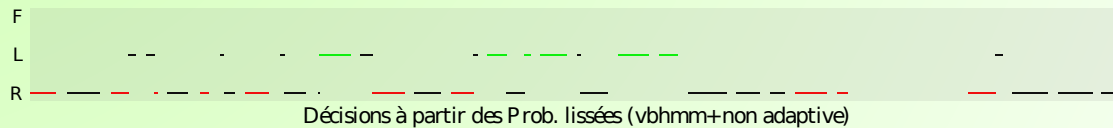
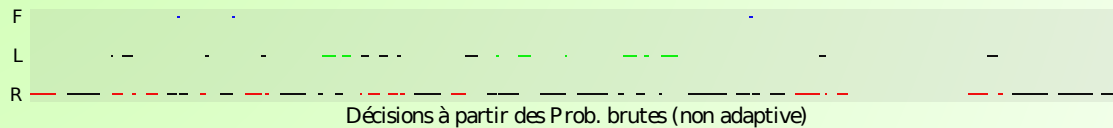
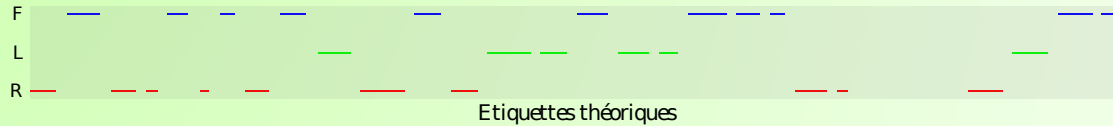
# Illustration (II)

Classification continue, FPR = 0.25  
R = repos, L = main gauche, F = pied



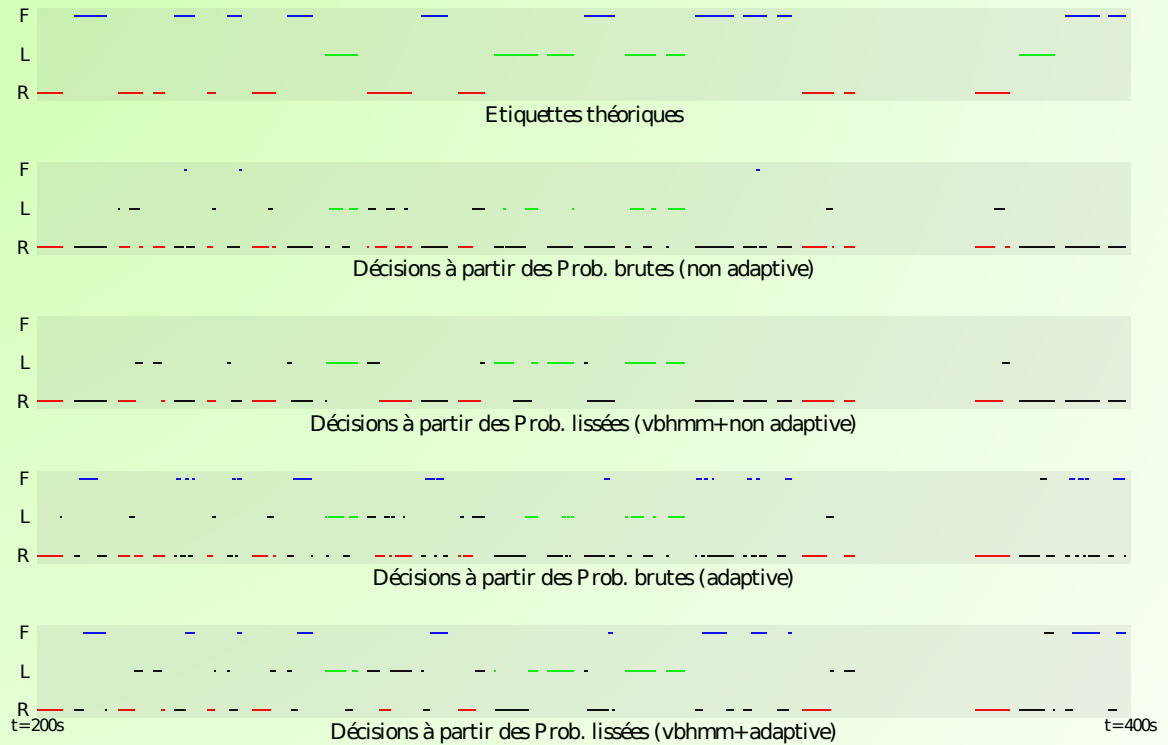
# Illustration (II)

