



Electroencéphalographie et Interfaces Cerveau-Machine : nouvelles méthodes pour étudier les états mentaux

Romain Grandchamp

► To cite this version:

Romain Grandchamp. Electroencéphalographie et Interfaces Cerveau-Machine : nouvelles méthodes pour étudier les états mentaux. Neurosciences. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2012. Français. <NNT : >. <tel-00803635>

HAL Id: tel-00803635

<https://theses.hal.science/tel-00803635v1>

Submitted on 22 Mar 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par *l'Université Toulouse III - Paul Sabatier*

Discipline ou spécialité : *Neurosciences, comportement et cognition*

Présentée et soutenue par *Romain Grandchamp*
Le *mardi 2 octobre 2012*

Titre :

*Electroencéphalographie et Interfaces Cerveau-Machine :
nouvelles méthodes pour étudier les états mentaux*

JURY

<i>François Cabestaing - Université Lille 1, Lille</i>	<i>(Rapporteur)</i>
<i>Christian Jutten - Université Joseph Fourier, Grenoble</i>	<i>(Rapporteur)</i>
<i>Michèle Fabre-Thorpe - CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse</i>	<i>(Examinatrice)</i>
<i>Anatole Lécuyer - INRIA, Rennes</i>	<i>(Examineur)</i>
<i>Pier-Giorgio Zanone - Université Paul Sabatier, Toulouse</i>	<i>(Examineur)</i>
<i>Arnaud Delorme - CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse</i>	<i>(Directeur de Thèse)</i>

Ecole doctorale : *CLESCO*

Unité de recherche : *Centre de Recherche CERveau et COgnition - UMR5549*

Directeur(s) de Thèse : *Arnaud Delorme*

Rapporteurs : *François Cabestaing et Christian Jutten*



« Penser que je ne vais plus penser à toi est encore penser à toi.

Laisse-moi par conséquent essayer de ne pas penser que je ne vais plus penser à toi. »

Pensée Zen



À Florence

À ma famille

À ceux qui ne sont plus là

À ceux qui l'ont toujours été

Remerciements

Ce travail marque l'aboutissement d'un long cheminement qui n'a pas seulement commencé avec la thèse, même si elle en constitue cependant une étape importante au moment où j'écris ces lignes. Il y a tant de personnes que j'aimerais remercier si je remonte aux étincelles génitrices de l'ensemble de la chaîne de causes/conséquences, aux rencontres, aux circonstances et aux signes qui ont tracés et jalonnés le voyage jusqu'ici...

A toi Arno, qui, malgré la distance géographique et ton implication dans de nombreux autres projets, m'as conduit jusqu'au bout de ce travail. Merci de m'avoir laissé libre d'explorer les questions qui m'intéressaient, et de m'avoir donné les moyens de le faire. Merci pour ton ouverture d'esprit, ta confiance, ta bienveillance et ta gentillesse. Tu m'as dit que les remerciements étaient vraiment importants car s'il y avait bien une chose que beaucoup de gens allaient lire, c'était cette section là...je vais essayer de n'oublier personne.

A messieurs Christian Jutten et François Cabestaing pour avoir bien voulu relire et commenter mon travail et pour l'avoir fait de manière extrêmement appliquée, pertinente et détaillée, malgré les contraintes temporelles, la période estivale et le volume conséquent du manuscrit. Merci pour vos corrections, critiques et suggestions qui ont permis d'améliorer sa qualité.

A Anatole Lecuyer, Pier-Giorgio Zanone, Michèle Fabre-Thorpe pour avoir accepté d'être membres du jury, malgré la période agitée de début d'année universitaire.

Je tiens à remercier particulièrement Michèle Fabre-Thorpe, qui a toujours veillé à ce que tout se passe pour le mieux lors de ces 4 années passées au CerCo et qui m'a également accompagné dans la dernière ligne droite. Merci pour ton écoute, ta disponibilité, ton aide, tes conseils, et le temps précieux que tu m'as accordé.

Gladys et Maxime - mes collègues, coloc' et on pourrait dire compagnons de vie durant ces deux dernières années, pour l'entraide, le soutien, la motivation, les discussions (scientifiques ou pas), votre amitié et tous les innombrables bons moments partagés.

A tous les autres étudiants du CerCo, et plus particulièrement ceux que j'ai côtoyés avant mon exil ariégeois, je pense notamment à mes compagnons de bureau, Yves, Christophe, Barkin, Rama, Claire, Doug, mais aussi à Gab, Rodi, Marlène, Adrien, Marie, Evelyne, Seb, Oliv, Nath, Vince, Jan, Roger, Charlotte, Laura, Ludo, Zoé, Julien, Evelyne, Nadège, Marc. Merci à tous ceux qui m'ont aidé et merci à tous ceux qui sont venus me demander de l'aide...

A ceux qui m'ont aidé à respecter la célèbre (bien que détournée de son sens premier) citation du poète Juvénal « Mens Sana In Corpore Sano » : merci Rufin de m'avoir fait découvrir le câble, j'espère qu'on aura l'occasion de se refaire des sessions ensemble, et merci aux compagnons de ride qui ont partagés ces moments de glisse, et de beaucoup d'autres sports : Max, Ludo, Julien, Seb, Seb et Eveu, Adrien, Gab. Merci de m'avoir (souvent) sollicité et de m'avoir du coup permis de travailler à mon équilibre plutôt que sur mon ordinateur, je pense que je ne serais pas arrivé au bout sans cela.

Aux chercheurs et au personnel technique et administratif du CerCo, en particulier Claire Thouailles qui a toujours fait preuve de patience, de disponibilité et d'efficacité face à mes lacunes administratives et organisationnelles. Merci également à Catherine pour tes suggestions bibliographiques, pour les articles IEEE et ceux que j'avais du mal à trouver. Merci à Angeline pour ton aide le jour le la soutenance.

Aux Enseignants-Chercheurs qui m'ont aidé pendant mon monitorat à l'Université Paul Sabatier : Florence, Ghislaine, Christian, Jean-Marc et plus particulièrement Alexandra, mon encadrante tout au long de ces 3 ans de formation, qui a toujours tout fait pour trouver les heures d'enseignement nécessaires et me faciliter la vie dans le partage de mon temps entre recherche et enseignement.

A Rufin VanRullen et son équipe pour m'avoir régulièrement accueilli (et nourri, aussi bien scientifiquement que grâce aux pizzas) à une période où j'étais quelque peu esseulé.

A Scott Makeig pour son accueil au SCCN de San Diego où j'ai beaucoup appris dans une ambiance à la fois agréable et motivante.

A Christian Kothe, Nima Bigdeley Shamlo et tout particulièrement Tim Mullen pour votre aide, vos explications et les discussions qui ont suivi, lors de mon séjour au SCCN de San Diego.

A Yann Renard, pour ton aide sur OpenVibe.

A Gerwin Schalk, pour ton aide sur BCI2000.

A Emmanuel Barbeau, Luc Valton et Marie Denuel. Merci d'avoir fourni un travail colossal et d'avoir la patience de m'attendre.

A Claire, Daniel, Florence, Gladys, Julien, Marlène, Marie, Rodika, Roger, vous qui m'avez gracieusement prêté vos cerveaux pendant de nombreuses heures...

Aux membres de l'association Les Chemins Buissonniers avec qui j'ai pu travailler sur le premier spectacle du Cerveaurium : Philippe, Loïc, Isabelle, Sophie, Pierre.

A La Ligue de l'Enseignement, qui nous a permis de mettre en place le premier prototype : Fabien, Avril, merci à vous.

Aux membres de l'association Incognu pour leur soutien et leur aide, en particulier pour la logistique et pour l'accueil et l'encadrement du public autour du Cerveaurium : Laure, Claire, Thomas, Myriam, Emilie, Aurélie, Severin, Fabien, Yannick .

A Frédéric Dehais pour m'avoir offert l'opportunité d'enseigner à l'ISAE/Supaero et pour m'avoir fait confiance. J'ai vraiment pris plaisir à mettre au point autant qu'à donner ce cours d'introduction sur les Interfaces Cerveau-Machine EEG.

A Marco Congedo qui a répondu à ma motivation et m'a permis de m'initier au neurofeedback et à l'EEG dans les sous sol du Gipsa-lab lors de mon M2 – quelque part l'antichambre de ma thèse – où j'ai pu acquérir l'expérience et les compétences qui m'ont conduit là où je devais être.

A Amadour, Mathilde, Teddy, Gaetan et Benjamin, mes camarades de M2 à Grenoble, vous m'avez aidé, peut être sans le savoir, à reprendre le chemin des cours après 5 ans de vie professionnelle.

A Pierre Etévenon pour son inspiration, sa bienveillance et ses conseils.

A Emmanuel Kromicheff, mon professeur de philosophie, pour les discussions autour du rapprochement entre neurosciences, méditation et philosophie bouddhiste, et pour m'avoir fait découvrir Francisco Varela.

A Stephen Laberge et Patricia Keelin pour leur gentillesse, leur inspiration et leurs enseignements.

A Nathan, expert rêveur, pour avoir bien voulu se laisser barder de capteurs pendant de longues nuits de traque du rêve lucide.

A Fariba Bogzaran et une fois de plus à Arnaud, Stephen, Patricia ainsi qu'à Kristen pour m'avoir accompagné au cœur d'une expérience hors du commun et pour votre aide pour en revenir.

A mon oncle, Serge Bernet. Merci de m'avoir offert « Le livre Tibétain de la Vie et de la Mort », le livre avec lequel j'ai découvert, appris et commencé la méditation il y a maintenant plus de 18 ans. Merci pour l'épithaphe de ce manuscrit qui reprend ta dédicace si joliment illustrée.

A France, pour les rélectures, et à toute la famille Martin pour leur soutien et leurs encouragements.

A ma famille, qui m'a soutenu et qui s'est accommodée de mon éloignement géographique, vous m'avez manqués et j'espère vous voir d'avantage dans les années à venir. Merci à Tati et Véro pour votre accueil les premiers temps à Toulouse. Merci à mon père et à Evelyne pour la logistique et vos talents culinaires du tonnerre pour l'organisation et la préparation du pot de thèse.

A Christiane, ma mère, qui m'a donné le goût de l'exploration de la sensibilité humaine, de l'esprit et de la conscience...alors que j'étais devant mes cahiers tu me disais « mais concentre toi un peu ! », c'est probablement à ce moment précis qu'est née une grande part de l'objet de ma curiosité. Tu ne peux malheureusement lire ces lignes mais tout ce travail est l'aboutissement d'un chemin que tu m'as fait entrevoir, merci pour ton amour qui me nourrit et me guide.

A Florence, ma compagne, qui m'a supporté dans tous les sens du terme, tout au long de ces 4 longues années. Merci d'avoir supporté les discussions obscures entre thésards qui ont souvent animé notre maison, les réunions récurrentes et les engagements qui m'ont souvent éloignés, mon esprit souvent accaparé, merci pour ta patience et ton amour, merci de m'avoir maintenu en équilibre et de continuer à le faire jour après jour.

Enfin à toi qui lis encore ces lignes, peut être en espérant y trouver ton nom...j'espère que tu voudras bien pardonner mon oubli.

Table des Matières

REMERCIEMENTS	V
TABLE DES MATIERES	VII
TABLE DES ABREVIATIONS	XI
CHAPITRE I: INTRODUCTION	1
1 LES INTERFACES CERVEAU-MACHINE (ICM)	3
1.1 Méthodes d'enregistrement de l'activité cérébrale pour les ICM.....	5
1.1.1 Signaux métaboliques et hémodynamiques	7
1.1.1.1 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle.....	7
1.1.1.2 Spectroscopie proche infrarouge (SPIR)	9
1.1.2 Signaux magnétiques et électriques.....	11
1.1.2.1 Magnétoencéphalographie (MEG)	11
1.1.2.2 Electroencéphalographie (EEG)	12
1.1.2.2.1 Définition.....	13
1.1.2.2.2 Historique.....	13
1.1.2.2.3 Origine de l'électrogenèse cérébrale	14
1.1.2.2.4 Les Potentiels Evoqués (PE).....	16
1.1.2.2.5 Analyse spectrale et temps-fréquence.....	18
1.2 Détail du fonctionnement d'une ICM	21
1.2.1 Gestion des artefacts.....	22
1.2.2 Extraction et sélection des caractéristiques	28
1.2.3 Classification.....	29
2 NEUROFEEDBACK : DEFINITION, HISTORIQUE ET DEVELOPPEMENTS RECENTS	31
3 PROBLEMATIQUE DE LA THESE	35
CHAPITRE II: ELABORATION DE NOUVEAUX OUTILS ET METHODES POUR L'ANALYSE EEG DANS LE DOMAINE DES ICM ET DU NEUROFEEDBACK.....	37
1 NOUVELLE METHODE POUR L'ANALYSE TEMPS-FREQUENCE	39
1.1 Introduction.....	39
1.2 Matériel et Méthodes.....	43
1.2.1 Les différents modèles d'ERSP	43
1.2.1.1 Spectre lié à un évènement	44
1.2.1.2 Les approches classiques pour la ligne de base	44
1.2.1.2.1 Normalisation classique de la ligne de base – Modèle additif	44
1.2.1.2.2 Division par la valeur de la ligne de base – Modèle de gain	45
1.2.1.3 Correction simple-essai de la ligne de base.....	46
1.2.1.3.1 Normalisation simple-essai de la ligne de base – Modèle additif	47
1.2.1.3.2 Division des essais individuels par la valeur de la ligne de base – Modèle de gain	47
1.2.1.3.3 Correction classique de la ligne de base pré-stimulus après correction des essais individuels	48
1.2.2 Méthodes statistiques pour évaluer la significativité.....	50
1.2.2.1 Permutation de la ligne de base	50
1.2.2.2 Bootstrap par inversion aléatoire de la polarité	50
1.2.3 Ensembles de données utilisés pour l'analyse et l'évaluation de la robustesse aux essais bruités	51
1.2.3.1 Jeu de données artificiel créé à partir d'un EEG.	52
1.2.3.2 Données EEG réelles tirées d'une tâche de catégorisation visuelle animal/non-animal	53
1.2.3.3 Procédure pour modéliser des essais bruités et évaluer la robustesse des modèles ERSP	54
1.3 Résultats.....	56
1.4 Discussion	70
2 STABILITE DES DECOMPOSITIONS PAR ACI A TRAVERS DIFFERENTES SESSIONS D'UN MEME SUJET	75
2.1 Introduction.....	75
2.2 Matériel et Méthodes.....	76
2.2.1 Sujets.....	76
2.2.2 Stimuli et procédure.....	77
2.2.3 Acquisition EEG	77

2.2.4	Traitement des données EEG	78
2.2.5	Clustering des Composantes Indépendantes (CI)	78
2.2.5.1	Identification des CI modèles	79
2.2.5.1.1	Algorithme du KMean classique	79
2.2.5.1.2	Matrice de pré-clustering	80
2.2.5.1.3	Adaptation du KMean pour le clustering de CI à travers plusieurs sessions d'un même sujet	80
2.2.5.2	Utilisation des CI modèles pour le calcul des clusters avec CORRMAP	81
2.3	Résultats	83
2.4	Discussion	85
2.5	Conclusion	88
3	NEUROTRIP : LOGICIEL D'ENTRAINEMENT POUR LE NEUROFEEDBACK BASE SUR L'ACI	89
3.1	Introduction	89
3.2	NeuroTRIP dans le contexte neurofeedback	92
3.3	L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI)	95
3.4	Architecture et fonctions de NeuroTRIP	97
3.5	Conclusion	103
CHAPITRE III: ETUDE DE L'ENTRAINEMENT CEREBRAL		105
1	CONTROLE D'UNE ICM GRACE AU RYTHME MU	107
1.1	Le cortex moteur primaire	108
1.2	Le rythme Mu	109
1.2.1	Caractéristiques du rythme Mu	111
1.2.1.1	Propriétés temporelles	111
1.2.1.2	Propriétés spatiales du rythme Mu	111
1.2.1.2.1	Localisation	111
1.2.1.2.2	Orientation	112
1.2.1.2.3	Projection des potentiels sur le scalp	113
1.2.2	Le rythme Mu et les ICM	113
1.3	Protocole Interface Cerveau-Machine mis en place pour le contrôle du rythme Mu	115
1.3.1	Les différentes étapes du protocole	115
1.3.2	La séance préalable	116
1.3.3	Etape de sélection des caractéristiques	117
1.3.4	Séance d'entraînement avec feedback	120
1.4	Modulation volontaire du rythme Mu	121
1.5	Inhibition de réponse motrice	125
1.5.1	La course entre réponse et inhibition	127
1.5.2	Inhibition de réponse motrice et attention	129
1.5.3	Tâche de catégorisation Animal/Non Animal modifiée pour le paradigme « Stop Signal »	130
1.6	Evaluation de l'effet de l'entraînement sur l'inhibition de réponse motrice	132
1.6.1	Analyse	132
1.6.1.1	Revue des méthodes d'estimation du TRSS	135
1.6.1.2	Méthodes retenues pour l'estimation du TRSS	139
1.6.2	Résultats	140
1.7	Discussion et Conclusion	145
2	LE CERVEAURIUM : UNE ICM IMMERSIVE INNOVANTE	147
2.1	Introduction	147
2.2	Matériel et Méthode : description et conception du système	150
2.2.1	Animation fractale contrôlée à l'aide des ondes cérébrales	152
2.2.2	Application à la topographie EEG	156
2.3	Résultats : implémentation et déploiement du système	158
2.3.1	Implémentation	158
2.3.2	Réception et critique du public	160
2.4	Conclusion	161
CHAPITRE IV: DISCUSSION, CONCLUSION ET PERSPECTIVES		163
1	UTILISATION DE METRIQUES ROBUSTES AU BRUIT ET AUX ARTEFACTS	165
2	UTILISATION DES COMPOSANTES ISSUES DE L'ACI	167
3	DEVELOPPEMENT DES ICM ET NEUROFEEDBACK IMMERSIFS : QUELLES PERSPECTIVES?	171
3.1.1	Applications dans le domaine de l'éducation et de la formation	171
3.1.2	Applications dans le domaine du divertissement	172

3.1.3	Application dans le domaine des arts	173
3.1.4	Applications médicales à l'aide du neurofeedback immersif	174
4	QUEL ETAT MENTAL CONTROLER? ETUDE D'APPLICATION POTENTIELLE DES ICMs AUX DERIVES ATTENTIONNELLES.....	177
4.1	<i>Qu'appelle-t-on dérive attentionnelle?</i>	178
4.2	<i>Dérive attentionnelle, méditation et ICM</i>	183
BIBLIOGRAPHIE		189
ANNEXE A : PSYCHQUEST - OUTIL POUR LA NEUROPHENOMENOLOGIE		211
ANNEXE B : LES AVEUGLES ET L'ELEPHANT.....		215
ANNEXE C : PUBLICATIONS		217
ARTICLES PUBLIES		217
ARTICLE ACCEPTE.....		217
ARTICLES EN PREPARATION		217

Table des Abréviations

Français	Anglais
	COM : Component Object Model
	CSP : Common Spatial Pattern
	BOLD : Blood Oxygen Level Dependent
	MNI : Montreal Neurological Institute
	OSC : Open Sound Control
ACI : Analyse en Composantes Indépendantes	ICA : Independent Component Analysis
ACP : Analyse en Composantes Principales	PCA : Principal Component Analysis
ADL : Analyse Discriminante Linéaire	LDA : Linear Discriminant Analysis
AMPS : Aire Motrice Pré-Supplémentaire	PSMA : Pre-Supplementary Motor Area
CEC : Corrélacion Extra-Cluster	ECC : Extra-Cluster Correlation
CI : Composante Indépendante	IC : Independent Component
CIC : Corrélacion Intra-Cluster	ICC : Intra-Custer Correlation
CPP : Comité de Protection des Personnes	
DEL : Diode Electroluminescente	LED : Light-Emitting Diode
DLE : Désynchronisation Liée à l'Evènement	ERD : Event Related Desynchronization
DSP : Densité Spectrale de Puissance	PSD : Power Spectral Density
DSS : Délai du Signal Stop	SSD : Stop Signal Delay
ECG : Electrocardiogramme	ECG : Electrocardiogram
ECoG : Electrocorticographie	ECoG : Electrocorticography
EEG : Electroencéphalographie	EEG : Electroencephalography
EEGq : Electroencéphalographie quantitative	qEEG : quantitative Electroencephalography
EMG : Electromyogramme	EMG : Electromyogram

EOG : Electro-oculogramme	EOG : Electro-oculogram
FN : Faux Négatifs	FN : False Negative
FP : Faux Positifs	FP : False Positive
GFI : Gyrus Frontal Inférieur	IFG : Inferior Frontal Gyrus
ICM : Interface Cerveau-Machine	BMI : Brain Machine Interface
ICO : Interface Cerveau-Ordinateur	BCI : Brain-Computer Interface
IRM : Imagerie par Résonance Magnétique	MRI : Magnetic Resonance Imagery
IRMf : Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle	fMRI : functional Magnetic Resonance Imagery
IRMf-tr : Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle temps réel	rt-fMRI : real-time functional Magnetic Resonance Imagery
IS : Indice de Similarité	SI : Similarity index
ITD : Imagerie du Tenseur de Diffusion	DTI : Diffusion Tensor Imagery
MEG : Magnétoencéphalographie	MEG : Magnetoencephalography
MVS : Machine à Vecteurs de Support	SVM : Support Vector Machine
NST : Noyau Sous-Thalamique	STN : Subthalamic Nucleus
PCL : Potentiels de Champs Locaux	LFP : Local Field Potentials
PE : Potentiel Evoqué	EP : Evoked Potential
PSLE : Perturbation Spectrale Liée à l'Évènement	ERSP : Event Related Spectral Perturbation
RIF : Réponse Impulsionnelle Finie	FIR : Finite Impulse Response
RII : Réponse Impulsionnelle Infinie	IIR : Infinite Impulse Response
RSM : Rythme Sensorimoteur	SMR : Sensorimotor Rhythm
SEEG : stéréoelectroencéphalographie	SEEG : stereoelectroencephalography
SLE : Spectre Lié à l'Évènement	ERS : Event related Spectrum
SPIR : Spectroscopie Proche Infrarouge	NIRS : Near Infrared Spectroscopy
SynLE : Synchronisation Liée à l'Évènement	ERSyn : Event Related Synchronization

TDAH : Trouble de Déficit Attentionnel / **ADHD** : Attentional Deficit/Hyperactivity Disorder
Hyperactivité

TFD : Taux de Fausses Découvertes

FDR : False Discovery Rate

TFR : Transformée de Fourier Rapide

FFT : Fast Fourier Transform

TR : Temps de Réaction

RT : Reaction Time

TRSS : Temps de Réaction au Signal Stop

SSRT : Stop Signal Reaction Time

VN : Vrai Négatif

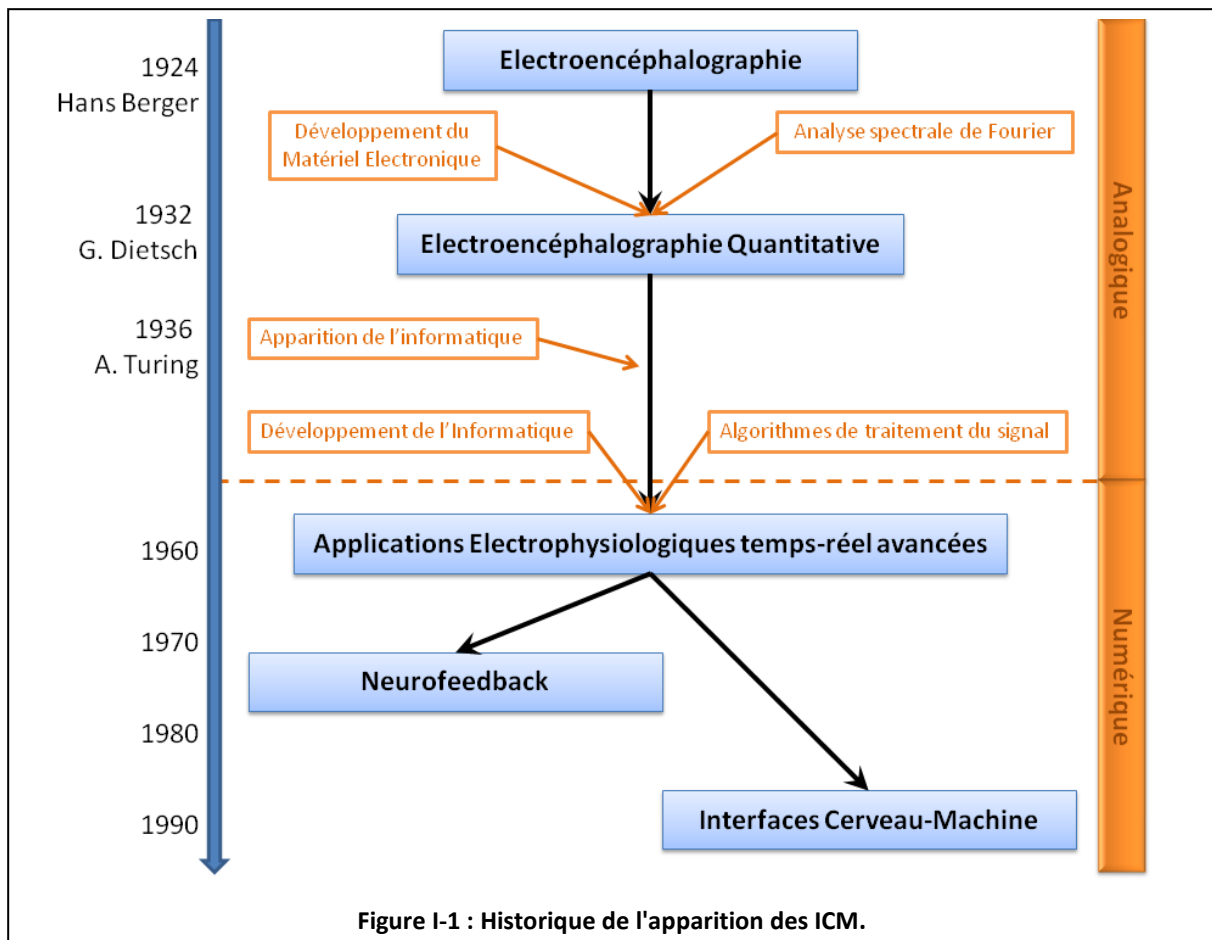
TN : True Negative

VP : Vrai positif

TP : True Positive

Chapitre I: Introduction

Suite à la découverte de l'électroencéphalographie (EEG) au début du siècle dernier, avec le développement de l'électronique numérique, de l'informatique et des nouveaux algorithmes de traitement du signal, et plus récemment avec l'apparition de nouvelles techniques d'imagerie cérébrale, il devient possible d'utiliser les signaux provenant de l'activité cérébrale pour contrôler un dispositif en temps réel, ou quasi-réel. Ces nouveaux systèmes peuvent être mis en jeu dans le cadre de différentes applications parmi lesquelles on peut distinguer les Interfaces Cerveau-Machine (ICM) et le Neurofeedback (Figure I-1).



1 Les interfaces cerveau-machine (ICM)

Une ICM est un système qui permet le contrôle direct d'un système informatique (par exemple un programme informatique), ou de tout autre système électronique ou électromécanique (prothèse ou robot) à partir de signaux émis par le cerveau (Wolpaw et al. 2002).

Ces ICM peuvent servir notamment de nouveau moyen de communication et de contrôle pour des personnes qui souffrent d'un handicap moteur important. La première population ciblée pour ces types d'application a été les personnes qui souffrent du syndrome d'enfermement (*Locked In Syndrome*). Cependant, avec les progrès technologiques et l'apparition de systèmes d'enregistrement électro-physiologique grand public, les applications ont tendance à s'élargir à l'ensemble de la population, notamment dans le domaine du divertissement.

Une ICM nécessite l'assemblage de différentes briques fonctionnelles de base.

La Figure I-2 présente ces briques fonctionnelles et leur intégration au sein d'une boucle fermée qui permet au sujet d'avoir un retour sensoriel de l'effet de son activité cérébrale sur le système.

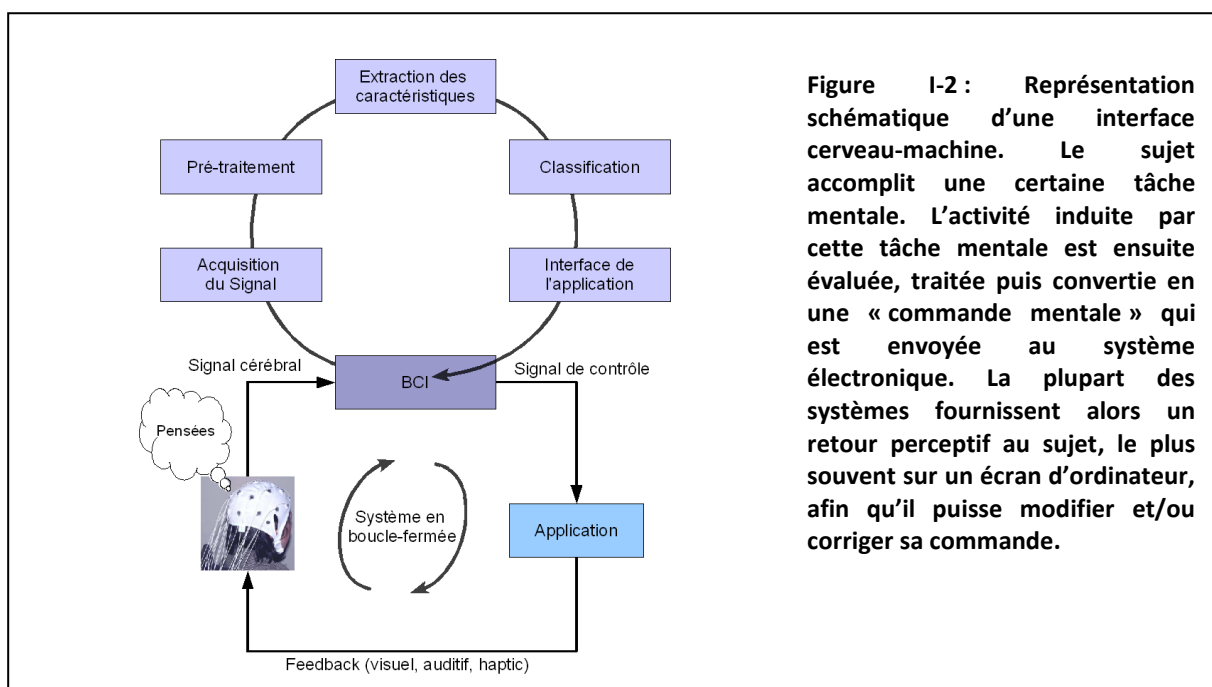
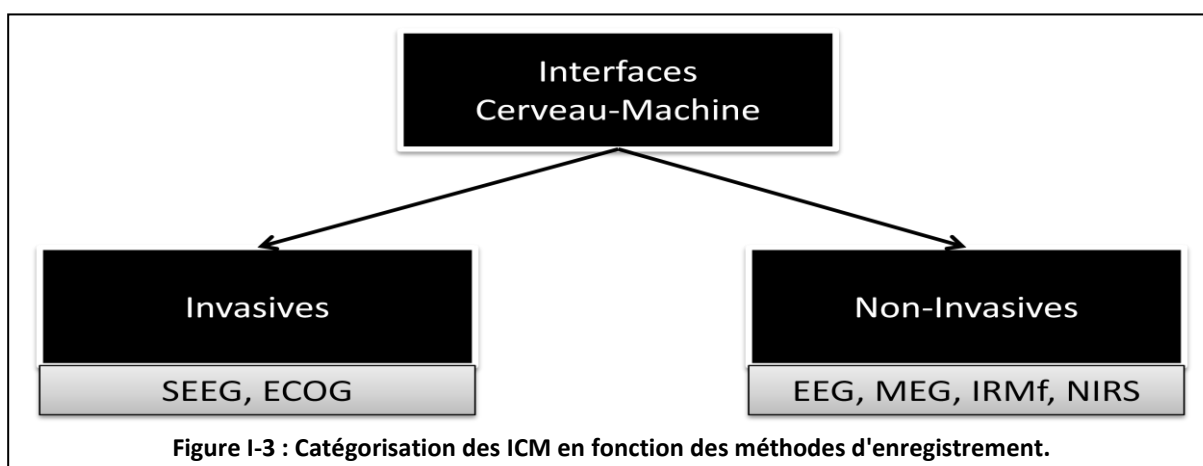


Figure I-2 : Représentation schématique d'une interface cerveau-machine. Le sujet accomplit une certaine tâche mentale. L'activité induite par cette tâche mentale est ensuite évaluée, traitée puis convertie en une « commande mentale » qui est envoyée au système électronique. La plupart des systèmes fournissent alors un retour perceptif au sujet, le plus souvent sur un écran d'ordinateur, afin qu'il puisse modifier et/ou corriger sa commande.

Ce type d'architecture correspond à un système d'apprentissage par renforcement, aussi appelé conditionnement opérant (Skinner 1938), en cela que le sujet cherche à effectuer une action par l'intermédiaire de l'ICM et obtient, en temps plus ou moins réel selon les systèmes, une évaluation de la qualité de l'action exécutée, et donc indirectement de l'adéquation de son activité cérébrale avec cette tâche. Par exemple, si le sujet cherche à faire effectuer un mouvement vers l'avant à un fauteuil roulant, dans le cas d'un système électromécanique, ou faire bouger un curseur vers le haut, dans le cas d'une application purement informatique, il aura directement une information sensorielle en retour et saura s'il génère ou non l'activité cérébrale que l'on désire associer avec cette tâche. De cette manière, le sujet peut tenter d'ajuster consciemment son activité cérébrale afin d'obtenir le résultat ou l'action escomptée (certains auteurs pensent que des processus inconscients sont mis en jeu et que la procédure peut reposer complètement sur eux, sans participation active consciente du sujet) (Birbaumer et al. 2009).



Comme décrit sur la Figure I-3, on peut distinguer deux types d'ICM en fonction de la nature des techniques d'enregistrement utilisées pour capter les signaux cérébraux, selon si elles sont invasives, c'est-à-dire qu'elles vont nécessiter une intervention chirurgicale, ou non. Dans l'absolu, plutôt que de définir deux classes séparées, nous pourrions définir un continuum selon le critère d'invasivité (étendue et importance de l'inconfort impliquée par la pose du dispositif) et placer ces différentes techniques d'enregistrement le long de cet axe. Nous nous intéresserons dans ce document uniquement à des techniques non-invasives au sens propre, c'est-à-dire ne nécessitant aucune lésion sur l'organisme du sujet.

La section suivante sera dédiée à la présentation des techniques non-invasives utilisées jusqu'à maintenant dans le cadre des ICM et du neurofeedback.

1.1 Méthodes d'enregistrement de l'activité cérébrale pour les ICM

Le siècle dernier a vu l'apparition de nouvelles techniques d'imagerie cérébrale qui permettent l'étude du système nerveux central in vivo et en action, dans un but clinique ou comme nouvel outil pour la recherche fondamentale. Bien que les travaux présentés dans cette thèse portent essentiellement sur la technique d'enregistrement par Electroencéphalographie (EEG), cette section va présenter de manière générale l'ensemble des techniques d'enregistrement afin de garder à l'esprit les différentes caractéristiques de chacune, qui sont des éléments essentiels à considérer lors de l'interprétation de leurs données et leurs comparaisons.

Parmi les techniques non-invasives, qui ne nécessitent pas d'intervention chirurgicale on peut citer l'EEG de surface, la Magnétoencéphalographie (MEG) et l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). On peut toutefois souligner la taille de l'appareillage nécessaire à certaines techniques qui est plus ou moins imposant et qui peut être considéré comme rédhibitoire pour certaines applications. Notamment, un appareil de type MEG ou IRM est, dans l'état actuel de la technologie, difficilement utilisable en dehors d'un laboratoire ou comme dispositif mobile. Ce critère d'encombrement ou de portabilité doit être considéré dans certaines applications dont nous parlerons dans la suite de ce travail.

Les signaux cérébraux peuvent être de natures différentes. Selon la technique d'imagerie utilisée, on mesure des variations de potentiels électriques (potentiels d'action, EEG), des variations métaboliques (réponse hémodynamique pour l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle et la Tomographie par Emission de Positons par exemple), ou des variations anatomiques ou structurelles (IRM, Rayon X).

De plus on peut distinguer des techniques d'imagerie *structurelles/anatomiques* et des techniques *fonctionnelles*. Les techniques d'imagerie structurelle - comme l'IRM anatomique, ou l'Imagerie du Tenseur de Diffusion (ITD) – permettent d'obtenir des cartes anatomiques et structurelles statiques, et les techniques d'imageries fonctionnelles permettent, elles, de mesurer la dynamique des phénomènes électriques ou métaboliques à une échelle temporelle allant de la milliseconde pour l'EEG à quelques secondes pour l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle (IRMf) ou la Spectroscopie Proche Infrarouge (SPIR).

Ces techniques d'imagerie varient également par l'échelle et l'étendue des processus mesurés. En électrophysiologie, on peut enregistrer les potentiels d'action d'une

cellule unique au niveau intra ou extra cellulaire (méthode du patch clamp, utilisation de microélectrodes, qui permettent des enregistrements appelés *Single Unit Recordings* en anglais), de plusieurs cellules nerveuses proches de l'électrode (*Multi Unit Recordings*). Au fur et à mesure que la taille de l'électrode augmente, la résolution spatiale diminue. Les électrodes de plus grande taille sont donc sensibles à l'activité d'un ensemble de cellules plus important comme lors de l'enregistrement des potentiels de champs locaux (*Local Field Potentials* ou *LFP*). Les électrodes de surface sont quant à elles sensibles à des phénomènes électromagnétiques encore plus globaux, ces phénomènes résultant de l'activité synchrone d'un ensemble très important de cellules (Nunez et Srinivasan 2006) voire de l'activité conjointes de régions corticales distantes.

Un autre critère crucial dans l'étude de l'activité cérébrale et plus particulièrement dans le contexte de son utilisation pour le contrôle d'une ICM ou d'un dispositif de neurofeedback « temps réel » est la dimension temporelle du signal. On peut distinguer la résolution temporelle du signal, c'est-à-dire la durée minimum entre deux événements pouvant être séparés par un détecteur donné, et la latence, aussi appelé retard, qui correspond au temps qui s'écoule entre le moment où on présente un stimulus et le moment où apparaît la réponse cérébrale dans le signal enregistré. Ces deux dimensions sont liées au type de signal enregistré et à la technique d'enregistrement utilisée. La résolution temporelle va avoir des conséquences sur les fréquences qui vont pouvoir être analysées dans le signal lors de décompositions spectrales. Plus la résolution temporelle sera fine, et plus on pourra s'intéresser à des bandes de fréquences élevées.

Les chercheurs en neurosciences cognitives composent donc avec ces méthodes d'imagerie avec différentes résolutions temporelles qui sont comme différentes fenêtres sur l'activité cérébrale. On peut distinguer quatre applications générales des signaux issus de l'imagerie fonctionnelle cérébrale (Wolpaw et al. 2002) :

- Outil diagnostique (clinique : évaluer des désordres neurologiques).
- Outil de recherche pour étudier les fonctions cognitives (recherche fondamentale).
- Outil thérapeutique (neurofeedback et ICM).
- Outil ludique et utilitaire pour décoder les pensées et les utiliser comme commandes pour un dispositif (ICM).

Nous distinguerons les techniques basées sur la détection de signaux de nature métaboliques et hémodynamiques, des signaux magnétiques et électriques.

1.1.1 Signaux métaboliques et hémodynamiques

1.1.1.1 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle

L'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) est une technique d'imagerie cérébrale dérivée de la résonance magnétique nucléaire qui a été développée dans les années 1990. Elle est utilisée en imagerie cérébrale pour étudier l'activité du cerveau *in vivo*. Lorsqu'une zone cérébrale est activée et génère des potentiels d'actions, les neurones impliqués consomment de l'oxygène. Cet oxygène est fourni par l'hémoglobine. Cette consommation d'oxygène, qui transforme l'hémoglobine en désoxyhémoglobine, est compensée par un afflux sanguin qui va modifier les concentrations en désoxyhémoglobine au niveau local. C'est un phénomène appelé modifications hémodynamiques. Or l'hémoglobine dans sa forme désoxygénée (désoxyhémoglobine) possède des propriétés magnétiques différentes de celle de sa forme oxygénée ce qui permet de tracer ces changements de concentration grâce à la technique IRM qui exploite l'effet BOLD (*Blood Oxygen Level Dependent*) lié à aux propriétés magnétiques de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges du sang.

Le lien entre l'activité électrique neuronale et le signal BOLD a été étudié mais n'est pas encore totalement élucidé (Logothetis et al. 2001). Même si l'IRMf constitue un outil de recherche précieux, par son côté non-invasif et sa résolution spatiale pouvant aller jusqu'au millimètre, il est important de garder à l'esprit que cette technique mesure un marqueur indirect de l'activité cérébrale et ne permet pas – par exemple – de dissocier les activités neuronales excitatrices des activités inhibitrices. En revanche, la technique IRMf permet de mesurer des activations dans les zones sous-corticales ou les zones corticales situées en profondeur difficilement mesurables à l'heure actuelle par les autres techniques d'imagerie utilisant les champs électromagnétiques générés par l'activation des neurones. L'EEG par exemple est peu sensible aux sources profondes, du fait de l'atténuation importante des signaux électriques lorsqu'ils traversent les différents milieux et tissus qui les séparent des électrodes d'enregistrement (en EEG la valeur mesurée au niveau du scalp est inversement proportionnelle au carré de la distance à la source).

En terme de facilité d'utilisation et de confort du sujet, l'un des principaux avantages de l'IRMf est la courte durée de préparation du sujet. En effet l'IRMf, dans son utilisation classique, ne nécessite ni injection de traceur radioactif, ni pose de bonnet ou d'électrodes, ni application de gel conducteur et n'implique que quelques contraintes mineures dans le

protocole d'enregistrement comme l'impossibilité d'introduire des éléments en métal à l'intérieur du scanner. On peut cependant noter l'importance du bruit généré par la machine IRM. Ce bruit peut être perturbant pour le sujet et constitue un obstacle à atténuer ou contourner pour certaines expérimentations. Il s'agit également d'un appareillage très encombrant (et bien entendu non-portable dans l'état actuel de la technologie) et extrêmement coûteux qui nécessite de plus une expertise technique importante pour être utilisé.

Enfin, la latence de la réponse hémodynamique, c'est-à-dire le laps de temps qui sépare l'activité cérébrale induite par une tâche, et son effet sur les concentrations en hémoglobines, est relativement longue et variable (de l'ordre de 3 à 5 secondes), ce qui n'est pas avantageux, que ce soit dans le cadre de l'étude la dynamique cérébrale pour laquelle cette latence représente une limite importante, aussi bien que pour l'utilisation de l'IRMf comme méthode d'enregistrement pour le contrôle d'une ICM, pour laquelle une latence minimale est souhaitée. Cependant, certaines études qui ont utilisé l'IRMf pour le contrôle d'une ICM ont montré que les sujets étaient capables de s'adapter à cette latence, ce qui minimise ce désavantage dans ce contexte. La latence de la réponse hémodynamique n'est pas la seule source de latence temporelle et l'acquisition du signal sur l'ensemble du cerveau prend également du temps. La durée d'acquisition peut atteindre plusieurs secondes, suivant la résolution spatiale utilisée. Cependant de nouvelles techniques dites d'IRMf temps réel ou IRMf-tr (appelée *rt-fMRI* en anglais pour *real-time functional Magnetic Resonance Imagery*) ont été développées au cours des dix dernières années. La technique la plus communément utilisée est de limiter le volume scanné à une région d'intérêt dans laquelle les variations du signal *BOLD* sont mesurées et retranscrites directement par un retour visuel au fur et à mesure que les données sont acquises.

Malgré les problèmes liés à la réponse lente des systèmes IRMf, avec l'apparition de nouvelles techniques d'analyse (Caria, Sitaram, et Birbaumer 2011; Hinds et al. 2011; Goebel, Zilverstand, et Sorger 2010; Weiskopf, Scharnowski, et al. 2004; Weiskopf, Mathiak, et al. 2004; Weiskopf et al. 2003; Yoo et al. 1999) et des outils permettant l'affichage des analyses en temps réel (Goebel 2012) comme l'illustre la Figure I-4, les études qui utilisent l'IRMf comme signal de contrôle pour une ICM se sont multipliées (Chiew, LaConte, et Graham 2012; Shibata, Watanabe, et al. 2011; McCaig et al. 2010; Hamilton et al. 2010; Caria et al. 2010; Haller, Birbaumer, et Veit 2010; Rota et al. 2009; Caria et al. 2007; deCharms et al. 2005; Posse et al. 2003; Yoo et Jolesz 2002) et présentent des résultats très encourageants. L'une des hypothèses soulevées par l'utilisation de cette technique d'imagerie à

bonne résolution spatiale est qu'elle permet une meilleure contingence spatiale, et donc a priori fonctionnelle, entre le signal mesuré et le feedback.

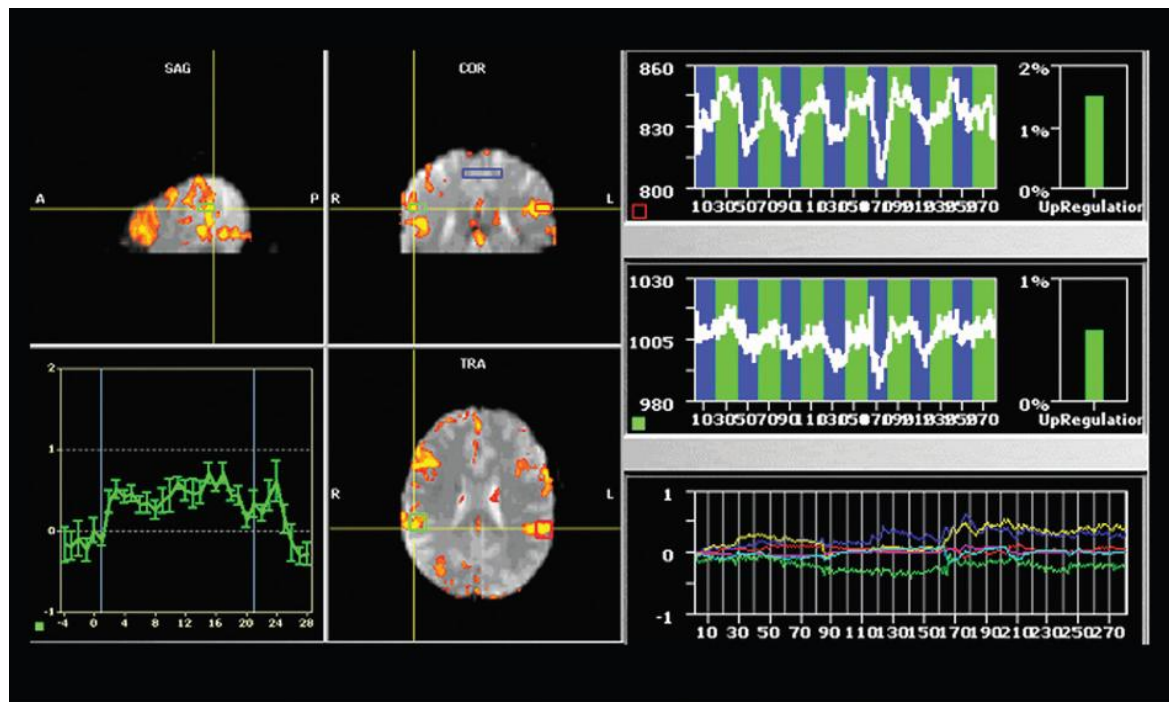


Figure I-4 : Exemple de capture d'écran du logiciel Turbo-Brain Voyager (Turbo-Brain Voyager, Brain Innovation, Maastricht), Pays-Bas développé par Rainer Goebel pour l'IRMf temps-réel (Goebel 2012). Cette capture d'écran représente une analyse en temps-réel de données IRMf d'un sujet. On peut observer une vue 3-D orthographique des cartes statistiques projetées sur des IRM anatomiques (à gauche) et les décours temporels du signal *BOLD* (les deux courbes blanches à droite) dans deux régions d'intérêt qui correspondent aux rectangles rouge et vert visibles sur la vue orthographique.