Classification continue, FPR = 0.25  
R = repos, L = main gauche, F = pied



# Illustration (II)

Classification continue, FPR = 0.25  
R = repos, L = main gauche, F = pied

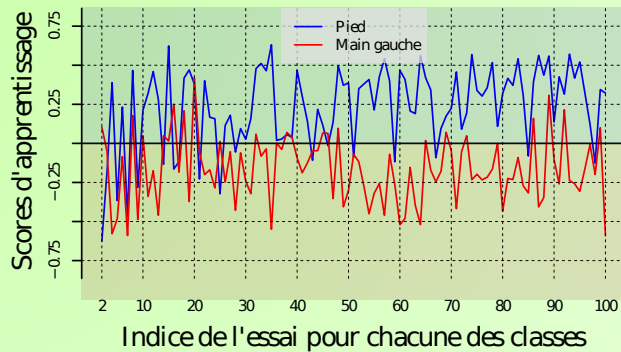


# Quantifier l'apprentissage

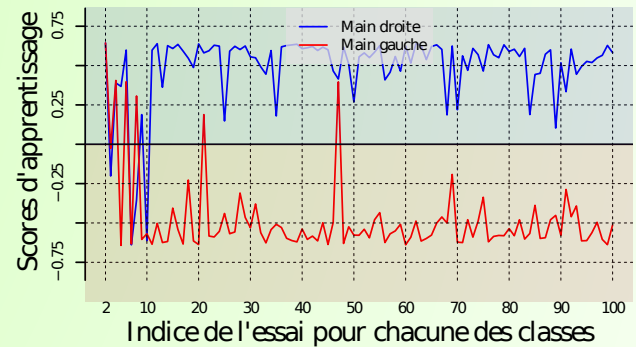
- Diminuer le nombre d'essai d'apprentissage lors de la session d'entraînement
- Méthode : tâches durent 4,5 secondes pendant l'apprentissage... le sujet arrive-t-il à maintenir la tâche pendant les 4,5 secondes ?
  - découpage de chaque essai en sous-segments (11 fenêtres de 1,5 s, taux de recouvrement de 80 %)
  - classification de l'essai  $i$  à partir des essais précédents (filtres spatiaux et paramètres de classification)
  - mesure :

$$\zeta_T = T_{\text{finale}} - T_0 \quad \zeta_T \in \mathbb{R}^{2 \times 2} \quad \text{matrice,}$$
$$\zeta = \left( [\zeta_T]_{1,2} + [\zeta_T]_{1,1} \right) - \left( [\zeta_T]_{2,1} + [\zeta_T]_{2,2} \right) \quad \text{scalaire.}$$