Image tirée de (A. Caria, Sitaram, et Birbaumer 2011)

1.1.1.2 Spectroscopie proche infrarouge (SPIR)

Cette technique encore peu répandue a été appliquée pour la première fois à l'imagerie cérébrale à la fin des années 1980 (Wray et al. 1988). Comme l'IRMf, elle permet d'enregistrer une mesure indirecte de l'activité cérébrale à travers les variations du taux d'oxygénation du sang, mais utilise pour cela une méthode optique. Le système est composé d'un ensemble d'émetteurs et de capteurs (Figure I-5).

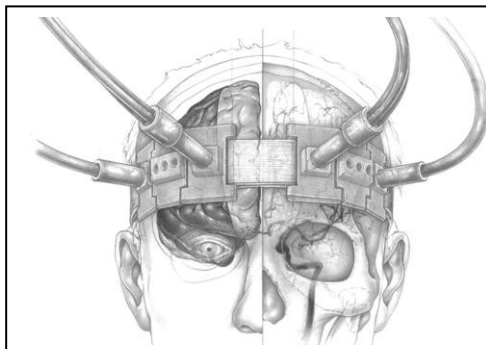


Figure I-5 : Exemple de dispositif d'enregistrement SPIR composés de 4 diodes SPIR : 2 émetteurs et 2 récepteurs, placés bilatéralement sur le front du sujet.

Illustration tirée de Keller et al. (2003)

Les émetteurs sont des diodes électroluminescentes (DEL ou *LED* en anglais pour *Light-Emitting Diode*) qui émettent de la lumière dans les longueurs d'ondes proche de l'infrarouge sur le scalp (800-2500 nm), une lumière qui va être capable de traverser les tissus organiques sur une certaine épaisseur. Cette lumière est partiellement réfléchiée et absorbée par certains éléments, et notamment par l'oxyhémoglobine et la désoxyhémoglobine. Des capteurs infrarouges permettent de mesurer le signal réfléchi. L'intensité de la lumière recueillie par les capteurs est directement proportionnelle au taux d'oxygénation du sang et permet ainsi de mesurer la réponse hémodynamique (Figure I-6).

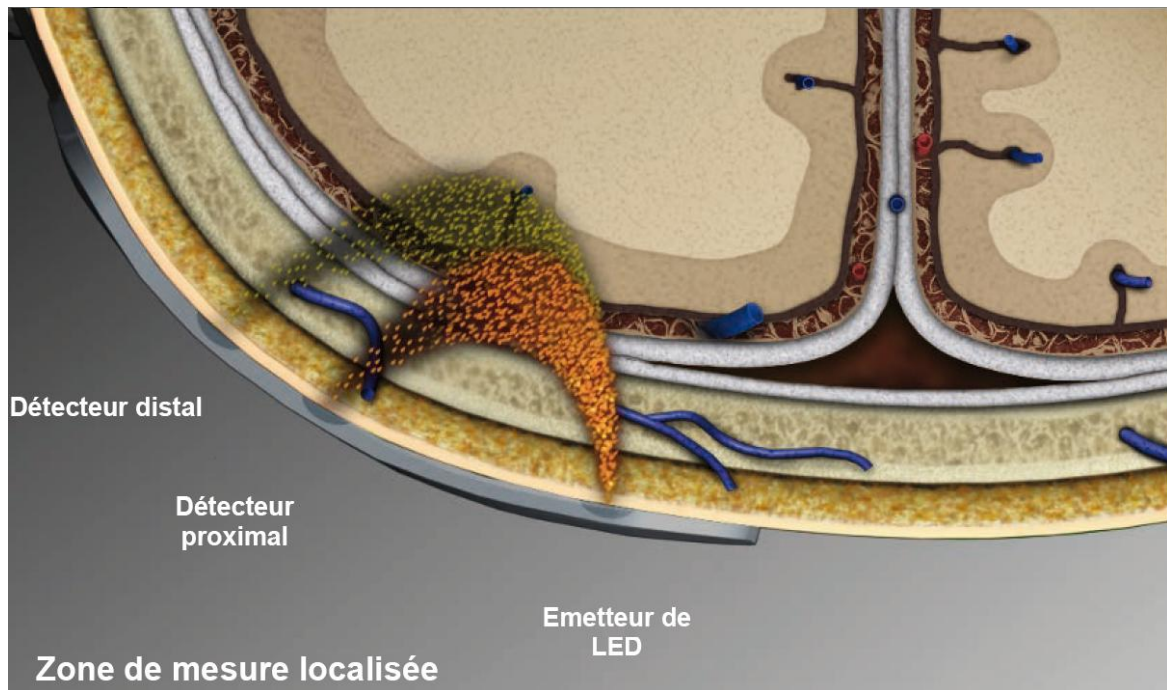


Figure I-6 : La lumière proche infrarouge émise par une *LED* traverse les tissus et le système vasculaire cérébral. Elle est captée par des capteurs distaux et proximaux qui vont permettre de déterminer entre autre les variations d'oxygénation du sang.

Image adaptée de (Hongo et al. 1995).

Cette technique offre l'avantage d'avoir un coût de revient assez faible par rapport à l'IRM, une résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde (ce qui ne l'affranchit cependant pas de la latence hémodynamique), et elle ne nécessite quasiment aucune préparation du sujet. En revanche sa résolution spatiale reste faible et étant donné qu'elle mesure la réponse hémodynamique, le signal mesuré est contraint par les latences temporelles qui y sont liées. D'autre part les cheveux peuvent créer des interférences avec la lumière produite par les *LED*, ainsi cette technique d'enregistrement n'est pas idéale pour les zones couvertes de cheveux (Pringle et al. 1999; Villringer et al. 1993). Plusieurs études ont utilisé cette technique pour des ICM (Sitaram, Caria, et Birbaumer 2009; Sitaram et al. 2007; Coyle, Ward, et Markham

2007; Coyle et al. 2004). La compagnie Honda par exemple s'est associée à Advanced Telecommunications Research Institute International et Shimadzu Corporation pour développer des solutions ICM de contrôle de robot à l'aide d'EEG et de SPIR combinés (Anon. 2009a; Anon. 2009b ; Anon. 2009c).

1.1.2 Signaux magnétiques et électriques

Nous avons vu dans la section précédente des mesures indirectes de l'activité cérébrale grâce à la mesure de la réponse hémodynamique qui y est liée. Cette section présente rapidement deux méthodes de mesure des signaux électriques et magnétiques générés par l'activité cérébrale. Comparée aux méthodes précédentes, la nature des signaux EEG/MEG est plus proche de celle de l'activité même des neurones lorsqu'ils traitent de l'information. En effet les neurones constituent des interfaces électrochimiques qui permettent de transmettre, intégrer et traiter l'information. La transmission d'information par les neurones s'accompagne d'une modification des équilibres ioniques à l'intérieur des neurones et de générations de phénomènes électro-physiologiques directement en lien avec l'activité cérébrale. Nous présentons ici deux techniques non-invasives de mesure des champs magnétiques et électriques générés par cette activité.

1.1.2.1 Magnétoencéphalographie (MEG)

Bien qu'elle soit assez similaire à l'électroencéphalographie apparue elle au début du 20^{ème} siècle, la magnétoencéphalographie (MEG), ne s'est développée que plus tard dans les années 1970. La principale raison de ce développement tardif est due principalement à des limitations techniques. D'une part la MEG requiert des capteurs supraconducteurs qui sont refroidis à l'hélium liquide. D'autre part, cette méthode de mesure non-invasive est basée sur l'enregistrement des variations du champ magnétique à la surface du crâne provoquées par l'activité électrique générée par les neurones pyramidaux, or ces variations sont extrêmement faibles, de l'ordre de 10^{-15} Tesla, ce qui nécessite des capteurs extrêmement précis qui n'ont pu être développés avant. En plus de ces difficultés techniques, le développement de l'utilisation de la MEG est également freiné par le coût élevé du dispositif, l'espace occupé par le matériel (en grande partie parce que les capteurs doivent être refroidis à l'hélium liquide ce qui requiert un appareillage très volumineux), la nécessité d'installer le matériel dans une pièce blindée magnétiquement et sa complexité d'utilisation.

Ces freins sont d'autant plus importants dans le contexte des ICM pour lequel la portabilité et la facilité d'utilisation des dispositifs d'enregistrement sont des éléments

importants. En revanche, le grand nombre de capteurs utilisés (en général de 256 à 512 à l'heure actuelle) offre une bonne résolution spatiale et la résolution temporelle est quant à elle excellente (de l'ordre de la milliseconde). Une des particularités de la MEG par rapport à l'EEG est que les signaux qu'elle enregistre sont préférentiellement ceux des assemblées de neurones pyramidaux dont les axones sont orientés de façon parallèle à la surface du crâne.

Au vu de son apparition plus tardive et de ses inconvénients, il n'est pas étonnant de constater que les études qui utilisent la MEG dans le cadre d'ICM ne sont encore que peu nombreuses. Cependant, certains auteurs ont montré la possibilité de l'utilisation de cette technique pour la réalisation d'ICM basées sur l'imagerie motrice mentale à la fois chez des sujets sains (Lal et al. 2005) et chez des patients tétraplégiques (Kauhanen et al. 2006) ou ayant eu un accident vasculaire cérébral (Buch et al. 2008). Certains prônent l'utilisation de la MEG (Mellinger et al. 2007; Lal et al. 2005) du fait de son faible rapport signal sur bruit et de ses capacités de localisation accrues par rapport à l'EEG du fait que les champs magnétiques souffrent beaucoup moins des déformations dues au crâne ou au fluide intracérébral que les champs électriques (Hämäläinen et al. 1993). Mellinger et ses collaborateurs (2007) indiquent d'autre part que la MEG permet d'utiliser le signal au delà de 40 Hz, dans la mesure où les enregistrements doivent être effectués dans une chambre blindée électromagnétiquement, ce qui n'est pas forcément systématiquement le cas avec l'EEG, et que dans ce cas les perturbations dues aux lignes électriques viennent polluer le signal autour de 50 Hz. Les études les plus récentes ont montré qu'il était également possible de décoder la direction (parmi 4 possibles) des mouvements de la main (Zhang et al. 2011; Wang, Sudre, et al. 2010; Waldert et al. 2008), la rapidité d'exécution (Jerbi et al. 2007; Gu 2009), et la trajectoire (Georgopoulos et al. 2005) d'une commande motrice. Malgré certains avantages de la MEG par rapport à l'EEG en terme de qualité de signal, on peut noter qu'à l'aide d'enregistrements simultanés en EEG et en MEG, Waldert et collaborateurs (2008) ont obtenu des résultats qui indiquent qu'il est possible d'inférer la direction du mouvement de la main de façon équivalente pour les deux types de techniques.

1.1.1.2.2 Electroencéphalographie (EEG)

La majorité des données traitées dans cette thèse se rapportent à des enregistrements EEG. De ce fait, cette technique est introduite en détail dans la suite de cette section.

1.1.2.2.1 Définition

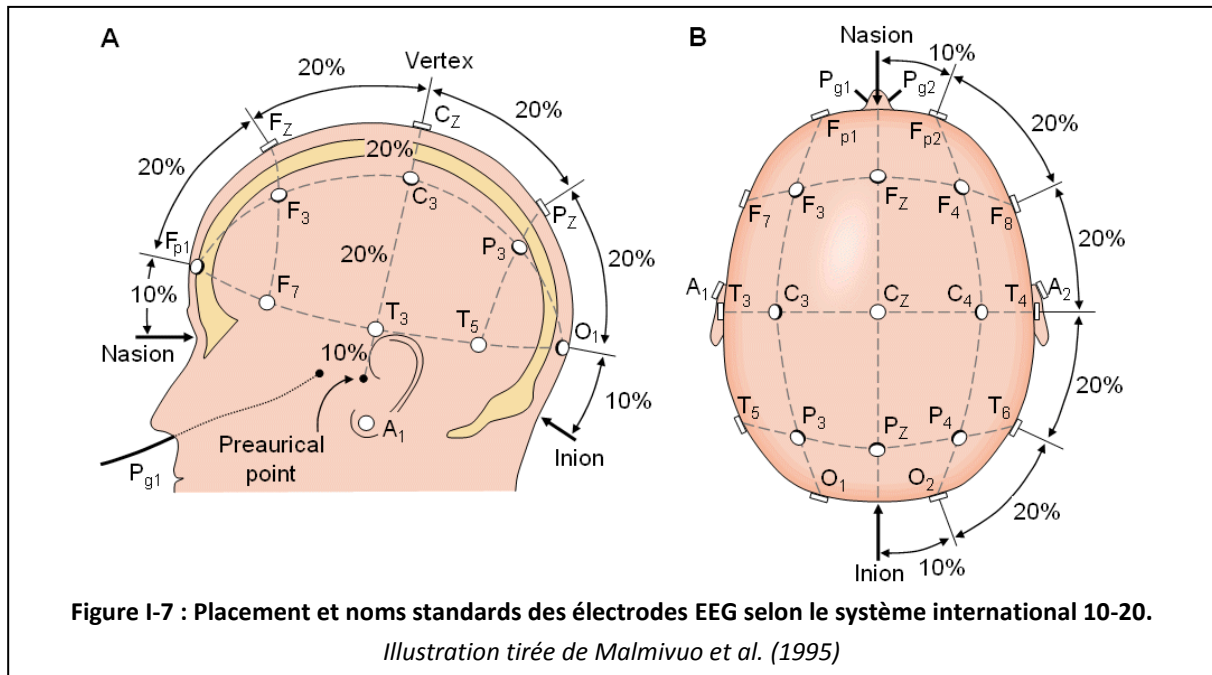
L'électroencéphalographie est l'enregistrement de l'activité électrique du cerveau.

L'électroencéphalogramme représente la transcription sous forme d'un tracé des variations dans le temps des potentiels électriques recueillis sur la boîte crânienne en différents points du scalp. On réserve le nom d'électrocorticogramme (ECoG) au tracé obtenu lorsque les électrodes sont placées directement sur le cortex et l'on parle de stéréoelectroencéphalographie (SEEG) lorsque les électrodes sont implantées directement dans les structures cérébrales (avant certaines interventions neurochirurgicales pour traiter les troubles épileptiques).

1.1.2.2.2 Historique

L'histoire de l'électroencéphalographie commence avec le biologiste Richard Caton qui, en 1875, détecta chez le singe et le lapin « la présence de courants électriques à la surface du cerveau attestée par des oscillations de l'aiguille du galvanomètre ». Hans Berger appliqua à l'homme cette technique et enregistra le premier EEG en 1929 sous forme de « variations permanentes de potentiel enregistrées avec des électrodes impolarisables appliquées sur une lacune crânienne » (séquelle de fracture du crâne qui laisse certaines parties du cerveau dépourvues de leur protection osseuse) ou « à la surface du crâne intact » (Berger 1929). Il est intéressant de noter qu'en fait, Berger se souciait peu du phénomène électrique en lui-même. Après avoir vécu un phénomène de rêve prémonitoire, son but était de matérialiser « l'énergie psychique » de l'être humain afin d'identifier le support de la pensée, voire d'étudier sa transmission interpersonnelle (Millett 2001). C'est à la suite de ce tournant qu'il a découvert l'EEG chez l'homme.

L'inscription à jet d'encre – l'ancêtre de l'imprimante – introduite par Grass en 1935, permit de visualiser les activités électriques sur papier, jusqu'alors uniquement observées à travers les mouvements des aiguilles du galvanomètre au moment de l'enregistrement. Les bases de certains examens diagnostiques en neurologie furent posées dès 1945 et sont toujours appliquées aujourd'hui. Depuis quelques années, avec l'avènement des micro-ordinateurs, l'enregistrement papier est remplacé par l'enregistrement numérique. Les amplificateurs EEG actuels peuvent gérer de nombreux canaux (jusqu'à 512 pour certains appareils). Les enregistrements s'effectuent en général sur des électrodes Ag/AgCl (Argent/Chlorure d'argent) d'environ 1 cm de diamètre, la plupart du temps placées selon des systèmes de positionnement standard (Figure I-7).



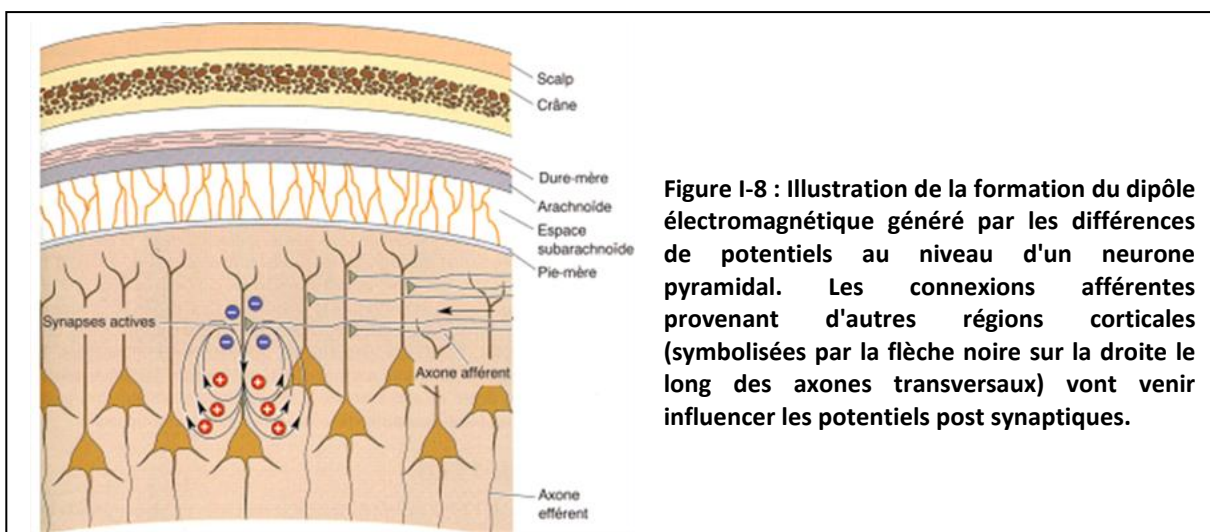
1.1.2.2.3 Origine de l'électrogenèse cérébrale

Il est communément admis que la cognition dépend intimement du fonctionnement du cortex cérébral. La compréhension des bases neurales de la cognition devrait de ce fait demander une connaissance et une compréhension des opérations corticales à chaque niveau d'organisation du cortex : microscopique (cellule nerveuse), mésoscopique (ensemble ou réseau local de cellules nerveuses) et macroscopique (réseau de réseau, ou réseau à large échelle, système dans son ensemble). Les mécanismes cellulaires des neurones corticaux opèrent à l'échelle microscopique et sont mesurés par un ensemble de techniques adaptées à ce niveau (par exemple à l'aide d'enregistrements intracellulaires). Cependant, les neurones corticaux individuels (enregistrés par les techniques unitaires et multi-unitaires) contribuent à la fonction cognitive en participant à l'action conjointe des réseaux neuronaux, qui opèrent eux aux échelles mésoscopique et macroscopique. A l'échelle microscopique, la part de l'activité totale d'un seul neurone qui correspond à cette coopération peut se révéler extrêmement faible, mais l'activité coopérative des réseaux auxquels il appartient exerce des effets qui vont être pertinents pour la cognition. Il faut tout de même noter que certains travaux montrent que l'activité d'un seul neurone peut influencer le comportement et est proposée comme déclencheur de bascule entre différents états corticaux (Li, Poo, et Dan 2009). Le niveau mésoscopique concerne l'activité coopérative de neurones organisés localement en assemblées ou en réseau peu étendu. Certains travaux montrent que l'application d'un courant à des clusters de neurones peut influencer la cognition et notamment

la perception du mouvement (Hanks, Ditterich, et Shadlen 2006; Ditterich et al. 2003; Britten et van Wezel 1998; Celebrini et Newsome 1995; Salzman et al. 1992) et le temps de réponse (Salzman et al. 1992), ainsi que la perception de la profondeur (vision en 3-D) (DeAngelis et al. 1998). Le niveau macroscopique concerne l'activité coopérative de neurones qui sont organisés globalement en réseaux étendus ainsi que celle du système dans son ensemble. De nombreuses fonctions corticales importantes reposent sur l'activité de réseaux de neurones et sont mesurées par d'autres techniques spécialisées plus ciblées sur les niveaux mésoscopique et macroscopique. L'électrocorticographie (ECoG), la stéréoeencéphalographie (SEEG) et l'électroencéphalographie (EEG) de surface en font partie.

Les diverses manifestations électriques globales enregistrées sur le scalp proviennent des activités électriques des cellules nerveuses sous-jacentes. Les générateurs principaux sont vraisemblablement les neurones pyramidaux des couches III et V du cortex. Ces cellules, perpendiculaires à la surface corticale, sont, de par leurs activités et celles de leurs synapses, la source de courants extracellulaires oscillant en permanence entre leur soma et leurs dendrites, sièges des potentiels post-synaptiques. Grâce à la différence de charge ionique entre les parties inférieure et supérieure de la cellule, ces neurones agissent comme des dipôles électromagnétiques (Figure I-8).

Ces courants ne sont recueillis en surface que si des milliers de cellules sont actives en même temps et si leur orientation ne conduit pas à une annulation des signaux électriques. Les fluctuations de potentiels ainsi enregistrées et leur sommation sont très variables et peuvent être de natures différentes.



1.1.2.2.4 Les Potentiels Evoqués (PE)

Une des méthodes classiques pour l'analyse des EEG est l'analyse des potentiels évoqués. Le potentiel évoqué (PE) est un signal neuronal qui reflète l'activité électrique coordonnée d'un ensemble de neurones enregistrée à la surface du scalp suite à la présentation d'un stimulus au sujet. Le PE fournit une fenêtre sur la dynamique de l'activité du réseau en lien avec différents processus cognitifs variés, à la fois au niveau mésoscopique et macroscopique, sur une échelle de temps qui est comparable à celle de l'activité d'un neurone unique. Les PE proviennent des interactions synchrones au sein d'un grand nombre de neurones. Ceci inclut des interactions très locales et très denses au niveau des cellules pyramidales excitatrices et des inter-neurones inhibiteurs mais aussi des interactions à longue distance qui se font via des chemins axonaux afférents provenant d'autres régions du cortex comme les zones sensorielles primaires par exemple (Figure I-8).

Qu'elle reflète une activité mésoscopique ou macroscopique, cette variation transitoire du potentiel électrique produite par le système nerveux se fait en réponse à une stimulation externe. L'activité évoquée par l'évènement se fait conjointement à l'activité en cours non liée à l'évènement. Lorsque que l'on considère le traitement d'un même type d'évènement à plusieurs reprises, l'activité spécifique est noyée dans un ensemble de phénomènes variables d'un essai à l'autre. Cette activité non spécifique peut donc être considérée comme aléatoire par rapport à l'évènement. De ce fait, si l'on effectue une moyenne des différents enregistrements qui correspondent à un même type d'évènement, cette activité aléatoire devrait donc s'annuler et l'activité spécifique à l'évènement devrait être mise en avant. Cette technique, illustrée par la Figure I-9, est classiquement utilisée dans l'analyse des potentiels évoqués afin de réduire le bruit (dans le sens d'un signal non pertinent qui perturbe l'information qui nous intéresse) et les artefacts, et faire ainsi ressortir le signal moyen lié à l'évènement.

La fluctuation du potentiel électrique lié à l'évènement est classiquement décrite en nommant ses différents pics en fonction de leur polarité et de leur ordre d'apparition. Les pics peuvent apparaître à différentes latences (durée entre l'évènement, par exemple la présentation du stimulus, et l'apparition du pic considéré), et avoir différentes amplitudes (valeur du potentiel au sommet du pic). Un exemple de forme classique est illustré sur la Figure I-10. Les potentiels évoqués typiques sont également souvent nommés en fonction de leur latence et de leur polarité, par exemple le potentiel N100 (indiqué par le label N1 sur la

Figure I-10), est un pic Négatif qui est observé aux alentours de 100 millisecondes après la présentation du stimulus.

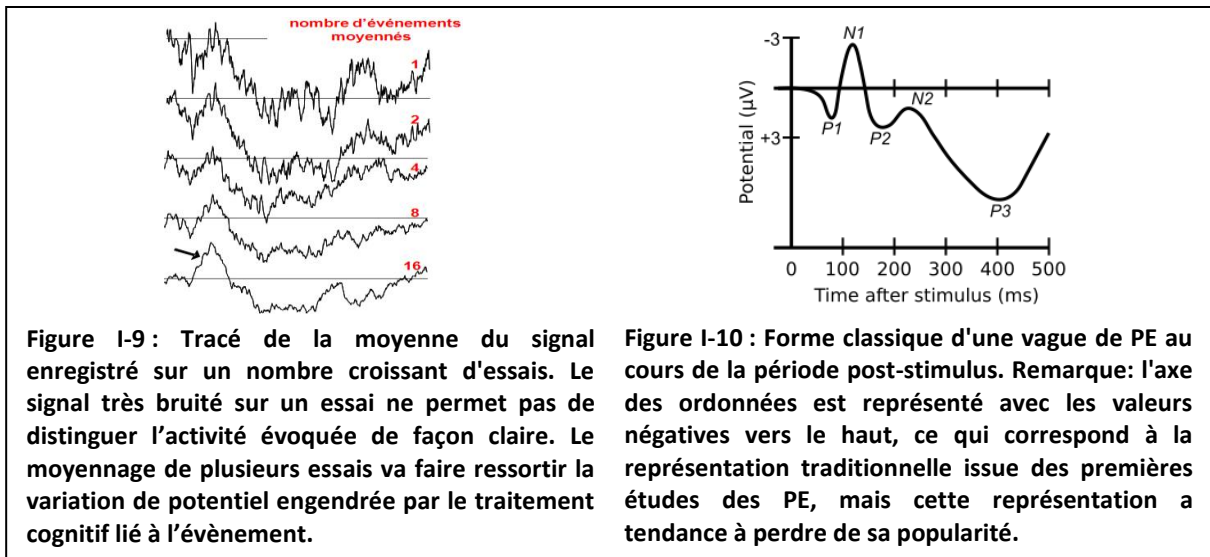


Figure I-9 : Tracé de la moyenne du signal enregistré sur un nombre croissant d'essais. Le signal très bruité sur un essai ne permet pas de distinguer l'activité évoquée de façon claire. Le moyennage de plusieurs essais va faire ressortir la variation de potentiel engendrée par le traitement cognitif lié à l'évènement.

Figure I-10 : Forme classique d'une vague de PE au cours de la période post-stimulus. Remarque: l'axe des ordonnées est représenté avec les valeurs négatives vers le haut, ce qui correspond à la représentation traditionnelle issue des premières études des PE, mais cette représentation a tendance à perdre de sa popularité.

En résumé, cette approche traditionnelle des PE transitoires est de considérer le PE comme une forme caractéristique de la variation de potentiel qui apparait en relation avec un évènement comportemental ponctuel. Elle est cependant basée sur la supposition que la forme du PE possède la même amplitude et la même phase à chaque fois que l'évènement est répété sur plusieurs essais. Plusieurs études ont montré que cette supposition n'était pas toujours valide et que des variations au niveau de la latence d'apparition des PE dégradaient le signal obtenu en moyennant plusieurs essais, comme l'illustre la Figure I-11 (Makeig, Debener, et al. 2004; Truccolo et al. 2002).

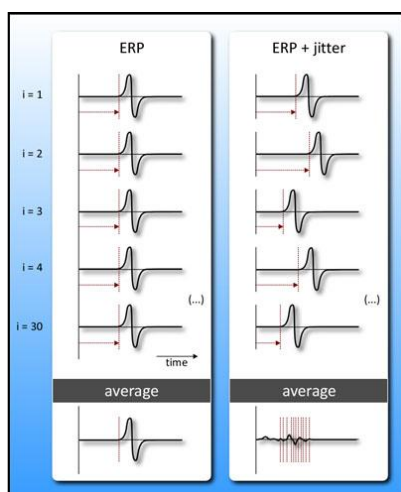


Figure I-11 : Effet d'un décalage temporel variable des PE au niveau de chaque essai. Le PE moyen est nettement atténué et déformé.

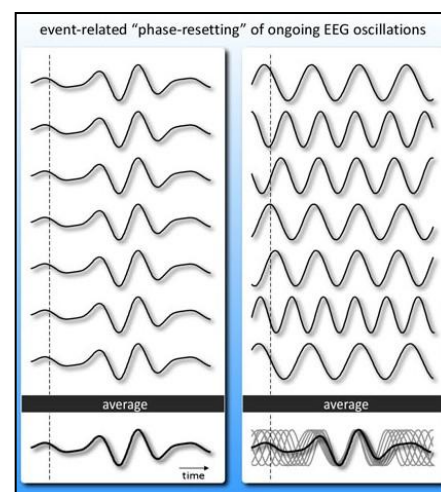


Figure I-12 : A gauche un PE selon le modèle classique. A droite le même PE généré à partir de plusieurs oscillations différentes.

Il a été également montré que le PE moyen observé pouvait résulter de la réorganisation d'une activité oscillatoire dans différentes bandes de fréquences, notamment par réalignement de la phase au moment de l'évènement (Makeig et al. 2002). La génération d'un PE par des activités oscillatoires est illustrée sur la Figure I-12.

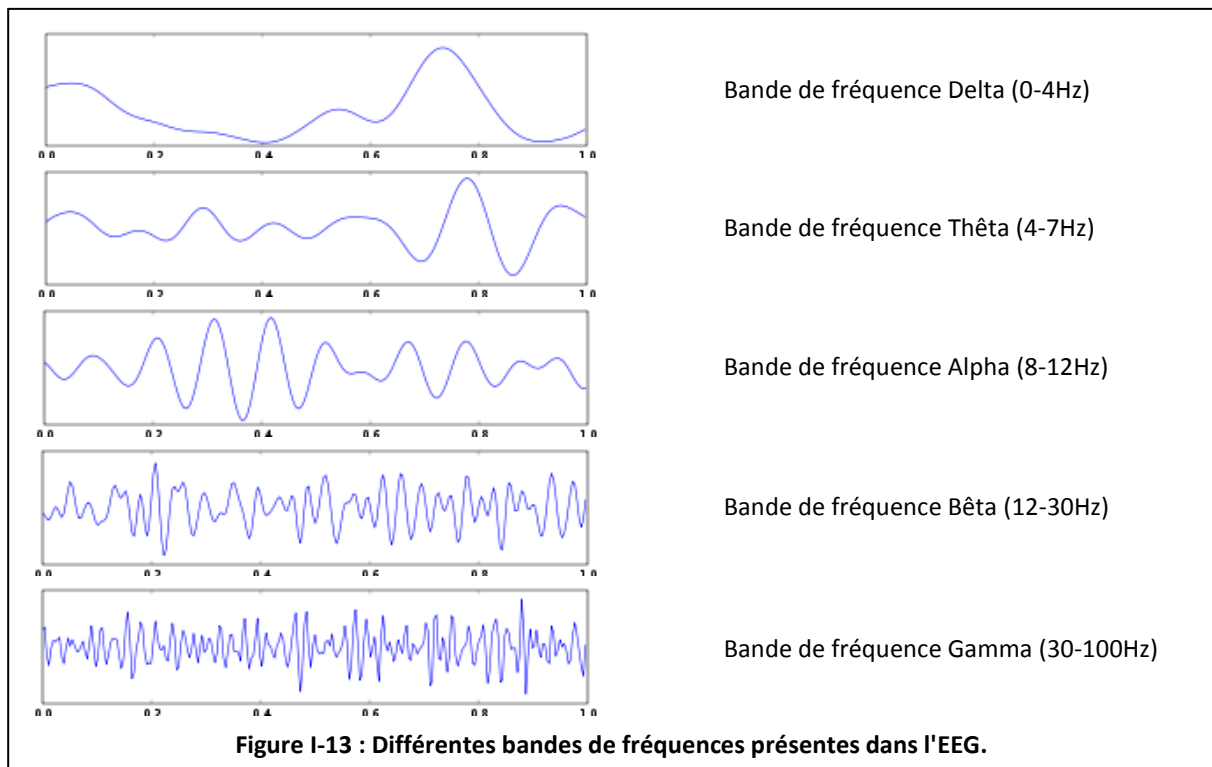
Le contenu de l'EEG, que l'on considère la génération ponctuelle de PE ou l'activité sur une plus longue période, présente donc des caractéristiques oscillatoires périodiques plus ou moins transitoires. Ces oscillations peuvent être également analysées en termes de rythmes. Il est maintenant communément accepté qu'en plus des PE considérés jusqu'à maintenant, des évènements sensoriels, moteurs ou cognitifs induisent des augmentations ou diminutions transitoires des oscillations présentes dans l'EEG. L'augmentation de l'amplitude d'une oscillation dans une bande de fréquence donnée suite à un évènement est appelée Synchronisation Liée à l'Evènement (*Event Related Synchronization* en anglais, *ERSyn*¹) d'après Pfurtscheller et Lopes da Silva (1999). De façon réciproque, la diminution de l'amplitude spectrale est appelée Désynchronisation Liée à l'Evènement (*Event Related Desynchronization* en anglais, *ERD*). Ces deux phénomènes sont également regroupés sous le terme Perturbation Spectrale Liée à l'Evènement (*Event Related Spectral Perturbation* en anglais, *ERSP*), décrite par Makeig et ses collaborateurs (Makeig 1993; Makeig, Debener, et al. 2004).

Cependant, si les oscillations contenues dans l'EEG ne sont pas synchronisées en phase par rapport à l'évènement, elles peuvent être perdues lorsque l'on moyenne les signaux à travers les essais. D'autres types d'analyse présentés dans la section suivante sont donc nécessaires pour mettre en évidence ces phénomènes liés aux oscillations.

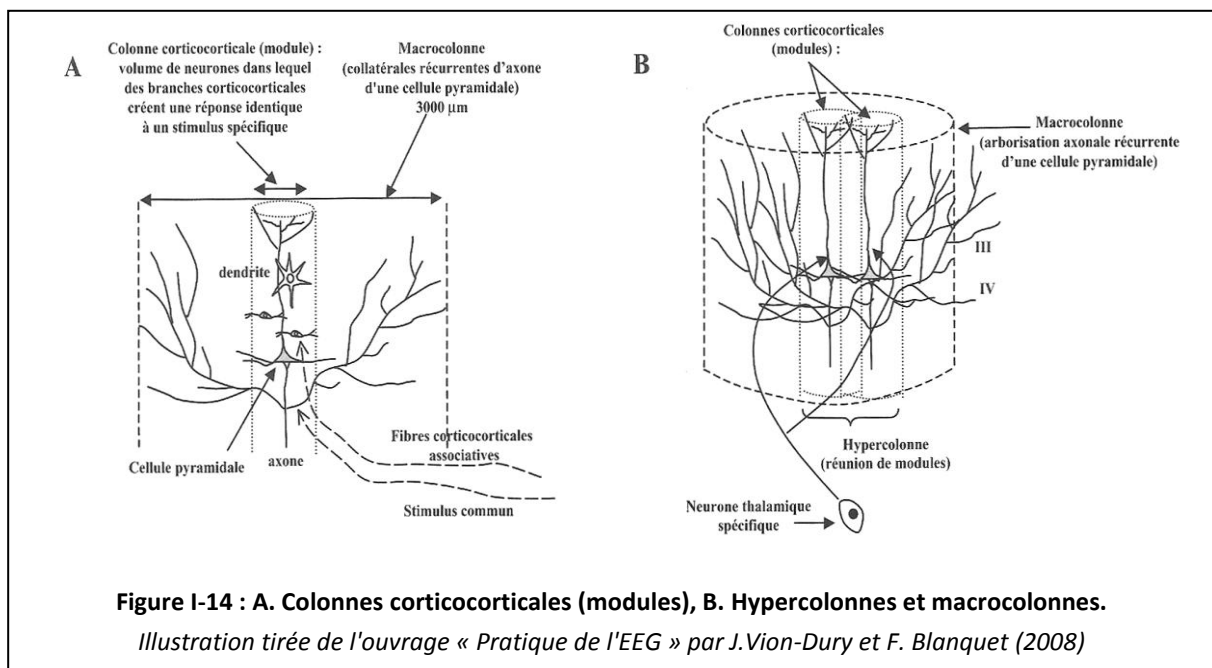
1.1.2.2.5 Analyse spectrale et temps-fréquence

En plus des PE correspondant à des fluctuations transitoires liées à l'arrivée massive de potentiels d'action transmis par les connexions axonales cortico-corticales longue distance au niveau des arbres dendritiques des cellules pyramidales, nous avons vu qu'une autre catégorie d'activité peut être mise en évidence. Il s'agit de l'activité oscillatoire. On distingue ces oscillations en fonction de leur fréquence, c'est-à-dire de la rapidité avec laquelle la fluctuation de potentiel électrique s'effectue. La Figure I-13 rappelle les principaux rythmes étudiés en EEG chez l'homme et les bandes de fréquences correspondantes.

¹ La notation originale dans les travaux de Gert Pfurtscheller est *ERS*, cependant cette abréviation sera utilisée dans le Chapitre II pour décrire l' *Event Related Spectrum* qui est à la base des équations utilisées pour le calcul des *Event Related Spectral Perturbations* (*ERSP*). L'*Event Related Synchronization* est donc notée ici *ERSyn*.



La présence de ces rythmes s'explique par l'existence de phénomènes de synchronisation de certaines populations de neurones présentant une similitude architectonique et fonctionnelle. De nombreuses cellules pyramidales sont organisées en macrocolonnes orientées perpendiculairement à la surface des circonvolutions du manteau néocortical (matière grise); de ce fait des oscillations coordonnées peuvent avoir lieu dans la même direction au sein de régions adjacentes (Figure I-14).



Cette synchronisation est étroitement liée à celle des afférences. Les rythmes résulteraient de l'activation de boucles fermées, établies entre neurones du cortex et neurones du thalamus, qui ont la propriété de décharger sur un mode rythmique (*pacemaker*), ou de l'activation coopérative de populations de neurones corticaux. Lors des fluctuations du niveau de vigilance, la stimulation effectuée par des afférences synchronisantes ou désynchronisantes (empruntant dans la majorité des cas la formation réticulée ou provenant des voies sensitivo-sensorielles) modifie de façon importante l'aspect du tracé EEG et son contenu fréquentiel. Les mécanismes donnant lieu à l'apparition des différents rythmes cérébraux restent cependant encore mal connus.

Les oscillations sont appelées « induites » si elles ont lieu à la suite d'un évènement, ou au contraire « spontanées » si elles ont lieu indépendamment d'évènements extérieurs. L'analyse spectrale, c'est-à-dire l'extraction des caractéristiques fréquentielles présentes dans l'EEG, et l'analyse temps-fréquence, qui revient à appliquer l'analyse spectrale « à chaque instant » et permet ainsi d'observer les variations du contenu fréquentiel de l'EEG au cours du temps, permettent d'avoir une approche complémentaire à l'analyse par PE.

Enfin, il est bon de rappeler que, de manière générale, l'activité électrique cérébrale enregistrée, quelle qu'elle soit, est modifiée par les enveloppes protectrices du cerveau : les méninges avec le Liquide Céphalo-Rachidien (très conducteur), le diploé osseux (très isolant), le scalp (bon conducteur). La traversée de ces différents milieux par le signal a pour effet de diminuer l'amplitude des ondes cérébrales (plus particulièrement les fréquences de 15 à 30 Hz) et d'augmenter artificiellement leur synchronie. Ainsi l'EEG de surface contient très peu de rythmes rapides, alors qu'ils sont très abondants en ECoG. On estime que pour apparaître sur le scalp, il faut une décharge simultanée et synchrone d'une population d'un million de neurones orientés dans le même sens, ce qui représente en moyenne au moins 6 cm² de superficie à la surface du cortex (Nunez et Srinivasan 2006; Cooper et al. 1965). L'EEG possède de ce fait une faible résolution spatiale, comparée par exemple à l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle. Elle permet toutefois d'adresser des questions sur la dynamique des processus cognitifs avec une très bonne résolution temporelle car elle permet d'enregistrer les fluctuations de l'EEG à l'échelle de la milliseconde et constitue donc une technique idéale à ce niveau pour les ICM et le neurofeedback. Dans la suite de ce document, nous nous intéressons plus particulièrement à cette technique d'enregistrement étant donné que c'est celle qui a été utilisée pour les études mises en place lors de cette thèse.

1.2 Détail du fonctionnement d'une ICM

Les signaux cérébraux décrits dans les sections précédentes vont être utilisés par l'ICM non-invasive pour permettre à un sujet d'envoyer des commandes à un ordinateur. De manière générale, la conception d'une ICM nécessite la mesure de l'activité cérébrale et l'identification d'un motif particulier (la plupart du temps parmi plusieurs possibles) contenu dans le signal mesuré. L'identification d'un motif implique deux phases clés, à savoir l'extraction de caractéristiques (*Features Extraction*) et la classification (*Classification*) (Lotte et al. 2007). La première a pour but de décrire les signaux par un nombre de grandeurs pertinentes le plus réduit possible. Ce sont ces grandeurs qui sont appelées « caractéristiques » (*Features*), tandis que la deuxième a pour objectif d'attribuer une classe à ces caractéristiques de manière automatique (classe qui correspondra à un des états ou tâches mentales utilisés pour l'ICM). Cependant, une étape préalable est souvent nécessaire : il s'agit de la gestion des artefacts. Une ICM est un système relativement complexe et on peut distinguer les différents éléments qui la composent de manière plus ou moins détaillée.

La Figure I-15 représente un exemple de décomposition fonctionnelle assez complète d'une ICM. Chacune pourrait être décrite de manière précise, mais ce n'est pas l'objet de cette section qui va se concentrer sur les trois briques fonctionnelles qui occupent une place centrale dans le fonctionnement d'une ICM, et plus particulièrement dans le contexte d'une ICM basée sur l'EEG : la gestion des artefacts, l'extraction et la sélection des caractéristiques, et la classification. Les différentes sous-sections ne visent donc pas l'exhaustivité de la description des solutions qui peuvent être mises en jeu au niveau de chacun de ces éléments mais constituent une introduction à leurs fonctions principales. Pour une revue détaillée de l'ensemble des méthodes utilisées pour chaque élément, se référer à la synthèse de Bashashati et al. (2007).

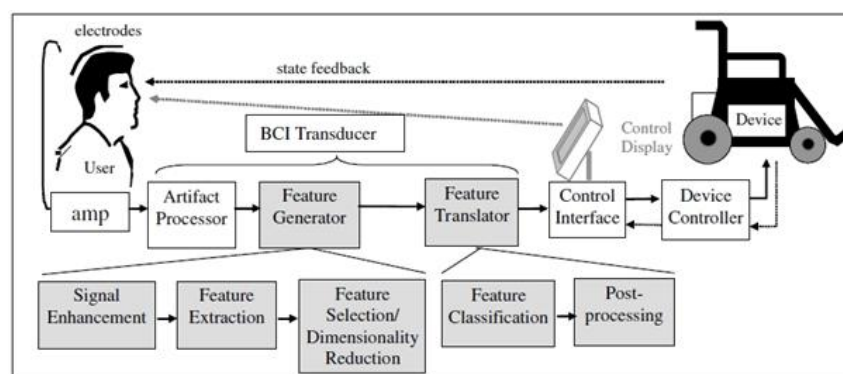


Figure I-15 : Schéma détaillé des briques fonctionnelles d'une ICM.

Illustration tirée de Bashashati et al. (2007)

1.2.1 Gestion des artefacts

Les informations pertinentes contenues dans l'activité cérébrale sont noyées dans un ensemble très bruyé. On désigne sous le terme bruit un ensemble de phénomènes qui font partie du signal enregistré mais qui peuvent potentiellement masquer l'information d'intérêt. Le bruit peut être de nature artefactuelle, non-liée à l'activité cérébrale, et non-physiologique. Dans cette catégorie on peut citer :

- Les perturbations électromagnétiques dues aux lignes électriques environnantes (qui viennent introduire dans le signal une composante oscillatoire à 50 Hz ou 60Hz selon les pays, accompagnée des harmoniques correspondantes).
- Les perturbations électromagnétiques dues au matériel électronique.
- Les perturbations dues à des variations de la qualité du contact entre les électrodes et le sujet, qui peuvent être entraînées par (i) le déplacement du matériel (bonnet, électrodes), (ii) les mouvements du sujet, (iii) des modifications du substrat conducteur dans le cas de l'utilisation d'électrodes qui nécessitent son emploi pour assurer la conduction électrique entre le scalp et chaque électrode, (iv) la transpiration du sujet.

Cependant, il existe également certaines sources de bruit de nature physiologique :

- Les artefacts musculaires - L'activité musculaire entraîne des variations de potentiel électrique de fortes amplitudes en grande partie supérieures à l'activité EEG mesurable, et à haute fréquence (supérieure à 13 Hz), qui peuvent se projeter sur les électrodes d'enregistrement. Les muscles de la mâchoire, les muscles du front et du cou, étant très proches des électrodes d'enregistrement, vont notamment perturber le signal EEG de manière prépondérante.
- Les artefacts oculaires - Les clignements des yeux se traduisent par un signal lent (de fréquence inférieure à 4 Hz) qui correspond au mouvement mécanique de la paupière. Le signal apparaît principalement dans la zone frontale (Fp1 et Fp2) et s'atténue rapidement lorsque l'on s'éloigne des yeux. Les mouvements des yeux entraînent également un signal lent (de fréquence inférieure à 4Hz) qui correspond au mouvement mécanique des yeux. Les yeux forment un dipôle et lorsque les yeux bougent, ils se rapprochent ou s'éloignent de certaines électrodes ce qui crée des artefacts dans le signal EEG qui sont typiques des mouvements oculaires (à noter que dans certains cas ce signal n'est plus considéré comme du bruit...par exemple quand l'électro-oculogramme constitue notre signal d'intérêt). Si on considère l'EEG, les artefacts de mouvements oculaires apparaissent principalement dans les zones frontales et

temporales. Le signal est plus diffus que les clignements des yeux mais il est souvent d'amplitude moindre.

- L'électrocardiogramme (ECG) - L'activité électrique générée par le cœur est très puissante et souvent présente dans l'EEG.

Les signaux qui nous intéressent principalement dans les enregistrements EEG sont les signaux d'origine cérébrale. Nous cherchons en particulier à décoder certains motifs spécifiques de l'activité cérébrale en lien avec des activités cognitives choisies. Cependant les processus cognitifs qui nous intéressent peuvent survenir en même temps que certains autres processus qui ne sont pas en lien direct avec la tâche ou l'état mental étudié et ces processus non pertinents doivent donc être considérés comme une source additionnelle de bruit. Enfin, la variabilité de l'exécution de la tâche mentale par le sujet – tant au niveau subjectif que neuronal – peut aussi être considérée comme source de bruit.

Souvent cette seconde catégorie de signaux cérébraux non-pertinents n'est pas considérée à proprement parler comme une source d'artefacts à éliminer au même titre que les autres sources de bruit. Elle est souvent prise en compte en aval de la chaîne de traitement du signal EEG, au niveau de l'étape d'extraction et de sélection des caractéristiques.

Dans le contexte des ICM, il est important d'éliminer les artefacts dans la mesure où ils contaminent les signaux liés aux phénomènes cérébraux utilisés pour contrôler l'ICM. Il est également important de veiller à ce que le système ne soit pas contrôlé par des signaux de nature artefactuelle et non cérébrale. De nombreuses techniques existent pour traiter les artefacts décrits plus haut.

On peut distinguer en particulier trois approches :

- **Eviter ou réduire l'occurrence des artefacts** : cette technique communément utilisée lors des enregistrements EEG classiques consiste à donner des instructions au sujet afin qu'il évite de changer de position, qu'il évite de bouger la tête, qu'il minimise ses mouvements oculaires et ses clignements des yeux, qu'il évite de froncer les sourcils, qu'il évite de serrer les dents, qu'il évite de parler, qu'il évite de déglutir, qu'il évite de sourire, etc... Bien évidemment, il est très difficile de contrôler l'ensemble de ces facteurs aussi bien pour l'expérimentateur que pour le sujet. Si l'avantage évident de cette méthode est qu'elle ne nécessite aucun traitement du signal, cette approche reste très limitée. Cette méthode peut s'envisager sur de courtes périodes et peut donc être envisagée dans le cadre d'ICM synchrones basées sur la présentation de stimuli et utilisant des essais bien délimités dans le

temps, mais elle est en revanche difficilement applicable dans le cadre d'ICM asynchrones où l'activité cérébrale est traitée de façon continue. De plus, cette méthode demande au sujet d'effectuer une tâche cognitive supplémentaire où il doit constamment surveiller son comportement pour ne pas générer d'artefacts dans l'EEG. Cette tâche additionnelle peut nuire à l'apprentissage du sujet et aux performances de l'ICM. Il a été montré par exemple que d'empêcher les sujets de cligner des yeux conduisait à des changements d'amplitude et de latence pour certains potentiels évoqués (Ochoa et Polich 2000; Verleger 1991) qui comptent parmi les signaux utilisés pour contrôler les ICM. On peut éventuellement envisager d'effectuer la conception de l'ICM en prenant en compte ces artefacts. Cependant, certains artefacts sont inévitables comme les signaux physiologiques involontaires. On ne peut certainement pas demander au sujet d'arrêter les battements de son cœur ou de cligner des yeux, et l'y contraindre pourrait avoir des conséquences fâcheuses sur son activité cérébrale et sur l'avis du Comité de Protection des Personnes quant à la validation de la procédure expérimentale...

De plus on peut remarquer l'apparition de nouveaux systèmes EEG sans fil grand public sur le marché, comme le MindSet de Neurosky² ou l'EPOC d'Emotiv³ qui montrent clairement l'orientation des ICM vers ce type de marché et une utilisation dans un contexte encore plus difficile à contrôler.

Plutôt que de surcharger le sujet avec de nouvelles tâches cognitives annexes mais qui peuvent se révéler stressantes et accentuer l'inconfort et la difficulté d'utilisation du système, on pourrait dès lors diminuer les contraintes sur le sujet tout en essayant de limiter l'impact des données contaminées sur les caractéristiques du signal utilisées pour contrôler l'ICM. C'est dans cette optique que les méthodes de réjection des données contaminées par des artefacts ont été développées dans le cadre de l'analyse du signal EEG.

- **Rejeter les données contaminées par les artefacts** : on peut distinguer les méthodes de réjection manuelles des méthodes de rejection automatiques. Les méthodes manuelles consistent à inspecter le signal et à juger, sur la base de sa propre expérience personnelle en analyse de signal EEG (qui peut bien sûr être basée sur des critères quantitatifs définis) de la présence ou non d'artefacts dans les tracés EEG, et de supprimer les sections identifiées comme contaminées. Cette technique ne requiert également que très peu de ressources computationnelles, mais demande en revanche beaucoup de temps et implique une expertise.

² <http://store.neurosky.com/products/mindset/>

³ <http://www.emotiv.com/apps/epoc/299/>

Elle peut devenir subjective et est assujettie à la variabilité du jugement d'un individu à l'autre. Enfin, un de ses désavantages majeur est qu'elle entraîne la perte de données précieuses et qu'elle n'est pas envisageable dans un système temps réel (*online*). Cette méthode est tout de même souvent utilisée a posteriori (*offline*) dans le contexte des ICM, c'est-à-dire pour l'analyse des données après leur enregistrement. Inspirées des méthodes de réjection d'artefacts manuelles dans un premier temps, les méthodes automatiques suppriment automatiquement les sections du signal contaminées par des artefacts. Outre leur avantage évident pour le traitement des données en temps réel, ces procédures sont également souvent utilisées lors de l'analyse a posteriori. Ces techniques se basent en général sur la détection d'artefacts dans un canal supplémentaire électro-oculographique (EOG) ou électromyographique (EMG), mais peuvent s'appliquer également directement à certains canaux EEG. Le signal considéré est comparé à un seuil prédéterminé caractéristique de la présence d'artefacts. Si le seuil est dépassé, le signal est automatiquement rejeté sur une certaine durée qui peut dépendre du type d'artefact. Par rapport à l'inspection manuelle, cette procédure a l'avantage de demander beaucoup moins de temps et d'être plus objective. En revanche elle conduit toujours à la perte de données.

Pourquoi cette méthode, qu'elle soit manuelle ou automatique, pose-t-elle problème ? D'une part, l'EEG contient souvent beaucoup d'artefacts potentiels, or éliminer toutes les sections contaminées conduirait à l'élimination de trop de données – ce qui ne permettrait pas le traitement du signal sous-jacent pour le contrôle des ICM. Cependant, si on choisit de retirer uniquement les sections très contaminées, les données ne seront pas complètement « propres ».

D'autre part, même s'il est possible d'obtenir des données « propres » grâce au nettoyage des données après l'enregistrement, qu'en est-il de l'analyse et de l'utilisation des données EEG en temps réel? Une réjection *offline* seule peut conduire à un système *online* qui ne serait pas robuste aux artefacts. Si on effectue une réjection en temps réel, le système n'est alors plus accessible durant un laps de temps qui peut varier suivant la durée des sections du signal rejetées, ce qui peut conduire à un système souvent inaccessible et peu réactif.

Est-il possible à la fois de diminuer l'impact des artefacts et de conserver les données? Le paragraphe suivant apporte un élément de réponse.

- **Retirer les artefacts des données enregistrées** : cette approche consiste à identifier et retirer les artefacts des signaux enregistrés. Une méthode de suppression des artefacts doit être

capable de retirer les activités artefactuelles tout en conservant autant que possible l'activité cérébrale. De nombreuses méthodes ont été exploitées ou développées pour y parvenir : filtrage linéaire, combinaison et régression linéaire, analyse en composantes principales, séparation aveugle de sources, etc... Je présente ci-dessous quelques unes de ces méthodes.

Filtrage fréquentiel linéaire : Cette technique de traitement du signal permet de supprimer des artefacts qui sont dans des bandes de fréquences spécifiques. Cela nécessite donc de connaître la spécificité dans le domaine spectral des artefacts concernés. De plus, l'application d'un filtre va atténuer le signal de manière globale dans les bandes de fréquence considérées, sans distinction entre l'activité artefactuelle et l'activité cérébrale. Cette méthode n'est donc efficace que dans les bandes de fréquences où l'activité électrique cérébrale n'est pas présente...or il est rare qu'il n'y ait aucun chevauchement entre les fréquences des artefacts et les fréquences de l'activité électrique cérébrale.

L'utilisation de la **régression linéaire** est basée sur la soustraction d'une fraction du signal temporel artefactuel au niveau de l'EEG. Par exemple dans le cas de l'EOG la méthode se fonde sur l'équation suivante (simplifiée à partir de Croft et al. 2005; Gratton 1998) :

$$EEG_{nc}^i(t) = EEG_{ac}^i(t) - K.EOG(t) \quad \text{Équation I-1}$$

où $EEG_{nc}^i(t)$ est l'EEG à l'instant t sur l'électrode i non contaminé par l'EOG, $EEG_{ac}^i(t)$ est l'équivalent mais contaminé par l'EOG, $EOG(t)$ représente le signal EOG à l'instant t et K est une constante. La question est alors d'estimer la valeur de K qui représente la contribution de l'EOG au signal EEG contaminé. Une méthode communément utilisée et qui vise à minimiser l'effet du bruit sur les estimations obtenues est d'employer la régression linéaire à l'aide un critère des moindres carrés (Croft et al. 2005). Cette famille de méthodes permet de conserver le signal EEG. En revanche elle nécessite un canal d'enregistrement du signal artefactuel et dans le cas spécifique de l'EMG elle nécessite plusieurs canaux de références pour ces artefacts, théoriquement un par muscle impliqué. Enfin, dans le cas de l'EOG elle élimine le signal EEG contenu dans l'EOG ce qui n'est pas optimal quand on s'intéresse à l'activité électrique cérébrale, et peut même soustraire des phénomènes d'intérêt, comme le P3f, un PE positif qui précède la réponse motrice visible au niveau des canaux sous-oculaires (Delorme, Westerfield, et Makeig 2007).

Les techniques de filtrage spatial constituent une autre approche très prometteuse et largement appliquées pour la soustraction des artefacts. Le filtrage spatial revient à multiplier le signal enregistré au niveau de chacune des électrodes par un coefficient réel et de faire la

somme des valeurs obtenues sur l'ensemble des électrodes. Un filtre spatial est donc défini par un vecteur de coefficients (un coefficient par électrode d'enregistrement). De multiples méthodes existent pour calculer différents filtres spatiaux. L'**analyse en composantes principales** (ACP) fait partie de ces méthodes et a pour but de trouver les projections (vecteurs ou composantes) sur lesquelles les données ont une variance maximale. Elle utilise les vecteurs propres de la matrice de covariance du signal pour transformer les données dans un nouveau système de coordonnées constitué par les composantes principales. Cette méthode est efficace et permet de conserver les données mais nécessite d'une part que les artefacts soient décorrélés du signal EEG et d'autre part que l'amplitude des mouvements oculaires soit beaucoup plus importante que celle des signaux cérébraux (Lagerlund, Sharbrough, et Busacker 1997).

Les techniques de séparation aveugle de sources (SAS), et notamment l'**analyse en composantes indépendantes** ou ACI (Jutten et Herault 1991; Comon 1994; Comon et Jutten 2009) sont de plus en plus utilisées pour calculer les coefficients des filtres spatiaux liés aux artefacts et permettre ainsi de séparer les artefacts des signaux EEG (Jung et al. 1998; Jung et al. 2000; Vigário et al. 2000). L'ACI permet de séparer les données en composantes les plus indépendantes possibles. Elle repose sur plusieurs hypothèses qui supposent (i) que les données enregistrées sur le scalp sont des mélanges spatialement stables des activités de sources cérébrales et artefactuelles indépendantes dans le temps, (ii) que la somme des potentiels provenant de différentes parties du cerveau, du scalp, ou du corps, est linéaire et (iii) que les délais de propagation du signal entre les sources et les électrodes sont négligeables. Elle possède plusieurs avantages vis-à-vis des autres méthodes citées jusqu'ici : elle ne nécessite aucun canal de référence qui enregistre les artefacts, elle préserve l'activité EEG, elle n'entraîne pas de perte de données, les composants isolés sont biologiquement plausibles (Delorme et al. 2012) et elle est applicable en temps réel (Halder et al. 2007). Par contre elle demande une inspection des composantes pour identifier les composantes artefactuelles. Il existe cependant de plus en plus de travaux qui visent à l'identification automatique de ces composantes (Li et al. 2006; Joyce, Gorodnitsky, et Kutas 2004). Cette technique est la technique que je développerai plus avant dans la partie méthodologique (Chapitre II: 2) pour tenter de déterminer si elle peut être appliquée à plusieurs sessions d'un même sujet en vue d'une application pour les ICM.

Enfin, on peut citer l'algorithme de *Common Spatial Patterns* (CSP) (Fukunaga 1990; Koles 1991), initialement introduit dans la communauté ICM dans le contexte de la

discrimination entre deux tâches mentales d'imagerie motrice (Müller-Gerking, Pfurtscheller, et Flyvbjerg 1999; Blankertz et al. 2008). Etant donné deux tâches mentales, cet algorithme va chercher à déterminer les filtres spatiaux linéaires qui, appliqués aux données EEG, maximise le rapport de variances entre les deux tâches. Ceci revient à une séparation de sources non-stationnaires à l'aide de statistiques du second ordre. Cet algorithme a permis de dériver également des méthodes efficaces pour filtrer la plupart des artefacts sur des enregistrements longs (Boudet et al. 2007; Boudet et al. 2008; Boudet et al. 2012). A noter que Gouy-Paillet et ses collaborateurs (Gouy-Pailler et al. 2010) ont indiqué que l'algorithme CSP – initialement prévu pour la distinction de deux classes d'activités – ainsi que son extension à plusieurs classes, pouvaient être reformulés dans le cadre théorique global de la séparation aveugle de source (SAS).

Nous avons pu voir que les techniques de filtrage spatial peuvent être utilisées dans le cadre de la soustraction des artefacts. Elles peuvent également se révéler très puissantes au niveau de l'extraction des caractéristiques pertinentes du signal.

1.2.2 Extraction et sélection des caractéristiques

Différentes activités cognitives ou pensées se traduisent par différents motifs au niveau de l'activité cérébrale. Les caractéristiques sont mesurées ou calculées à partir des propriétés des signaux utilisés pour l'ICM. Elles correspondent aux grandeurs qui vont apporter une information discriminative par rapport aux différentes tâches mentales effectuées ou états mentaux utilisés comme base de l'ICM. Ces grandeurs peuvent être caractérisées selon trois domaines : le domaine spatial, le domaine fréquentiel, et le domaine temporel.

La mise au point d'un ensemble de caractéristiques adaptées est une question difficile. L'information d'intérêt dans les signaux cérébraux est cachée dans un ensemble très bruité, et les signaux cérébraux comprennent un très grand nombre de sources actives simultanément. Un signal qui pourrait se révéler intéressant pour l'identification d'une tâche ou d'un état mental en particulier est souvent combiné dans l'espace et dans le temps à de nombreux autres signaux qui proviennent de processus mentaux différents. Pour cette raison, dans de nombreux cas, l'utilisation des méthodes simples classiques comme le filtrage passe-bande pour l'extraction de la puissance du signal dans des bandes de fréquences spécifiques se révèle insuffisant. D'autre part, ces « signatures » peuvent être variables d'un sujet à l'autre, et peuvent également varier dans le temps chez un même sujet.

Le signal électrique cérébral peut être mesuré par un nombre élevé d'électrodes. Toute l'information fournie par ces différents canaux n'est pas forcément pertinente pour distinguer un phénomène neurocognitif en particulier. De nombreuses caractéristiques peuvent être extraites dans l'espace et dans le temps avant d'être combinées dans un seul et même vecteur de caractéristiques. L'une des difficultés principales dans la conception d'une ICM est de choisir les caractéristiques pertinentes au sein de l'ensemble de toutes les caractéristiques possibles, dans les trois domaines qui présentent potentiellement une activité caractéristique d'un état mental : le domaine spatial, le domaine fréquentiel, et le domaine temporel. Il faut de plus limiter la taille de ce vecteur de caractéristiques car des vecteurs de taille trop importante conduisent à de nouvelles difficultés lors de l'étape d'entraînement des algorithmes de classifications utilisés dans la brique fonctionnelle suivante. On pourrait examiner toutes les combinaisons possibles mais cette solution n'est pas envisageable dans la mesure où le nombre de possibilités croît de manière exponentielle avec le nombre de caractéristiques. La plupart des algorithmes actuels vont chercher à minimiser le nombre de caractéristiques retenues tout en maximisant les performances de classification. Une revue des principaux algorithmes utilisés pour cette étape peut être trouvée dans l'article de Bashashati et al. (2007).

1.2.3 Classification

Le but de cette étape est la détection (ou la reconnaissance) de l'intention (ou de l'état mental) du sujet à partir du vecteur de caractéristiques défini par l'étape précédente. Soit des algorithmes de régression, soit des algorithmes de classification peuvent être utilisés pour atteindre ce but, mais actuellement l'utilisation des algorithmes de classification est la plus répandue. Les algorithmes d'Analyse Discriminante Linéaire (*LDA*) et de Machine à Vecteurs de Support (*SVM*) sont les plus utilisées pour leurs performances et leur capacité de généralisation, c'est-à-dire à classer correctement de nouvelles données. Pour une revue des différents algorithmes utilisés se référer à Bashashati et al. (2007), ainsi que Lotte et al. (2007).

Si les ICM ont connu un développement très fort ces 10 dernières années, l'utilisation d'une boucle fermée pour apprendre à contrôler ses signaux EEG est née dès les années 1960. Cette procédure, appelée neurofeedback est développée dans la section suivante.

2 Neurofeedback : définition, historique et développements récents.

Le neurofeedback est une technique utilisée principalement en médecine comportementale comme traitement parallèle à la psychothérapie (Lubar 1991; Lubar 1997). Un appareil électronique enregistre l'activité EEG à un endroit particulier du scalp, des mesures physiologiques sont extrapolées du signal et converties en une représentation sous forme d'un signal visuel et/ou auditif qui varie dynamiquement et de manière cohérente avec les signaux cérébraux. Tout s'effectue en temps réel, c'est-à-dire que les éléments présentés en retour représentent de manière continue l'activité cérébrale avec un délai minimum constant (Figure I-16).

La plupart du temps, en suivant de 20 à 30 séances de 30 minutes chacune, espacées de 2 à 3 jours, le participant peut apprendre à contrôler (consciemment ou inconsciemment) ses ondes cérébrales et à les faire tendre vers une direction désirée. Aujourd'hui, il y a plus de 1600 groupes cliniques qui utilisent le neurofeedback, la plupart sont des centres privés basés aux Etats-Unis, en Europe, en Australie et au Japon. Le neurofeedback a débuté aux Etats-Unis (Engstrom, London, et Hart 1970; Nowlis et Kamiya 1970) et est encore aujourd'hui pratiqué en majorité dans ce pays. Cependant, on assiste à une croissance rapide de l'intérêt pour le neurofeedback en Europe, à la fois dans le domaine clinique et dans le milieu de la recherche.

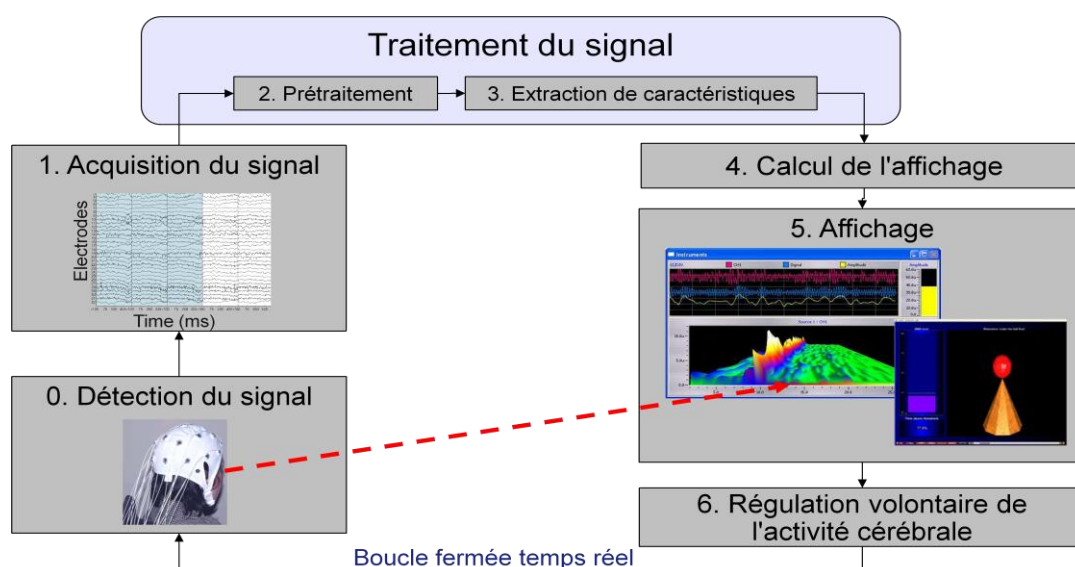


Figure I-16 : Diagramme de flux d'une boucle de neurofeedback.

Typiquement, un protocole de neurofeedback consiste à entraîner une activité cérébrale particulière à l'aide de l'EEG dans une ou plusieurs bandes de fréquences spécifiques, au niveau de certaines électrodes à la surface du scalp. Les bandes de fréquences et les localisations sont choisies à partir de l'analyse EEG et qEEG (*quantitative EEG*) du sujet : à partir de la comparaison de ces données à des bases de données (BDD) normatives⁴, à partir des critères cliniques (comme des diagnostics), et à l'aide des connaissances électrophysiologiques cliniques. Il est important de noter que cette sélection a souvent un caractère subjectif qui dépend du clinicien. Suite aux recherches qui sont en cours, il est probable que le neurofeedback du futur sera fondé sur des mesures plus objectives basées sur les corrélats EEG⁵ détaillés et validés, en lien avec les états mentaux ou capacités cognitives à entraîner, ou les pathologies à traiter.

Traditionnellement, on entraîne le sujet en lui présentant en temps réel l'activité de son cerveau. Cette activité est calculée à l'aide de mesures spectrales de Fourier sur une ou plusieurs électrodes d'intérêt, référencées par rapport à une électrode placée sur le nez ou le lobe de l'oreille (unipolaire), ou à une électrode proche (bipolaire). La principale limite de cette technique est la faible sélectivité spatiale du signal : du fait du modèle de diffusion des potentiels générés par le cerveau, une grande partie de la matière grise contribue au signal de retour et pas seulement les sources situées à la verticale de l'électrode d'entraînement (Kropotov et al. 2005). Un entraînement conçu de cette manière est donc en général peu spécifique à la structure cérébrale choisie pour cible. Un tel manque de spécificité spatiale est probablement l'une des raisons pour lesquelles l'entraînement de neurofeedback est difficile à réaliser, et nécessite de si nombreuses séances (de 20 à 30, en moyenne).

Pour comparaison, les études récentes sur le neurofeedback basé sur l'IRMf ont montré un apprentissage qui se fait en 3 à 6 séances seulement (deCharms et al. 2004; Weiskopf et al. 2003). On peut supposer que la rapidité de l'apprentissage est due à la meilleure résolution spatiale de l'IRMf. Ces résultats sont d'autant plus surprenants, que l'apprentissage par neurofeedback a été traditionnellement compris comme une technique de conditionnement du

⁴ Il s'agit de base de données qui regroupent des enregistrements de nombreux sujets sains ou souffrants de différentes pathologies neuro-psychologiques. Elles permettent de définir une « norme » statistique des mesures EEG au sein de ces différentes populations. Les données enregistrées sur le sujet à traiter seront comparées aux statistiques de cette BDD. Dans le contexte du neurofeedback ces BDD peuvent être utilisées : (1) dans un but diagnostique, (2) pour déterminer des déséquilibres éventuels des caractéristiques EEG du sujet et aider ainsi à la définition d'un protocole de NF adapté, (3) afin d'évaluer l'efficacité du traitement de NF. Pour plus de détails voir les ouvrages de Evans et Abardanel (1999, 29-64), et Kropotov (2008, 154-156).

⁵ Un corrélat EEG d'un état mental, d'un processus cognitif ou d'une pathologie correspond à une activité EEG, spatiale et/ou fréquentielle et/ou temporelle, statistiquement caractéristique de l'état mental, du processus cognitif ou de la pathologie en question.

sujet (Serman 1973) et que, dans le conditionnement classique, le renforcement est donné rarement plus de 500 ms après la réponse. Or, la réponse hémodynamique de l'IRMf est retardée d'au moins 4 secondes. Les sujets semblent donc capables d'apprendre même si le délai entre l'activité cognitive et l'activité cérébrale retranscrite est de l'ordre de quelques secondes.

De manière plus générale, le faible rapport signal sur bruit de l'EEG spontané, la contamination par les artefacts et la non spécificité spatiale citée plus haut sont tous des facteurs qui affaiblissent la spécificité du signal de retour par rapport à l'activité cérébrale ciblée, ce qui signifie que le renforcement est peut être donné quand le cerveau n'est pas dans l'état désiré ou encore que le renforcement n'est peut-être pas donné quand le cerveau est dans l'état désiré. Dans les deux cas, ceci va à l'encontre de la définition même du renforcement. Nous avons vu dans les sections précédentes que la séparation aveugle de sources pourrait permettre d'améliorer la spécificité spatiale. Cette approche a été utilisée par l'équipe de Joel Lubar (Cannon et al. 2009; Cannon et al. 2007; Congedo, Lubar, et Joffe 2004) qui a utilisé un système de neurofeedback basé sur l'analyse tomographique électromagnétique basse-résolution (LORETA, Pascual-Marqui, Michel, et Lehmann 1994) et montré la possibilité d'utiliser l'approche par reconstruction de source. Cependant la comparaison avec une méthode classique ou des méthodes de séparation aveugle de sources n'a encore jamais été faite. Il est donc difficile de juger de l'avantage réel de cette approche dans ce contexte.

Le neurofeedback est apparu avant que l'utilisation des ICM en tant qu'interfaces de communication ne soit développée. Il peut être considéré comme une ICM dans le sens général du terme, en cela que des signaux cérébraux sont utilisés pour contrôler un programme informatique (et pourquoi pas un dispositif électromécanique). En revanche, l'objectif direct du neurofeedback n'est pas le contrôle ou la communication avec une machine. Le but du neurofeedback n'est pas d'établir un canal de communication utilisé pour une technique de réhabilitation fonctionnelle directe afin de pallier une déficience motrice du sujet comme c'est souvent le cas pour les ICM. Le but du neurofeedback est d'apprendre au sujet à générer/augmenter/favoriser ou au contraire éliminer/diminuer/réprimer une certaine activité cérébrale, et non d'envoyer des commandes à un dispositif. On est donc dans une optique de rééquilibrage ou d'amélioration de performances cognitives liées à l'activité cérébrale entraînée, à travers l'acquisition d'un contrôle volontaire, ou d'une modification à long terme de cette activité.

3 Problématique de la thèse

Au cours de cette thèse, mon but a été d'étudier comment il est possible d'utiliser les ICM pour définir et contrôler les états mentaux.

Dans cette optique, nous nous sommes intéressés à la mise en place de nouveaux outils et méthodes pour les ICM afin de participer à la résolution de plusieurs problèmes qui constituent des obstacles à surmonter pour améliorer les systèmes existants qui sont encore trop loin d'une utilisation quotidienne confortable. Dans le cas du neurofeedback en particulier, s'ajoute également le manque d'une validation scientifique rigoureuse. Chaque élément fonctionnel d'une ICM pourrait être amélioré et constitue un sujet de thèse à lui tout seul.

En partant de l'expertise développée au laboratoire autour de l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) et des analyses EEG avancées, nous nous sommes penchés sur plusieurs axes en particuliers :

- L'élimination du bruit ou la réduction de la sensibilité des caractéristiques utilisées pour les ICM et le neurofeedback. Cette question a été abordée selon deux approches : la réduction de la sensibilité au bruit des caractéristiques utilisées pour l'analyse fonctionnelle EEG et les ICM d'une part, et l'utilisation de l'ACI, solution déjà utilisée pour filtrer les artefacts a posteriori comme nous l'avons vu dans l'introduction, mais que nous avons cherché à porter vers le cadre ICM.

- L'étude de l'utilisation de l'ACI dans un contexte ICM/neurofeedback afin d'améliorer la spécificité spatiale et fonctionnelle du signal utilisé pour calculer le signal retour présenté au sujet. Ce point est également lié à l'étude de la stabilité des Composantes Indépendantes isolées par l'ACI mais se concentre plus particulièrement sur celles qui sont d'origine cérébrale et non artefactuelle.

- La mise en place d'une plateforme expérimentale permettant l'exécution de protocoles ICM/neurofeedback.

Ce premier chapitre a présenté les concepts généraux qui seront utilisés dans l'ensemble des autres chapitres qui composent ce manuscrit. Au vu de la diversité des domaines abordés, l'état de l'art spécifique aux différentes questions qui composent la problématique a été volontairement dispersé dans les différents chapitres de manière à permettre leur lecture de façon indépendante, en groupant et rapprochant au maximum les éléments partageant une

même thématique. Ce choix peut sembler non conventionnel et a pour défaut de diluer l'état de l'art au sein de l'ensemble du manuscrit, classiquement présenté entièrement dans un premier chapitre, mais il permettra au lecteur de bénéficier, au début de chaque chapitre, d'une introduction complémentaire à la première partie, qui viendra éclairer les questions abordées plus précisément par chacune des parties.

Chapitre II: Elaboration de nouveaux outils et méthodes pour l'analyse EEG dans le domaine des ICM et du neurofeedback

Ce chapitre introduit trois éléments méthodologiques qui prennent place à différents niveaux fonctionnels des ICM et du neurofeedback. Il paraît encore difficile aujourd'hui de s'affranchir de périodes de calibration qui peuvent se révéler longues, pénibles et laborieuses pour le sujet. Le futur des ICM est assurément tourné vers l'auto-adaptation des systèmes aux caractéristiques spécifiques des sujets, le but étant de réduire cette période de calibration au minimum tout en ayant des performances correctes du système. La plupart des ICM actuelles impliquent une séance ou période plus ou moins longue d'enregistrement de données sur le sujet qui utilisera l'ICM, puis l'analyse offline de ces données afin de déterminer les caractéristiques EEG optimales pour ce sujet. Or, la quantité de données collectées peut se révéler insuffisante, ou au contraire inutilement excessive. Une méthode pour optimiser cette phase peut être d'effectuer les calculs non plus après l'enregistrement, mais pendant l'enregistrement, et d'enregistrer des données tant qu'un critère d'optimisation n'est pas atteint. Cependant, un autre problème se pose et celui-ci va impacter directement la quantité de données nécessaires : celui de la contamination des données par le bruit. Plusieurs stratégies peuvent être utilisées pour pallier cet obstacle. Les deux stratégies principales sont l'élimination du bruit et la réduction de la sensibilité au bruit des méthodes de calculs. C'est cette dernière approche qui a donné lieu aux travaux présentés dans la première section de ce chapitre. Cette section présente une méthode d'analyse temps-fréquence qui, à partir d'une correction effectuée au niveau des données des essais individuels, permet de réduire l'impact des essais qui présentent un niveau de bruit important. Si on considère la chaîne de traitement d'une ICM, cette méthode peut prendre place au niveau de la sélection et de l'extraction des caractéristiques du signal EEG qui servent à effectuer l'apprentissage par le système des

éléments qui serviront au contrôle de l'ICM ou à l'entraînement de neurofeedback. La deuxième section de ce chapitre va s'intéresser à la stabilité des décompositions par Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) appliquées à l'EEG afin de déterminer s'il est possible d'isoler des composantes qui se retrouvent à travers des sessions d'enregistrement successives sur un même sujet. Enfin, la troisième section présente un outil logiciel implémenté pour l'exécution de protocoles ICM et de neurofeedback basés sur les Composantes Indépendantes identifiées par ACI.

1 Nouvelle méthode pour l'analyse temps-fréquence

Résumé :

Le modèle classique de potentiel évoqué se révèle être parfois une méthode limitée ou non adéquate pour le contrôle de certaines ICM. Pour cette raison, des techniques d'analyses spectrales adaptées du domaine du traitement du signal comme la perturbation spectrale évoquée (*Event-Related Spectral perturbation* ou *ERSP*) – et ses variantes comme la synchronisation ou la désynchronisation évoquée (respectivement *Event Related Synchronisation* ou *ERSyn* et *Event Related Desynchronisation* ou *ERD*) – ont été utilisées au cours des 20 dernières années. Elles représentent le changement spectral moyen en réponse à un stimulus. Ces méthodes spectrales ne disposent pas de consensus fort pour comparer les activités pré et post-stimulus. Quand les *ERSP* sont calculées, la soustraction de la ligne de base située avant la présentation du stimulus est la plupart du temps effectuée après avoir moyenné l'estimation spectrale d'essais multiples. Corriger la ligne de base de chaque essai avant de calculer la moyenne des estimations spectrales est une méthode alternative. Toutefois, nous montrons que cette méthode conduit à un biais de l'*ERSP* post-stimulus vers des valeurs positives. Nous présentons de nouvelles méthodes de correction de ligne de base pour l'*ERSP* basée sur les essais uniques. Ces méthodes effectuent la normalisation ou le centrage du signal avant d'appliquer les méthodes de correction de ligne de base classiques. Nous montrons que les méthodes basées sur la correction par essai individuel minimisent la contribution des essais qui contiennent des données artefactuelles avec des estimations spectrales de forte amplitude et sont robustes aux essais contenant des artefacts lorsqu'on effectue des tests d'inférence statistique. Nous caractérisons enfin ces méthodes en termes de leurs réponses temps-fréquence et de leur comportement comparés aux méthodes *ERSP* classiques.

1.1 Introduction

Les méthodes d'électroencéphalographie et de magnétoencéphalographie sont devenues des outils standards pour étudier les mécanismes du cerveau. Différentes approches ont été utilisées pour dévoiler l'activité électrique du cerveau en relation avec des événements sensoriels, moteurs, ou cognitifs en utilisant les variations de potentiel électrique enregistrées au niveau du scalp ou à partir d'électrodes intracrâniennes. L'étude des changements de l'électroencéphalogramme (EEG) spontané en réponse à une stimulation a commencé avec des techniques de potentiels évoqués (PE), qui s'appuient sur la mesure de l'amplitude et de la latence des pics post-stimulus qui sont observables sur les tracés du signal EEG moyenné à travers de nombreux essais alignés dans le temps par rapport à la stimulation. Comme décrit dans le chapitre d'introduction générale, le modèle de PE standard s'appuie sur l'hypothèse que les PE constituent un motif stéréotypique de l'activité électrique cérébrale liée au traitement du stimulus, superposé à des processus stochastiques stationnaires indépendants (Başar et Dumermuth 1982; Luck 2005; Nunez et Srinivasan 2006). Dans le modèle des PE,

chaque essai contient une version bruitée du PE moyen, et, lorsqu'on moyenne les essais, les éléments de fond de l'EEG « non liés à l'évènement » vont s'annuler.

Le modèle de PE standard a été intensément débattu durant les 10 dernières années. Dans de rares cas, le modèle de PE standard peut tenir, en particulier pour des activités pré-perceptuelles précoces comme les potentiels évoqués somatosensoriels avec une latence pouvant descendre jusqu'à 20 ms (l'onde N20) (Yao et Dewald 2005; Kennett et al. 2011). Cependant, dans la plupart des cas, y compris le bien connu P300 utilisé en ICM, les PE enregistrés au niveau du scalp apparaissent comme une superposition complexe d'activités continues au niveau de chaque essai (Tallon-Baudry et al. 1996; Delorme, Westerfield, et Makeig 2007). Il a été montré que la plupart des pics des PE résultent d'une réorganisation de la phase des oscillations EEG en cours (Delorme et al. 2002; Makeig et al. 2002). Or la phase ou la latence du pic du PE dans chacun des essais n'est pas forcément constante mais peut dépendre de l'activité EEG spontanée en cours (Makeig, Debener, et al. 2004). Comme le PE seul ne peut élucider la dynamique complexe de l'EEG, il est devenu nécessaire de développer de nouvelles techniques d'analyse.

Dans les années 1960, alors que certains chercheurs commençaient à utiliser les PE, d'autres pionniers utilisaient des techniques uniquement basées sur l'analyse de fréquences pures pour évaluer dans différentes conditions les changements fréquentiels de l'EEG spontané. Les scientifiques ont comparé le spectre de l'EEG lorsque les sujets avaient les yeux ouverts et lorsqu'ils avaient les yeux fermés et ont observé une augmentation de la puissance alpha à 10Hz dans la condition yeux-fermés (Legewie, Simonova, et Creutzfeldt 1969). Cette approche s'est concentrée exclusivement sur le domaine fréquentiel alors que l'approche par PE s'est concentrée uniquement sur le domaine temporel. Au cours des 20 dernières années, l'évolution des capacités de calcul a offert la possibilité de développer de nouvelles méthodes pour visualiser, quantifier, et caractériser simultanément dans les domaines temporel et fréquentiel la dynamique complexe du cerveau induite par un stimulus. Ces nouveaux outils permettent d'étudier l'activité cérébrale spontanée et l'activité induite par le stimulus de façon conjointe.

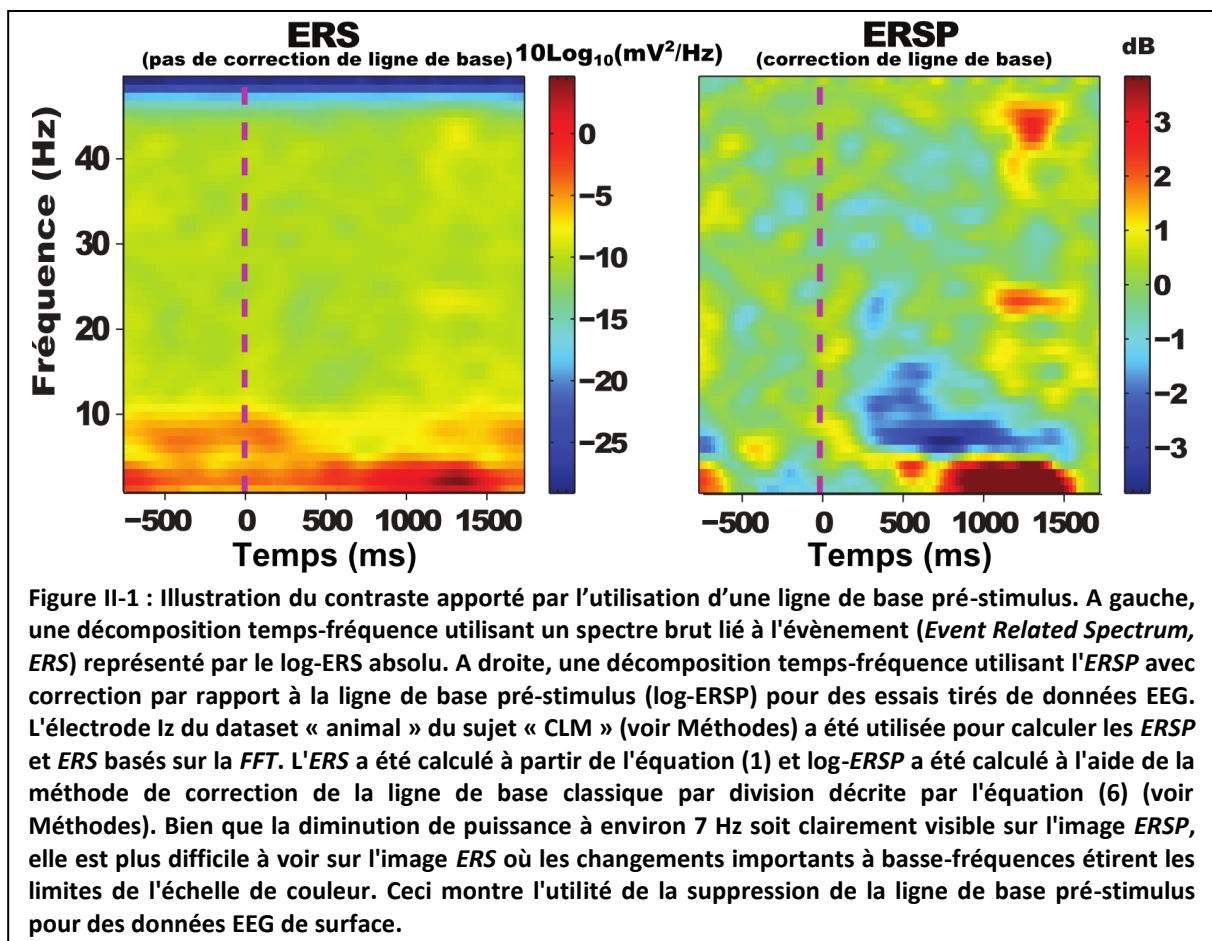
Les nouvelles méthodes d'estimation spectrales post-stimulus ont été appelées Désynchronisation Liée à l'Evènement, (*Event-Related Desynchronization* ou *ERD*) (Pfurtscheller et Aranibar 1977), Synchronisation Liée à l'Evènement (*Event-Related Synchronization* ou *ERSyn*) (Pfurtscheller 1992a), et Perturbations Spectrales Liées à l'Evènement (*Event-Related Spectral Perturbation* ou *ERSP*) (Makeig 1993; Makeig,

Debener, et al. 2004) qui regroupe à la fois *ERSyn* et *ERD*. Le concept derrière *ERD*, *ERSyn*, et *ERSP* consiste à moyenner le spectre de puissance d'une fenêtre temporelle glissante de courte durée à travers des données provenant de plusieurs essais, ces données étant alignées dans le temps par rapport à un stimulus. Les résultats des *ERSP* sont habituellement visualisés sous forme d'images temps-fréquence en deux dimensions (2-D) où la couleur des pixels représente les variations de puissance au niveau des différents points de l'espace temps-fréquence.

L'utilisation des *ERSP* n'est cependant pas aussi simple que l'utilisation des PE du fait qu'il en existe de nombreuses variantes. Par exemple, il est possible de calculer la puissance spectrale en utilisant soit la Transformée de Fourier (*Fast Fourier Transform*, FFT) ou la transformée par Ondelettes (*Wavelet transform*) (Delorme et Makeig 2004). Les ondelettes ont également différentes variantes. Bien que la plupart des auteurs utilisent des ondelettes de Morlet (Tallon-Baudry et al. 1997; Schiff et al. 1994; Herrmann, Mecklinger, et Pfeifer 1999; Adeli, Zhou, et Dadmehr 2003; Lemm, Schafer, et Curio 2004), l'EEG a aussi été étudié à l'aide d'autres types d'ondelettes comme les ondelettes de Daubechies ou de Meyer (Kim et al. 2008; Asaduzzaman et al. 2010; Bertrand, Bohorquez, et Pernier 1994). De plus, il est également possible de calculer les *ERSP* en utilisant la méthode multi-taper (Mitra et Pesaran 1999), ou la transformée de Hilbert filtrée passe-bande (Clochon et al. 1996). Heureusement, toutes ces méthodes spectrales ont tendance à retourner des résultats similaires (Le Van Quyen et al. 2001; Bruns 2004). Dès lors, nous avons choisi l'utilisation de décompositions simples à l'aide de la FFT par fenêtres glissantes et traitement des effets de bords par la méthode de Hanning.

En plus de la possibilité d'utiliser différentes méthodes spectrales, les variantes de l'*ERSP* peuvent également utiliser différentes méthodes de correction de la ligne de base. Lorsque les chercheurs traitent des signaux provenant d'électrodes intracrâniennes, ils évitent souvent de calculer des lignes de bases et analysent les variations dans le temps de la puissance spectrale brute (Tallon-Baudry, Bertrand, et Fischer 2001). Ceci est possible du fait que les données EEG intracrâniennes sont moins sujettes au bruit que les données EEG enregistrées à la surface du scalp et les variations spectrales en lien avec l'évènement peuvent être visibles sans aucun traitement supplémentaire. En revanche, lorsqu'on utilise des canaux situés sur le scalp, il est souvent nécessaire de soustraire l'activité de la ligne de base de chaque bande de fréquence de celle de la période post-stimulus. Les images brutes des spectres des EEG intracrâniens, des EEG de surface ou de magnétoencéphalographie (MEG)

sont dominées par des basses-fréquences (Freeman et al. 2000; Slotnick et al. 2002) ce qui peut masquer l'activité à plus haute fréquence. Par ailleurs, même au sein d'une même bande de fréquence, les changements de puissance post-stimulus par rapport à la période de ligne de base pré-stimulus sont souvent subtils et peuvent être difficiles à observer (Figure II-1.). Ainsi, il devient nécessaire de calculer les changements spectraux par rapport à la ligne de base. Comme la plupart des analyses spectrales EEG visent à quantifier l'effet d'un stimulus sur le spectre de l'activité EEG en cours, l'approche la plus intuitive pour isoler des changements liés à l'évènement est de soustraire de l'activité post-stimulus, dans chaque bande de fréquence, l'activité spectrale pré-stimulus moyennée à travers les essais. Enfin, la correction de la ligne de base peut être également utile quand on effectue des inférences statistiques où l'activité post-stimulus est comparée à l'activité de la ligne de base.



Il y a principalement deux méthodes pour effectuer une correction de la ligne de base. Ces deux méthodes reposent sur différentes hypothèses sur le signal EEG. La première méthode suppose un modèle additif où la puissance induite par le traitement du stimulus à certaines fréquences s'ajoute à la puissance existante à ces mêmes fréquences. Le deuxième modèle alternatif consiste à considérer un modèle EEG de gain où la présence d'un stimulus

va augmenter ou diminuer proportionnellement l'amplitude de l'activité oscillatoire EEG en cours. Dans ce cas, la ligne de base pré-stimulus sera donc utilisée comme diviseur de l'activité enregistrée. Ces deux modèles sont largement utilisés et, pour la première fois, nous les comparons en termes de réponse temps-fréquence et de comportement lorsque des tests d'inférence statistique sont effectués.

Enfin, l'une des idées nouvelles qui est introduite dans ce chapitre traite des méthodes de correction de la ligne de base à partir de l'activité des essais individuels. L'approche classique des lignes de bases implique en premier lieu le calcul de la décomposition temps-fréquence pour chaque essai, puis le calcul de la moyenne des mesures à travers les essais, et comme dernière étape le retrait de la ligne de base pré-stimulus. Cependant, comme nous allons le montrer, cette méthode se révèle être assez sensible aux essais contaminés par le bruit. En revanche, il est également possible d'effectuer différents types de corrections dans les essais individuels avant de moyenner les estimations temps-fréquence. Par la suite, nous comparerons les nouvelles approches de correction de ligne de base simple-essai aux méthodes de correction de ligne de base classiques. Nous montrerons dans quelle mesure nos méthodes de correction simple-essai tendent à rendre les *ERSP* moins sensibles à la présence d'un nombre limité d'essais avec un bruit ambiant ou physiologique excessif.

1.2 Matériel et Méthodes

Nous décrirons tout d'abord les deux différents modèles utilisés pour calculer les *ERSP* à la fois pour l'approche classique de la correction de ligne de base et pour l'approche de correction par essais individuels (aussi appelée simple-essai). Nous détaillerons ensuite les deux méthodes statistiques implémentées pour le calcul de la significativité. Enfin, nous expliquerons la procédure utilisée pour l'étude de la robustesse des différentes méthodes de calcul des *ERSP* face aux essais bruités.

1.2.1 Les différents modèles d'*ERSP*

Deux méthodes principales pour la correction de la ligne de base pré-stimulus des *ERSP* peuvent être distinguées. Ces deux approches seront tout d'abord présentées. Pour des raisons de simplicité, elles seront appelées le « modèle *ERSP* de gain » et le « modèle *ERSP* additif ». Nous décrirons dans cette section comment les *ERSP* sont calculées pour chacun de ces modèles et montrerons ensuite comment les calculs peuvent être adaptés pour la correction de ligne de base simple-essai.

1.2.1.1 Spectre lié à un évènement

Le spectre lié à un évènement (*Event Related Spectrum, ERS*) consiste à calculer dans chaque essai le spectre de puissance des données pour des fenêtres temporelles glissantes centrées à un instant t , et à calculer ensuite la moyenne à travers les essais. L'*ERS* moyen pour la fréquence f et l'instant t est défini par :

$$ERS(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |F_k(f, t)|^2 \quad \text{Équation II-1}$$

où n est le nombre total d'essais, et $F_k(f, t)$ est l'estimation spectrale à la fréquence f et à l'instant t pour l'essai k . Dans la suite de cette section, nous supposons que $F_k(f, t)$ est calculée en utilisant la *FFT* après avoir appliqué une fenêtre de Hanning afin d'éliminer les effets de bord. Toutefois, l'Équation II-1 reste valide si $F_k(f, t)$ représente une transformée en ondelettes ou une transformée de Hilbert. Elle devra être légèrement modifiée pour les décompositions de type multitaper (Mitra et Pesaran 1999).

1.2.1.2 Les approches classiques pour la ligne de base

1.2.1.2.1 Normalisation classique de la ligne de base - Modèle additif

La première méthode pour retirer l'activité de la ligne de base présentée ici est basée sur un modèle d'*ERSP* additif, qui suppose que l'activité spectrale induite par le stimulus s'ajoute de façon linéaire à l'activité spectrale pré-stimulus existante. Cette approche a été introduite pour la première fois par Tallon-Baudry et al. (1996; 1999) et est maintenant l'une des approches classique pour le calcul des *ERSP*.