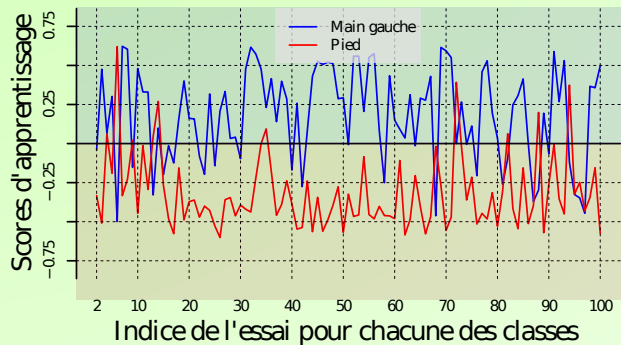
# Quantifier l'apprentissage, résultats



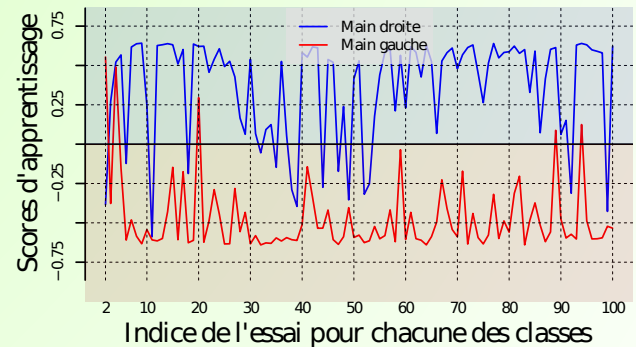
Sujet a, réel



Sujet d, artificiel

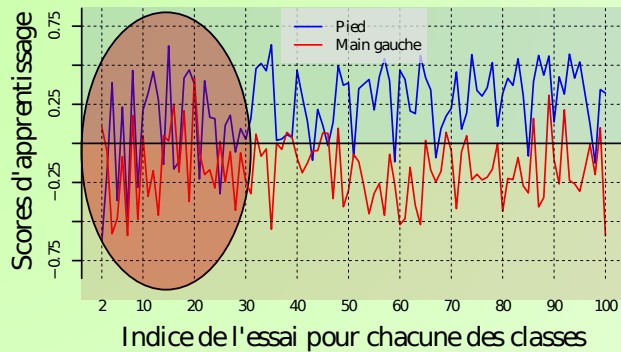


Sujet f, réel

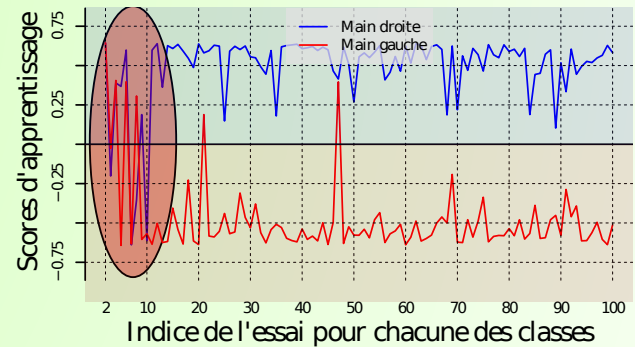


Sujet g, réel

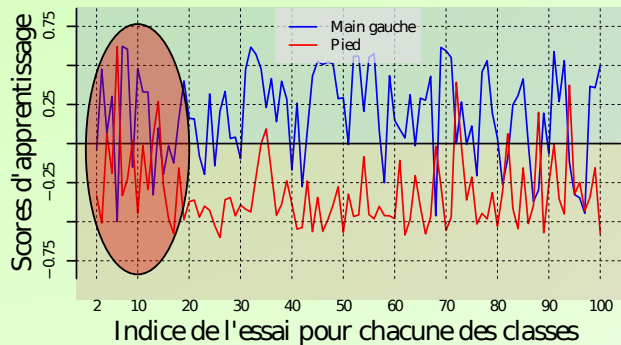
# Quantifier l'apprentissage, résultats



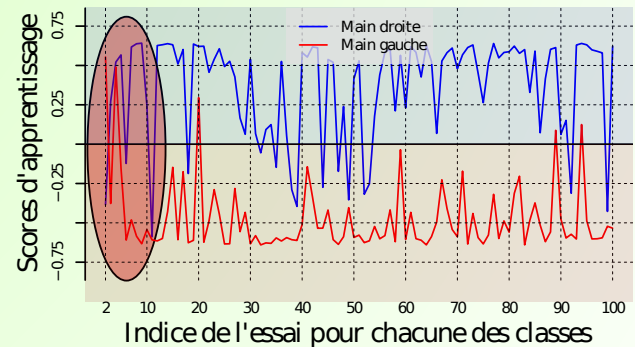
Sujet a, réel



Sujet d, artificiel

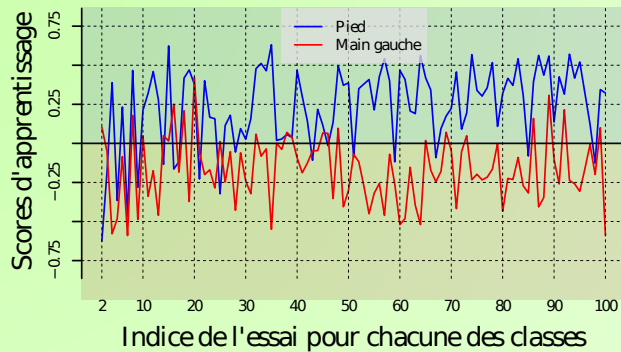


Sujet f, réel

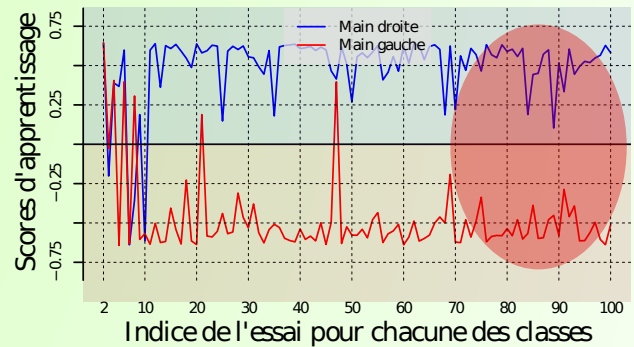


Sujet g, réel

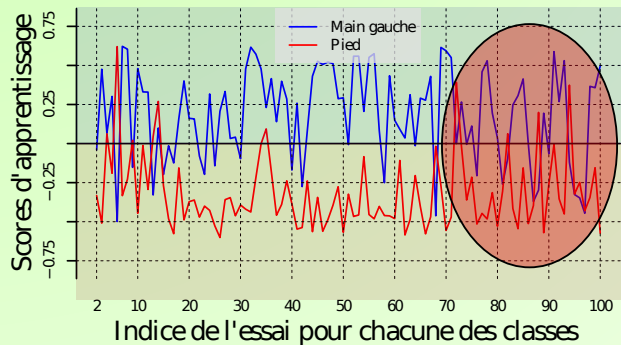
# Quantifier l'apprentissage, résultats



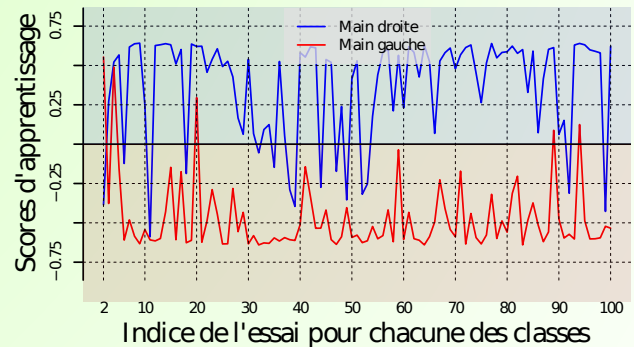
Sujet a, réel



Sujet d, artificiel



Sujet f, réel



Sujet g, réel

# Conclusion de l'approche adaptative

## *Intérêts de l'approche*

- excellents résultats préliminaires sur des données réelles
- applicables en temps réel
- problèmes cruciaux dans des systèmes réels
- réduction du temps d'apprentissage

## *Limitations et perspectives*

- hypothèse sous-jacente d'équiprobabilité des classes



## *Utilisation des connaissances neurophysiologiques*

- Filtrage spatial adapté
- Lissage de la sortie du classifieur
- Résultats très encourageants

## *Validation des méthodes*

- Différents jeux de données
- Données réelles

## *Méthodes adaptatives*

- Plusieurs outils proposés pour améliorer l'ergonomie
- Problèmes abordés cruciaux pour la robustesse des systèmes en conditions réelles