Pour calculer cet *ERSP*, l'*ERS* (qui est ici une valeur moyenne sur l'ensemble des essais) est normalisée pour chaque bande de fréquence. Dans la période qui sert de ligne de base – classiquement définie comme la période qui précède le stimulus – la moyenne et la déviation standard de la puissance sont tout d'abord calculées pour chaque fréquence. Puis, pour chaque fréquence, la puissance moyenne de la ligne de base est soustraite de chacune des décompositions spectrales à différentes fenêtres temporelles, et la valeur obtenue - une valeur qui est donc centrée par rapport à la ligne de base - est divisée par la déviation standard. Pour

chaque point temps-fréquence de la décomposition temps-fréquence, le calcul de l'*ERSP* pour une fréquence f et un temps t peut être formalisé comme suit :

$$ERSP_z(f, t) = \left(\frac{ERS(f, t) - \mu_B(f)}{\sigma_B(f)} \right) \quad \text{Équation II-2}$$

où $\mu_B(f)$ est l'estimation spectrale moyenne à travers les essais pour tous les points de la ligne de base à la fréquence f :

$$\mu_B(f) = \frac{1}{nm} \sum_{k=1}^n \sum_{t' \in B} |F_k(f, t')|^2 \quad \text{Équation II-3}$$

où B est l'ensemble des points dans la période de la ligne de base et m est le cardinal de B soit le nombre total de points temporels dans la période prise comme ligne de base pour un essai. n est le nombre total d'essais. $\sigma_B(f)$ est la déviation standard de l'estimation spectrale pour tous les points de la ligne de base à la fréquence f et est définie par :

$$\sigma_B(f) = \sqrt{\frac{1}{nm-1} \sum_{k=1}^n \sum_{t' \in B} (|F_k(f, t')|^2 - \mu_B(f))^2} \quad \text{Équation II-4}$$

L'unité pour les valeurs $ERSP_z$ calculées dans l'Équation II-2 est le z-score ou déviation standard de la ligne de base. Une variante très proche est l'approche par suppression de la moyenne de la ligne de base, qui consiste à simplement retirer la valeur moyenne de la ligne de base à chaque fréquence. En raison de la méthode utilisée pour calculer la significativité (voir la section 1.2.2), nous n'observerions aucune différence de significativité entre $ERSP_z$ et l'approche par soustraction de la valeur moyenne de la ligne de base. Cette dernière variante ne sera donc pas considérée.

1.2.1.2.2 Division par la valeur de la ligne de base - Modèle de gain

Le modèle de gain est détaillé par Delorme et Makeig (2004) et correspond au modèle par défaut dans le programme EEGLAB qui est le logiciel le plus populaire pour le traitement des données EEG. Dans ce modèle, la puissance *ERS* à chaque point du domaine temps-fréquence est divisée par la puissance spectrale moyenne pour la fréquence considérée, calculée sur la période pré-stimulus utilisée comme ligne de base. Deux mesures peuvent être dérivées de ce modèle, une mesure absolue de l'*ERSP* et une mesure log-transformée de l'*ERSP*. La mesure absolue de l'*ERSP* est calculée comme suit :

$$ERSP_{\%}(f,t) = \frac{ERS(f,t)}{\mu_B(f)} \quad \text{Équation II-5}$$

où $\mu_B(f)$ est l'estimation spectrale moyenne définie dans l'Équation II-3. L'unité de $ERSP_{\%}$ est exprimée en pourcentage d'activité de la ligne de base. La mesure log-transformée est dérivée en prenant la valeur du logarithme de $ERSP_{\%}$:

$$ERSP_{\log}(f,t) = 10 \log_{10}(ERSP_{\%}(f,t)) \quad \text{Équation II-6}$$

L'échelle logarithmique de cette dernière mesure offre deux avantages comparée aux méthodes décrites précédemment. Premièrement, il a été montré par un large corpus de littérature sur le traitement statistique du signal que, pour des signaux comme l'EEG, la distribution du logarithme du signal est plus normale, dans le sens statistique du terme, que la distribution du signal initial. Par conséquent les tests d'inférences statistiques paramétriques présentent souvent plus de validité lorsqu'ils sont appliqués à des valeurs de puissance log-transformées (par rapport aux conditions que les données doivent respecter pour que les tests paramétriques soient effectivement valides) – bien que dans le cas du logiciel EEGLAB que nous utilisons pour réaliser ces analyses, la plupart des statistiques reposent sur des méthodes de substitution qui ne sont pas sensibles à la forme de la distribution de probabilité des données. Le second avantage de l'échelle logarithmique est qu'elle permet la visualisation d'un éventail plus large de variations, alors que dans le cas de l'échelle absolue, des changements de puissance dans les basses fréquences peuvent masquer des changements de puissance dans les hautes fréquences.

Par définition, l'unité d' $ERSP_{\log}$ est le Décibel (dB). Les deux mesures $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{\log}$ sont couramment utilisées dans la littérature (Fuentemilla, Marco-Pallarés, et Grau 2006; Delorme, Westerfield, et Makeig 2007; Meltzer et al. 2008).

1.2.1.3 Correction simple-essai de la ligne de base.

Dans la section précédente nous avons souligné différents types de calculs d' $ERSP$ appliqués à la valeur de l' ERS qui est une valeur moyenne calculée à travers les essais. Dans cette section, nous introduisons des méthodes pour calculer une correction de ligne de base qui s'appuie sur les essais individuels. Pour chacun des deux modèles $ERSP$, à savoir le

« modèle additif » et le « modèle de gain », la version du calcul basée sur les essais individuels est formalisée.⁶

1.2.1.3.1 Normalisation simple-essai de la ligne de base – Modèle additif

Au lieu de calculer la normalisation de la ligne de base après avoir effectué la moyenne des essais, la normalisation de la ligne de base est calculée pour chaque essai en utilisant les équations suivantes :

$$P_k^z(f, t) = \frac{|F_k(f, t)|^2 - \mu'_B(f, k)}{\sigma'_B(f, k)} \quad \text{Équation II-7}$$

$$ERSP_{TB-z}(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k^z(f, t) \quad \text{Équation II-8}$$

où $\mu'_B(f, k)$ est l'estimation spectrale moyenne de la ligne de base pour l'essai k à la fréquence f et est définie par :

$$\mu'_B(f, k) = \frac{1}{m} \sum_{t' \in B} |F_k(f, t')|^2 \quad \text{Équation II-9}$$

où B est toujours l'ensemble des points dans la période de la ligne de base et m est le cardinal de B soit le nombre total de points temporels dans la période prise comme ligne de base.

Le dénominateur $\sigma'_B(f, k)$ de l'Équation II-7 est la déviation standard de l'estimation spectrale pour la période de ligne de base de l'essai k à la fréquence f et est définie par :

$$\sigma'_B(f, k) = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{t' \in B} (|F_k(f, t')|^2 - \mu'_B(f, k))^2} \quad \text{Équation II-10}$$

1.2.1.3.2 Division des essais individuels par la valeur de la ligne de base – Modèle de gain

Dans le cas du modèle de gain, nous divisons d'abord la valeur de chaque point du domaine temps-fréquence par la puissance spectrale moyenne dans la période de ligne de base pré-stimulus à la même fréquence. C'est seulement après avoir effectué la correction de la ligne de base sur chaque essai que nous calculons la moyenne au travers des essais. Ceci est résumé dans les équations suivantes :

⁶ Dans les équations présentées dans cette section, l'indiciation _{TB} indique des méthodes par essais individuels (TB pour « Trial Based »).

$$P_k^{\%}(f, t) = \frac{|F_k(f, t)|^2}{\mu'_B(f, k)} \quad \text{Équation II-11}$$

$$ERSP_{TB-\%}(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k^{\%}(f, t) \quad \text{Équation II-12}$$

où $\mu'_B(f, k)$ est l'estimation spectrale moyenne de la ligne de base pour l'essai k à la fréquence f décrite par l'Équation II-9.

La version log-transformée de l' $ERSP$ est calculée en prenant le logarithme de $ERSP_{TB-\%}$:

$$ERSP_{TB-\log}(f, t) = 10 \log_{10}(ERSP_{TB-\%}(f, t)) \quad \text{Équation II-13}$$

Notez qu'il serait également possible de calculer le log de chaque essai et moyenner ensuite les résultats – ce qui serait équivalent à calculer le produit des estimations temps-fréquence à travers les essais et effectuer ensuite une transformation logarithmique étant

$$\text{donné que : } \log_{10}(a) + \log_{10}(b) = \log_{10}(a.b) \Rightarrow \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n 10 \log_{10}(P_k^{\%}(f, t)) = \frac{1}{n} 10 \log_{10} \left(\prod_{k=1}^n P_k^{\%}(f, t) \right)$$

Cependant, calculer le produit des estimations spectrales des essais individuels ne semble pas vraiment biologiquement plausible. De plus, elle conduit également à des problèmes de régularisation. Lorsque la puissance moyenne de la ligne de base à une certaine fréquence est trop proche de 0, le terme défini dans l'Équation II-11 tendrait vers l'infini. En conséquence, après transformation logarithmique, la puissance de certains essais pourrait dominer l' $ERSP$. Cette dernière approche n'a donc pas été prise en compte.

1.2.1.3.3 Correction classique de la ligne de base pré-stimulus après correction des essais individuels

Il n'est pas nécessaire d'effectuer une correction classique de la ligne de base après une correction de la ligne de base au niveau des essais individuels puisque, après une correction de la ligne de base pré-stimulus au niveau des essais individuels, moyenner les valeurs à travers les essais préserve la valeur de la ligne de base. Par exemple, la valeur de la ligne de base pour chaque essai est déjà centrée sur 0 pour la mesure $ERSP_{TB-z}$ – après avoir effectué la moyenne des essais la valeur moyenne de la ligne de base reste 0. De même la valeur moyenne est de 1 pour $ERSP_{TB-\%}$, et reste 1 après avoir moyenné les essais.

Ceci est important lors du calcul des statistiques, comme l'hypothèse Nulle est basée sur des valeurs de ligne de base moyennées sur les essais : si on s'intéresse à l'activité spectrale

évoquée, l'hypothèse Nulle générale stipule que les valeurs post-stimulus ne diffèrent pas des valeurs de la ligne de base. Avoir une ligne de base centrée est particulièrement important pour la méthode statistique de « bootstrap par inversion aléatoire de polarité » (voir la section 1.2.2.2 de ce chapitre) qui inverse aléatoirement le signe des estimations spectrales des lignes de base, corrigées au niveau des essais individuels, à chaque point du domaine temps-fréquence.

Dans la section « résultats » de ce chapitre (section 1.3), nous montrons que la correction de la ligne de base des essais individuels produit des *ERSP* biaisés où les essais individuels artefactuels dominant. En conséquence nous avons développé des méthodes qui régularisent les essais individuels avant d'appliquer les méthodes de correction de ligne de base standards. Nous appelons ces méthodes corrections par essais individuels complets, et, comme nous le verrons dans la partie dédiée aux résultats, ces méthodes se sont révélées particulièrement efficaces. La correction par essais individuels complets est équivalente à calculer $ERSP_{TB-z}$, $ERSP_{TB-\%}$ ou $ERSP_{TB-\log}$ et considérer la totalité de la durée d'un essai comme période de « ligne de base » au lieu d'une ligne de base pré-stimulus. Notez que le terme « ligne de base » n'est plus approprié dans ce cas et est simplement utilisé pour décrire la méthode de calcul et permettre de garder le lien avec les équations précédentes qui ne changent pas de forme et peuvent être ré-exploitées. Après avoir calculé l'*ERSP* moyen à travers les essais, les valeurs moyennes pré-stimulus (valeurs réelles de la ligne de base pré-stimulus) peuvent être différentes de 0 ($ERSP_{TB-z}$, $ERSP_{TB-\log}$) ou de 1 ($ERSP_{TB-\%}$). Il est donc important de recalculer la ligne de base pré-stimulus classique moyennée sur les essais avant de calculer les statistiques. Ceci est formalisé dans le paragraphe suivant : cette méthode consiste à effectuer tout d'abord la correction par essais individuels complets, et à effectuer ensuite les corrections classiques de ligne de base pré-stimulus sur les *ERSP* résultants moyennés sur tous les essais.

$ERSP_{FullTB-Z \& Z}$ est obtenue en remplaçant les estimations spectrales $|F_k(f, t)|^2$ dans les Équation II-1, Équation II-2, Équation II-3 et Équation II-4 par les estimations spectrales corrigées par essais individuels complets $P_k^z(f, t)$. De même, $ERSP_{FullTB-\% \& \%}$ est obtenue en remplaçant les estimations spectrales brutes $|F_k(f, t)|^2$ dans les Équation II-1, Équation II-3, Équation II-5 et Équation II-6 par les estimations spectrales corrigées par essais individuels complets $P_k^{\%}(f, t)$ et $ERSP_{FullTB-\% \& \log}$ est obtenu en prenant le log de $ERSP_{FullTB-\% \& \%}$ multiplié par 10.

1.2.2 Méthodes statistiques pour évaluer la significativité

Nous avons utilisé deux techniques statistiques différentes pour évaluer la significativité des résultats *ERSP* : une première méthode basée sur la permutation des valeurs de la période utilisée comme ligne de base à chaque fréquence et une seconde méthode basée sur un bootstrap par inversion de la polarité des *ERSP* des essais individuels à chaque point du domaine temps-fréquence. Après chaque procédure, la méthode du *False Discovery Rate* (*FDR*) (Benjamini et Hochberg 1995) a été appliquée afin de corriger pour les comparaisons multiples et compenser le fait qu'un test statistique était effectué à chaque point du domaine temps-fréquence.

1.2.2.1 Permutation de la ligne de base

Dans cette méthode, nous avons considéré l'ensemble des essais individuels et calculé une distribution de substitution à chaque fréquence en permutant les valeurs de la ligne de base à la fois à travers le temps et les essais. Nous avons donc obtenu une distribution de substitution par fréquence et nous avons ensuite testé si les valeurs initiales de l'*ERSP* se trouvaient dans l'extrémité inférieure (probabilité inférieure à 2,5%) ou supérieure (probabilité supérieure à 97,5%) de la distribution de substitution pour une fréquence donnée. Si c'était le cas, le point spécifique du domaine temps-fréquence était considéré comme significatif à $p < 0,05$ (avant correction pour comparaisons multiples). Notez qu'en pratique la position de l'estimation temps-fréquence initiale dans la distribution de substitution permet de calculer la valeur exacte de p (*p-value*, probabilité de rejeter à tort l'Hypothèse Nulle), qui peut être ensuite corrigée pour comparaisons multiples en utilisant la procédure *FDR*. Nous avons utilisé un total de 2000 permutations à chaque fréquence pour évaluer la significativité. Cette même méthode a été utilisée dans Delorme et al. (2007) et est implémentée dans le logiciel EEGLAB.

Les estimations de la puissance spectrale des essais individuels ont besoin d'être corrigées par rapport à la ligne de base avant d'appliquer cette procédure statistique. Toutefois, pour les méthodes de correction de ligne de base classiques (*ERSP_z*, *ERSP_%*, et *ERSP_{log}*), cette méthode retourne des résultats équivalents, que la procédure statistique soit effectuée avant ou après la correction de la ligne de base.

1.2.2.2 Bootstrap par inversion aléatoire de la polarité

Dans cette méthode, nous inversons la polarité de l'estimation de la puissance spectrale (*ERSP*) au niveau des points du domaine temps-fréquence des essais individuels après la correction de la ligne de base. Inverser la polarité de façon aléatoire signifie qu'en moyenne seulement la moitié des valeurs ont leur polarité inversée – même si pour chaque répétition de l'opération, la polarité est inversée pour un ensemble différent de valeurs. Cette procédure statistique est effectuée indépendamment à chaque fréquence et est aussi appliquée aux points du domaine temps-fréquence qui se trouvent dans la période de ligne de base.

Il est important d'effectuer la correction de la ligne de base sur chaque essai avant d'appliquer la procédure statistique comme l'inversion de polarité des valeurs au niveau des essais individuels dépend de la valeur de cette ligne de base.

Pour cette procédure statistique, une distribution de substitution est calculée à chaque point du domaine temps-fréquence – contrairement à la procédure statistique décrite dans la section « 1.2.2.1 Permutation de la ligne de base » où la distribution de substitution est uniquement calculée à chacune des fréquences. Si la valeur initiale de l'*ERSP* à un certain point du domaine temps-fréquence se trouve dans l'une des parties extrêmes (inférieure à 2,5% ou supérieure à 97,5%) de la distribution de substitution calculée par bootstrap pour ce point du domaine temps-fréquence, la valeur est considérée comme significative à $p < 0,05$. Comme pour la procédure statistique précédente, en pratique la position exacte de l'estimation de l'*ERSP* originale à ce point du domaine temps-fréquence dans la distribution de substitution permet de calculer la valeur exacte de p , et peut être ensuite corrigée pour comparaisons multiples en utilisant la procédure *FDR*. Nous avons utilisé un total de 2000 bootstrap par inversion aléatoire de polarité pour évaluer la significativité à chaque point du domaine temps-fréquence. Comme cette procédure n'avait pas à notre connaissance encore été implémentée dans un logiciel, nous avons développé pour elle des scripts Matlab spécifiques et inclus ces scripts dans le logiciel EEGLAB.

1.2.3 Ensembles de données utilisés pour l'analyse et l'évaluation de la robustesse aux essais bruités

Tout d'abord, les méthodes classiques et celles basées sur les essais individuels ont été appliquées à des données EEG artificielles pour démontrer leurs propriétés fondamentales. Dans un deuxième temps, dans le but d'étudier la robustesse des différentes méthodes *ERSP*, nous avons introduit des essais bruités dans un jeu de données EEG réelles d'un sujet au repos dans lequel des perturbations spectrales ont été ajoutées à l'activité EEG de fond. Enfin, dans

un troisième temps, nous avons appliqué les méthodes à un jeu de données EEG réelles tiré d'une tâche de catégorisation animal/non-animal (Delorme et al. 2004) et analysé l'influence des essais bruités sur les résultats des *ERSP*.

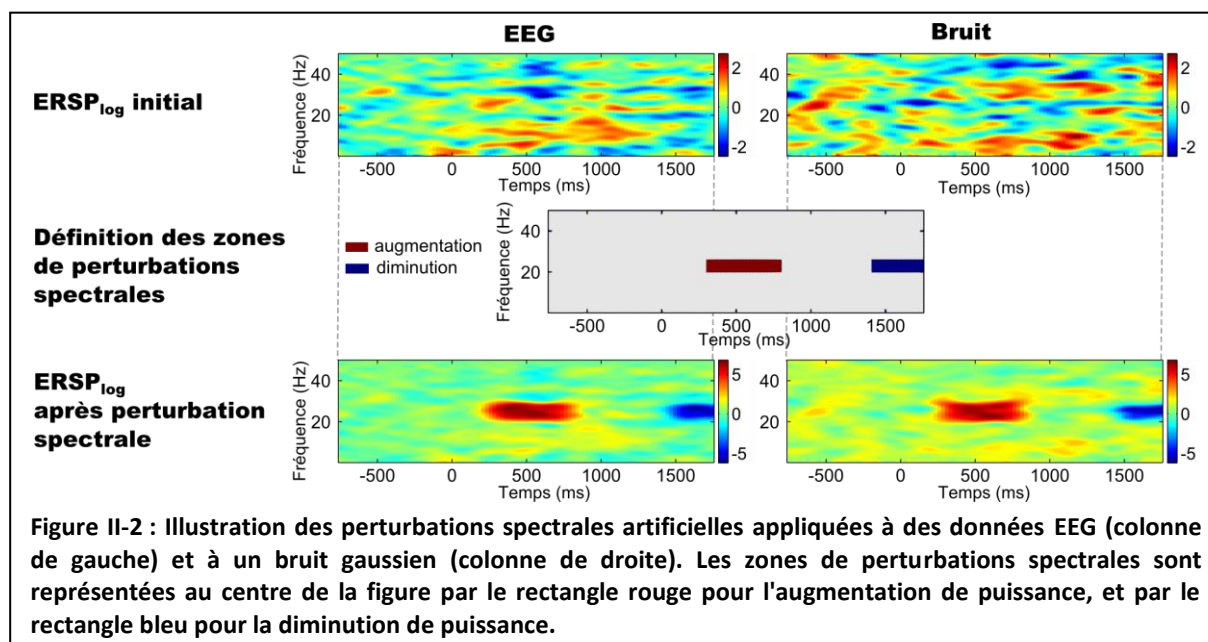
1.2.3.1 Jeu de données artificiel créé à partir d'un EEG.

Le premier jeu de données utilisé pour étudier la robustesse des *ERSP* aux essais bruités est un jeu de données artificiel. Il a été créé en combinant des données EEG réelles enregistrées sur un sujet unique avec des perturbations spectrales artificielles. Nous décrivons dans cette section tout d'abord la méthode d'enregistrement des EEG, puis la méthode d'introduction des perturbations spectrales.

Les données EEG proviennent d'un enregistrement acquis sur un sujet grâce à un système Biosemi Active Two de 64 électrodes de surface placées selon le système standard 10-20. Le signal EEG a été numérisé à 2048 Hz avec une conversion A/D sur 24 bits, puis ré-échantillonné à 256 Hz. Les données ont été ensuite filtrées à l'aide d'un filtre à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF, en anglais : *Finite Impulse Response* ou *FIR*) passe-haut avec une fréquence de coupure à 0,5 Hz et converti en signal à référence moyenne. L'activité paroxysmique ainsi que les périodes contenant des artefacts électriques ont été retirées par inspection visuelle des données brutes continues.

Comme le sujet ne réalisait aucune tâche et qu'aucun stimulus n'était présenté, les données continues ne devraient pas contenir d'activité spectrale due à la présence de stimuli (*time-locked*). Cependant, afin de simuler une réponse spectrale évoquée, des événements artificiels (c'est-à-dire ne correspondant à aucun événement extérieur réel) ont été tout d'abord insérés dans les données EEG continues toutes les 3 secondes. Puis, des essais EEG allant de -1000 à 2000 ms relativement aux événements artificiels ont été extraits de l'électrode Fp1 (le choix de l'électrode a été fait de manière arbitraire), donnant 58 segments de 3000 ms sans chevauchement. Dans chacune de ces époques, nous avons pris comme ligne de base la période commençant 1000 ms avant l'évènement artificiel et finissant à l'occurrence de cet évènement ($t=0$). Les perturbations spectrales ont été ensuite modélisées comme une augmentation suivie d'une diminution de puissance dans la bande de fréquence allant de 20 à 26 Hz, afin d'avoir à la fois une perturbation spectrale positive et une perturbation spectrale négative dans le même essai. Nous avons augmenté de façon artificielle la puissance pour une période de temps finie allant de 300 ms à 799 ms après les événements artificiels, et réduit la puissance de 1399 ms à 1599 ms. La Figure II-2 illustre à l'aide de l' $ERSP_{log}$ l'effet de

l'application de ces perturbations spectrales à ces données EEG et à un bruit gaussien subissant la même perturbation.



Pour introduire les perturbations spectrales, la période de temps à perturber a été tout d'abord sélectionnée. Puis une Transformée de Fourier Rapide (*Fast Fourier Transform*, *FFT*) a été utilisée sur chaque essai des données EEG (nous considérons comme « essais » les époques de 3 secondes créées au début de la procédure) pour cette période de temps. Les coefficients de la FFT correspondant aux fréquences allant de 20 à 26 Hz ont été modifiés en ajoutant ou en soustrayant (ce qui suppose ici un modèle additif de perturbation spectrale) un scalaire fixe – nous avons choisi la valeur 300 afin que la perturbation soit d'amplitude suffisante pour être significative dans nos analyses statistiques. Nous avons enfin calculé la transformée FFT inverse (en utilisant la fonction Matlab *ifft*) pour générer une série temporelle perturbée que nous avons utilisée pour remplacer les données EEG dans chaque essai au niveau de la fenêtre temporelle sélectionnée.

1.2.3.2 Données EEG réelles tirées d'une tâche de catégorisation visuelle animal/non-animal

Le second jeu de données EEG vient d'un paradigme expérimental basé sur les potentiels évoqués EEG (Delorme et al., 2004). Dans ce paradigme, des photographies contenant des animaux ou des distracteurs étaient flashées brièvement aux sujets sur un écran d'ordinateur. La tâche des sujets était d'appuyer sur un bouton dès qu'ils voyaient un animal. 14 sujets ont été enregistrés pendant qu'ils effectuaient la tâche. Les données ont été enregistrées à 1000 Hz en utilisant un système Neuroscan à 32 canaux avec les électrodes

placées selon le système 10-20. Ici, nous avons utilisé une version réduite des données, où les données ont été ré-échantillonnées à 256 Hz et des époques de données de 3 secondes ont été extraites autour de chaque stimulus – de -1 à +2 secondes par rapport à la présentation du stimulus. Les époques ont été corrigées pour la ligne de base en utilisant la période pré-stimulus – de -1 seconde à la présentation du stimulus – et les mauvaises époques ont été supprimées par inspection visuelle. Ces jeux de données sont disponibles publiquement sur Internet sous la forme d'une STUDY EEGLAB⁷. Quand nous avons effectué l'analyse statistique pour les Figure II-10, Figure II-11, Figure II-12 et Figure II-13 nous avons considéré uniquement les 14 fichiers de données qui contenaient les stimuli animaux – soit un fichier par sujet. Les Figure II-1, Figure II-3, Figure II-7, Figure II-8 et Figure II-9 ont été générées à partir du jeu de données qui contenait les stimuli animaux d'un sujet unique, le sujet « CLM ».

1.2.3.3 Procédure pour modéliser des essais bruités et évaluer la robustesse des modèles ERSP

Pour estimer la robustesse des différents modèles *ERSP* au bruit, à la fois pour les jeux de données EEG artificiels et réels décrits plus haut, du bruit a été ajouté aux EEG dans un pourcentage donné des essais. Pour modéliser le bruit dans les essais individuels, un bruit Gaussien indépendant a été ajouté à un ensemble d'essais choisis aléatoirement. Ce bruit Gaussien a été créé à partir d'une loi normale de moyenne nulle et de déviation standard égale à 5 fois (dans la figure 5, nous avons fait varier ce coefficient de 1 à 5) la déviation standard des données EEG – déviation standard calculée sur l'ensemble de tous les points de tous les essais. Le nombre d'essais perturbés allait de 0 jusqu'au nombre maximum d'essais disponibles dans le jeu de données EEG : 58 pour le jeu de données EEG « artificiel » et 126 pour le jeu de données « réel » du sujet CLM. La procédure de sélection aléatoire des essais et les calculs ont été répétés 10 fois par nombre d'essais bruités ce qui a permis de calculer des statistiques (moyenne et déviation standard) pour chaque nombre d'essais bruités.

Afin d'évaluer la précision des deux différentes méthodes de correction de la ligne de base, le jeu de données EEG « artificiel » qui contenait les perturbations spectrales contrôlées a tout d'abord été utilisé et les matrices de confusion pour chaque méthode *ERSP* et pour chaque pourcentage d'essais bruités ont été calculées. Nous avons considéré les Vrais Positifs (*True Positives*, TP, c'est-à-dire les estimations temps-fréquences significatives – ou pixels de l'image *ERSP* – incluses dans la zone de perturbation spectrale), les Faux Positifs (*False*

⁷ http://scn.ucsd.edu/~arno/fam2data/publicly_available_EEG_data.html

Positives, FP, c'est-à-dire les estimations temps-fréquence significatives en dehors de la zone de perturbation spectrale), les Faux Négatifs (*False Negatives*, FN, c'est-à-dire les estimations temps-fréquence non-significatives à l'intérieur de la zone de perturbation spectrale) et les Vrais Négatifs (*True Negatives*, TN, c'est-à-dire les estimations temps-fréquence non-significatives en dehors de la zone de perturbation spectrale). TP, FP, FN et TN ont été exprimés en pourcentage du nombre potentiel maximal d'estimations temps-fréquence dans chaque catégorie. Ainsi TP=100% indique que toutes les estimations temps-fréquence dans la zone de perturbation sont significatives, FN=100-TP indique le pourcentage des estimations temps-fréquence à l'intérieur de la zone de perturbation qui ne sont pas significatives. De même, le maximum de FP est atteint lorsque toutes les estimations temps-fréquence en dehors de la zone de perturbation spectrale sont significatives. Ces mesures permettent l'évaluation de la qualité de chaque méthode *ERSP* à travers différentes métriques qui sont définies à l'origine par la théorie de détection du signal et utilisées pour l'évaluation de classifieurs ou des performances d'un sujet dans une tâche de catégorisation (Green et Swets 1974; Fawcett 2006). Nous avons calculé la sensibilité (*sensitivity*), c'est-à-dire la capacité à détecter des vrais positifs, qui correspond au Taux de Vrai Positifs (*True Positive Rate*), et la spécificité (*specificity*), c'est-à-dire la capacité à détecter des vrais négatifs, qui correspond au Taux de Vrais Négatifs (*True Negative Rate*). Ces deux métriques peuvent être formalisées comme suit :

$$Sensitivity = TruePositiveRate = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad \text{Équation II-14}$$

$$Specificity = TrueNegativeRate = \frac{TN}{(FP + TN)} \quad \text{Équation II-15}$$

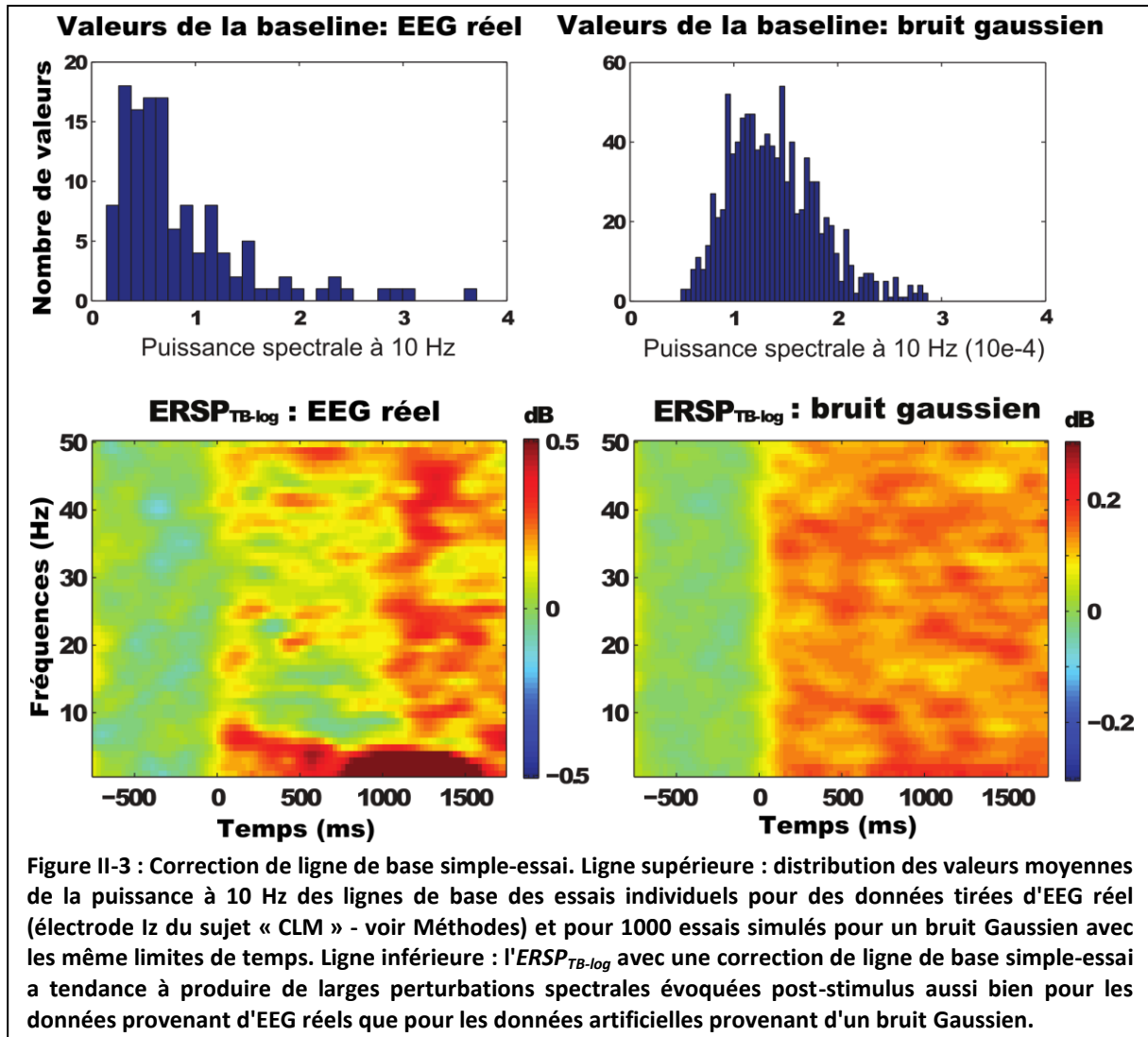
En plus de ces deux mesures, nous avons calculé l'index de sensibilité d' pour chaque pourcentage d'essais bruités introduits dans le signal. Le d' est défini par :

$$d' = Z(True Positive Rate) - Z(False Positive Rate) \quad \text{Équation II-16}$$

$Z(p)$, $p \in [0,1]$ étant l'inverse de la fonction de répartition Gaussienne, et

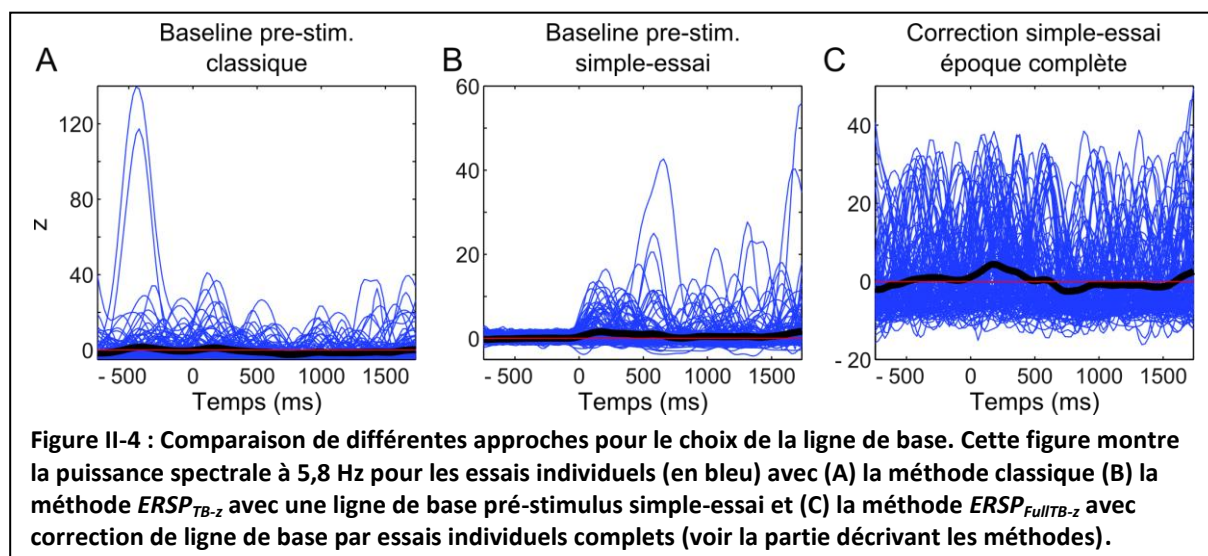
$$False Positive Rate = \frac{FP}{(FP + TN)} = 1 - True Negative Rate \quad \text{Équation II-17}$$

1.3 Résultats



La Figure II-3 montre que lorsqu'on calcule la ligne de base au niveau des essais individuels, les estimations spectrales post-stimulus ont tendance à être biaisées vers des valeurs positives. Cet effet se produit car l'estimation de la puissance spectrale est non linéaire et traite les valeurs de puissance négatives – par rapport à la ligne de base – différemment des valeurs positives. Ceci est vrai pour $ERSP_{TB-log}$ (Figure II-3), $ERSP_{TB-\%}$ et $ERSP_{TB-z}$ (non représentés). Par conséquent effectuer la correction de ligne de base au niveau des essais individuels est sensible aux valeurs aberrantes post-stimulus et les valeurs positives élevées de la période post-stimulus dominant l'ERSP. Une hypothèse est que les valeurs aberrantes de la période pré-stimulus affectent les résultats dans la période post-stimulus. Cependant, si c'était le cas, les résultats ne seraient alors pas si sensibles à la manière dont la ligne de base est gérée. De plus, le fait que ce biais est observé avec un bruit Gaussien réfute

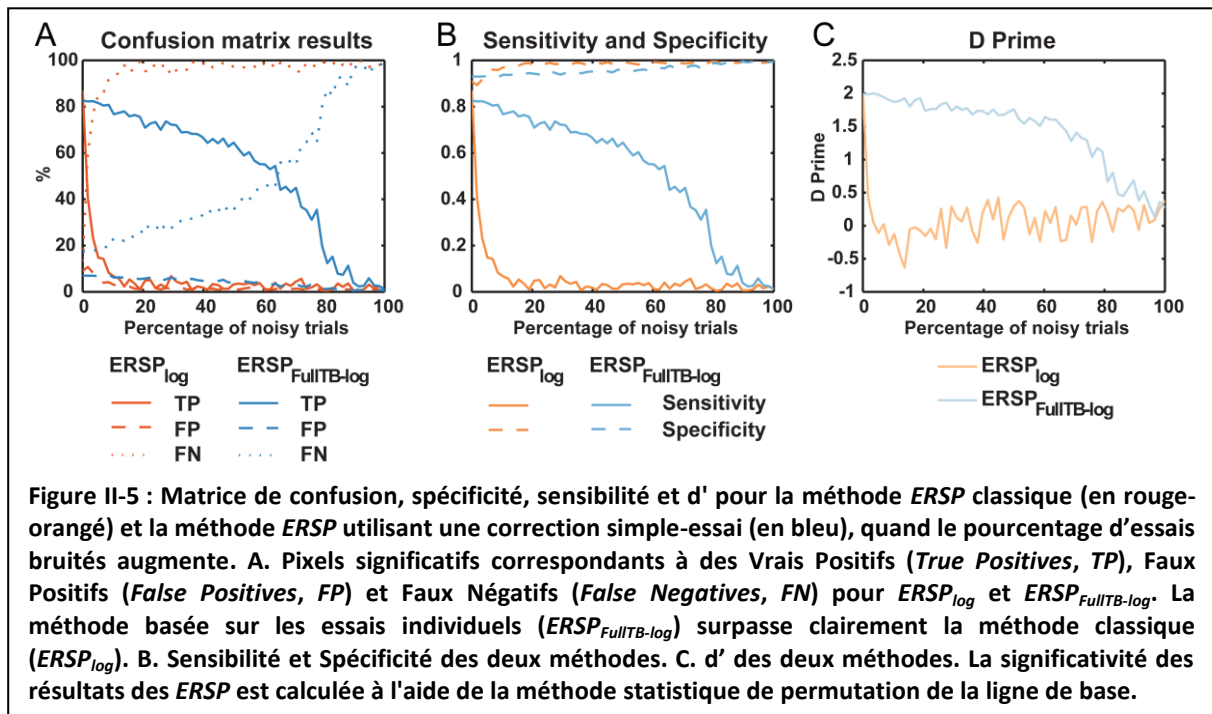
cette hypothèse. Le biais est un résultat de la non-stationnarité à la fois du signal EEG et de la méthode de calcul (Figure II-4).



La Figure II-4 montre l'apparente supériorité de la correction de ligne de base par essais individuels complets. Pour les méthodes de ligne de base classiques, les valeurs aberrantes avec des valeurs de puissance élevées sont clairement visibles (Figure II-4A). Le panneau du milieu (Figure II-4B) montre l'approche avec ligne de base pré-stimulus pour les essais individuels. On peut cependant observer que la ligne de base pré-stimulus est efficace puisque toutes les valeurs précédant le stimulus sont proches de 0. Toutefois, dans la période post-stimulus, des valeurs aberrantes positives sont clairement visibles et biaisent l'estimation spectrale moyenne vers des valeurs positives. Ceci est le même effet que nous observons sur la rangée inférieure de la Figure II-3. Dans le dernier panneau (Figure II-4C) nous utilisons la méthode de correction de la ligne de base par essais individuels complets (voir 1.2 Matériel et Méthodes), et observons que toutes les estimations spectrales corrigées au niveau des essais individuels sont dans la même gamme de valeurs de z-score. Dans le reste de ce chapitre, nous nous concentrons sur la comparaison entre les méthodes $ERSP$ classiques et les méthodes de correction par essais individuels complets.

La Figure II-5 présente la comparaison des performances de détection des méthodes $ERSP$ classiques et des méthodes de correction par essais individuels complets appliquées au jeu de données EEG « artificiel » dans lequel les perturbations spectrales contrôlées ont été introduites. Pour cette comparaison, la méthode statistique de permutation de la ligne de base a été utilisée pour déterminer les régions significatives. Le panneau A de la Figure II-5 montre les résultats pour $ERSP_{log}$ et $ERSP_{FullTB-log}$. Nous avons choisi ces deux méthodes $ERSP$ parce

qu'elles présentaient le meilleur contraste visuel (Figure II-7). Toutefois, l'utilisation des autres méthodes *ERSP* donne des résultats similaires. Nous pouvons clairement voir que les vrais positifs (TP) sont moins sensibles aux essais bruités pour la méthode basée sur les essais individuels ($ERSP_{FullTB-log}$) et que les faux négatifs (FN) augmentent à un rythme plus lent à mesure que des essais bruités sont ajoutés. En revanche, le taux de faux positifs est globalement plus élevé pour les méthodes de correction basées sur les essais individuels que pour les méthodes classiques, excepté quand le pourcentage d'essais bruités est inférieur à 8%. La méthode statistique de bootstrap par inversion aléatoire de la polarité pour les tests de significativité a retourné des résultats qualitativement similaires. Le panneau C de la Figure II-5 montre les valeurs du d' pour les méthodes $ERSP_{log}$ et $ERSP_{FullTB-log}$. Le d' chute rapidement à 0 pour les méthodes de correction de ligne de base classiques dès que plus de 2% d'essais bruités sont introduits, alors que le d' pour notre méthode de correction par essais individuels reste au dessus de 1,5, et ce même quand les données contiennent jusqu'à 60% d'essais bruités.



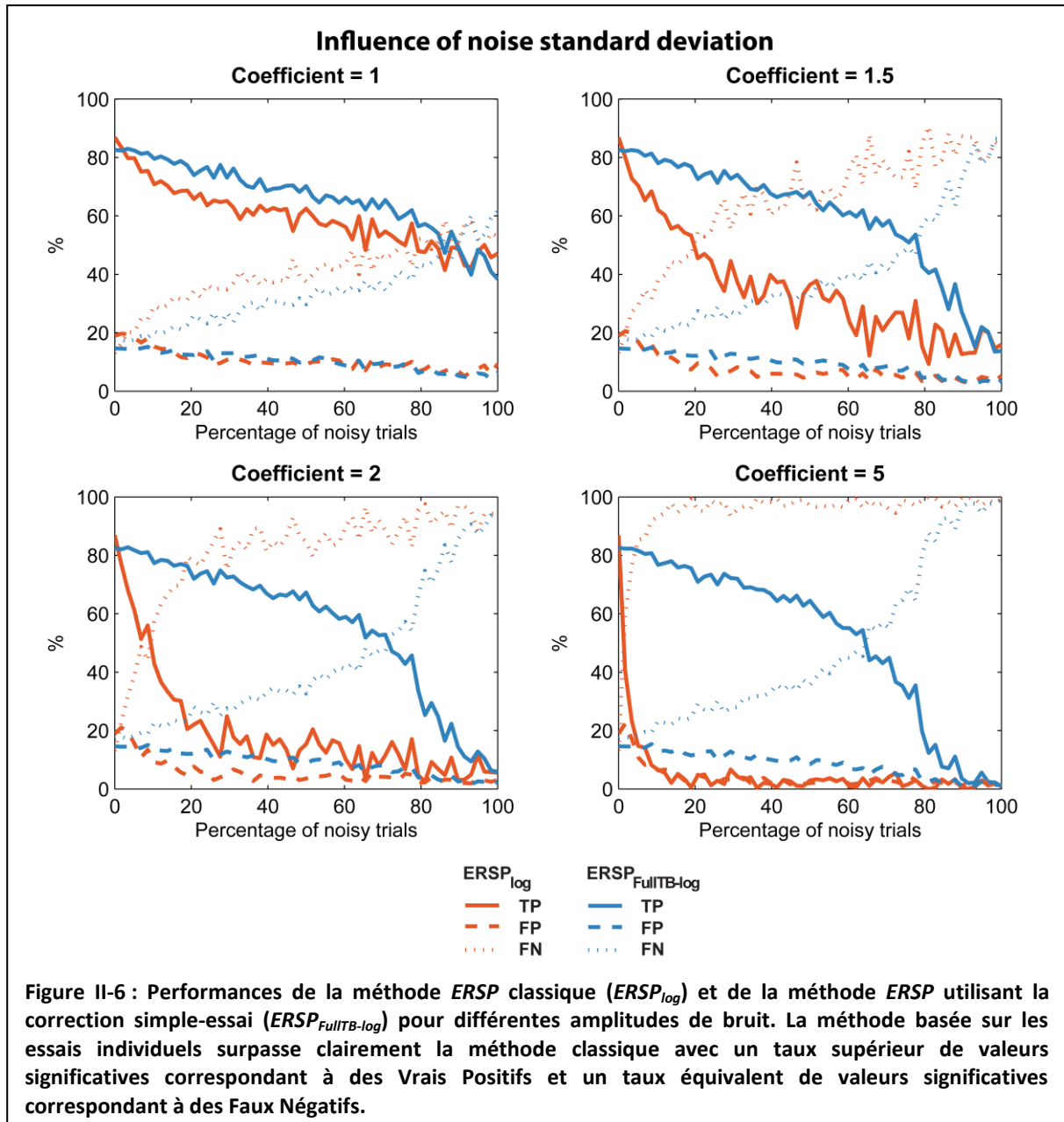
		Méthode statistique					
		Permutation de la ligne de base			Bootstrap par inversion aléatoire de la polarité		
		Correction classique	Correction simple-essai	T-test	Correction classique	Correction simple-essai	T-test
$ERSP_z$	Sensibilité	0.09±0.11	0.77±0.04	$p<0.001$ $t(18)=-18.1$	0.04±0.03	0.82±0.04	$p<0.001$ $t(18)=-47.4$
	Spécificité	0.96±0.02	0.94±0.01	$p=0.056$ $t(18)=2.37$	0.91±0.02	0.89±0.01	$p=0.035$ $t(18)=2.41$
$ERSP_{\%}$ / $ERSP_{log}$	Sensibilité	0.08±0.11	0.81±0.03	$p<0.001$ $t(18)=-19.8$	0.04±0.04	0.84±0.04	$p<0.001$ $t(18)=-47.1$
	Spécificité	0.96±0.02	0.93±0.01	$p=0.006$ $t(18)=3.70$	0.91±0.022	0.88±0.01	$p<0.001$ $t(18)=4.04$

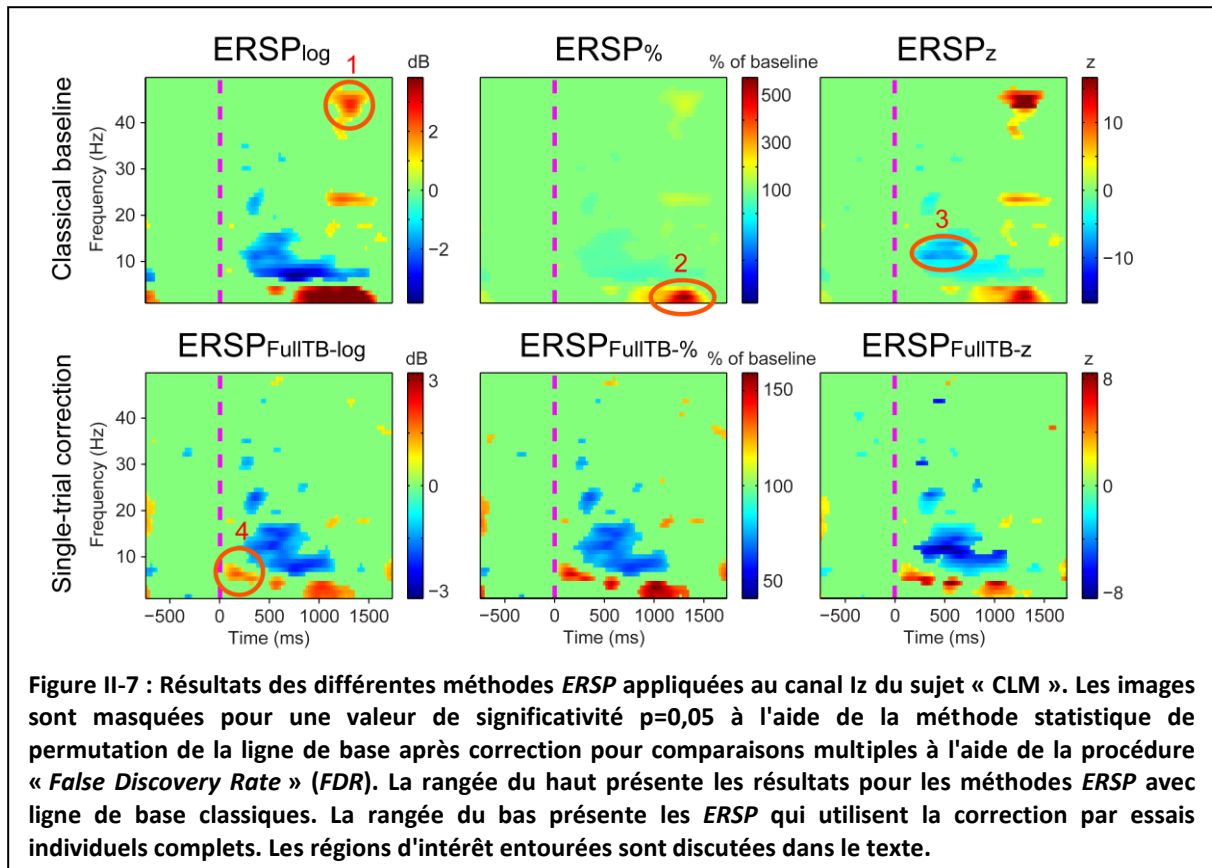
Tableau II-1 : Sensibilité et spécificité des méthodes $ERSP_z$ et $ERSP_{\%}/ERSP_{log}$ avec correction de ligne de base classique et correction essais individuels complets pour les deux types de méthodes statistiques lorsque 8,6% des essais sont bruités. Pour chaque méthode, la moyenne et la déviation standard de la spécificité et de la sensibilité sont indiquées (n=10).

Le Tableau II-1 indique la sensibilité et la spécificité des méthodes $ERSP_z$, $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{log}$ avec correction de la ligne de base classique, comparées aux méthodes simple-essai, pour les deux méthodes d'inférence statistique, lorsque 8,6% des essais contiennent du bruit. Le niveau de significativité des différences entre les méthodes de correction classiques et celles basées sur les essais individuels complets est indiqué. Ces différences ont été calculées en utilisant une procédure statistique non-paramétrique de t-test par permutation des données entre les conditions – méthode similaire à celle décrite dans la section « 1.2.2.1 Permutation de la ligne de base ». Quelle que soit la méthode $ERSP$ utilisée, la sensibilité est significativement supérieure de 70 à 80% pour les méthodes de correction basées sur les essais individuels complets comparées aux méthodes classiques, à la fois pour la méthode statistique de permutation de la ligne de base et pour la méthode de bootstrap par inversion aléatoire de la polarité. La spécificité est de 2 à 3% plus élevée pour les méthodes de correction classiques comparées aux méthodes de correction par essais individuels mais cette différence n'est pas toujours significative (dans le cas de $ERSP_z$ pour la méthode statistique de permutation de la ligne de base).

Une critique de notre approche serait que la sensibilité élevée de la méthode $ERSP$ classique aux essais bruités dépend du niveau de bruit introduit. Nous avons donc utilisé les deux mêmes méthodes $ERSP$ sur des essais bruités avec des amplitudes de bruit différentes. Comme décrit dans la section « 1.2 Matériel et Méthodes », les essais bruités sont obtenus en introduisant un bruit Gaussien avec une déviation standard égale à la déviation standard de l'EEG multipliée par un coefficient. Nous avons utilisé différentes valeurs du coefficient

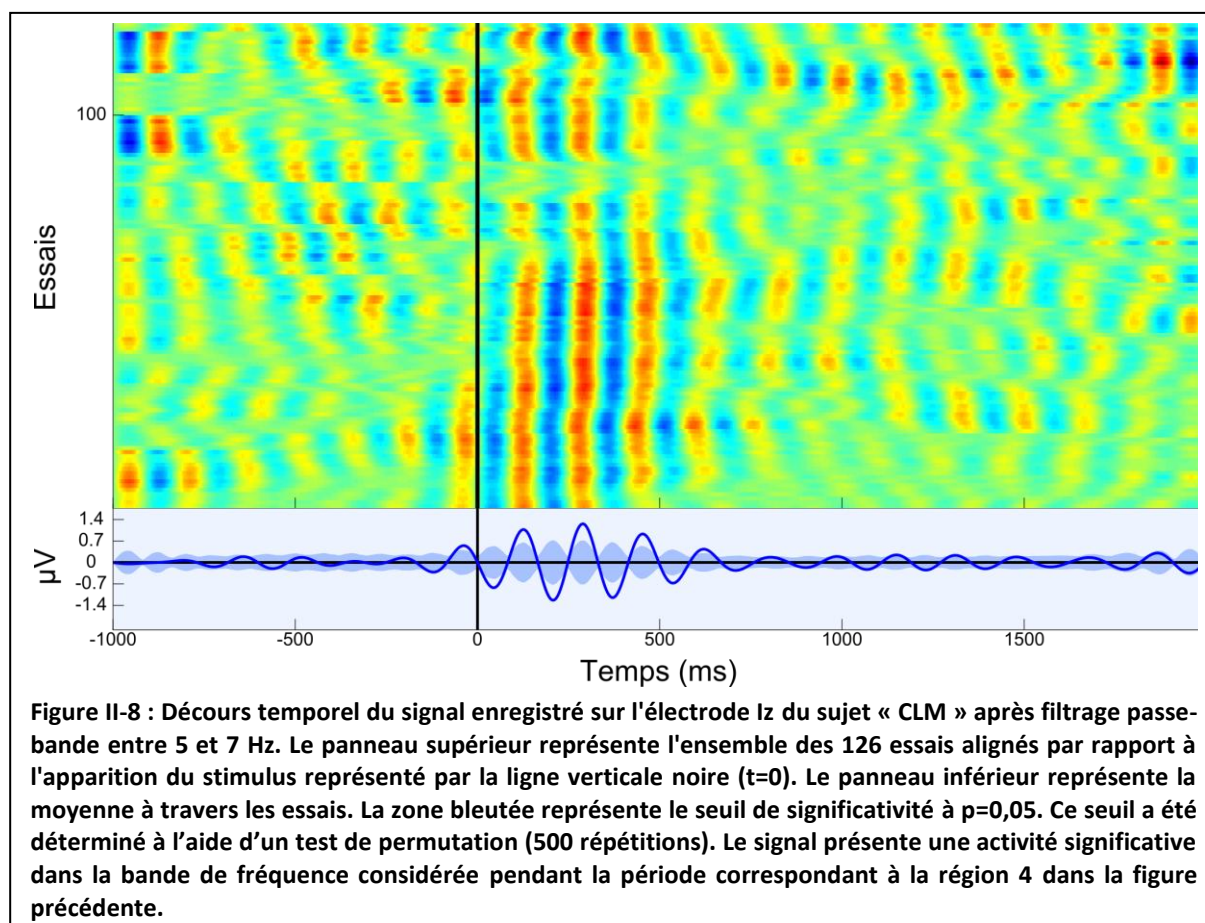
allant de 1 à 5. Pour chaque valeur du coefficient, 10 itérations ont été générées et les valeurs moyennes de TP, FP, FN ont été calculées. Les résultats sont présentés sur la Figure II-6 qui montre que pour toutes les valeurs du coefficient supérieures à 1, la méthode *ERSP* qui utilise la correction basée sur les essais individuels surpasse clairement la méthode *ERSP* classique, avec un taux de Vrais Positifs (TP) pour les valeurs significatives plus élevé et un taux comparable de réponses de type Faux Négatifs (FN). Ces différences de performances s'accroissent à mesure que le coefficient augmente.





La Figure II-7 illustre les différentes approches *ERSP* décrites dans la section « 1.2 Matériel et Méthodes », calculées sur un sujet : elle montre les *ERSP* à la fois pour les solutions de la ligne de base classiques (rangée du haut) et les corrections de la ligne de base par essais individuels complets suivies par une correction de la ligne de base classique (rangée du bas). Toutes les méthodes montrent des images *ERSP* similaires qui présentent cependant des nuances intéressantes. La région 1 entourée sur la Figure II-7 montre une caractéristique significative dans les hautes fréquences qui n'apparaît que quand les méthodes de correction de la ligne de base classiques sont utilisées. Comme elle n'est pas présente pour la correction de la ligne de base par essais individuels, cette région représente très probablement l'activité de quelques essais contenant des données bruitées. Après une inspection visuelle des données brutes, 6 des 126 essais se sont révélés contenir un bruit important. Après suppression de ces essais, la région 1 n'est plus significative et n'apparaît plus dans les résultats de la méthode classique. De plus, la région 1 ne s'est révélée significative pour aucun autre des 13 sujets de cette même étude. La région 2 montre une augmentation de 500% de la puissance par rapport à la ligne de base pour la méthode *ERSP*%. La région est légèrement plus petite pour les méthodes *ERSP* basées sur la correction par essais individuels que pour les méthodes *ERSP* classiques. On pourrait donc supposer que cette région significative serait plus difficilement

délectable si le rapport signal sur bruit était plus faible. Nous avons testé l'hypothèse selon laquelle les méthodes basées sur les essais individuels seraient plus sensibles au bruit (ce qui entraînerait la disparition de la région 2) en remplaçant des essais par des essais bruités comme décrit dans la section « 1.2.3.3 Procédure pour modéliser des essais bruités et évaluer la robustesse des modèles ERSP » et nous avons calculé $ERSP_{log}$ et $ERSP_{FullTB-log}$ pour chaque nombre d'essais bruités introduits dans le signal. L'hypothèse s'est révélée fausse : nous avons observé que la région 2 était encore significative et avait la même taille à la fois pour les méthodes $ERSP$ classiques et celles basées sur les essais individuels quand 80% d'essais bruités étaient introduits. Considérons maintenant la région 3. Elle indique une diminution de la puissance spectrale après le stimulus. Cette diminution est centrée à peu près à 13 Hz et s'étend sur la bande de fréquence 10-15 Hz pour la méthode $ERSP_z$. Pour les méthodes $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{log}$, une diminution de puissance similaire s'étend sur la bande de fréquence de 6 à 15 Hz et la puissance spectrale est maximale à 6 Hz. Ceci suggère que la variance à 13 Hz à travers les essais est faible comparée aux fréquences plus basses, ce qui expliquerait pourquoi la diminution de puissance à cette fréquence est plus importante dans la méthode $ERSP_z$ que dans les méthodes $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{log}$. Pour toutes les solutions de correction basées sur les essais individuels, une région supplémentaire apparaît (la région 4). Cette région correspond à une augmentation de puissance post-stimulus précoce dans la bande de fréquence de 5 à 7 Hz. Notez que le pic positif dans le dernier panneau de la Figure II-4 à environ 200 ms correspond à la région 4 dans la Figure II-7. Pour tester si la significativité dans cette région était due au bruit, nous avons appliqué un filtre passe-bande entre 5 et 7 Hz sur les essais individuels et nous avons montré que le signal filtré présente une activité significative dans la région située entre 200 et 400 ms (Figure II-8). La présence de cette région additionnelle, bien qu'anecdotique, argumente en faveur de l'utilisation des méthodes de correction de ligne de base par essais individuels, qui rendent visibles des changements spectraux plus fins. Notez enfin que le sujet sélectionné pour la Figure II-7 a été choisi pour des raisons didactiques. Quand l'activité spectrale est plus homogène entre les essais, les 6 types d' $ERSP$ sont plus similaires.



Dans la Figure II-7, l'étendue des régions significatives semble différente pour les différentes approches *ERSP*. Nous avons tenté de déterminer si ces régions significatives différaient effectivement en termes de nombre de pixels significatifs à travers les méthodes *ERSP*. Pour cela nous avons effectué la décomposition *ERSP* pour chacun des 14 sujets de l'étude sur la catégorisation animal/non-animal, calculé le pourcentage de pixels significatifs dans l'image *ERSP*, et appliqué un test ANOVA apparié à deux facteurs sur le pourcentage moyen de pixels significatifs en utilisant comme facteurs le type d'*ERSP* (% ou z-score) et la méthode de correction de la ligne de base (classique comparée à essais individuels complets). Seules les méthodes $ERSP_{\%}$, $ERSP_z$, $ERSP_{FullTB-\%}$ et $ERSP_{FullTB-z}$ ont été considérées puisque les méthodes $ERSP_{log}$ et $ERSP_{FullTB-log}$ sont juste des transformées logarithmiques des méthodes $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{FullTB-\%}$ ce qui ne modifie pas le nombre de pixels significatifs. Nous avons également utilisé deux méthodes pour évaluer la significativité : la méthode de permutation de la ligne de base et le bootstrap par inversion aléatoire de polarité - ces deux méthodes ont été décrites dans la section « 1.2 Matériel et Méthodes ».

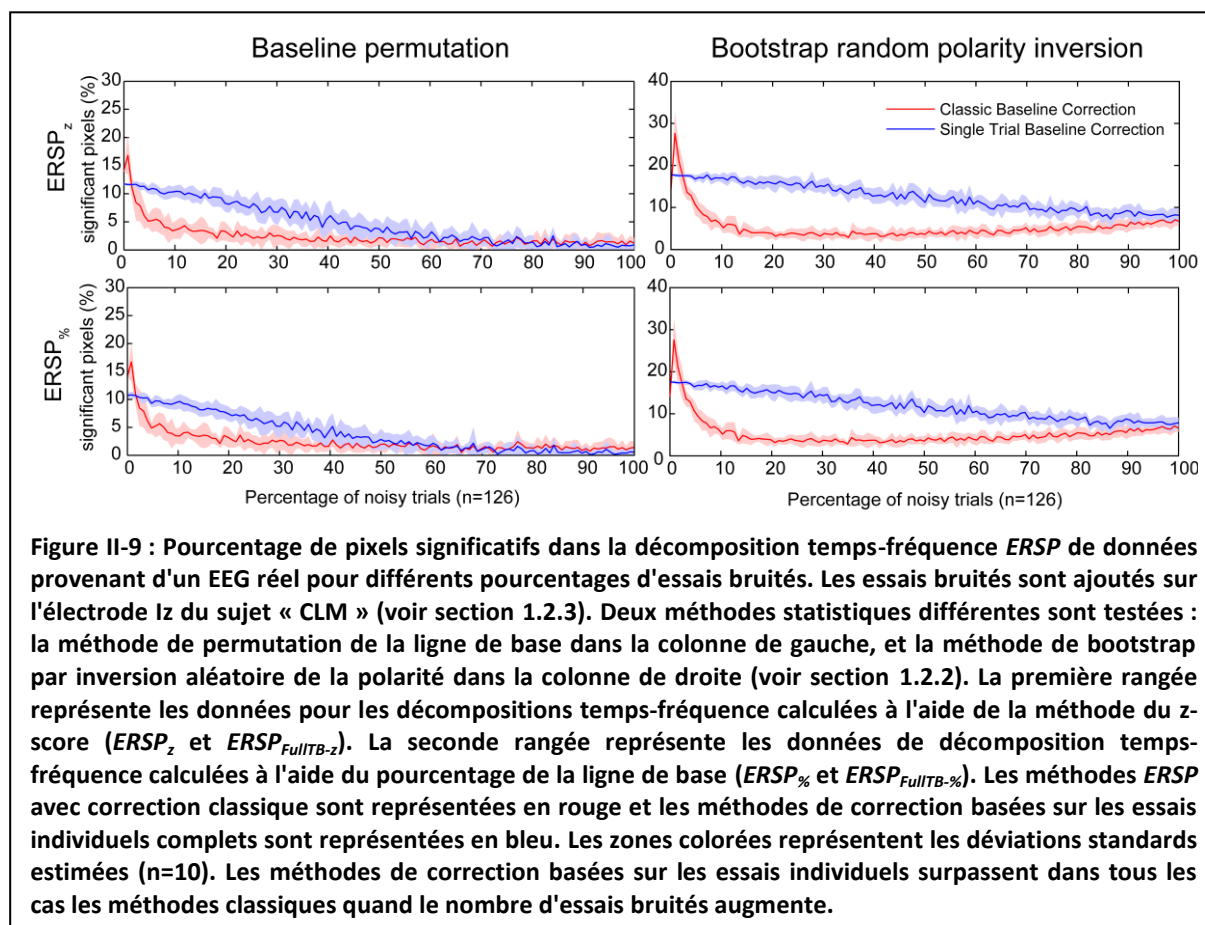
	Permutation de la ligne de base		Bootstrap par inversion aléatoire de polarité	
	Correction classique	Correction simple-essai	Correction classique	Correction simple-essai
$ERSP_z$	17.4±7.8	14.4±6.6	19.7±5.7	20.2±5.1
$ERSP_{\%}/ERSP_{log}$	17.6±7.9	15.4±6.7	19.7±5.7	20.9±5.0

Tableau II-2 : Pourcentage moyen de points (pixels) temps-fréquence significatifs pour différentes méthodes *ERSP* pour l'électrode Iz. La moyenne de 14 sujets et la déviation standard sont indiquées pour chaque condition.

Le Tableau II-2 résume la moyenne sur 14 sujets du nombre de pixels significatifs pour les différentes méthodes *ERSP*. Pour la méthode statistique par permutation de la ligne de base, le pourcentage de pixels significatifs est plus élevé pour les méthodes de correction classiques que pour les méthodes *ERSP* avec correction par essais individuels complets ($F(1, 13)=12.504$, $p=0.004$). Nous avons également observé un effet de la méthode *ERSP* ($F(1,13)=20.681$; $p<0.001$), où la méthode *ERSP_{FullTB-z}* retourne moins de pixels significatifs que la méthode *ERSP_{FullTB-%}*. Pour la méthode statistique de bootstrap par inversion aléatoire de polarité, nous avons aussi observé un effet significatif de la méthode de correction de la ligne de base ($F(1, 13)=5.132$, $p=0.04$) mais dans la direction opposée, le pourcentage de pixels significatifs étant plus élevé pour les méthodes par essais individuels. Les statistiques de type bootstrap par inversion aléatoire de la polarité ont retourné un effet significatif dans la même direction que les statistiques par permutation de la ligne de base en ce qui concerne la méthodes *ERSP* utilisée ($F(1,13)=8.243$, $p=0.01$), où la méthode *ERSP_{FullTB-z}* a retourné moins de pixels significatifs que la méthode *ERSP_{FullTB-%}*. Pour résumer, les méthodes *ERSP* qui utilisent la **normalisation** par la ligne de base (z-score) ont tendance à retourner moins de pixels significatifs que les *ERSP* qui utilisent les **pourcentages** de la ligne de base (%). Les méthodes de **correction** de la ligne de base **classiques** et celles basées sur les **essais individuels** présentent également des différences significatives bien que la méthode retournant plus de pixels significatifs dépende de la méthode statistique utilisée pour estimer la significativité.

Dans la Figure II-9, nous testons l'hypothèse selon laquelle les approches basées sur la correction de la ligne de base par essais individuels complets sont moins sensibles aux essais qui comportent des valeurs aberrantes. Pour tester cette hypothèse, nous avons tout d'abord ajouté des essais bruités à des EEG réels (jeu de données décrit dans la section « 1.2.3.2 Données EEG réelles tirées d'une tâche de catégorisation visuelle animal/non-animal ») et

estimé le nombre de points (pixels) significatifs de la décomposition temps-fréquence pour différentes décompositions temps-fréquence *ERSP*. Nous avons également utilisé deux méthodes indépendantes pour estimer la significativité : soit la méthode par permutation de la ligne de base, soit la méthode de bootstrap par inversion aléatoire de polarité. La Figure II-9 montre une comparaison entre correction classique et correction par essais individuels complets pour les méthodes *ERSP* par z-score (respectivement $ERSP_z$ et $ERSP_{FullTB-z}$) et les méthodes par pourcentage de la ligne de base (respectivement $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{FullTB-\%}$). Elle montre que dans tous les cas, la méthode par essais individuels (en bleu) contient plus de pixels significatifs comparée à l'approche de ligne de base classique (en rouge) quand le nombre d'essais bruités augmente. Notez que le pourcentage de pixels significatifs n'est pas une vraie mesure de la sensibilité contrairement à celles présentées dans la Figure II-5. Cependant, étant donné que nous n'avons pas accès aux pixels « vrais positifs » (c'est-à-dire les pixels présentant un effet réel), il n'était pas possible de calculer ces mesures de façon plus rigoureuse.



Afin de caractériser plus avant les similarités des régions significatives des *ERSP*, nous avons calculé le pourcentage de recouvrement entre les régions significatives pour toutes les

paires de méthodes *ERSP* pour l'électrode Iz (choisie arbitrairement) des 14 sujets. Un pourcentage de recouvrement entre les deux méthodes *ERSP* qui composent chaque paire a été calculé pour chaque sujet en prenant le ratio entre l'intersection et l'union des régions significatives. Ce pourcentage de recouvrement a été moyenné à travers les sujets :

$$\mu_{overlap}(A, B) = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n \frac{A_s \cap B_s \times 100}{A_s \cup B_s} \quad \text{Équation II-18}$$

où A est la première méthode *ERSP* et B est la seconde. A_s et B_s sont les nombres de pixels significatifs pour les méthodes *ERSP* A et B calculés respectivement pour le sujet s ; n est le nombre total de sujets.

La Figure II-10 présente le recouvrement des régions significatives entre les différentes méthodes *ERSP*. Les deux procédures utilisées pour calculer la significativité statistique ont produit des résultats similaires. Le recouvrement entre les méthodes *ERSP* par ligne de base classique et les méthodes avec correction par essais individuels complets est de seulement 60 à 70% (Figure II-10A). Le recouvrement entre les méthodes avec ligne de base classique est d'environ 90% et le recouvrement entre les méthodes avec correction par essais individuels complets est aussi d'environ 90% (Figure II-10B et Figure II-10C). Les méthodes avec correction de ligne de base classique ont plus de recouvrement que les méthodes avec correction par essais individuels pour les deux procédures statistiques (t-test apparié pour la méthode par permutation de la ligne de base, $t(13)=12.028$, $p<0.001$; t-test apparié pour la méthode de bootstrap par inversion aléatoire de la polarité, $t(13)=9.174$, $p<0.001$). Notez que les statistiques devraient être équivalentes pour $ERSP_{\%}$ et $ERSP_{log}$ (respectivement $ERSP_{FullTB-\%}$ et $ERSP_{FullTB-log}$), cependant de légères différences sont observées. Ces différences sont dues à l'échantillonnage aléatoire des méthodes de bootstrap et de permutation utilisées pour calculer la significativité. Pour finir, en comparant la Figure II-10B et la Figure II-10C, nous observons que la procédure statistique par permutation de la ligne de base conduit à un recouvrement plus important entre les méthodes *ERSP* que la procédure de bootstrap par inversion aléatoire de polarité (t-test apparié pour les méthodes *ERSP* avec correction de ligne de base classique, $t(13)=-10.515$, $p<0.001$; t-test apparié pour les méthodes *ERSP* avec correction par essais individuels, $t(13)=-3.068$, $p<0.001$).

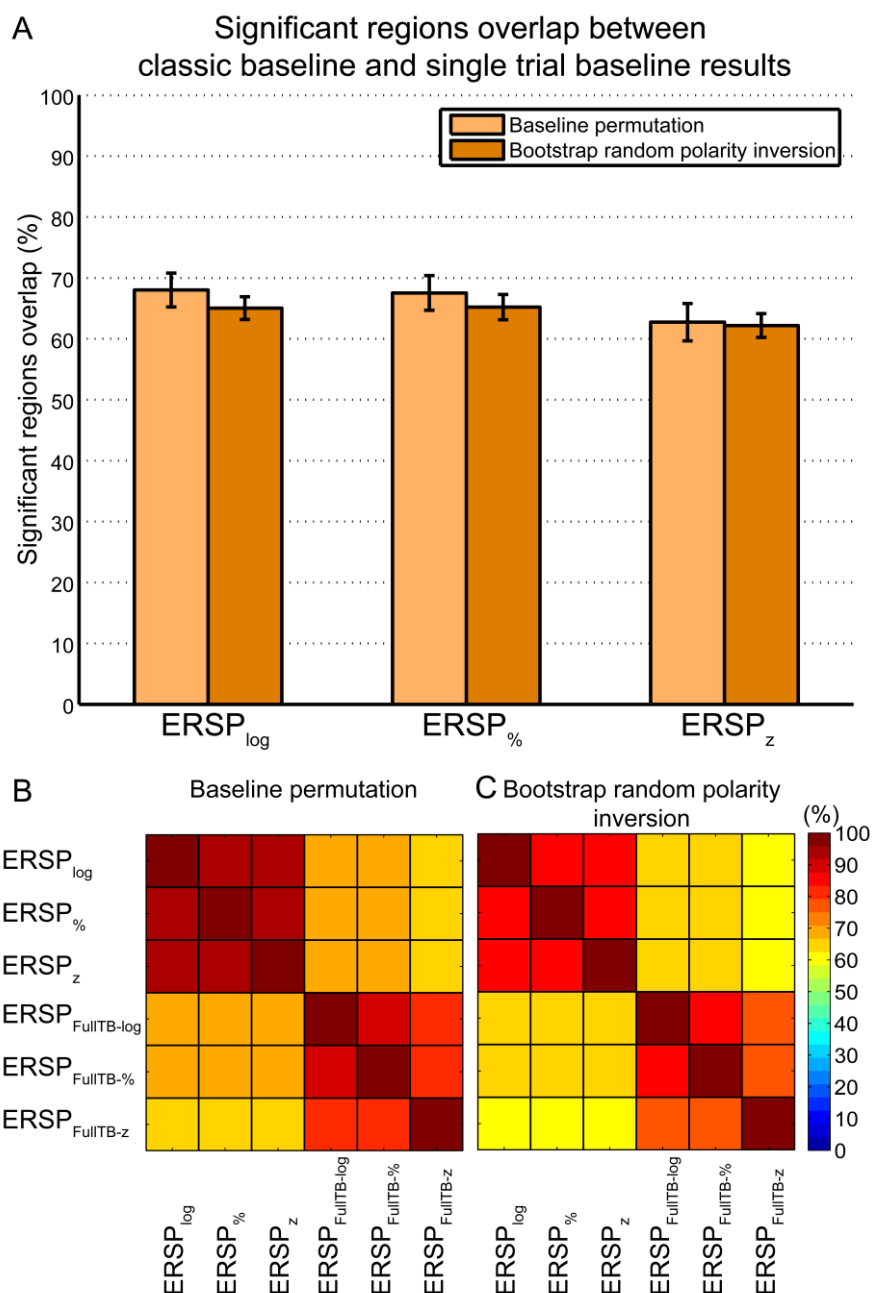
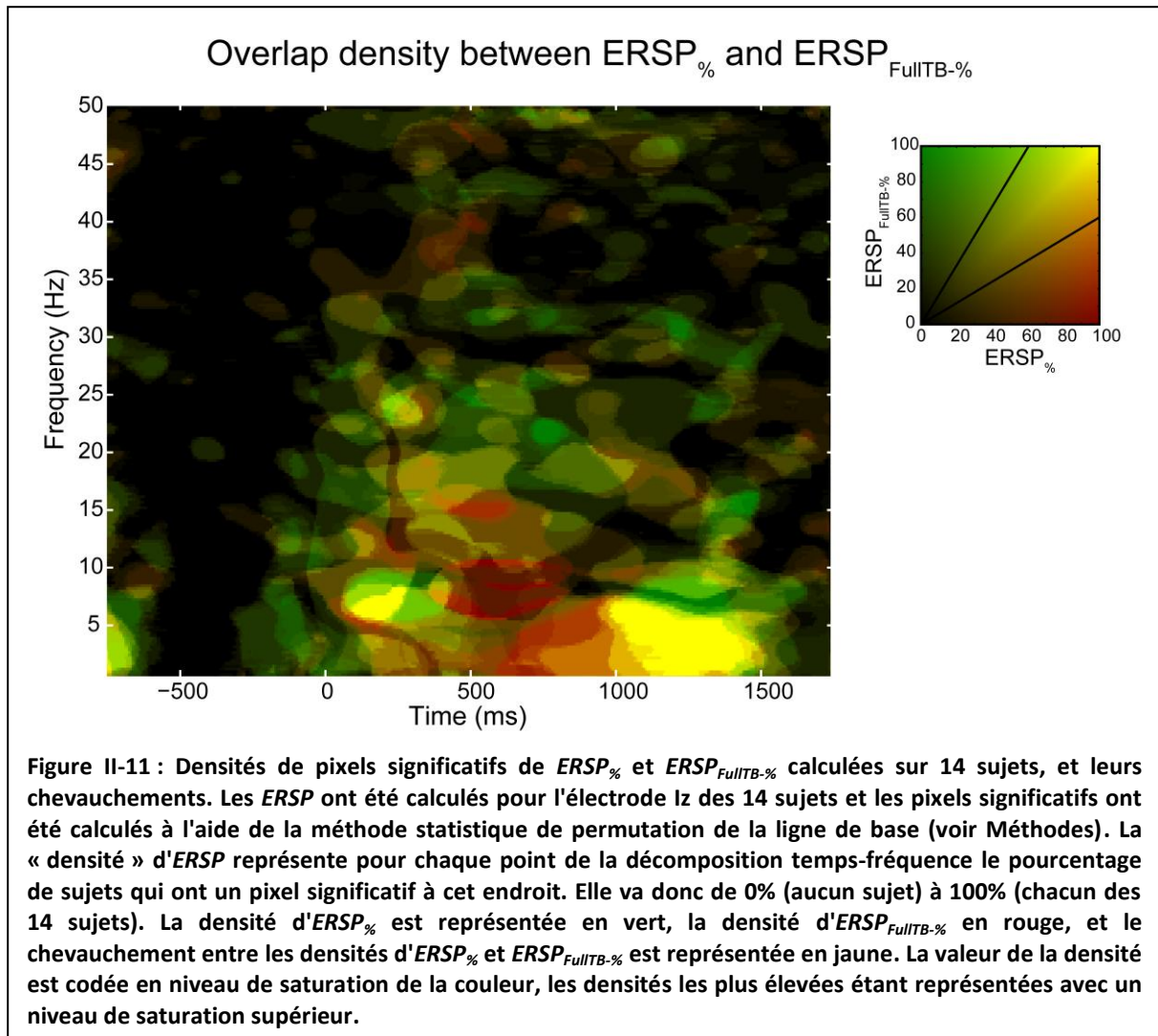
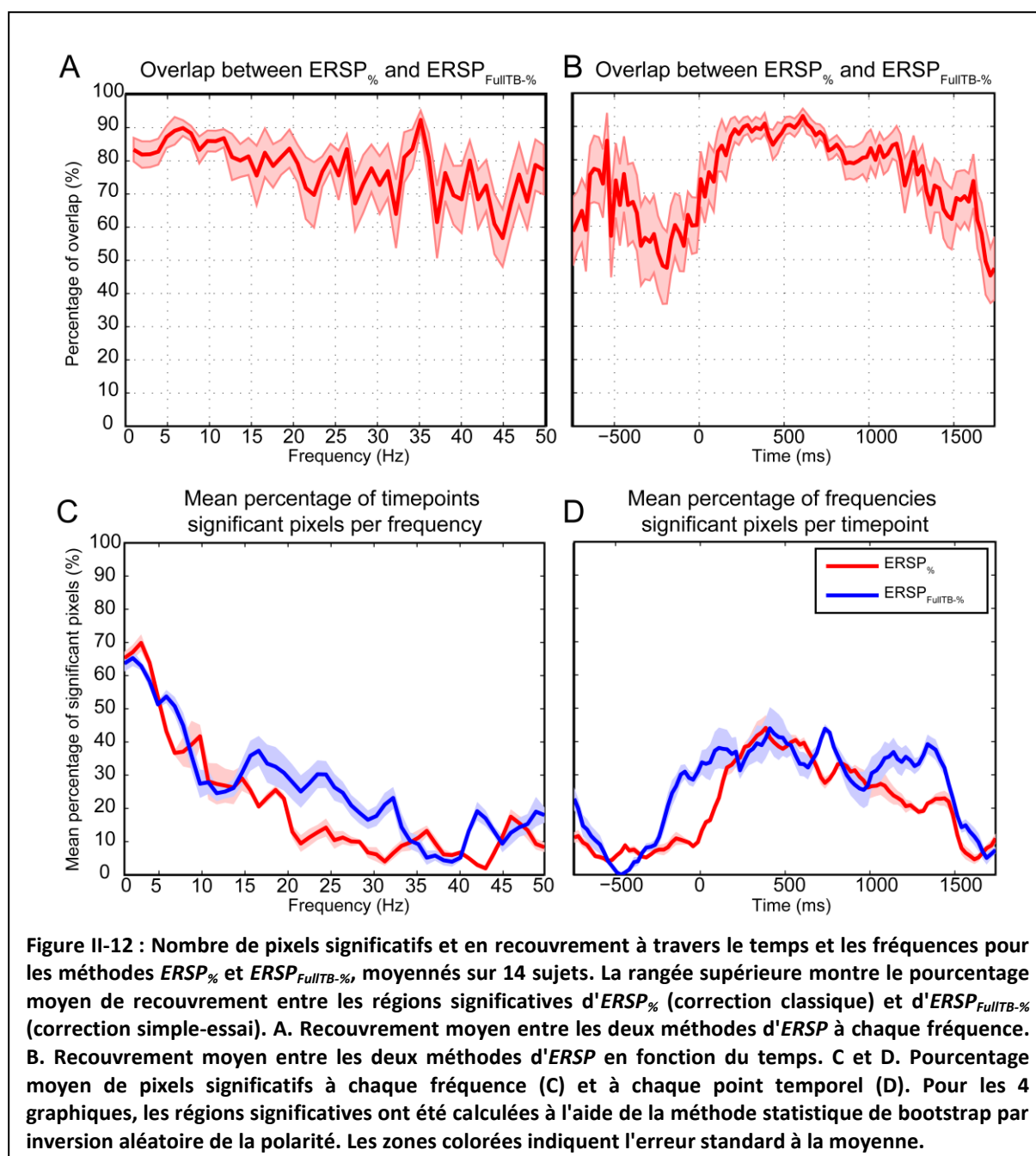


Figure II-10 : Pourcentage moyen de chevauchement des régions significatives entre toutes les paires de méthodes *ERSP* pour 14 sujets. La méthode utilisée pour calculer le pourcentage de chevauchement est indiquée dans le texte. A. Diagramme en barres du pourcentage de chevauchement entre les régions significatives des *ERSP* calculées avec les méthodes de corrections classiques et les méthodes *ERSP* qui utilisent la correction par essais individuels complets. Les barres d'erreur montrent l'erreur standard à la moyenne. B. Chevauchement des régions significatives des *ERSP* pour la méthode statistique de permutation de la ligne de base. C. Chevauchement des régions significatives des *ERSP* pour la méthode statistique de bootstrap par inversion aléatoire de la polarité.



Afin de mieux visualiser et quantifier les différences entre les résultats obtenus par les méthodes de corrections de ligne de base classiques et les méthodes de correction par essais individuels à travers les sujets, une nouvelle méthode d'affichage des données a été développée. A chaque point temps-fréquence, la Figure II-11 montre à la fois le pourcentage de sujets significatifs pour la méthode $ERSP_{\%}$ et la méthode $ERSP_{FullTB-\%}$ de manière respective, mais permet aussi d'observer de manière distincte le recouvrement entre les deux méthodes. Cette représentation innovante permet d'afficher les similarités (c'est-à-dire le recouvrement, représenté en jaune) et le contraste entre les deux méthodes $ERSP$ (en rouge et en vert). Nous observons que même si certaines régions présentent un recouvrement important notamment dans les basses fréquences (en jaune vif), certaines autres régions sont plus spécifiques à l'une ou à l'autre des deux méthodes $ERSP$ (en rouge vif ou vert vif). Nous allons maintenant étudier les mesures de recouvrement plus en détails.



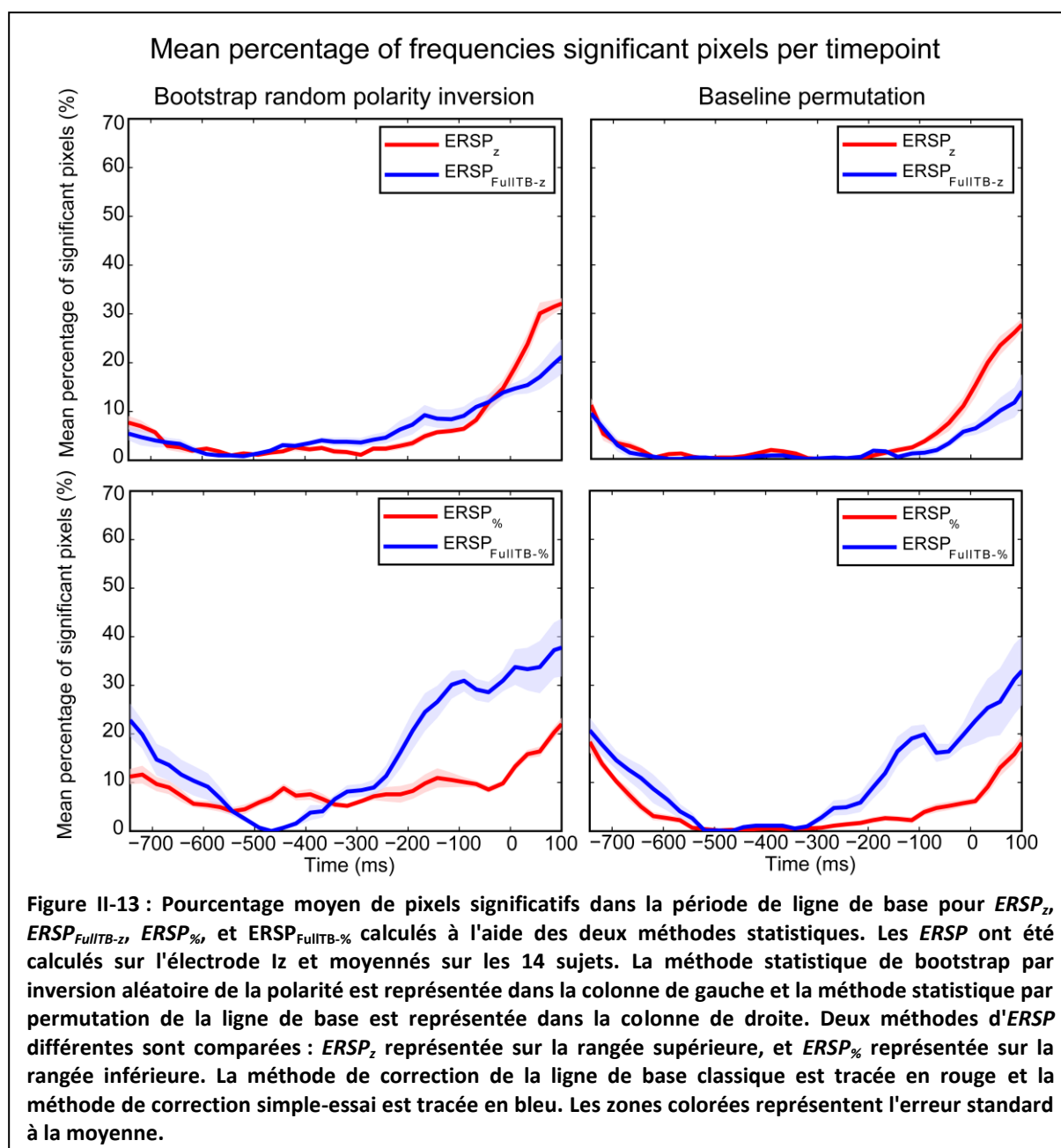
La Figure II-12 montre le recouvrement des pixels significatifs à travers temps et fréquences pour les méthodes $ERSP_{\%}$ (correction de ligne de base classique) et $ERSP_{FullTB-\%}$ (correction par essais individuels) ainsi que le pourcentage de pixels significatifs pour chaque fréquence et chaque pas de temps, chaque mesure étant moyennée sur les 14 sujets. Les résultats pour les méthodes $ERSP_z$ et $ERSP_{FullTB-z}$ sont similaires et ne sont donc pas représentés. La Figure II-12A montre que, pour les données analysées, le recouvrement tend à être plus élevé pour les basses fréquences que pour les hautes fréquences. La Figure II-12B et la Figure II-12D indiquent la densité de pixels significatifs et le recouvrement à travers le

temps entre deux méthodes *ERSP* et montrent que le recouvrement est le plus élevé dans la période allant de 200 à 1000 ms.

Sur la Figure II-7, certaines zones significatives sont visibles dans la ligne de base. Or, si l'on désire étudier l'activité évoquée par un stimulus ou un évènement, il apparaît peu souhaitable d'obtenir des éléments significatifs au sein de la ligne de base. Afin de quantifier dans quelle mesure les différentes méthodes *ERSP* et statistiques retournent des valeurs significatives dans la période pré-stimulus, la Figure II-13 indique les valeurs significatives sur la période de la ligne de base. La Figure II-13 montre que la significativité pendant la ligne de base est la plus faible pour les méthodes $ERSP_z$ et $ERSP_{FullTB-z}$ en utilisant la méthode statistique par permutation de la ligne de base. Ceci indique que l'utilisation de ces méthodes *ERSP* et du test statistique par permutation de la ligne de base est préférable quand il est important que peu de valeurs significatives soient présentes dans la période de ligne de base.

1.4 Discussion

Nous avons présenté différentes méthodes *ERSP*, trois basées sur des méthodes de correction de la ligne de base classiques et trois qui implémentent des méthodes de correction par essais individuels complets. Nous avons montré la supériorité des méthodes de correction par essais individuels complets à la fois sur des données artificielles et sur des données réelles : ces méthodes se sont révélées moins sensibles au bruit comparées aux méthodes de correction classiques. Nous avons également comparé le nombre de pixels significatifs dans le domaine temps-fréquence et les régions significatives entre toutes les méthodes *ERSP* testées. Pour les données EEG analysées, le recouvrement est le plus important dans les basses fréquences pendant la période de 200 à 1000 ms post-stimulus. Par ailleurs, le recouvrement entre les régions significatives au sein des méthodes de correction classique et au sein des méthodes de correction par essais individuels complets est toujours au dessus de 90%. Ceci contraste avec les 60 à 70% de recouvrement entre les méthodes de correction classiques et celles basées sur les essais individuels complets et argumente en faveur d'une différence fondamentale entre ces deux types d'approches.



La principale différence entre les méthodes $ERSP$ avec correction classique et les méthodes de correction par essais individuels complets est que l'approche de correction par essais individuels est moins sensible à la présence d'essais bruités. Lorsque des essais bruités sont ajoutés dans les données, le nombre de pixels significatifs semble diminuer exponentiellement pour les méthodes de correction classiques. En revanche, il semble diminuer linéairement pour les méthodes de correction par essais individuels. Ce résultat est plus particulièrement important car des transformations spectrales peuvent amplifier les bruits initialement faibles présents dans les essais contaminés par des artefacts. Même si les données EEG peuvent ne pas apparaître bruitées, la puissance calculée en prenant le carré de

l'amplitude *FFT* tend à étirer la distribution de la puissance spectrale vers des valeurs positives élevées comme le montre la Figure II-3. Par conséquent, utiliser des mesures *ERSP* robustes aux essais aberrants est important. Nous avons ici introduit une mesure qui correspond à ce critère. D'autres mesures *ERSP* peuvent être également envisagées, par exemple, les valeurs *ERSP* médianes (connues pour être plus robustes aux valeurs extrêmes) pourraient être utilisées à la place des valeurs *ERSP* moyennes, et ceci constitue une direction potentielle pour des recherches futures.

Nous avons également montré que la différence que nous avons observée en termes de régions significatives entre les méthodes avec correction classique et celles avec correction par essais individuels complets, est due à la sensibilité importante des *ERSP* avec correction classique au bruit éventuellement présent dans les essais individuels. Ce résultat plaide fortement en faveur de l'utilisation des méthodes de correction par essais individuels lors du calcul des *ERSP*. De toutes les méthodes présentées dans ce chapitre, nous recommandons l'utilisation de *ERSP_{FullTB-z}* en conjonction avec la méthode statistique de permutation de la ligne de base pour les tests d'inférences. L'*ERSP_{FullTB-z}* combinée à cette méthode statistique est robuste au bruit présent dans les essais et fait ressortir un nombre plus faible de points temps-fréquence Faux Positifs (significatifs alors qu'ils ne devraient pas l'être) dans la ligne de base. Toutes les méthodes présentées ici ont été implémentées dans la fonction « *newtimef* » du logiciel EEGLAB et sont donc disponibles pour utilisation par la communauté scientifique.

Ces méthodes constituent de nouvelles mesures qui permettent de diminuer la sensibilité des *ERSP* au bruit et artefacts potentiellement présents dans les données. Une autre approche qui vise à réduire l'impact de ces artefacts sur le traitement du signal *ERSP* et le calcul des *ERSP* différentiels entre conditions est de les détecter et de les retirer des données. Comme l'a décrit la section 1.2.1 du Chapitre I: 1.2.1, plusieurs méthodes existent pour éliminer les signaux non-cérébraux contenus dans le signal enregistré au niveau des électrodes EEG. Parmi elles, l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) est une méthode qui se révèle efficace car elle permet de soustraire les activités indésirables sans avoir à rejeter des segments de données, et en minimisant les pertes au niveau du signal d'intérêt, c'est-à-dire du signal provenant de l'activité électrique cérébrale. De plus, l'ACI est potentiellement applicable en temps réel.

Enfin non seulement l'ACI est une méthode de choix pour le nettoyage du signal, mais elle est également utile pour la compréhension de la dynamique cérébrale car elle se place non

plus dans l'espace des capteurs, c'est-à-dire des électrodes, mais dans l'espace des sources EEG (Delorme et al. 2012), c'est-à-dire des zones du cortex qui génèrent l'activité EEG. En effet, les électrodes enregistrent chacune un mélange d'activités électriques provenant de sources cérébrales distinctes qui ne sont pas nécessairement situées directement au niveau des sites d'enregistrement. L'ACI permettrait de reconstruire l'activité de ces sources EEG et constitue une technique intéressante pour les ICM. Il est possible d'utiliser non plus simplement le signal des électrodes mais le signal des sources EEG (isolées par l'ACI) et d'améliorer la qualité de l'ICM. Cependant, cela peut poser d'autres problèmes. L'utilisation des ICM implique des séances répétées d'enregistrement et d'entraînement pour un même sujet. Si l'on choisit d'utiliser non plus le signal enregistré au niveau des électrodes mais le signal des sources reconstruit grâce à l'ACI, comment concilier l'ACI appliquée sur un même sujet pour des séances effectuées à des dates différentes. Comment isoler des sources similaires qui se retrouvent d'une séance à l'autre? Est ce que les sources caractéristiques d'un état mental ou ayant un lien avec des traits pathologiques seront stables d'une séance sur l'autre? La section suivante se penche sur ces questions et tente de faire une première évaluation de la stabilité de l'ACI à travers différentes sessions enregistrées sur un même sujet.