## *Diffusion des méthodes*

- intégration à la plateforme Open-ViBE
- beaucoup d'études à faire sur le rôle du retour sensoriel

## *Futur des interfaces cerveau-machines*

- systèmes hybrides
- ECoG, microélectrodes

## *Traitement du signal et interfaces cerveau-machines*

- meilleure association entre apprentissage et traitement du signal
- mesurer les liens entre zones cérébrales

## *Questions éthiques*

- Lire dans les pensées
- Applications militaires

# Contexte et publications

- Thèse financée par la DGA (Délégation Générale pour l'Armement)
- Projet ANR OpenViBE :
  - INSERM (LYON), INRIA (RENNES), CEA (SACLAY), GIPSA-lab (GRENOBLE), AFM
  - Réunions trimestrielles depuis 2006
- Collaborations internationales (Prof. Pfurtscheller)

## ■ Publications

### *Journaux*

- Gouy-Pailler, C., Congedo, M., Brunner, C., Jutten, C. et Pfurtscheller, G. (2009). Non-stationary brain source separation for multi-class motor imagery. IEEE Trans. Biomed. Eng.. Accepté.
- Congedo, M., Gouy-Pailler, C. et Jutten, C. (2008a). On the blind source separation of human electroencephalogram by approximate joint diagonalization of second order statistics. Clin. Neurophysiol., 119(12):2677–2686.

### *Conférences nationales et internationales*

- Gouy-Pailler, C., Achard, S., Rivet, B., Jutten, C. et Maby, E. et al. (2007). Topographical dynamics of brain connections for the design of asynchronous brain-computer interfaces. Dans Proc. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE EMBC 07), pages 2520–2523, Lyon, France.
- Gouy-Pailler, C., Congedo, M., Jutten, C., Brunner, C. et Pfurtscheller, G. (2008). Model-based source separation for multi-class motor imagery. Dans Proceedings of the 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2008), EURASIP.

- Gouy-Pailler, C., Mattout, J., Congedo, M. et Jutten, C. (2009). Uncued brain-computer interfaces: a variational hidden markov model of mental state dynamics. Dans Proceedings of the 17th European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN 09).
- Gouy-Pailler, C., Rivet, B., Achard, S., Souloumiac, A. et Jutten, C. et al. (2007). Théorie des graphes et dynamique des connexions cérébrales pour la conception d'interfaces cerveau-machines asynchrones. Dans XXI ème colloque GRETSI.
- Amblard, P.-O., Achard, S., Lemoine, J. et Gouy-Pailler, C. (2009). Complex networks and connectivity, application to fMRI. Dans European Conference on Complex Systems (ECCS 09).
- Congedo, M., Jutten, C., Sameni, R. et Gouy-Pailler, C. (2008b). A new general weighted least-squares algorithm for approximate joint diagonalization. Dans Proceedings of the 4th International BCI Workshop.
- Lemoine, J., Gouy-Pailler, C., Achard, S. et Amblard, P.-O. (2009). Recherche de la connectivité de réseaux complexes. application en fmri. Dans XXII ème colloque GRETSI.

## Collaborateurs

- |                    |                       |                   |
|--------------------|-----------------------|-------------------|
| ★ Marco Congedo    | ★ Gert Pfurtscheller  | ★ Michel Besserve |
| ★ Christian Jutten | ★ Antoine Souloumiac  | ★ Tomasz Toczek   |
| ★ Reza Sameni      | ★ Jérôme Lemoine      | ★ Bernard Hennion |
| ★ Sophie Achard    | ★ PO Amblard          | ★ Fabien Lotte    |
| ★ Bertrand Rivet   | ★ Alexandre Barachant | ★ Membres d'OV    |
| ★ Jérémie Mattout  | ★ Ladan Amini         |                   |
| ★ Clemens Brunner  | ★ Leonardo Duarte     |                   |