2 Stabilité des décompositions par ACI à travers différentes sessions d'un même sujet

Résumé :

L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) a déjà été utilisée avec succès pour identifier des signaux liés à l'activité électrique cérébrale ou à des artefacts à partir de données électroencéphalographiques (EEG) multicanaux. Cependant la stabilité des décompositions par ACI à travers les sessions enregistrées sur un même sujet n'a pas encore été évaluée. Si l'on envisage un entraînement à l'utilisation d'une Interface Cerveau-Machine (ICM) basé sur les Composantes Indépendantes (CI), il s'agit d'un point primordial à résoudre. Le but de ce chapitre est de décrire les travaux conduits sur ce thème au cours de cette thèse. Il est essentiellement basé sur une étude dont l'objectif était d'isoler, pour chacun des sujets, des Composantes Indépendantes EEG à travers des sessions d'enregistrement différentes de manière à évaluer si les CI sont reproductibles d'une session à l'autre. Nous avons utilisé des données EEG 64 électrodes enregistrées sur deux sujets pendant une expérience simple de dérive attentionnelle. Chaque sujet a participé à 11 sessions de vingt minutes sur une période de cinq semaines. La décomposition par ACI "*Extended Infomax*" a été réalisée sur les données continues de chaque session. Nous avons utilisé une technique de regroupement (*clustering*) basée sur la corrélation des topographies de scalp. Plusieurs groupes (*clusters*) de composants homogènes ont été identifiés pour chaque sujet. Des groupes de composants typiques représentant des artefacts dus aux mouvements oculaires et aux clignements des yeux ont été identifiés. Chacun de ces deux types d'artefact comprenaient au moins une composante de chaque session d'enregistrement, c'est-à-dire que nous avons pu identifier dans chaque session une composante très similaire pouvant être associée au cluster. De plus, plusieurs groupes de CI correspondant à des sources d'activité électrique cérébrale – parmi lesquelles des groupes présentant des activités importantes dans les bandes de fréquences Alpha, Beta et Mu – incluaient des composants de la plupart des sessions. Ces résultats prouvent que l'ACI peut fournir des solutions relativement stables à travers les sessions, avec de ce fait des implications importantes dans le domaine de la recherche sur les ICM.

2.1 Introduction

L'un des challenges principaux dans la recherche EEG est le problème de la séparation des sources électriques corticales à l'origine de l'activité enregistrée au niveau des électrodes. Les activités de ces sources sont projetées sur chacun des capteurs placés à la surface du scalp et, du fait des équations de Maxwell sur la propagation des signaux électriques, se retrouvent sommées dans les signaux enregistrés au niveau des électrodes. Le signal enregistré par les électrodes de surface représente donc un mélange de l'ensemble des sources EEG cérébrales actives, auxquelles viennent également s'ajouter les sources électro-physiologiques non cérébrales (mouvements des yeux, clignements des yeux, électrocardiogramme, contractions musculaires au niveau du visage et du cou) et les perturbations électromagnétiques

environnantes (réseau et lignes électriques, transformateurs, matériel électrique et électronique...). L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) (Jutten et Herault 1991; Comon 1994) a été proposée pour isoler les signaux cérébraux et non-cérébraux (artefacts) qui contribuent aux signaux enregistrés au niveau des électrodes de scalp (Makeig et al. 1996). Les potentiels EEG enregistrés au niveau de ces électrodes représentent un mélange des activités de champ émises par plusieurs sources EEG approximativement dipolaires qui appartiennent à plusieurs aires corticales. L'ACI identifie les composantes les plus statistiquement indépendantes dans le temps au sein des potentiels électriques enregistrés (Jung et al. 2000; Pascual-Marqui 1999; Grech et al. 2008; Onton et al. 2006). Des résultats récents montrent que de nombreux composantes indépendantes EEG isolées par ACI sont compatibles avec des modèles de source EEG biologiquement plausibles (Delorme et al. 2012).

Les décompositions par ACI sont habituellement effectuées sur une seule session pour chaque sujet. Des techniques de regroupement (*clustering*) sont ensuite utilisées pour identifier les composantes similaires à travers les sujets (Onton et al. 2006). Des preuves du possible intérêt de l'utilisation de l'ACI pour une conception efficace des Interfaces Cerveau-Machine ont été démontrées (Senhadji et al. 2009; Kachenoura et al. 2008; Delorme et Makeig 2003; Hung et al. 2005; Naeem et al. 2006). Cependant, les expérimentations ICM impliquent la plupart du temps des séances répétées enregistrées sur plusieurs jours sur le même sujet. Estimer la stabilité des Composantes Indépendantes (CI) à travers les sessions pour un sujet donné apparaît comme crucial pour les applications ICM. Ce chapitre présente les résultats d'une analyse intra-sujet des regroupements (*clusters*) de CI provenant de deux sujets ayant participé à 11 sessions d'enregistrement alors qu'ils réalisaient une tâche de dérive attentionnelle. Pour chaque sujet, nous avons identifié plusieurs clusters de CI similaires à travers les sessions, y compris des artefacts oculaires et des sources typiques représentant différents types d'activités cérébrales.

2.2 Matériel et Méthodes

2.2.1 Sujets

Deux participants se sont portés volontaires pour cette expérience après avoir donné par écrit leur consentement. Ces deux participants avaient une vision normale. Le protocole expérimental a été approuvé par le comité éthique de Toulouse (CPP, Comité de Protection des Personnes).

2.2.2 Stimuli et procédure

La tâche du sujet était adaptée de la tâche réalisée par Braboszcz et Delorme (Braboszcz et Delorme 2010). Les sujets étaient assis dans une pièce faiblement éclairée en face d'un écran d'ordinateur placé à 60 cm devant eux. On a demandé aux sujets de maintenir leur regard sur une croix de fixation affichée au centre de l'écran. La tâche des sujets était de compter chacun de leur cycle de respiration (inspiration/expiration) de façon rétrograde en partant de 10 et cela jusqu'à 1, puis de recommencer à 10. Les sujets devaient indiquer à chaque fois qu'ils réalisaient qu'ils avaient perdu le compte de leurs respirations (c'est-à-dire à chaque fois que leur attention avait dévié de leur tâche de comptage) en appuyant sur un bouton. Ce protocole permet d'obtenir un marquage – l'appui du bouton – de cet événement de prise de conscience, appelé événement méta-conscient décrit par Schooler (2002). Juste après l'appui du bouton, un questionnaire phénoménologique était présenté sur l'écran (Annexe A). Ce questionnaire prenait moins d'une minute à compléter, puis la tâche de décompte des respirations reprenait. Pendant qu'ils réalisaient la tâche de décompte des respirations, un protocole *oddball* auditif passif (sans tâche active de détection des stimuli déviants) était également présenté. Il était demandé au sujet d'ignorer ces stimuli autant que possible.

Le protocole *oddball* auditif comprenait des stimuli standard (70% des stimuli) constitués par un son pur d'une fréquence de 500 Hz et d'une durée de 70 ms, et des stimuli « *oddball* » (30% des stimuli) d'une fréquence de 1000 Hz. Les deux types de stimuli ont été ajustés afin d'avoir le même niveau sonore (72 dB).

Chaque session durait 20 minutes en excluant les pauses et le temps passé à remplir les questionnaires. Onze sessions de cette tâche de décompte des respirations ont été enregistrées pour chaque sujet. Les sessions ont été planifiées tous les 2 à 3 jours, à l'exception des week-ends, sur une période de 5 semaines.

2.2.3 Acquisition EEG

Un système EEG Biosemi a été utilisé pour enregistrer sur 64 électrodes montées sur un bonnet élastique Electro-cap. Les sessions ont été enregistrées à une fréquence d'échantillonnage de 1024 Hz. La conductance de la peau, aussi appelée Réponse Galvanique de la Peau, l'électrocardiogramme, ainsi que les mouvements des yeux et la taille de la pupille ont été également enregistrés. Seule l'analyse des données EEG est reportée ici.

2.2.4 Traitement des données EEG

Les données EEG ont été importées en utilisant l'électrode Cz comme référence. Elles ont été ensuite filtrées passe-haut à l'aide d'un filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII) avec une fréquence de coupure de 2 Hz (filtre d'ordre 6, avec une bande de transition de 0,7 Hz) implémenté dans le logiciel EEGLAB (Delorme et Makeig 2004). A noter que la qualité de la décomposition par ACI (jugée subjectivement en comptant le nombre de composantes « dipolaires » – c'est-à-dire les composantes avec des dipôles équivalents qui présentent une variance résiduelle faible) diminue de manière importante si un filtre passe-haut avec une fréquence de coupure inférieure est appliqué. Tous les segments de données correspondant aux périodes durant lesquelles le sujet répondait au questionnaire ont été retirés. Les données ont été ensuite ré-échantillonnées à 256 Hz. Les canaux contaminés par du bruit à haute fréquence ou des artefacts électriques (évalués par inspection visuelle), ont été supprimés. Le signal a été ensuite converti en référence moyenne et la version étendue de l'ACI de type Infomax a été appliquée à l'aide de l'algorithme runica implémenté dans le logiciel EEGLAB (Delorme et Makeig 2004). Afin d'obtenir la localisation approximative des sources correspondant aux CI, un modèle de dipôle équivalent a été calculé pour chaque CI en utilisant un modèle sphérique de tête à quatre couches (rayons : 71, 72, 79, 85 mm avec les conductances suivantes : 0.33, 0.0042, 1, 0.33 μ S) à l'aide du plug-in DIPFIT (version 2.2) du logiciel EEGLAB (version 9.0.2.3b). Le modèle sphérique a été co-référencé avec le modèle de cerveau moyen *MNI* (*Montreal Neurological Institute*) en utilisant une matrice homogène calculée en faisant correspondre certains repères (points définissant les coins et intersections du maillage du modèle 3-D) entre les modèles *MNI* et sphériques.

2.2.5 Clustering des Composantes Indépendantes (CI)

Une analyse intra-sujet a été réalisée afin d'identifier les CI similaires à travers les différentes séances d'enregistrement. Notre algorithme de groupage des composantes indépendantes comprenait deux étapes : l'identification de CI modèles intéressantes avec l'algorithme KMean et le groupage des CI similaires aux CI modèles avec l'algorithme CORRMAP.

2.2.5.1 Identification des CI modèles

2.2.5.1.1 Algorithme du KMean classique

L'algorithme de groupage de type KMean a été développé par J. MacQueen (MacQueen 1967). Cet algorithme permet de classifier ou grouper des données, en se basant sur leurs attributs ou caractéristiques, en un nombre K de groupes (clusters). K est un nombre entier positif. Le regroupement se fait en minimisant la somme des carrés des distances entre les données et le centroïde du cluster correspondant (le « modèle »). Le centroïde correspond à la moyenne des éléments du cluster : si l'on prend l'analogie avec un objet solide et son poids, le centroïde correspondrait à son centre de gravité. De manière plus générale il s'agit du barycentre de l'ensemble des points de données.

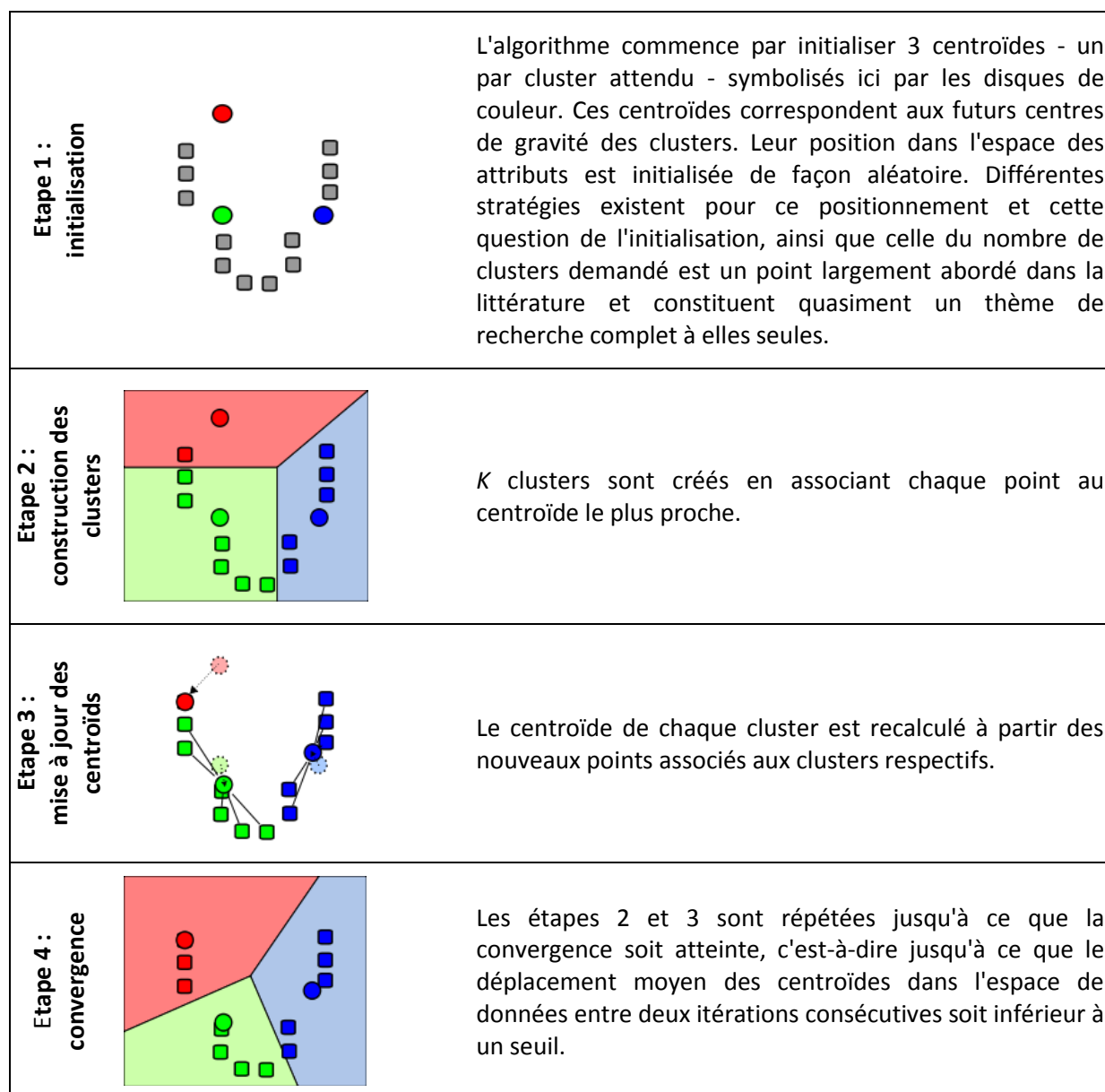


Figure II-14 : Exemple de déroulement de l'algorithme KMean sur des données en deux dimensions.

Un exemple sur des données de type « point » en 2-D est expliqué dans la Figure II-14. Dans cet exemple, les points sont donc définis par deux coordonnées dans le plan (c'est-à-dire deux attributs), symbolisés par la position des carrés gris. Le but est de grouper ces points en K groupes. Ici nous prenons $K=3$, le nombre trois étant choisi de manière arbitraire.

2.2.5.1.2 Matrice de pré-clustering

Pour identifier les CI d'intérêt, un algorithme KMean sur mesure – adaptation du KMean classique (MacQueen 1967) décrit dans la section précédente – a été utilisé. Cet algorithme se sert de différentes caractéristiques des CI pour identifier plusieurs CI typiques. Nous avons utilisé leur carte topographique, la localisation de leur dipôle équivalent et leur spectre de puissance, en suivant les recommandations données par Onton et al. (2006). Toutes ces mesures ont été combinées pour chaque CI, puis mis en commun dans une matrice de pré-clustering qui sera utilisée ensuite par l'algorithme pour grouper les CI les plus similaires. Cependant, si on combine la totalité des mesures pour chaque CI, on obtient un vecteur de très grande dimensionnalité, et l'utilisation de ce type de vecteur n'est pas conseillé avec l'algorithme KMean. Une réduction de dimension est donc effectuée pour certaines mesures qui présentent beaucoup de valeurs. On obtient à terme une matrice de pré-groupage qui contient la topographie de scalp de chaque composante (avec une réduction de sa dimension qui est initialement du nombre de canaux d'enregistrement, à 10, en utilisant une Analyse en Composantes Principales - ACP), le spectre de puissance dans la bande de fréquence 3-25 Hz (dont la dimension a été réduite de 23 à 10 à l'aide d'une ACP) et la localisation du dipôle équivalent en coordonnées sphériques (donc de dimension 3). On obtient finalement une matrice de taille $n \times 23$, n étant le nombre de composantes total à travers toutes les sessions (642 composantes pour le sujet 1; 615 pour le sujet 2). C'est cette matrice de pré- groupage qui est utilisée pour calculer les distances entre les différentes CI.

2.2.5.1.3 Adaptation du KMean pour le clustering de CI à travers plusieurs sessions d'un même sujet

L'algorithme de KMean a été initialisé à l'aide de centroïdes positionnés uniformément dans l'espace de données et la distance entre les différentes composantes a été mesurée à l'aide de la corrélation de leur vecteur de pré-groupage. L'algorithme de KMean décrit par MacQueen (1967) a été modifié de façon à limiter le nombre de composantes participant à chaque cluster à une composante par session. En effet, le KMean original ne comprend pas de contraintes sur les éléments qu'il doit grouper et si on l'utilise tel quel, il exploite l'ensemble

complet de CI, indépendamment des sessions dont elles proviennent. Il pourrait de ce fait grouper dans un même cluster plusieurs composantes provenant d'une même séance ce qui n'est pas notre objectif. En effet, la solution optimale est d'obtenir une série de *clusters* qui soient les plus différents les uns des autres possible, comprenant chacun les CI les plus similaires possibles, mais provenant de sessions distinctes, avec idéalement une CI pour chaque session. Si on limite à 1 le nombre de composantes par session participant à chaque *cluster*, ceci revient à trouver, pour une CI modèle type donnée, la composante qui s'en rapproche le plus dans chaque session. En conséquence le nombre maximum de composantes par *cluster* est le nombre de sessions enregistrées pour le sujet (soit 11 dans le cas présent).

Pour le sujet 1, on a sélectionné 12 *clusters* (ce qui équivaut à une initialisation avec 12 centroïdes), et pour le sujet 2, 15 *clusters* (ce qui équivaut à une initialisation avec 15 centroïdes). Ces nombres ont été déterminés en prenant pour chaque sujet, le nombre minimum de CI d'une même session ayant une variance résiduelle de leurs dipôles équivalents inférieure à 15%. La variance résiduelle correspond à la variance de la différence entre la topographie des poids qui définissent la composante indépendante et la topographie de la projection de son dipôle équivalent sur le scalp. En d'autres termes, la CI correspond d'autant plus à un dipôle équivalent parfait – et donc biologiquement plausible selon Delorme et al. (2012) – que cette variance résiduelle est faible. Une fois le *clustering* effectué par l'algorithme, dans chaque *cluster* obtenu la CI la plus proche du centroïde du *cluster* considéré est sélectionnée comme modèle.

2.2.5.2 Utilisation des CI modèles pour le calcul des clusters avec CORRMAP

Lors d'une seconde étape, l'algorithme CORRMAP (Viola et al. 2009) a été exécuté à partir de chacune des CI sélectionnées comme modèle. Le plugin CORRMAP du logiciel EEGLAB donne, pour une CI modèle donnée, toutes les CI dont les cartes topographiques sont les plus corrélées à celle du modèle. L'algorithme effectue deux itérations successives : une première itération utilise la CI donnée comme modèle en entrée, et une deuxième itération utilise comme modèle la moyenne des CI associées au cluster lors de la première itération. Cette méthode en deux temps permet notamment de vérifier la stabilité du cluster en fonction du modèle d'entrée par une métrique appelée Indice de Similarité (*Similarity Index, SI*). Cette métrique correspond à 1 moins la différence absolue des corrélations moyennes obtenues sur les deux itérations. Une valeur de 1 indique que le cluster est robuste par rapport à la sélection de la CI utilisée comme modèle, alors qu'une valeur proche de 0 indique que la CI utilisée

comme modèle n'est pas très représentative du cluster. CORRMAP a été contraint de manière à retourner au plus une CI par session et, pour chaque cluster, seuls les CI ayant une corrélation supérieure à un seuil de corrélation donné sont conservées. Le seuil par défaut fourni par CORRMAP a été utilisé. Ce seuil est calculé dynamiquement en se basant sur la distribution des valeurs de corrélation. Le seuil optimal est estimé en répétant les deux itérations du processus de clustering à plusieurs reprises et en appliquant un seuil qui varie de 0.95 à 0.80 avec un pas de 0.01. L'itération pour laquelle la valeur de l'Index de Similarité est la plus élevée donne le seuil qui sera utilisé pour sélectionner les composantes à rattacher au cluster (Viola et al. 2009). C'est ce qui est représenté sur la courbe du panneau C de la Figure II-15. Le seuil est indiqué par la ligne verticale rouge. La valeur de ce seuil appliquée à la courbe des corrélations triées dans l'ordre décroissant représentée par le tracé bleu sur le graphique B de la Figure II-15 (Graphique de corrélation) permet de déterminer quelles CI conserver : la ligne verte horizontale représente le seuil de corrélation, seules les CI dont la valeur de corrélation est au dessus de ce seuil sont associées au cluster (Viola et al. 2009).

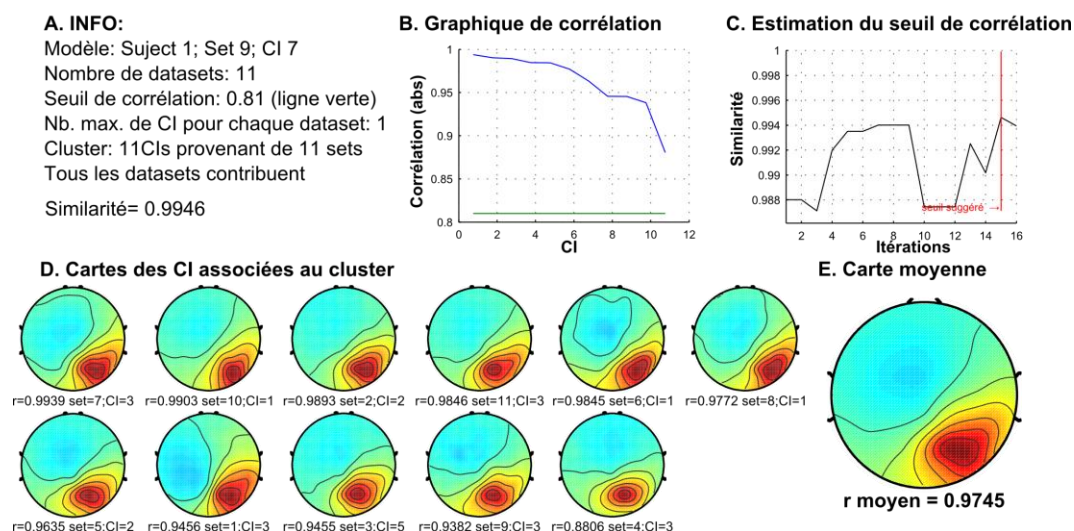


Figure II-15 : Exemple de figure retournée par l'algorithme CORRMAP qui présente le résultat du groupage pour une CI modèle donnée. A. La rubrique INFO nous renseigne sur quelle CI est utilisée comme modèle, le nombre total de sets de données utilisés (dans notre cas le nombre de sessions), le seuil de corrélation utilisé pour sélectionner les CI appartenant au cluster, le nombre maximum de CI prises dans chaque cluster (ici limité à 1 seule CI par session), le nombre de CI dans le cluster (ici 11) et les sets de données qui ne contribuent pas au cluster (ici aucun set n'est absent, c'est-à-dire qu'au moins une CI au dessus du seuil de corrélation avec le modèle a été trouvée dans toutes les sessions). B. Courbe de corrélation qui représente pour chaque CI la valeur de la corrélation de leur carte topographique avec celle de la carte moyenne du cluster et permet de sélectionner les CI qui présentent une corrélation supérieure au seuil appliqué (en vert). A noter que sur cette courbe les CI ont été triées dans l'ordre décroissant de la valeur de leur corrélation. C. Courbe d'estimation du seuil de corrélation à appliquer pour effectuer le groupage. D. L'ensemble des cartes topographiques des CI rattachées à ce cluster sont représentées avec la valeur de leur coefficient de corrélation avec la carte moyenne (r), ainsi que le numéro de la session d'où provient chaque carte et l'indice de la CI. E. Carte topographique moyenne du cluster.

2.3 Résultats

L'analyse des données du premier sujet a conduit à l'identification de 5 clusters qui contenaient une CI provenant de chacune des 11 sessions (soit 5 clusters regroupant chacun 11 CI). 3 clusters qui ne contenaient qu'une seule composante n'ont pas été considérés. Nous avons dénombré 9.8 ± 1.7 composantes par cluster. La corrélation moyenne entre les cartes topographiques intra-cluster (c'est-à-dire entre des composantes appartenant à un même cluster : Corrélation Intra-Cluster Moyenne ou CIC Moyenne) était de 0.91 ± 0.08 . La corrélation moyenne appariée entre les composantes d'un cluster et celles situées en dehors du cluster (Corrélation Extra-Cluster Moyenne ou CEC Moyenne) était de 0.33 ± 0.06 .

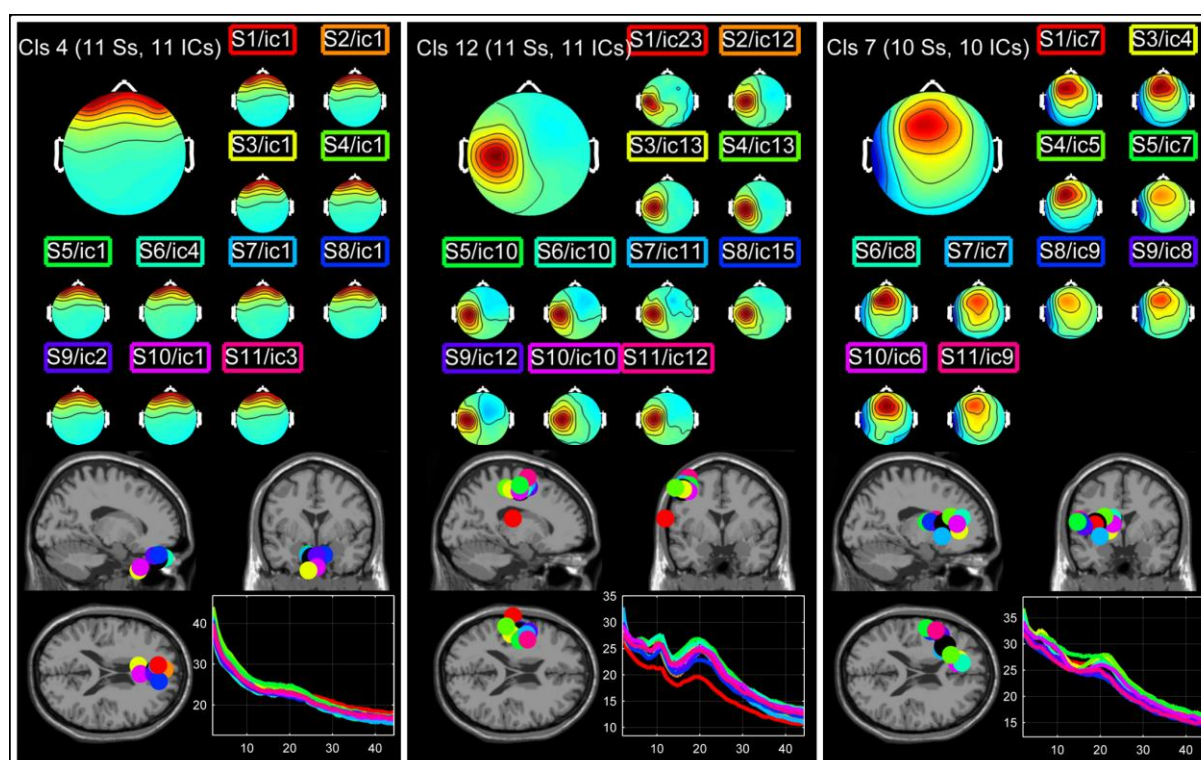


Figure II-16 : Exemple de trois clusters identifiés pour le sujet 1. Pour chaque cluster, la carte topographique moyenne du cluster est affichée dans le coin supérieur gauche. Les topographies des CI appartenant à chaque cluster sont également montrées. Au dessus de chaque topographie, la session (S) et le numéro de la CI correspondante (ic) sont indiqué dans des rectangles de couleur. La couleur du rectangle correspond à la couleur du dipôle équivalent de la composante (disques de couleur sur les coupes IRM) et à celle du spectre de puissance (courbes de couleur). Les localisations des dipôles des CI correspondantes sont indiquées sur un modèle anatomique *MNI* standard. Le centroïde du cluster est représenté par un disque noir. Enfin, les graphiques en bas à droite des panneaux de chaque cluster représentent les spectres de puissance de chaque composante pour les clusters respectifs. Le premier Cluster (Cls4) contient 11 CI (une CI de chaque session) et correspond aux clignements des yeux. Le deuxième cluster (Cls12) représente une activité Mu située dans l'hémisphère gauche. Le troisième cluster (Cls7) montre des CI avec une activité dans la bande beta au niveau fronto-pariétal gauche.

La Figure II-16 montre trois clusters typiques. Le premier cluster (Cls4 – CIC=0.99) est un cluster de composantes représentant des clignements des yeux. Le deuxième cluster

(Cls12 – CIC=0.93) montre une activité spectrale Mu typique – avec des pics de fréquence clairement visibles à 10 et 20 Hz – localisée au niveau du cortex moteur primaire gauche (coordonnées Talairach $X=-48$, $Y=-7$, $Z=47$, aire de Brodmann 4). Pour chacun de ces deux clusters, une composante a été identifiée dans chaque session. Le troisième cluster (Cls7 – CIC=0.91) représente des sources EEG avec une activité spectrale dans la bande beta2 (20-25 Hz). Le centroïde de ce cluster (coordonnées Talairach : $X=-33$, $Y=20$, $Z=8$) est localisé dans l'insula gauche (aire de Brodmann 13).

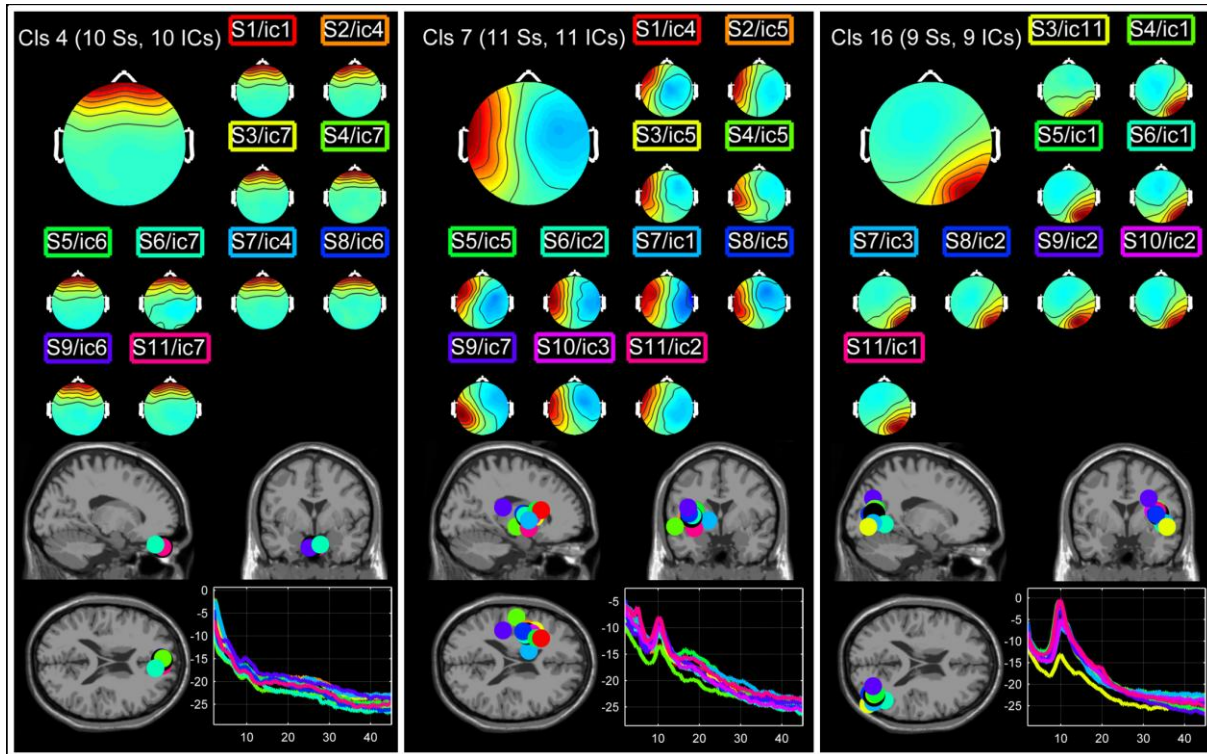


Figure II-17 : Exemple de trois clusters identifiés pour le sujet 2. La nomenclature est la même que pour la Figure II-16. Le premier cluster (Cls4) correspond aux clignements des yeux. Le deuxième cluster (Cls7) montre des CI avec une activité dans la bande alpha dans la zone pariétale gauche. Le troisième cluster (Cls16) montre une activité alpha dans la zone occipitale droite.

Pour le deuxième sujet, 3 clusters avec une composante par session ont été isolés. 4 clusters ne comportaient qu'une seule composante au total et ont été supprimés. Nous avons dénombré 7.5 ± 3.5 composantes par cluster avec une CIC Moyenne de 0.93 ± 0.06 et une CEC Moyenne de 0.36 ± 0.05 . La Figure II-17 montre 3 clusters typiques isolés pour le second sujet. Comme pour le premier sujet, le premier cluster (Cls4 – CIC=0.98) correspond aux clignements des yeux. Le deuxième cluster (Cls7 – CIC=0.89) montre des CI avec une activité pariétale dans la bande de fréquence alpha (10 Hz). Les voxels de matière grise les plus proches du centroïde de ce cluster (coordonnées Talairach $X=-35$, $Y=2$, $Z=5$) sont localisés dans le claustrum sub-lobaire gauche. A noter que le claustrum est situé très proche de l'insula, dans laquelle la localisation du troisième cluster présenté pour le sujet 1 a été

estimée. Le troisième cluster (Cls 16 – CIC=0.94) présente une activité alpha (10 Hz) située dans l'aire occipitale droite. Les voxels de matière grise les plus proches du centroïde de ce cluster (coordonnées Talairach X=39 Y=-68 Z=13) sont localisés dans le gyrus occipital moyen (coordonnées Talairach X=39 Y=-68 Z=12, range=4, aire de Brodmann 19).

2.4 Discussion

Les clusters de CI identifiés en combinant les méthodes KMean et CORRMAP regroupent des CI qui possèdent des topographies de scalp, des localisations de dipôle équivalent et des activités spectrales uniformes au sein d'un même cluster. Pour chacun des deux sujets, plusieurs clusters comprennent des CI de chacune des 11 sessions, c'est-à-dire que des CI très proches ont pu être identifiées au sein de chacune des 11 sessions. Il s'agit à ma connaissance de la première démonstration montrant que les décompositions par ACI appliquées à différentes sessions d'enregistrement EEG effectuées sur plus de 5 semaines, sur un même sujet et sur une même tâche, donnent des résultats similaires.

Parmi les clusters qui ont été isolés avec succès, on a pu observer à la fois des clusters de CI représentant des signaux de nature artefactuelle et des clusters correspondant à des activités cérébrales. La pertinence fonctionnelle de chaque cluster de CI représentant de l'activité cérébrale doit être considérée en regard de la tâche effectuée par le sujet. Ici, des clusters de composantes Mu, Alpha et Bêta ont été mis en évidence. Ces clusters sont compatibles avec les types de clusters ACI rencontrés dans la littérature (Delorme et al. 2012; Makeig, Delorme, et al. 2004). Nous avons pu identifier des CI présentant des caractéristiques uniformes en termes de topographie de scalp, de localisation des dipôles équivalents et de spectre de puissance, mais ces éléments, même s'ils argumentent en faveur d'une similitude fonctionnelle, ne permettent pas déterminer si ces composantes sont fonctionnellement identiques au sens strict. Nous devons déterminer par la suite dans quelle mesure les clusters présentent une cohérence fonctionnelle interne au niveau des CI qui les composent. De plus, il sera intéressant de déterminer si certains clusters sont fonctionnellement liés à des aspects cognitifs, et dans quelle mesure leurs activités pourraient être corrélées à la dérive attentionnelle ou à la concentration.

Nous avons pu observer que certaines composantes étaient absentes de certaines sessions. Par exemple, une composante correspondant à un artefact de type clignements des yeux manquait dans une des sessions du sujet 2. Après inspection visuelle des données de la session pour laquelle la composante manquait, il s'est révélé qu'aucun clignement des yeux

n'était visible dans le signal analysé ce qui explique pourquoi l'ACI n'a pas réussi à isoler une composante indépendante correspondant aux clignements oculaires. Lorsque les composantes qui représentent des sources cérébrales manquent au sein d'un cluster, cela peut être également dû au fait que d'autres sources EEG et artefactuelles dominent le signal EEG pendant certaines sessions. La probabilité qu'une composante soit présente pourrait dépendre également de la tâche. L'analyse de la fréquence d'occurrence au cours d'une tâche d'un type de composantes donné pourrait potentiellement être un marqueur d'un état mental spécifique, bien que cela demande encore à être testé expérimentalement.

La raison pour laquelle nous avons exécuté deux méthodes de groupage de manière séquentielle est que l'algorithme CORRMAP nécessite en paramètre d'entrée une CI à utiliser comme modèle. Lorsqu'on utilise CORRMAP, les composantes prototypiques sont souvent fournies par l'utilisateur dans l'optique de détecter certains types d'artefacts spécifiques, comme par exemple les clignements des yeux. Nous avons voulu automatiser ce processus afin de détecter d'autres types de composantes biologiquement plausibles. C'est la raison pour laquelle nous avons utilisé l'algorithme de groupage KMean comme première étape. Le KMean a l'avantage d'essayer de créer plusieurs clusters sur l'ensemble total des CI disponibles en une seule exécution. Les résultats obtenus avec l'algorithme KMean se sont révélés qualitativement inférieurs à ceux de CORRMAP en terme d'homogénéité intra-cluster. C'est pour cette raison que les résultats du KMean ne sont pas directement présentés ici. Nous pensons que d'autres méthodes, comme d'exécuter CORRMAP sur chacune des CI possibles comme modèle et de sélectionner ensuite les clusters avec le plus grand nombre de CI - bien qu'exigeant en terme de ressources computationnelles au vu du nombre important de composants - aurait pu aboutir à des résultats similaires.

Bien que notre technique de groupage ait été fructueuse, nous ne pouvons prétendre qu'elle soit optimale. Nous pourrions varier les caractéristiques utilisées pour le groupage (topographies, localisation 3-D des dipôles, spectres, etc...), les métriques (distance euclidienne, de Malahanobis, de Chebyshev, de Minkowsky et autres), et le type d'algorithme de groupage. La métrique très simple d'évaluation par CIC et CEC des cartes topographiques que nous avons utilisée ne permettrait pas de comparer la grande variété des algorithmes. Nous développons actuellement d'autres méthodes en vue de comparer les solutions de groupage. Il faut considérer le nombre de paramètres libres dans l'algorithme de groupage, une métrique pour évaluer la qualité d'un cluster, la taille des clusters, le nombre de clusters et le nombre de composants qui n'ont pas été regroupés avec succès. Une distance basée sur

l'information, comme celle développée par Marisa Meilă (Meila 2007) pourrait être utilisée pour évaluer la qualité des clusters. Les mesures pondérées basées sur le critère d'Akaike méritent également d'être étudiées (Akaike 1974; Sclove 1987; Bozdogan et Sclove 1984).

Lorsqu'on effectue un groupage à travers plusieurs sujets, l'anatomie cérébrale peut différer de manière importante. Une composante Mu chez un sujet peut être différente d'une composante Mu chez un autre sujet simplement à cause des variations dans la localisation des régions cérébrales actives sur la surface repliée de la matière grise corticale. Même en supposant qu'il s'agisse de deux composantes ayant la même fonction, une différence de quelques millimètres à la surface d'un gyrus pourrait changer radicalement l'orientation du dipôle équivalent de la composante et de ce fait les topographies de la source EEG projetée sur le scalp. Le groupage de composantes au niveau de sujets individuels est une tâche qui est plus facile comparée au groupage de composants à travers différents sujets. Pour des sujets individuels, nous nous attendons à ce que la topographie de scalp d'une source EEG sous-jacente soit similaire à travers les sessions - avec de petites variations dues à l'incertitude relative à la localisation des signaux électriques et aux imprécisions dans le positionnement du bonnet et des électrodes. La méthode présentée ici reste donc orientée pour le moment vers une utilisation intra-sujet. Pour aller plus loin il serait intéressant de déterminer dans quelle mesure le positionnement des électrodes varie d'une séance à l'autre et influe sur les CI isolés par ACI et leurs caractéristiques. Même si le positionnement manuel du bonnet EEG selon le standard 10-20 fournit une méthode formelle pour limiter les variations de positionnement, une mesure systématique des coordonnées 3-D des électrodes par rapport à la tête du sujet offrirait la possibilité de quantifier ces variations et leur impact sur l'analyse. En plus de cette étude systématique, la mesure des coordonnées 3-D permet d'améliorer la qualité de la résolution du problème inverse, d'autant plus si elle est couplée avec les IRM anatomiques des sujets.

Les résultats présentés ici ont des applications importantes dans les domaines de la recherche sur les Interfaces Cerveaux-Machine et le neurofeedback. Dans le cadre des ICM et du neurofeedback, les sujets ou les patients ont besoin de s'entraîner sur plusieurs jours. Dans le cas spécifique où l'ICM et le neurofeedback reposent sur l'EEG, il est de ce fait important d'être capable d'isoler sur plusieurs sessions les artefacts typiques et, quand cela est possible, les activités de sources EEG caractéristiques comme celles isolées par l'ACI. Notre approche fournit une première solution pour s'attaquer à ce problème, et montre également qu'il est possible de trouver des composantes similaires à travers plusieurs séances d'enregistrement.

Par exemple, le rythme Mu est un rythme typique qui s'est révélé efficace pour le contrôle des ICM (Wolpaw et al. 1991; Fabiani et al. 2004; Qin, Ding, et He 2004; Pfurtscheller et al. 2006). Ce type d'application est décrit plus en détails dans le Chapitre III: Etude de l'entraînement cérébral. Ce rythme a été isolé à la fois pour le sujet 1 (Figure II-16, Cluster 12) et le sujet 2 (Cluster 13, non représenté). Après identification d'une composante Mu dans la première session, la méthode par corrélation que nous présentons pourrait être utilisée pour détecter automatiquement cette composante dans les sessions suivantes.

2.5 Conclusion

Dans cette section, nous avons introduit une nouvelle méthode pour regrouper des CI identifiées par ACI appliquées à des EEG multi-sessions enregistrés sur des sujets humains sains au cours d'une tâche de dérive attentionnelle. Cette méthode combine une méthode de groupage de type KMean personnalisée utilisée pour identifier les composants ACI d'intérêt à travers les sessions, à une méthode de groupage basée sur la corrélation appliquée aux topographies de scalp. Nous avons obtenu des clusters de CI qui ont des topographies de scalp, des localisations de dipôle équivalent et des activités spectrales similaires. Pour chaque sujet, plusieurs clusters incluaient des CI de chacune des sessions montrant ainsi que, même quand l'enregistrement des sessions a eu lieu à des jours différents, l'ACI a été capable d'identifier des composantes de l'activité cérébrale et des composantes artefactuelles récurrentes. Les résultats présentés dans cette section montrent que l'ACI fournit des solutions relativement stables à travers les sessions, avec des applications importantes dans la recherche sur les ICM.

Dans le cadre de la mise en place de ces applications, nous avons rencontré la nécessité de développer des outils logiciels permettant l'utilisation des composantes indépendantes et de leur activité comme signal de contrôle ou comme base de l'entraînement de neurofeedback. La section suivante va présenter un des outils logiciels spécifiquement développé pour l'utilisation de l'ACI dans le contexte de l'expérimentation sur le neurofeedback et les ICM.

3 NeuroTRIP : Logiciel d'entraînement pour le neurofeedback basé sur l'ACI

Résumé :

Dans le domaine des Interfaces Cerveau-Machine, le domaine sous-jacent du neurofeedback est en train de se développer rapidement que se soit sur le plan théorique ou technologique. Le neurofeedback EEG consiste à entraîner les sujets à contrôler des rythmes électriques cérébraux particuliers. Le filtrage spatial des sources d'activités cérébrales à l'aide de l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) peut aider les sujets à entraîner plus particulièrement certaines aires cérébrales spécifiques. Ici, nous proposons une plateforme intégrée construite sur deux logiciel libres, BCI2000 et EEGLAB, pour concevoir et exécuter des expériences de neurofeedback basées sur les source isolées par ACI. Notre logiciel public NeuroTRIP (Neurofeedback TRaining Ica Program) automatise la séquence de procédures nécessaire à l'entraînement d'un programme informatique à reconnaître les sources corticales, puis à l'application de cet entraînement pour isoler ces sources en temps réel et enfin à l'exécution de l'entraînement avec retour sensoriel aux sujets. En plus de fournir une technique innovante pour les protocoles ICM, il offre un outil open source flexible pour effectuer des expérimentations sur les aspects méthodologiques de la neurothérapie.

3.1 Introduction

Avec le développement récent de logiciels et de matériel dédiés à l'acquisition en temps réel et au traitement des signaux électriques générés par le cerveau tels que l'électro-encéphalogramme (EEG), de nouvelles perspectives dans le domaine des Interfaces Cerveau-Ordinateur (ICO) sont apparues. Dans le cadre même du contrôle de signaux électrophysiologiques attribués à des sources cérébrales, différentes applications sont possibles. L'application principale des Interfaces Cerveau-Ordinateur, et plus généralement des interfaces Cerveau-Machine (ICM) est d'utiliser le signal électrique généré par le cerveau pour contrôler des logiciels de communication ou des dispositifs mécaniques. Le signal de commande peut être utilisé par exemple pour contrôler une installation de réalité virtuelle ou des jeux vidéo. Une autre application possible des ICM, le neurofeedback, vise à entraîner le sujet sur plusieurs semaines à la régulation volontaire (augmentation, ou diminution) de certains signaux électriques cérébraux spécifiques. Plus précisément, le neurofeedback consiste à entraîner les sujets à modifier leurs ondes cérébrales à des fréquences spécifiques pour réprimer une activité oscillatoire anormale généralement liée à un état psychopathologique tel que le trouble de déficit de l'attention / hyperactivité (TDAH) (Lubar et Shouse 1976; Lubar, Swartwood, Swartwood, et O'Donnell 1995; Kropotov et al. 2005),

l'addiction (Peniston et Kulkosky 2006; Peniston et Saxby 1995), la dépression (Baehr, Rosenfeld, et Baehr 1997), ou encore des états neuro-pathologiques comme l'épilepsie (Serman et Friar 1972; Finley, Smith, et Etherton 1975; Lubar et Bahler 1976; Serman et Macdonald 1978; Lubar et al. 1981; Rockstroh et al. 1993). Le neurofeedback a également été utilisé pour améliorer certains aspects spécifiques de la cognition (Vernon et al. 2003) comme la concentration, la gestion du stress, ou même des performances musicales (Egner et Gruzelier 2003).

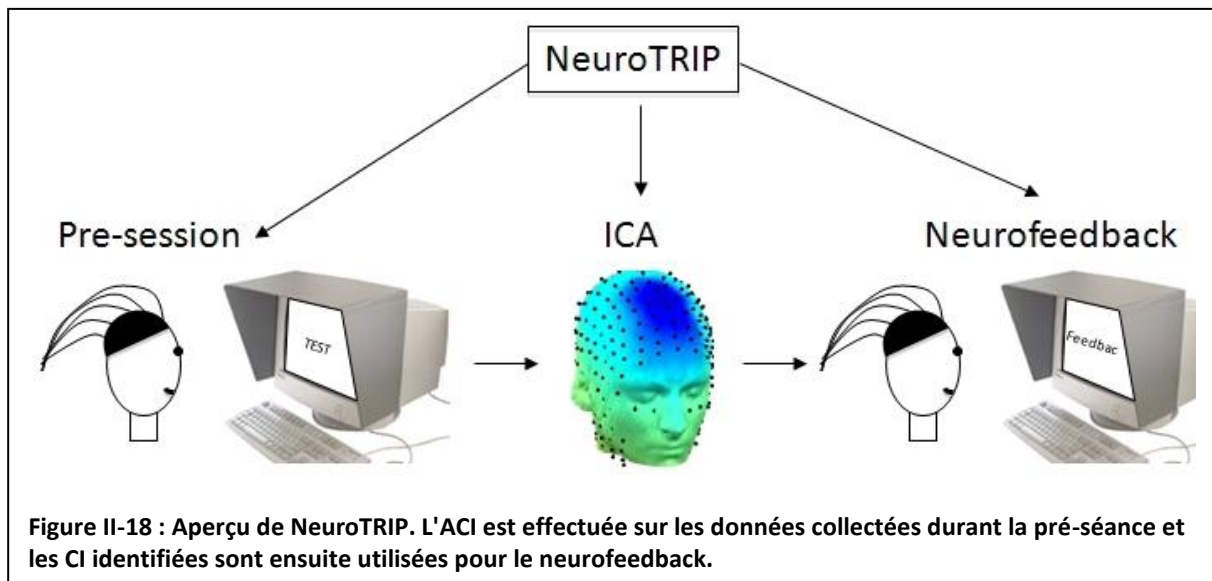
Historiquement, la communauté neuroscientifique a longtemps discrédité le neurofeedback. Malgré le fait qu'il a été largement utilisé par les thérapeutes tout au long des 30 dernières années, il n'y a pas eu d'études scientifiques sérieuses ayant permis de démontrer clairement les effets du neurofeedback à la base des interventions thérapeutiques. D'autre part, les mécanismes mis en jeu dans l'apprentissage de la régulation volontaire de l'activité électrique cérébrale par neurofeedback, ainsi que le processus qui conduisent à une potentielle amélioration neuropsychologique en lien avec cette régulation et ses effets à long terme sont également mal connus. Par ailleurs, la plupart de ces études sont basées sur l'intuition du thérapeute, l'observation chez des patients ou des sujets isolés. Les quelques études qui ont inclus des groupes contrôles souffrent de la petite taille des échantillons étudiés et de l'absence de contrôle des caractéristiques du patient et du thérapeute qui pourraient influencer leurs résultats. Bien qu'il soit clair que des effets significatifs et bénéfiques ont été constamment rapportés chez des patients qui ont reçu ce type de traitement, d'autres études mieux contrôlées sont nécessaires afin de permettre une compréhension plus claire de cette alternative aux thérapies chimiques.

L'entraînement par neurofeedback est généralement effectué en utilisant une ou deux électrodes placées sur le cuir chevelu. Il nécessite souvent de nombreuses séances pour que le sujet ou le patient commence à gagner en contrôle sur son signal EEG, et une hypothèse est que c'est un inconvénient principalement dû à l'utilisation de trop peu d'électrodes. A cause de la conduction électrique à travers le cerveau, le canal unique utilisé traditionnellement en neurofeedback se révèle être la somme de la projection de l'activité provenant de plusieurs sources corticales. Par conséquent, il est difficile de déduire de quelle zone corticale provient l'activité électrique utilisée par les sujets pour l'entraînement, et de ce fait les mécanismes neuronaux impliqués dans l'entraînement de neurofeedback sont encore très largement méconnus. Une façon d'accélérer l'apprentissage pourrait être de compenser la faible résolution spatiale de l'EEG en utilisant efficacement le filtrage spatial et la reconstruction de

sources, car cela pourrait potentiellement augmenter la spécificité fonctionnelle de l'entraînement. L'utilisation d'un grand nombre d'électrodes permet d'isoler les différentes sources de l'activité EEG et d'utiliser l'activité de ces sources comme retour pour le sujet. La séparation des sources peut être obtenue par traitement du signal et l'utilisation de techniques statistiques comme l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) ou d'autres techniques de séparation aveugle de sources (Jutten et Herault 1991; Makeig et al. 1996; Cichocki et Amari 2002; Comon et Jutten 2009), et certaines études suggèrent que ce traitement pourrait contribuer à améliorer le processus d'apprentissage (Delorme et Makeig 2003; Congedo, Lubar, et Joffe 2004).

Nous avons travaillé sur un logiciel que nous avons baptisé NeuroTRIP (neurofeedback Training ICA Program). Ce logiciel a pour but de permettre de faciliter la création et l'exécution de protocoles de neurofeedback basés sur des Composantes Indépendantes isolées par ACI. NeuroTRIP utilise différentes solutions en sources ouvertes déjà largement utilisées, à savoir BCI2000 (Schalk et al. 2004) pour l'acquisition des données EEG et le calcul du retour sensoriel au sujet ou au patient, et EEGLAB (Delorme et Makeig 2004) pour l'analyse EEG.

Dans la suite de cette section, nous allons commencer par décrire les protocoles de neurofeedback standards sur une électrode. Nous introduirons ensuite l'ACI et nous expliquerons comment elle peut extraire les sources d'activité corticale afin de permettre au sujet de contrôler directement l'activité spécifique à une région du cerveau. Nous présenterons ensuite le logiciel BCI2000, le logiciel EEGLAB et la séquence de traitement nécessaire à la réalisation d'un entraînement de neurofeedback sur des composantes indépendantes issus de l'ACI. Enfin, nous conclurons cette section en décrivant comment nous avons implémenté cette chaîne de traitement dans notre logiciel NeuroTRIP. Comme illustré sur la Figure II-18, NeuroTRIP permet de créer et contrôler de façon fluide un paradigme complet de neurofeedback et aide à intégrer pour la première fois l'ACI dans une application logicielle dédiée à la recherche.

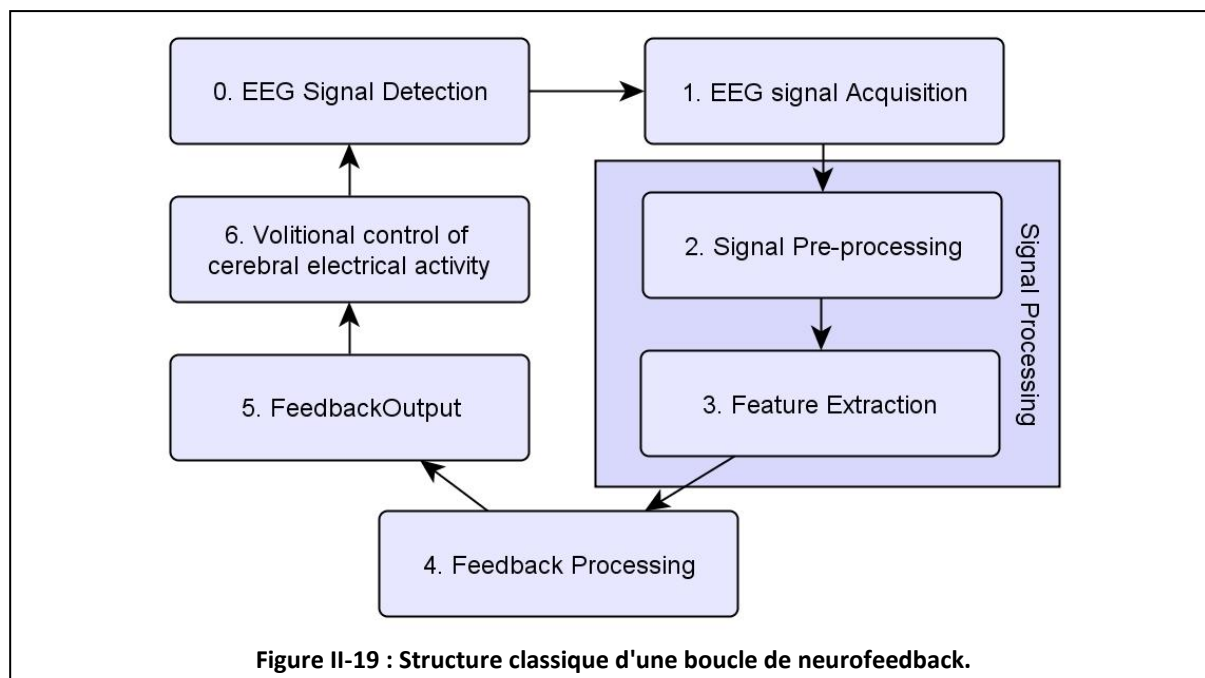


3.2 NeuroTRIP dans le contexte neurofeedback

Comme nous l'avons vu dans l'introduction générale (Chapitre I: 2), le neurofeedback est une technique principalement utilisée en médecine comportementale et souvent de façon conjointe à une psychothérapie. Les signaux électriques de surface enregistrés à un endroit particulier du scalp sont amplifiés et traités en temps réel en utilisant des dispositifs matériels et logiciels informatiques dédiés. Traditionnellement, le neurofeedback est réalisé dans un contexte clinique en n'utilisant que quelques électrodes, comme les électrodes Cz, C3 ou C4 du système 10-20 (Kamiya 1962; Egner et Gruzelier 2001; Vernon et al. 2003; Fuchs et al. 2003; Nowlis et Kamiya 1970). Ces électrodes sont la plupart du temps référencées par rapport au nez ou l'un des lobes des oreilles. Des caractéristiques spécifiques du signal EEG sont extraites et converties en un retour sensoriel auditif, visuel, ou audio-visuel. Le retour visuel ou auditif est réalisé en temps réel, de sorte qu'il reflète l'activité cérébrale avec un délai temporel constant et minimum, un délai qui dans la mesure du possible est maintenu bien en dessous de la seconde. La Figure II-19 illustre la structure et les étapes consécutives qui composent une boucle de neurofeedback.

Un élément spécifique du feedback, par exemple la vitesse d'un vaisseau spatial virtuel affiché à l'écran, peut représenter le rythme cérébral que le sujet essaye de contrôler. La plupart du temps, les sujets doivent atteindre un certain seuil avant d'entrer dans la phase de renforcement, matérialisée par une récompense qui peut prendre la forme de points gagnés, par exemple. En reprenant l'exemple du vaisseau spatial, une fois que le sujet a atteint un seuil spécifique, le vaisseau spatial peut par exemple passer en vitesse supersonique. Le

processus de neurofeedback consiste à entraîner les sujets ou les patients à acquérir une meilleure conscience des états mentaux dans lequel ils doivent se placer afin d'acquérir un contrôle volontaire du stimulus visuel ou auditif utilisé comme retour sensoriel. Une hypothèse est que l'entraînement de neurofeedback peut solliciter la plasticité cérébrale et conduire à des modifications à long terme, voire permanentes, des schémas globaux de l'activité électrique cérébrale. Cette activité nouvellement apprise équilibre, supprime, ou remplace les rythmes électro-physiologiques pathologiques.



Un entraînement typique de neurofeedback consiste en au moins 20 séances de 30 minutes chacune et peut même aller jusqu'à 40 séances en fonction de la réaction du sujet vis-à-vis du traitement ou de l'expérience. Les séances sont effectuées tous les deux ou trois jours. Les premières expérimentations sur le neurofeedback ont commencé avec des expériences qui impliquaient un entraînement sur le rythme alpha (une bande de fréquence allant de 8 à 13Hz), un rythme cortical très bien connu qui domine dans la région occipitale du cerveau(Kamiya 1962; Nowlis et Kamiya 1970). Joe Kamiya (1962) a trouvé que si les participants étaient rendus conscients des bouffées de rythme alpha enregistrées par des électrodes situées au dessus de la région occipitale du scalp, ils pouvaient éventuellement gagner un niveau de conscience défini de ces rythmes, même sans retour sensoriel. Les sujets semblaient également être capables d'augmenter volontairement l'occurrence de ces bouffées d'ondes alpha et rapportaient de plus être dans un état de bien-être, de paix et de relaxation. C'est pour cette raison, et les rythmes alpha étaient des rythmes connus pour apparaître quand

le cerveau est au repos, que les protocoles de neurofeedback visant à augmenter le rythme alpha commencèrent à être communément utilisés comme protocole de relaxation. Depuis ces premiers travaux, plusieurs protocoles de neurofeedback ont été développés pour le traitement de différentes pathologies, comme le trouble de déficit de l'attention/hyperactivité (TDAH) (Lubar et Shouse 1976; Lubar, Swartwood, Swartwood, et O'Donnell 1995; Monastra et al. 1999; Fuchs et al. 2003; Monastra 2005; Kropotov et al. 2005), les troubles affectifs (Rosenfeld 2000), l'épilepsie (Serman et Friar 1972; Finley, Smith, et Etherton 1975; Lubar et Bahler 1976; Serman et Macdonald 1978; Lubar et al. 1981; Rockstroh et al. 1993), les douleurs chroniques (deCharms et al. 2005), et les addictions (Peniston et Saxby 1995; Peniston et Kulkosky 2006; Scott et al. 2005). Un protocole d'entraînement de neurofeedback typique consiste par exemple à entraîner des patients qui souffrent de TDAH à augmenter leur Rythme Sensori-Moteur (une bande de fréquence allant de 12 à 20Hz avec un pic spectral dans la zone entre 12 et 14Hz) et à diminuer la puissance du signal EEG dans la bande Thêta (4-8Hz) (Lubar, Swartwood, Swartwood, et Timmermann 1995; Alhambra, Fowler, et Alhambra 1995; Fuchs et al. 2003). Le retour visuel varie habituellement en fonction du ratio entre ces deux estimations de puissance.

Malheureusement, il n'y a actuellement pas de preuves suffisantes qui supportent de manière concluante l'efficacité des traitements par neurofeedback, et ceci est principalement dû au manque d'études cliniques en double aveugle à grande échelle. Les études réalisées jusqu'à maintenant ont fourni des arguments en faveur du potentiel du neurofeedback pour l'amélioration des capacités attentionnelles chez des sujets sains et des groupes de patients (Rasey et al. 1995; Vernon et al. 2003; Egner et Gruzelier 2003; Egner et Gruzelier 2004), mais beaucoup de recherche reste à faire. Un des problèmes pratiques qui se pose dans un entraînement de neurofeedback est de déterminer comment optimiser la nature et la durée de l'entraînement. Les détails qui concernent le nombre de séances, la durée d'une séance, l'occurrence des récompenses, les emplacements des électrodes, demandent des investigations contrôlées. Une autre raison du manque de recherche dans le domaine du neurofeedback est qu'il existe peu d'outils de recherche adaptés. NeuroTRIP fournit une base solide pour la réalisation de travaux de recherche en neurofeedback en utilisant des outils modernes de neuroimagerie.

3.3 L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI)

Nous nous intéressons à tester l'impact d'une augmentation de la spécificité spatiale des signaux utilisés comme bases pour l'entraînement de neurofeedback, et ceci peut être réalisé en utilisant une ou plusieurs composantes spécifiques de l'activité électrique cérébrale. Quand nous enregistrons des signaux électriques cérébraux, à cause de la conductivité électrique (le modèle de diffusion des potentiels électriques générés par le cerveau), c'est-à-dire des caractéristiques de la conduction du signal électrique émis par une source à travers différents tissus organiques, les électrodes de surface n'enregistrent pas seulement les sources situées directement en dessous d'elles. Elles enregistrent potentiellement des sources distantes. Lorsqu'on utilise le signal enregistré à l'emplacement d'une seule électrode, comme c'est souvent le cas dans les entraînements de neurofeedback, on peut raisonnablement supposer que ce signal sera bruité et ne reflètera pas l'activité d'une seule source corticale sous-jacente mais sera plutôt contaminée par des sources corticales distantes aussi bien que par des artefacts. Une approche prometteuse en analyse de données EEG est basée sur des techniques de séparation aveugle de sources comme l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI). L'ACI a été jusqu'à maintenant surtout utilisée pour supprimer certains types d'artefacts, mais elle peut également aider à isoler les activités indépendantes de petits patches de cortex (Delorme et Makeig 2003; Congedo, Lubar, et Joffe 2004).

Il est supposé généralement que l'activité électrique du cerveau peut être mesurée au niveau du scalp en raison de l'activité synchrone des cellules pyramidales du cortex. Le signal EEG résulte des fluctuations simultanées des potentiels post-synaptiques des assemblées de cellules pyramidales. A cause de la différence de charge ionique entre la partie supérieure et la partie inférieure de la cellule, ces neurones agissent comme des dipôles électromagnétiques. Ces cellules sont organisées dans la même direction le long de macrocolonnes, et l'activité coordonnée au sein de ces colonnes résulte en un potentiel de champ électrique qui peut être modélisé comme un dipôle équivalent unique. L'activité de ces dipôles équivalents, si elle est suffisamment forte, peut être détectée au niveau du scalp. Comme la connectivité locale est plus dense que la connectivité longue distance, les activités de ces patches corticaux peuvent être considérées comme relativement indépendantes.

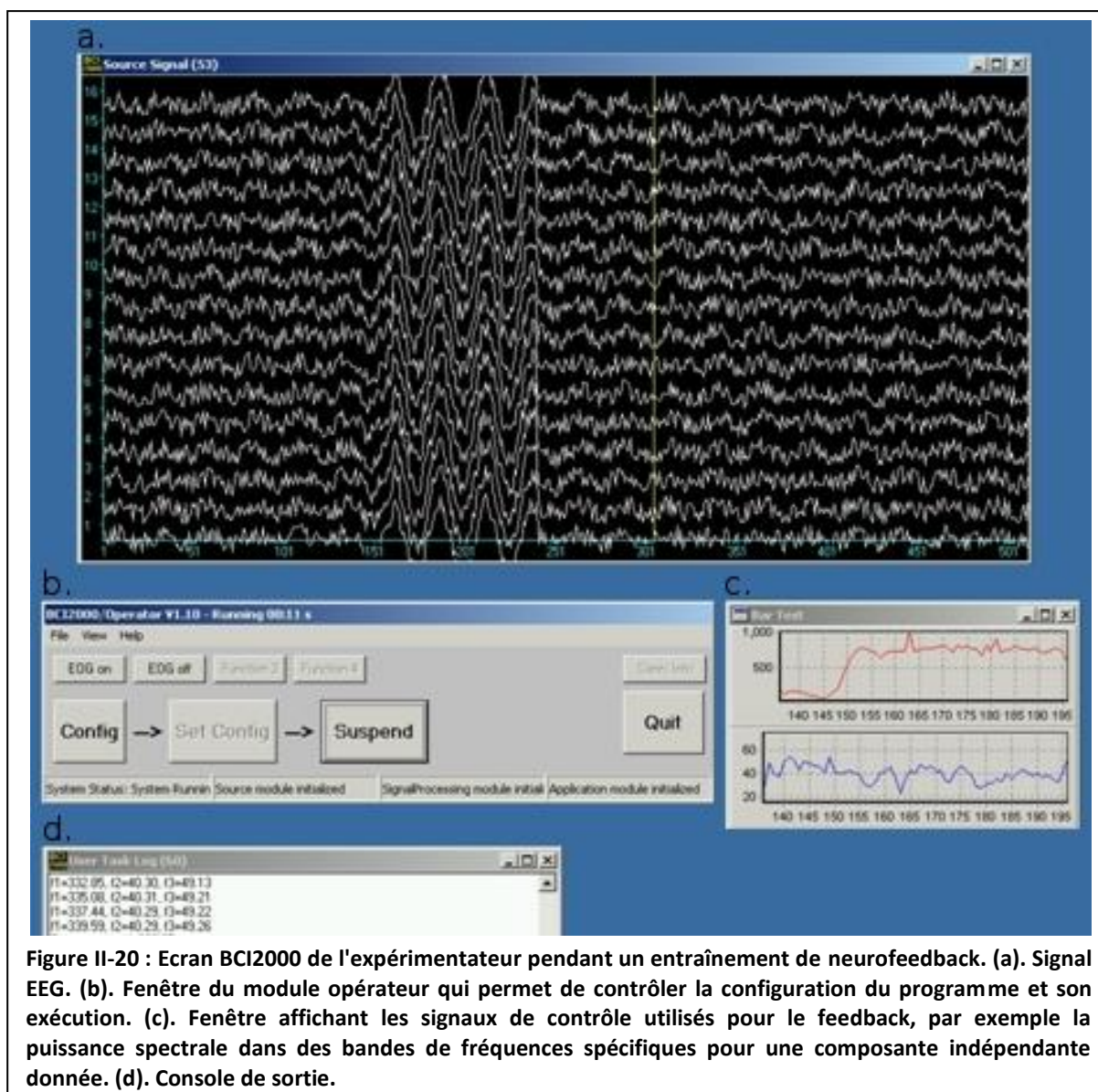
En plus du bruit de fond du cerveau généré par l'activité de nombreux groupes de cellules pyramidales orientées dans des directions différentes, un des autres problèmes de l'EEG est que plusieurs sources électriques d'origine artefactuelle sont présentes dans le

signal enregistré. Ces artefacts peuvent être soit d'origine physiologique (mouvement ou clignement des yeux, contraction des muscles faciaux, etc.) ou non-physiologique (interférences dues à d'autres équipements électriques, aux lignes électriques, aux mauvais contacts de certaines électrodes, etc.). Toutes ces sources artefactuelles électriques peuvent contaminer le signal enregistré et peuvent également interférer avec l'entraînement de neurofeedback. L'ACI aide à séparer les signaux cérébraux des artefacts du fait que l'activité électrique des artefacts qui proviennent de l'environnement est en majorité indépendante de l'activité cérébrale.

Grâce aux équations de Maxwell sur la conductivité électrique, nous obtenons au niveau de chaque électrode une combinaison linéaire de toutes les sources (cognitives et artefactuelles). L'ACI est une méthode de séparation linéaire qui vise à tenter de retrouver les signaux initiaux des différentes sources en multipliant le vecteur de données multi-électrodes enregistré à chaque instant par une matrice de dé-mixage. Cette méthode a été implémentée pour la première fois à l'aide de réseaux de neurones formels (Jutten et Herault 1991), et plusieurs algorithmes ont depuis été développés en utilisant des approches différentes comme, par exemple, la Maximisation d'Information (Bell et Sejnowski 1995), l'Apprentissage du Gradient Naturel (Amari et al. 1996), la Diagonalisation Conjointe Approchée d'un ensemble de Matrices (Cardoso et Souloumiac 1993).

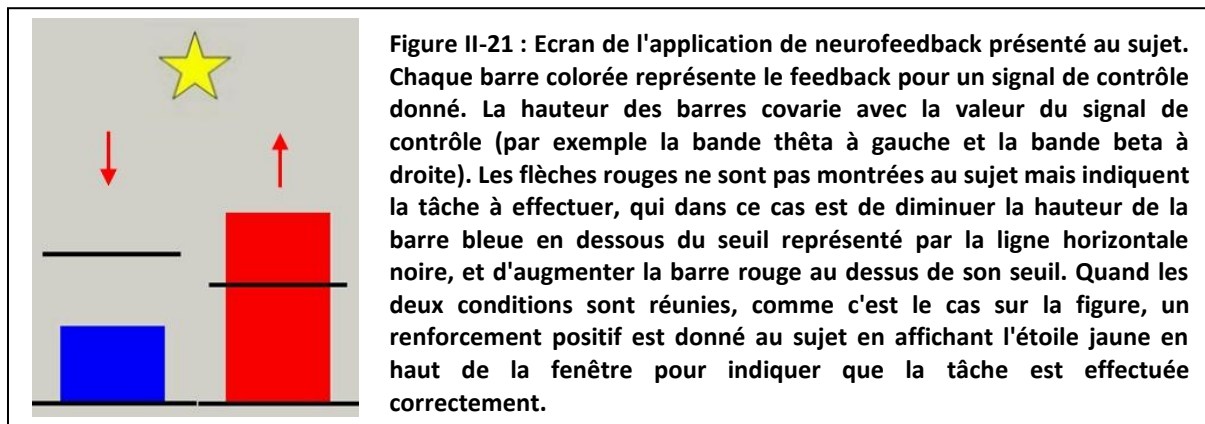
La fonction « runica » d'EEGLAB (Delorme et Makeig 2004), une boîte à outil Matlab en source ouverte pour la recherche en électrophysiologie, fournit une solution pour calculer la matrice de dé-mixage à partir des données EEG enregistrées. Cette matrice est utilisée comme filtre spatial afin d'entraîner une composante spécifique de l'activité cérébrale. Ces techniques ont été appliquées avec succès pour l'analyse a posteriori de données EEG (Makeig et al. 1996) et peuvent potentiellement être utilisées pour séparer les sources EEG et utiliser leur activité pour un entraînement de neurofeedback. Utiliser l'ACI conjointement au neurofeedback pourra aider à sélectionner des sources cérébrales fonctionnellement pertinentes et filtrer l'activité des sources non-pertinentes ainsi que les artefacts électriques. Nous pensons que l'amélioration de la spécificité spatiale et fonctionnelle des signaux qui servent à l'entraînement peut potentiellement accélérer le processus d'entraînement par neurofeedback.

3.4 Architecture et fonctions de NeuroTRIP



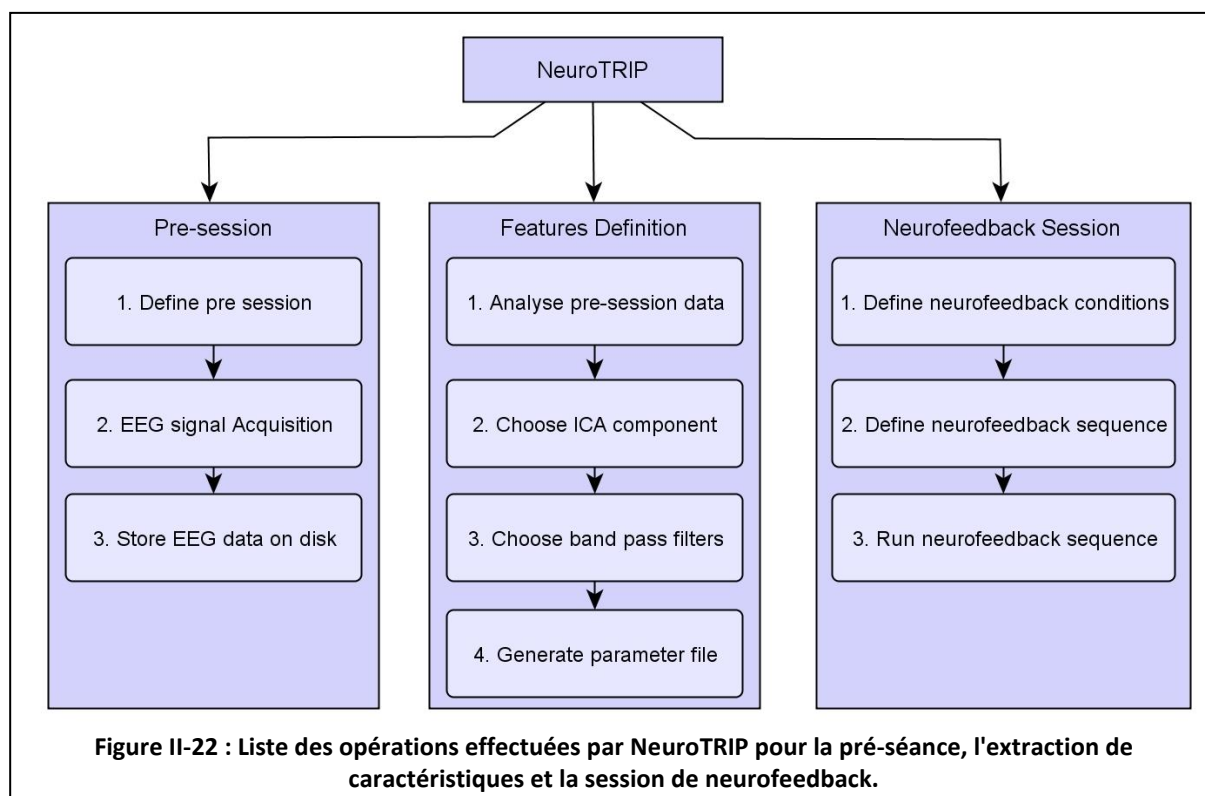
BCI2000 est un logiciel à usage général pour la recherche sur les Interfaces Cerveau Machine qui est disponible dans le domaine public (Schalk et al. 2004). Il peut être utilisé pour l'acquisition de données, la présentation de stimuli, et des applications de classification de l'activité cérébrale. BCI2000 représente donc un cadre flexible pour la conception d'expériences dans le domaine des ICM. Ce logiciel a déjà été utilisé dans plusieurs études publiées sur les ICM (Allison et al. 2008; Schalk et al. 2008; Soekadar, Haagen, et Birbaumer 2008) et est actuellement utilisé par plus de 300 laboratoires à travers le monde. BCI2000 a cependant été moins utilisé pour des applications de neurofeedback bien qu'il intègre les principales fonctionnalités nécessaires.

Les Figure II-20 et Figure II-21 montrent un exemple de module de neurofeedback que nous avons développé pour BCI2000. L'écran de l'expérimentateur est représenté sur la Figure II-20 et l'écran du sujet est représenté quant à lui sur la Figure II-21.

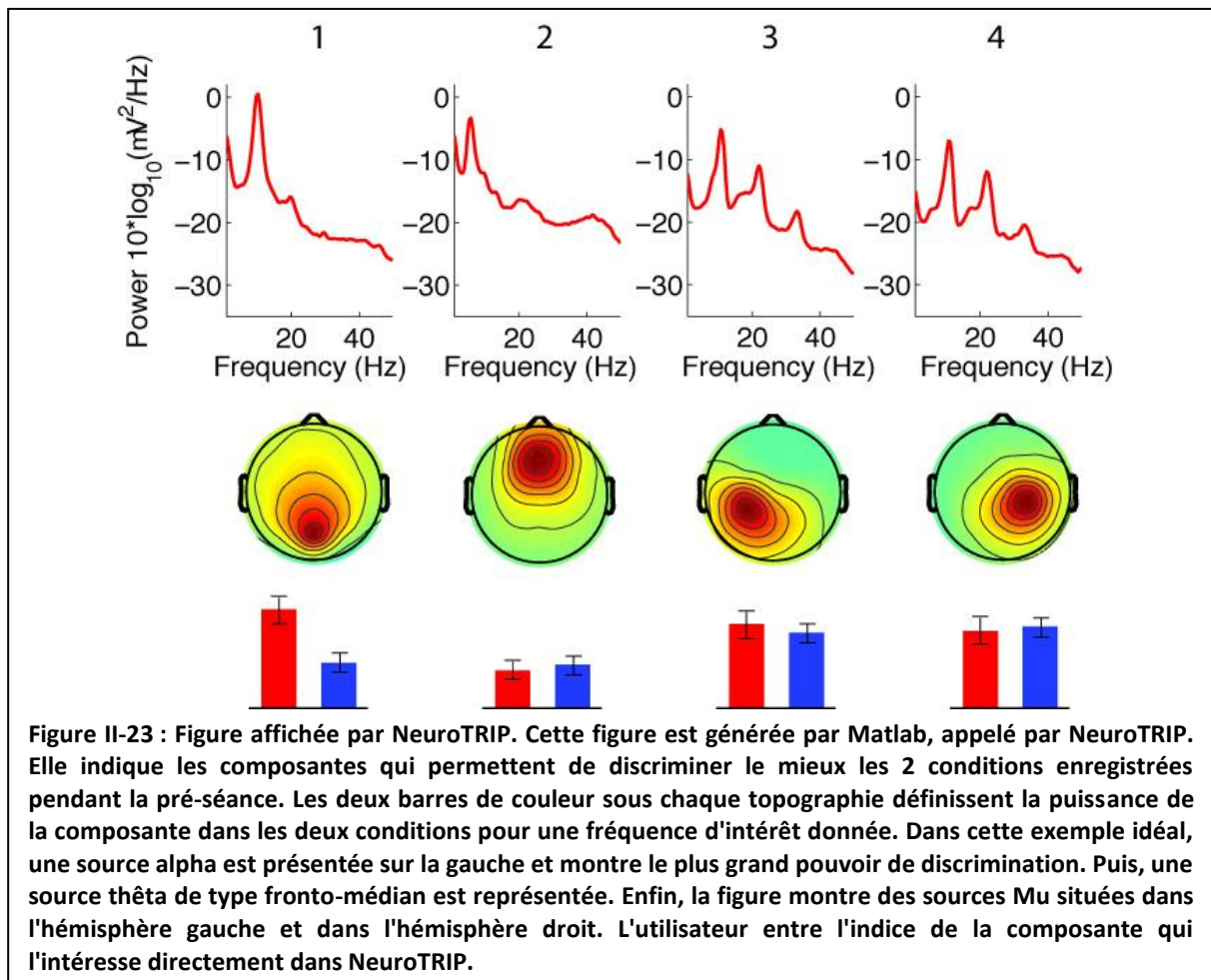


BCI2000 permet de sauvegarder les paramètres du logiciel dans des fichiers et de charger automatiquement ces fichiers grâce au module « *Operator* ». Cependant, nous avons été confrontés à des problèmes quand nous avons commencé à l'utiliser dans des paradigmes expérimentaux qui nécessitaient de passer d'un fichier de paramètres à l'autre, ou d'un ensemble de modules exécutables à l'autre, afin de réaliser une séquence expérimentale particulière. BCI2000 ne permet pas l'exécution automatique d'une séquence et nécessite une intervention constante de l'expérimentateur, ce qui peut entraîner des erreurs. De plus, si l'utilisateur veut utiliser des ensembles d'exécutables différents pour chaque condition, cela nécessite un redémarrage manuel du logiciel à chaque fois. Exécuter la décomposition par ACI comme expliqué dans la section précédente s'est révélé également très complexe. Nous avons de ce fait développé NeuroTRIP pour combler ces manques.

NeuroTRIP est une brique logicielle qui se place par-dessus de BCI2000 afin de permettre la définition de séquences de configuration de BCI2000 et leur exécution automatique. Elle met à jour et sauvegarde automatiquement les fichiers de paramètres qui peuvent inclure des configurations complexes comme la définition de filtres spatiaux dérivés de la décomposition par ACI. La Figure II-22 illustre la séquence d'actions que NeuroTRIP permet d'effectuer automatiquement. Celles-ci incluent l'acquisition de données préalablement à la séance, la visualisation des composantes indépendantes isolées par ACI, et l'insertion des résultats dans un fichier de paramètres de BCI2000 pour la séance de neurofeedback.

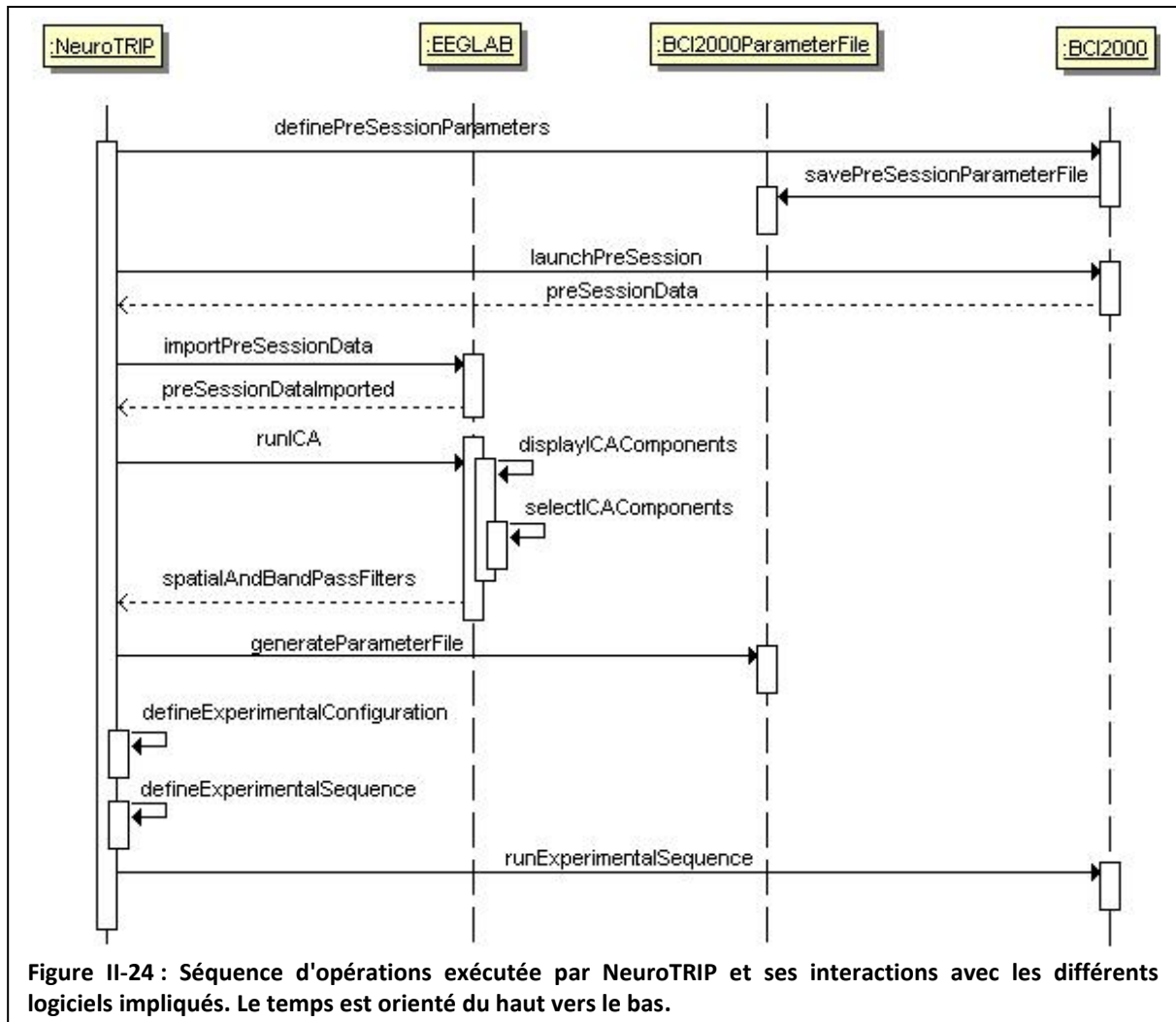


NeuroTRIP va tout d'abord lancer la séquence de modules natifs ou personnalisés de BCI2000 pour l'acquisition de données de pré-séance. Ces données préalables sont importantes, comme l'ACI doit être appliquée afin de séparer les sources cérébrales spécifiques au sujet. Au cours de la pré-séance, au moins deux conditions sont définies, et on demande au sujet de générer des états mentaux spécifiques pour chaque condition (relaxation, préparation au mouvement, calcul mental, etc.). L'acquisition des données préalables dure moins de 10 minutes. NeuroTRIP exécute ensuite une séquence de commandes Matlab afin de pré-traiter les données acquises (la séquence de commandes Matlab – y compris la décomposition par ACI – peut être entrée de manière appropriée dans une fenêtre NeuroTRIP dédiée). NeuroTRIP est écrit en C++ mais les instances Matlab peuvent être lancées en utilisant l'interface *COM (Component Object Model)* de Matlab. Comme montré sur la Figure II-23, une figure Matlab s'ouvre pour montrer les composantes issues de l'ACI, leur cartes topographiques, leur puissance spectrale, et leur pouvoir de discrimination pour séparer deux ou plusieurs fréquences d'intérêts données (ou ratio de fréquences) pour les conditions testées pendant la période d'acquisition des données préalables.



A noter que cet outil n'est pas destiné à des fins d'analyse. L'analyse détaillée peut être effectuée en mode hors-ligne sous Matlab afin de sélectionner la composante et la bande de fréquence à utiliser pour l'entraînement de neurofeedback. L'implémentation de NeuroTRIP vise à sélectionner ces caractéristiques prédéfinies pour le sujet actuel. Les composantes qui ont la plus grande capacité de discrimination sont placées en premier mais si la tâche de neurofeedback consiste par exemple à entraîner le rythme Thêta fronto-médian, il appartient à l'expérimentateur de sélectionner la composante correspondante adéquate dans l'interface même si celle-ci n'apparaît pas en première position. L'utilisateur entre l'indice de la composante qu'il veut utiliser pour le neurofeedback dans l'interface graphique native écrite en C++ (plusieurs composantes – une par bande de fréquence – peuvent également être sélectionnées). Enfin, NeuroTRIP écrit tous les paramètres qui définissent les composantes indépendantes choisies dans un fichier de paramètres de BCI2000. Un bouton de contrôle de l'interface graphique de NeuroTRIP permet enfin de lancer la séquence de modules BCI2000 qui vont permettre d'effectuer la séance de neurofeedback.

La Figure II-24 indique la séquence d'opérations exécutée par NeuroTRIP et la manière dont il interagit avec BCI2000 et EEGLAB.



La Figure II-25 montre l'interface principale de NeuroTRIP qui permet à l'utilisateur de sélectionner la séquence de modules BCI2000. La partie supérieure permet de définir les conditions expérimentales en associant la sélection de modules natifs à lancer avec les fichiers de paramètres spécifiques (pré-séance, extraction des CI et séance de neurofeedback).

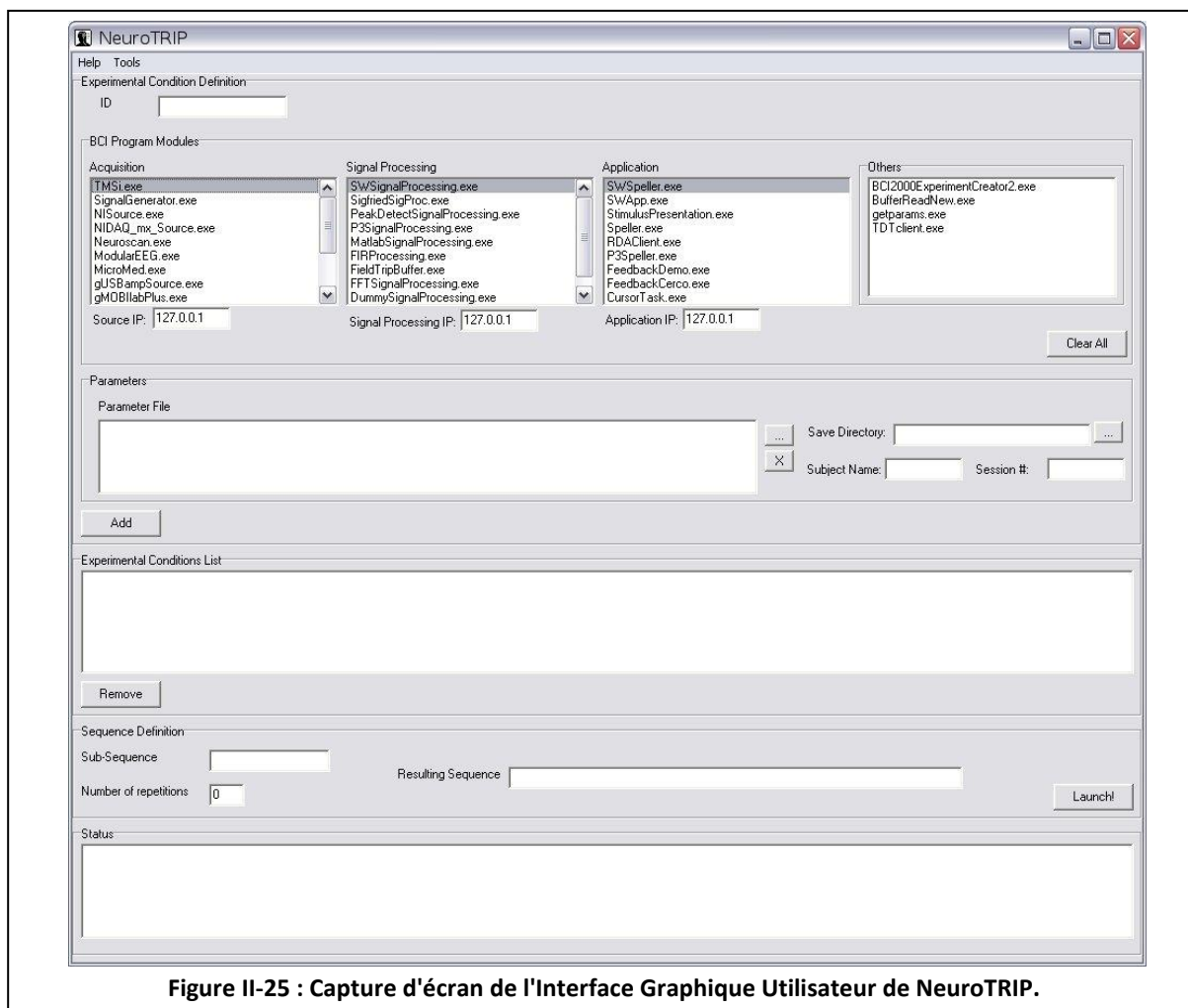


Figure II-25 : Capture d'écran de l'Interface Graphique Utilisateur de NeuroTRIP.

Comme NeuroTRIP a été conçu comme un méta-lanceur, il n'est pas étroitement lié aux outils sous-jacents qui sont utilisés pour la partie ICM. Il repose sur l'abstraction de processus communs et vise à se comporter comme un contrôleur global qui orchestre et vérifie à la fois les flux de données et l'exécution des différentes solutions en source ouverte liées au domaine des ICM et du neurofeedback. Le logiciel peut être étendu pour exécuter une séquence complète de script ICM sous Matlab en utilisant la boîte à outils Fieldtrip développée au Donders Institute for Brain, Cognition and Behavior (Oostenveld et al. 2011), ou pour interfacier la plateforme OpenViBE, une autre solution en sources ouvertes pour les application de type ICM et de neurofeedback (Renard et al. 2010). NeuroTRIP sera distribué comme un logiciel en sources ouvertes une fois qu'il aura été validé par plusieurs laboratoires. Les perspectives de développement comprennent la sélection automatique des composants issues de l'ACI à partir de modèles prédéfinis.

3.5 Conclusion

Après avoir présenté le neurofeedback et le domaine des Interfaces Cerveau machine, nous avons mis en avant l'intérêt de l'ACI comme outil de traitement du signal pour isoler l'activité électrique cérébrale qui doit être entraînée. Nous avons identifié le besoin d'outils techniques open source afin de faciliter les études scientifiques sur les ICM et le neurofeedback. Cette section a présenté NeuroTRIP, un outil logiciel qui vise à automatiser les séquences de procédures nécessaires à la réalisation d'un entraînement de neurofeedback et des expériences d'utilisation des ICM à l'aide de solutions open source existantes. La diffusion de NeuroTRIP comme un outil open source intégré à la structure de BCI2000 permettrait de diffuser et valider cet outil au sein de la communauté scientifique.

Nous avons jusqu'à présent regroupé un ensemble d'outils mathématiques et logiciels de traitement et d'analyse du signal visant l'étude de l'entraînement cérébral par neurofeedback. Nous allons maintenant décrire la mise en place d'une ICM basée sur le rythme Mu, et le test pré- post-entraînement d'une tâche d'inhibition de réponse motrice.

Chapitre III: Etude de l'entraînement cérébral

Dans ce chapitre, la mise en place d'une ICM basée sur le rythme Mu est tout d'abord présentée. Cette ICM a été utilisée pour une étude pilote destinée à déterminer l'impact de l'entraînement sur une tâche d'inhibition de réponse motrice. La seconde partie de ce chapitre introduit un nouveau concept d'ICM immersive développée pour exploiter une analogie spatiale avec le cerveau. Le système vise une accélération de l'apprentissage du sujet et une amélioration de l'expérience d'utilisation. Cet outil pourrait être de plus utilisé pour tester l'impact de la dimension immersive sur l'entraînement.

1 Contrôle d'une ICM grâce au rythme Mu

Résumé :

Les ICM basées sur le contrôle des activités électriques cérébrales spécifiques à la planification, l'exécution, la visualisation ou l'imagination d'un mouvement corporel font partie des premières ICM développées. Dans le cadre du neurofeedback, plusieurs protocoles utilisent également ces rythmes. L'un des objectifs importants de la recherche sur les ICM et le neurofeedback est de déterminer l'impact de l'entraînement ou de l'utilisation de ces protocoles sur le comportement et le système nerveux. Ce chapitre présente un protocole expérimental mis en place à partir d'une ICM basée sur le rythme Mu et sa modulation par l'imagination de mouvements du corps. Les sujets ont appris à contrôler une application informatique où ils devaient modifier la position verticale d'une balle par la modulation de leur rythme Mu afin d'aller toucher des cibles affichées à l'écran. Une tâche comportementale d'inhibition de réponse motrice a été réalisée avant et après l'entraînement à l'utilisation de l'ICM. Cette tâche fournit un index du contrôle moteur et des performances attentionnelles des sujets, plus particulièrement celles liées aux processus mis en jeu par l'attention exécutive. Les résultats présentent tout d'abord les performances des sujets sur la tâche de contrôle du rythme Mu, et mettent en évidence les caractéristiques EEG utilisés pour contrôler la balle. Dans un second temps, les résultats de la tâche comportementale sont exposés. Ces résultats ne permettent pas de conclure à un impact sur les performances d'inhibition de réponse motrice mais cette étude pilote a permis de faire ressortir plusieurs points à modifier pour améliorer le protocole.

Comme nous l'avons vu dans l'introduction générale sur les Interfaces Cerveau-Machine, il est possible de contrôler un curseur sur un écran d'ordinateur avec jusqu'à 3 degrés de liberté (Wolpaw et al. 1991; Wolpaw et McFarland 2004; McFarland, Sarnacki, et Wolpaw 2010), et cela même en utilisant l'EEG de surface, une technique d'enregistrement de l'activité électrique cérébrale qui présente un rapport signal sur bruit plutôt faible comparé aux techniques d'enregistrement électro-physiologique invasives. Ces systèmes utilisent l'activité corticale liée à la planification, l'exécution ou l'imagination d'un mouvement corporel afin de contrôler un élément d'une interface graphique informatique. Cette activité correspond principalement à une désynchronisation des ondes cérébrales dans la bande de fréquence Mu et est visible principalement au niveau des électrodes situées en surface du cortex moteur primaire.

Dans cette partie nous allons nous intéresser à l'impact que peut avoir l'utilisation de ce type d'ICM sur le comportement, et plus particulièrement sur une tâche d'inhibition de réponse motrice, et sur les caractéristiques du rythme Mu. Je commencerai par décrire de manière générale les éléments de neurophysiologie et d'électrophysiologie utilisés par l'ICM basée sur le rythme Mu, puis je décrirai plus particulièrement l'ICM mise en place. Je

présenterai ensuite le protocole et la tâche psychophysique utilisés pour évaluer l'impact de l'entraînement sur un aspect attentionnel du comportement et le contrôle moteur. Enfin j'exposerai les résultats obtenus tout d'abord sur les aspects comportementaux, puis sur les aspects électrophysiologiques.

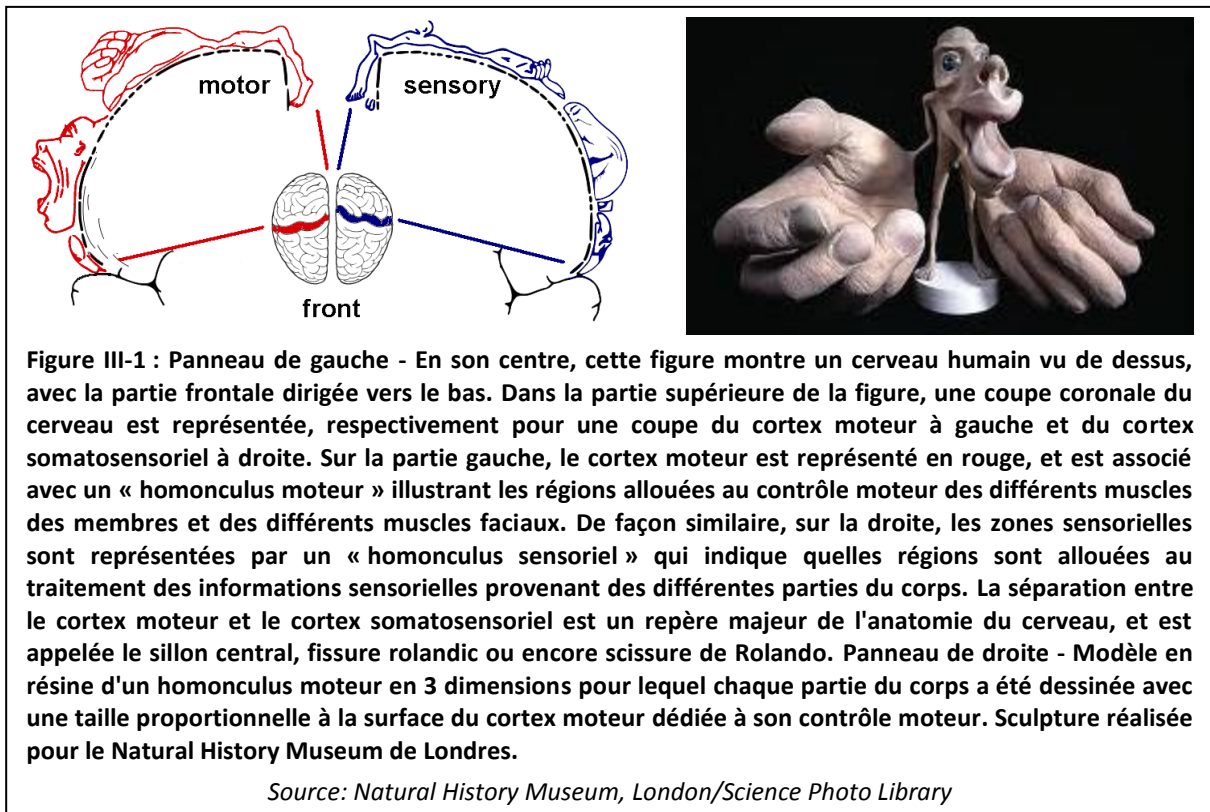
1.1 Le cortex moteur primaire

En 1870, Hitzig et Fritsch ont effectué les premières expérimentations chez l'animal qui ont conduit à la découverte du cortex moteur (Fritsch et Hitzig 1870). En stimulant électriquement différentes parties du cortex moteur d'un animal, ils observent la contraction de parties différentes du corps. Puis ils constatent qu'en détruisant la même petite région corticale, ils créent une paralysie de la partie du corps correspondante. C'est ainsi que l'on a découvert que chaque partie du corps est associée à une région précise du cortex moteur primaire qui en contrôle le mouvement. On parle alors d'organisation somatotopique⁸. La particularité de cette « carte motrice » est que certaines parties du corps y occupent beaucoup plus de place que d'autres. C'est ce qui est représenté sur la Figure III-1 sur laquelle chaque partie du corps a été dessinée avec une taille proportionnelle à la surface du cortex moteur dédiée à son contrôle moteur.

Ce sont en grande partie les travaux de Wilder Penfield (Penfield et Jasper 1954; Jasper et Penfield 1949; Penfield et Jasper 1954) qui ont conduit à ces cartographies fonctionnelles. Penfield, alors neurochirurgien à Montréal, a développé une procédure chirurgicale permettant de traiter certains cas d'épilepsie. Sa procédure initiale était de stimuler électriquement la surface du cortex afin de déterminer où se trouvait la zone épileptogène en vue de son ablation. Au cours de ces investigations, il a pu découvrir que la stimulation électrique de l'aire de Brodmann 4 entraînait chez le patient des contractions musculaires très localisées. C'est à partir de ces travaux que la carte motrice de l'aire de Brodmann 4, connue aujourd'hui comme le cortex moteur primaire, a pu être effectuée. Les expériences de stimulation corticale de Penfield ont permis de dresser une cartographie complète du cortex moteur appelée « *homonculus moteur* » (qui se distingue de l'homonculus sensoriel). Le détail le plus frappant de cette cartographie est que les surfaces allouées sur le cortex ne sont pas proportionnelles à la taille de la partie du corps correspondante, mais plutôt à la variété, la finesse et la précision des mouvements que cette partie corporelle peut

⁸ « Somatotopique » signifie que chaque partie du corps est représentée de manière unique dans une certaine zone du cerveau. On peut donc dire qu'il existe une correspondance directe et exclusive entre la représentation corticale des zones du corps et ces zones proprement dites.

effectuer. En effet, les muscles animant les parties du corps qui offrent des mouvements d'une grande précision vont être contrôlés par beaucoup plus de neurones moteurs. Pour cette raison, les surfaces allouées à la main et au visage ont une taille disproportionnée par rapport au reste du corps. Ceci n'est pas si étonnant puisque c'est justement la dextérité et la rapidité de mouvement des mains et de la bouche qui confèrent à l'homme deux de ses facultés les plus spécifiques : l'utilisation d'outils et le langage articulé.



Ces zones corticales ont la spécificité de générer un rythme cérébral particulier appelé le rythme Mu. Nous allons maintenant présenter plus en détail cette activité rythmique qui nous intéresse plus particulièrement en décrivant les différentes étapes de sa caractérisation puis en définissant ses spécificités spatiales et temporelles, avant de décrire son implication dans le domaine des Interfaces Cerveau-Machine.

1.2 Le rythme Mu

Dans l'EEG humain, les zones du cortex sensoriel primaire ou du cortex moteur primaire que nous avons décrites dans la section précédente présentent généralement une activité rythmique à une fréquence d'environ 8-12 Hz quand elles ne traitent pas d'informations sensorielles ou qu'elles ne produisent pas de mouvements moteurs. Cette activité est appelée le rythme Mu, dont les mécanismes générateurs ne sont pas encore

totale­ment élucidés mais qui a priori est produit par des interactions entre le thalamus et le cortex. Certaines analyses ont montré que cette activité rythmique Mu est constituée de différents rythmes à 8-12Hz qui se distinguent les uns des autres suivant leur localisation précise, leur fréquence précise, et/ou leur relation typique à des entrées sensorielles ou des commandes motrices. Ces particularités seront développées plus en détail dans les sections suivantes.

Ces rythmes, en moyenne d'amplitude inférieure à 50 microvolts, émergent de l'activité synchrone de groupes neuronaux, principalement ceux du cortex moteur mais également du cortex sensoriel. Ils sont par ailleurs bloqués ou largement diminués (désynchronisation) par l'initiation d'un mouvement (controlatéral), ou même seulement sa préparation mentale (Gastaut et Bert 1954), ainsi que par une stimulation tactile. De plus, ces rythmes sont également bloqués quand l'individu observe un autre individu en mouvement (Cochin et al. 1999; Babiloni et al. 2002); pour cette raison, certains auteurs pensent que le rythme Mu reflète l'activité des neurones miroirs du cortex sensori-moteur (Muthukumaraswamy et Johnson 2004). Le lien s'est vu confirmé par certaines études sur les pathologies autistiques (Oberman et al. 2005), pour lesquelles le système miroir est déficient. Le rythme Mu et les neurones miroirs pourraient ainsi jouer un rôle crucial dans l'imitation et la compréhension des comportements d'autrui.

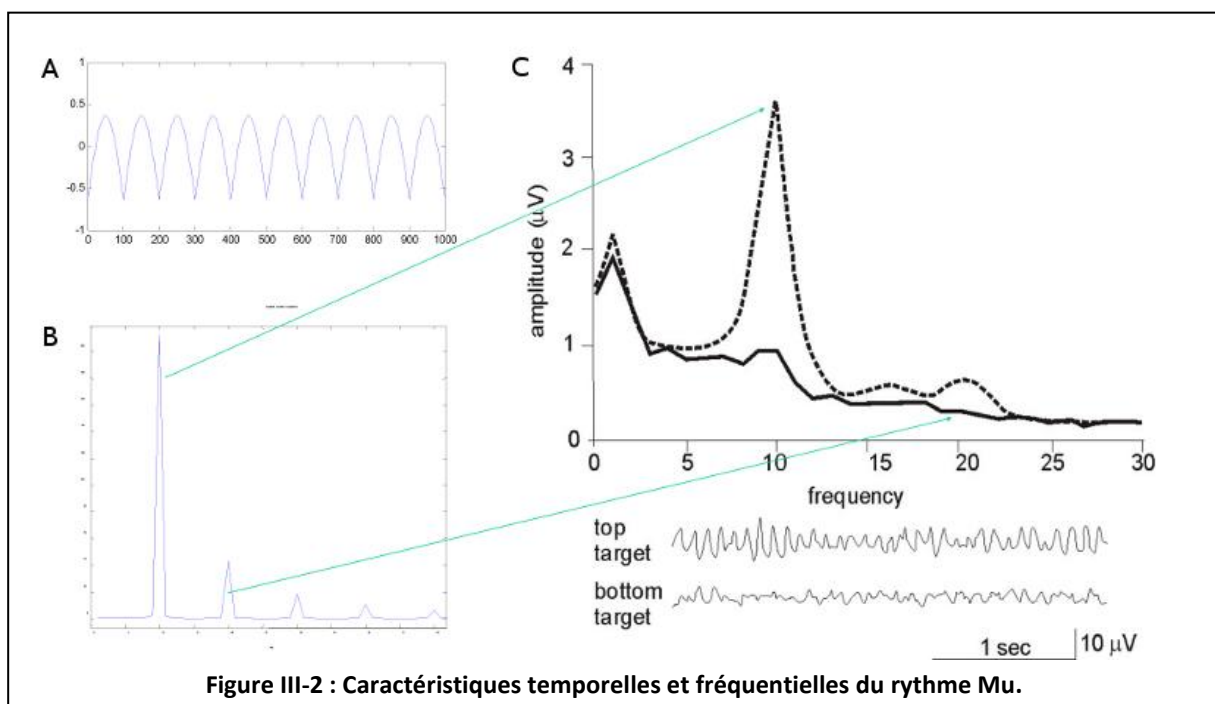
Le rythme Mu a été découvert dès les années 1930, et nommé rythme en arceau du fait des ses ondes caractéristiques, arrondies en arceaux, comme illustré sur le panneau A de la Figure III-2. Suite à la découverte du rythme Alpha par Hans Berger, Jasper (1936) montre qu'un rythme de fréquence Alpha pouvait être enregistré au niveau des zones centrales et qu'il était de plus indépendant de celui enregistré sur l'occiput. Il sera désigné par la suite sous le nom de rythme Mu par Grey Walter (1959), du fait de la forme caractéristique de son spectre de puissance (Figure III-2 panneau B et C).

Ce rythme est relié au mouvement dès les années 1950 (blocage du rythme controlatéral au mouvement), mais il faut attendre encore quelques décennies pour que des recherches montrent les modifications de ce rythme avec l'observation des mouvement d'un autre individu – ou même le mouvement de simples points lumineux ayant des caractéristiques similaires à un mouvement biologique (Ulloa et Pineda 2007). Des stimulations tactiles ou visuelles, mais également un effort mental, atténuent également ce rythme Mu. On le croise régulièrement dans la littérature sous le nom de rythme sensorimoteur (*Sensorimotor Rhythm, SMR*).

1.2.1 Caractéristiques du rythme Mu

1.2.1.1 Propriétés temporelles

Le rythme Mu est une oscillation périodique qui présente une forme d'arceau (Figure III-2 panneau A). Dans le domaine fréquentiel, ce type d'oscillation présente un spectre avec un premier pic au niveau de la fréquence fondamentale et des pics au niveau des harmoniques (Figure III-2 panneau B). Ceci signifie qu'il y aura un second pic dans la bande bêta, localisé à une fréquence exactement égale à deux fois la fréquence du premier pic. La forme typique de son spectre de puissance lorsque le sujet est au repos (observable en pointillés sur le panneau C de la Figure III-2), qui rappelle celle de la lettre grecque Mu (μ), lui a valu son appellation. La plupart du temps, la modulation relative (c'est-à-dire, le changement d'amplitude relativement à l'amplitude moyenne) est identique pour les deux pics, comme le montre le spectre de signaux réels représenté sur le panneau C de la Figure III-2. Nous allons maintenant voir quelles sont les différentes caractéristiques spatiales du rythme Mu.



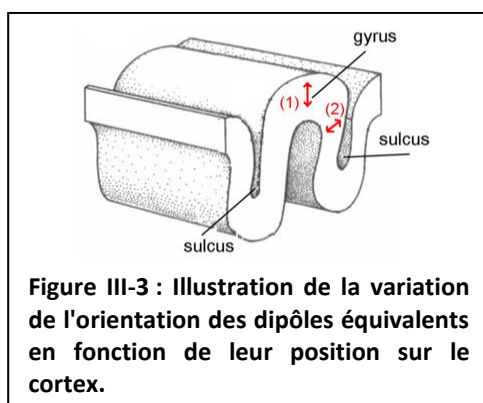
1.2.1.2 Propriétés spatiales du rythme Mu

1.2.1.2.1 Localisation

Nous avons vu précédemment que le rythme Alpha occipital présentait également une activité particulière dans la bande de fréquence aux alentours de 10 Hz. Cependant, le rythme Mu lié au système moteur s'en distingue par sa localisation. L'activité électrique cérébrale de type alpha, et plus précisément le rythme Alpha, est définie par Deuschl et Eisen (1999)

comme un rythme à 8-13Hz qui est observable pendant l'éveil au dessus des régions postérieures de la tête, avec généralement des amplitudes maximales au dessus des aires occipitales. Le rythme Mu, bien que possédant des activités rythmiques dans des bandes de fréquences comprenant la bande alpha, est localisé au dessus des zones centrales du scalp, plus particulièrement à la verticale des aires cérébrales motrices primaires. Chaque zone du cortex moteur va générer son propre rythme Mu qui présentera une désynchronisation très localisée dans le cas de l'exécution ou de l'imagination d'un mouvement lié à la partie du corps contrôlée par cette zone. On peut par exemple distinguer les différents rythmes Mu et les zones qui les génèrent, pour des mouvements des différents doigts de la main (Miller et al. 2009). Cette désynchronisation, qui se traduit par une diminution de l'amplitude du rythme Mu et de ce fait par une diminution du pic de puissance au niveau de ses fréquences caractéristiques, peut être également observée dans la zone pré-motrice lors de la visualisation d'un mouvement lié à un objet. De plus Logncamp et al. ont montré grâce à une étude en IRMf que certaines zones du cortex pré-moteur sont également activées lors de la lecture de graphèmes représentant des lettres écrites à main levée (Longcamp, 2003). Cependant, il reste à déterminer quels rythmes EEG sont impliqués dans cette activation. Enfin la stimulation haptique du corps entraîne également un blocage de l'activité Mu dans la zone somatosensorielle associée. Dans la suite de ce chapitre, nous nous intéresserons plus particulièrement au rythme Mu issu de l'imagination d'un mouvement. Ce rythme particulier se situera donc dans la zone du cortex moteur et du cortex prémoteur.

1.2.1.2.2 Orientation

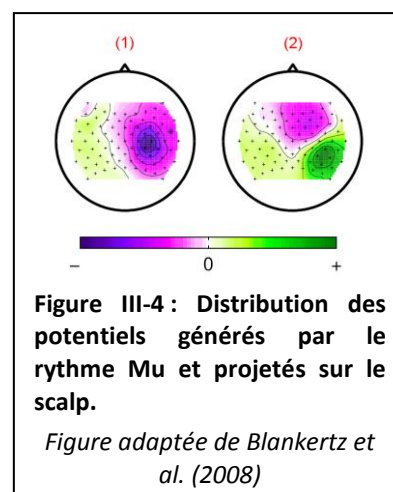


Comme la plupart des sources d'activités enregistrées par l'EEG, un modèle caractéristique de la source du rythme Mu est un dipôle, avec le moment du dipôle, c'est-à-dire sa direction, pointant perpendiculairement à la surface repliée du cortex. De ce fait, comme illustré par la Figure III-3, l'orientation du moment du dipôle est déterminée par sa position par rapport au scalp : un dipôle placé sur un gyrus aura une orientation radiale (1), alors qu'un dipôle situé dans un sulcus aura en général une orientation tangentielle au scalp (2).

1.2.1.2.3 Projection des potentiels sur le scalp

La Figure III-4 adaptée de Blankertz et al. (2008) présente les distributions typiques des potentiels générés par le rythme Mu et projetés sur le scalp.

La distribution sur la gauche illustre la topographie associée avec un dipôle source ayant une orientation radiale (1) situé sur le gyrus moteur de l'hémisphère droit. La distribution sur le panneau de droite est due à un dipôle source avec une orientation tangentielle situé dans le sulcus central (2).



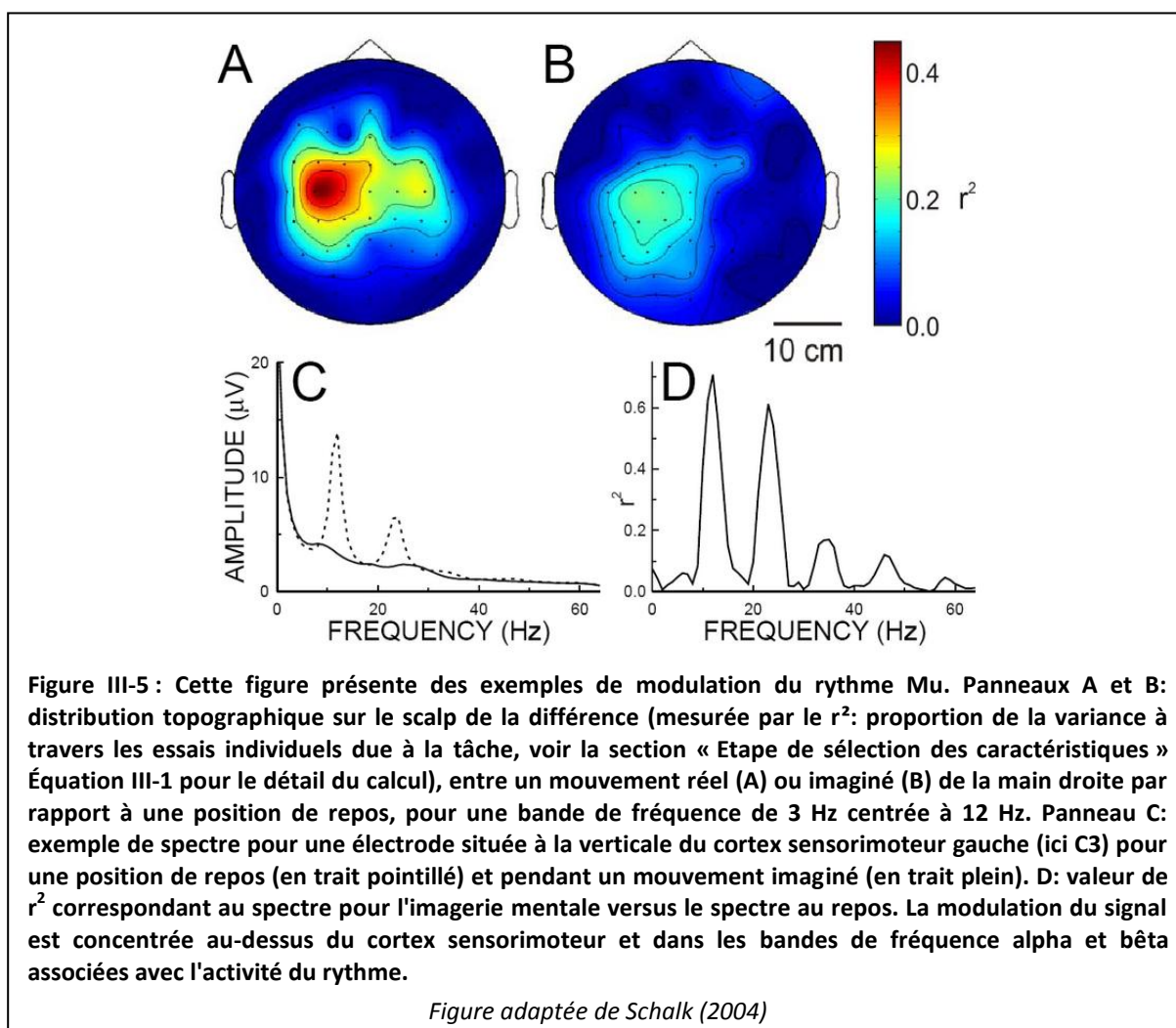
Pour les sources intermédiaires entre (1) et (2), l'orientation du dipôle équivalent sera une combinaison linéaire des orientations radiales et tangentielles. Sur le scalp, ceci résultera en une combinaison linéaire des distributions (1) et (2) des potentiels projetés sur le scalp.

1.2.2 Le rythme Mu et les ICM

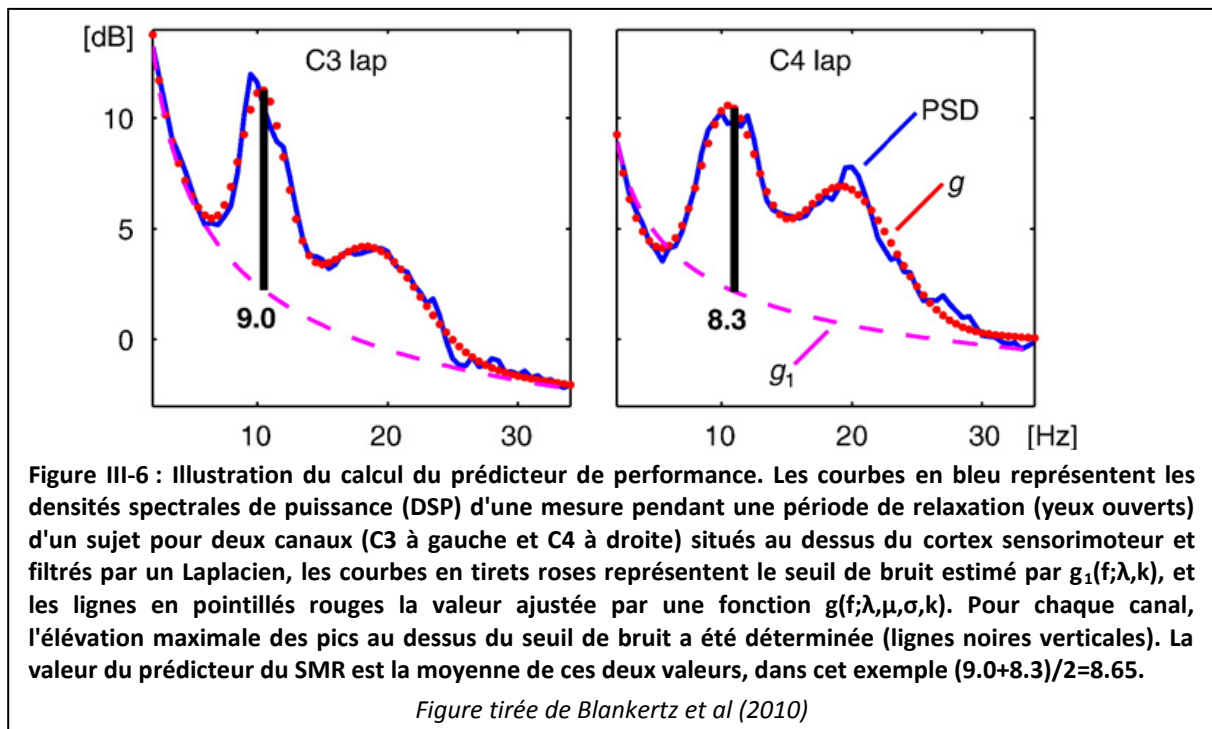
Plusieurs facteurs suggèrent que le rythme Mu pourrait être un bon support pour la communication basée sur les ICM. Ce rythme est associé aux zones corticales qui sont les plus directement connectées aux canaux normaux de commandes motrices du cerveau. Le mouvement ou la préparation à un mouvement sont typiquement accompagnés d'une diminution de l'activité Mu à la verticale du cortex sensorimoteur. Cette diminution est plus particulièrement importante au niveau de la zone du cortex contralatérale à la partie du corps en mouvement. Comme nous l'avons vu de manière plus générale à plusieurs reprises cette diminution a été baptisée « *Event-Related Desynchronization* » ou *ERD* par Gert Pfurtscheller (Pfurtscheller et Aranibar 1977). A l'opposé, une augmentation du rythme, ou « *Event-Related Synchronization* » (*ERSyn*) a lieu pendant la période qui suit le mouvement et pendant les périodes de relaxation (Pfurtscheller 1992b). L'*ERD* et *ERSyn* sont également observées pendant l'imagerie mentale motrice (c'est-à-dire des mouvements imaginés) ; comme illustré sur la Figure III-5. La Figure III-5 présente la valeur du coefficient de détermination noté r^2 . Dans le contexte d'une ICM, ce coefficient est calculé sur des signaux qui ont été enregistrés pendant deux conditions avec des tâches différentes, et représente la fraction de la variance totale du signal qui est déterminée par la condition⁹. La modulation du rythme Mu ne

⁹ voir la section « Etape de sélection des caractéristiques », Équation III-1 pour le détail du calcul

nécessite pas de mouvement réel (Pfurtscheller et Neuper 1997; Schalk et al. 2004). Ainsi, elle peut avoir lieu indépendamment de l'activité dans les canaux normaux de commandes motrices (au niveau des nerfs périphériques et des muscles), et peut servir comme base pour des ICM.



Même si une majorité des sujets sont capables de générer une désynchronisation suffisamment importante pour pouvoir être détectée efficacement et contrôler une ICM de manière satisfaisante, Benjamin Blankertz et ses collaborateurs ont montré que dans certains cas (estimés à 20%), les caractéristiques du rythme Mu du sujet ne lui permettent pas d'apprendre à utiliser le système ICM (Blankertz et al. 2010). Dans cette étude Bankertz et al. introduisent une mesure potentielle d'évaluation de la performance du sujet pour ce type d'ICM. Cette mesure est basée sur un enregistrement de deux minutes au repos, yeux ouverts. Cet échantillon de données est utilisé pour calculer un indice qui corrèle à $r=0.53$ avec les performances du sujet sur une ICM utilisant le rythme Mu. La Figure III-6 décrit comment cet indice est calculé pour un sujet.



1.3 Protocole Interface Cerveau-Machine mis en place pour le contrôle du rythme Mu

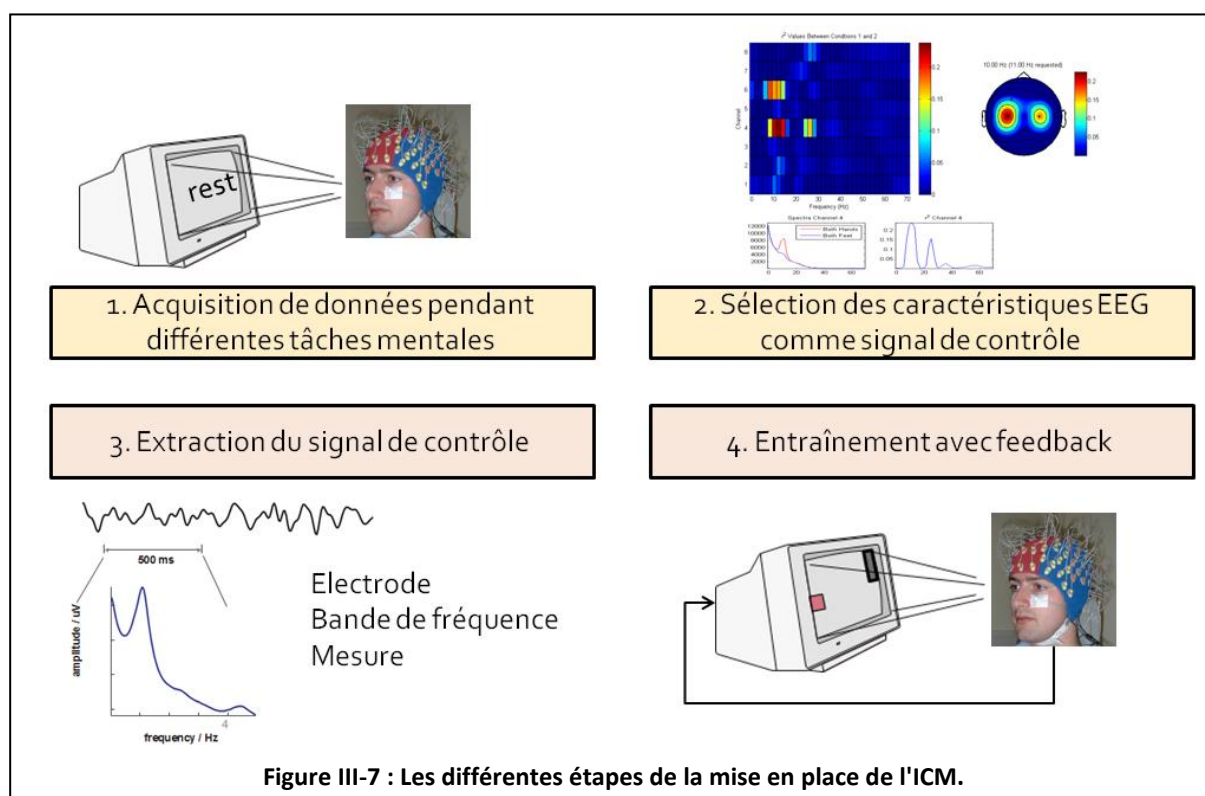
Cette section décrit l'ensemble du protocole ICM que j'ai mis en place dans le cadre de l'étude de l'impact de l'utilisation d'une ICM sur les performances lors de la réalisation d'une tâche d'inhibition de réponse motrice. L'ensemble du protocole a été réalisé à l'aide du logiciel BCI2000 (Schalk et al. 2004). Après une présentation générale du protocole ICM, ses étapes principales sont détaillées dans des sections respectives.

1.3.1 Les différentes étapes du protocole

La mise en place d'une ICM implique plusieurs étapes représentées sur la Figure III-7 conformément à la procédure recommandée par Wilson et al. (2009). Le but de l'ICM est de pouvoir distinguer différentes tâches mentales ou classes de tâches mentales à l'aide des signaux cérébraux acquis en temps réel. Il faut donc tout d'abord enregistrer ces signaux pendant l'exécution de ces différentes tâches (Figure III-7, première étape 1). Cependant les signaux enregistrés présentent une certaine variabilité, et ce, même chez un sujet donné. Pour obtenir suffisamment de données afin de pouvoir estimer des mesures statistiques caractéristiques des différentes tâches, plusieurs séries d'enregistrements sont nécessaires. Il faut de manière générale enregistrer au minimum une soixantaine d'essais pour chaque tâche, mais plus il y a d'essais, et plus les statistiques calculées seront représentatives. On demande

donc au sujet d'effectuer les différentes tâches mentales (repos et mouvement imaginé) de manière aléatoire et les données EEG sont enregistrées pour chaque essai. Certains chercheurs présentent un feedback au sujet pendant la réalisation des tâches mentales, puisque l'on connaît a priori les caractéristiques générales du signal qui sera utilisé comme contrôle. Dans tous les cas, les données enregistrées permettent de raffiner et sélectionner les caractéristiques utilisées comme contrôle et de les adapter à chaque sujet : c'est le but de la deuxième étape (Figure III-7 deuxième étape). Une fois cette sélection effectuée, ces caractéristiques sont extraites en temps réel pendant les séances d'utilisation de l'ICM (Figure III-7, troisième étape) et servent directement comme signal de contrôle pour agir sur l'interface graphique de l'ICM, interface graphique qui permet de donner un retour visuel au sujet sur ses performances de contrôle de l'ICM (Figure III-7, quatrième étape).

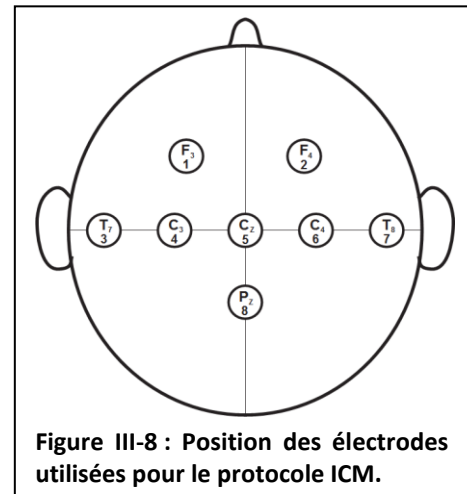
Les étapes 1 et 2 ont été regroupées dans une séance préalable. Les étapes 3 et 4 sont effectuées dans chacune des séances d'entraînement avec feedback visuel.



1.3.2 La séance préalable

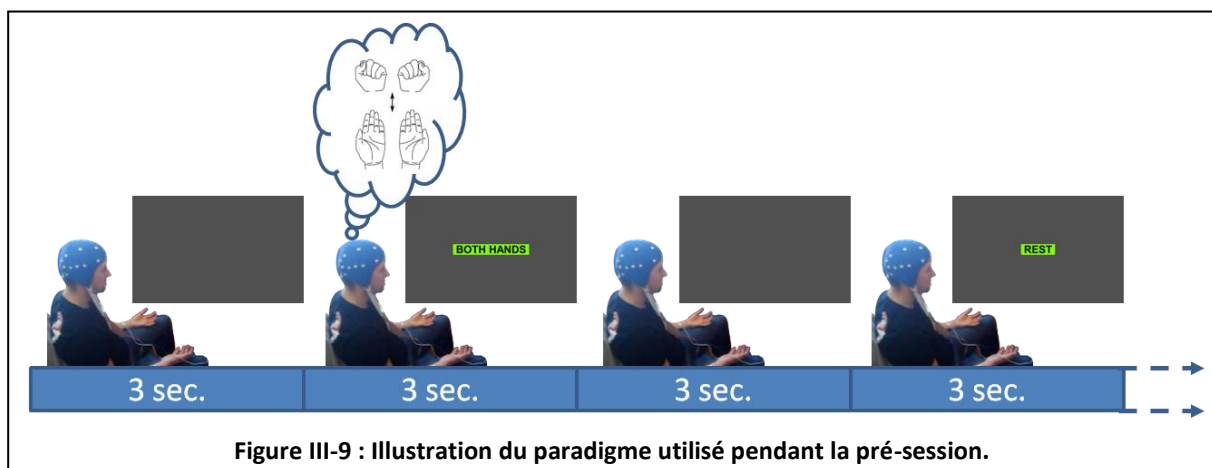
Le sujet est assis dans un fauteuil confortable à 60 cm d'un écran LCD de 19 pouces, les mains posées sur ses cuisses, paumes vers le haut. Il porte un bonnet EEG de type EasyCap à 32 électrodes Ag-Cl. Seules 8 électrodes monopolaires situées au dessus du cortex moteur

sont utilisées : F3, F4, T7, C3, Cz, C4, T8 et Pz comme indiqué sur la Figure III-8. Ces positions ont été choisies d'après Schalk et Mellinger (2010). Deux électrodes de référence sont placées sur les lobes des deux oreilles du sujet. Le potentiel moyen de ces deux références est utilisé comme référence commune aux 8 autres électrodes. L'impédance de chaque électrode est maintenue en dessous de 5 k Ω . L'enregistrement est effectué à l'aide d'un amplificateur Neuroscan portable NuAmps à 32 canaux. En plus des 8 électrodes de scalp, 3 canaux



supplémentaires sont utilisés pour enregistrer les mouvements oculaires horizontaux et verticaux. Pour ce faire, deux électrodes sont placées respectivement à gauche de l'œil gauche et à droite de l'œil droit du sujet. La troisième électrode est placée sous l'œil gauche.

Les sujets ont effectué de 5 à 8 blocs de 20 essais de 3 secondes : 10 essais où ils devaient imaginer un mouvement des deux mains sans le réaliser (mouvement répété comme s'ils serraient les poings sur une balle de tennis, puis ouvraient les mains, avec un rythme d'environ 1 cycle par seconde), et 10 essais où ils devaient rester au repos. Une instruction sous forme de texte affiché à l'écran au début de chaque essai leur indiquait quelle tâche effectuer (Figure III-9). Le protocole que nous avons utilisé ne présentait aucun feedback en lien avec l'activité cérébrale du sujet lors de cette première phase d'acquisition.



1.3.3 Etape de sélection des caractéristiques

A l'issue de la séance préalable, les données ont été analysées pour chaque sujet afin de déterminer les électrodes et les bandes de fréquences spécifiques qui permettent de différencier au mieux les deux tâches pour chaque sujet en suivant la procédure décrite par

Wilson et al. (2009). Les données sont traitées électrode par électrode. Pour chaque essai, une transformée de Fourier est effectuée sur le signal EEG et permet d'obtenir la puissance du signal pour chaque bande de fréquence et pour chaque électrode. On calcule ensuite, pour chaque bande de fréquence et chaque électrode, le coefficient de détermination, noté r^2 entre les valeurs de la puissance spectrale et la tâche effectuée. Si on considère n_1 valeurs $x_i^{(1)}$ mesurées pour la condition 1, et n_2 valeurs $x_i^{(2)}$ mesurées pour la condition 2, on peut combiner ces deux ensembles de données en un seul et même ensemble bidimensionnel constitués de points (x, y) en donnant à x la valeur mesurée, avec $y=+1$ si la valeur a été mesurée pendant la condition 1, et $y=-1$ pour la condition 2. Le coefficient de détermination est alors calculé par :

$$r^2 = \frac{\text{cov}(x, y)^2}{\text{var}(x) \cdot \text{var}(y)} \quad \text{Équation III-1}$$

Dans notre cas, en définissant :

$$s_k := \sum_i x_i^{(k)}, q_k := \sum_i x_i^{(k)2} \quad \text{Équation III-2}$$

nous avons :

$$\text{cov}(x, y) = \frac{s_1 - s_2}{n_1 + n_2} - \frac{(s_1 + s_2)(n_1 - n_2)}{(n_1 + n_2)^2} = 2 \frac{s_1 n_2 - s_2 n_1}{(n_1 + n_2)^2} \quad \text{Équation III-3}$$

$$\text{var}(x) = \frac{q_1 + q_2}{n_1 + n_2} - \frac{(s_1 + s_2)^2}{(n_1 + n_2)^2} \quad \text{Équation III-4}$$

$$\text{var}(y) = 1 - \frac{(n_1 - n_2)^2}{(n_1 + n_2)^2} = \frac{4n_1 n_2}{(n_1 + n_2)^2} \quad \text{Équation III-5}$$

Une valeur élevée du r^2 (proche de 1) indique une forte corrélation entre l'activité dans une bande de fréquence donnée et la tâche effectuée. Ces valeurs de r^2 vont nous servir à sélectionner les bandes de fréquences et les électrodes les plus pertinentes pour différencier les deux tâches. Nous visualisons le résultat de cette analyse sous forme d'une matrice à deux dimensions avec sur une dimension les bandes de fréquence et, sur l'autre dimension, les différentes électrodes (Figure III-10A). La couleur de chaque cellule représente la valeur du r^2 pour la bande de fréquence et l'électrode correspondante. Deux à quatre valeurs maximales du r^2 sont identifiées et permettent de déterminer les bandes de fréquences et électrodes d'intérêt. Le spectre de chacune de ces électrodes est alors calculé et moyenné pour l'ensemble des essais de chaque condition afin de contrôler s'il s'agit bien d'une activité de type Mu (Figure

III-10B), et le r^2 pour cette électrode est affiché en fonction des fréquences (Figure III-10C). De même on affiche la distribution du r^2 interpolée sur la surface du scalp pour les fréquences d'intérêt identifiées afin d'en vérifier la topographie (Figure III-10D).

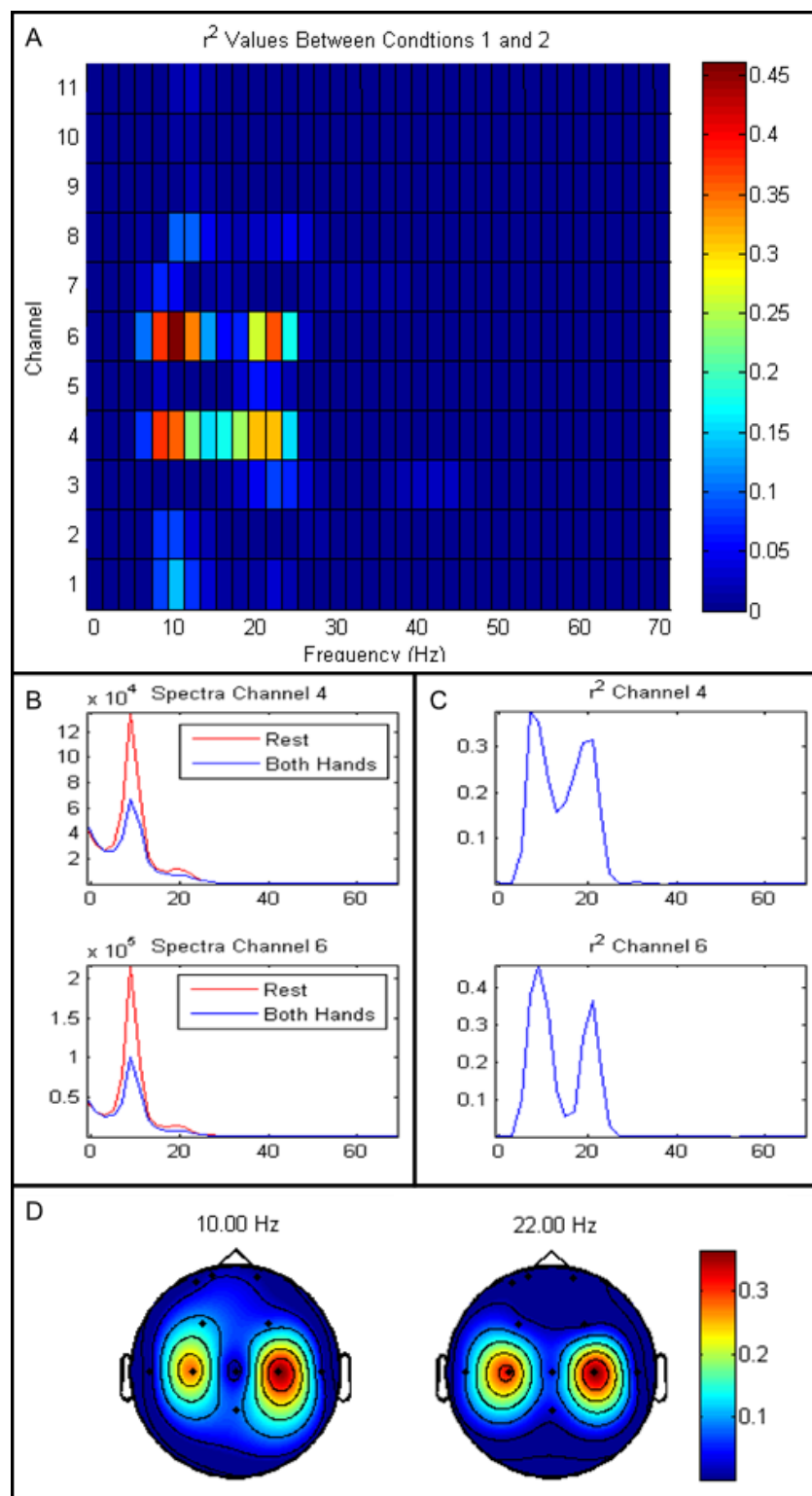
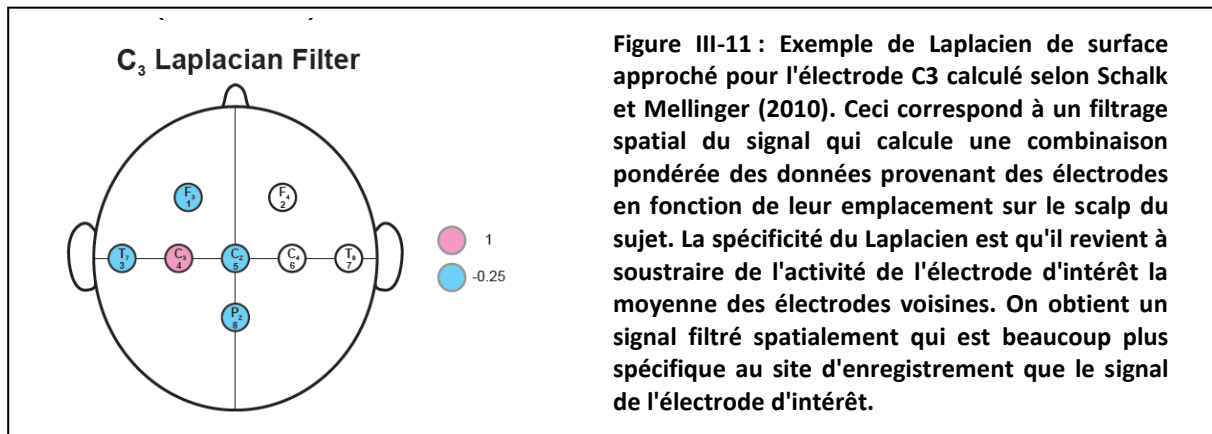


Figure III-10 : Analyse de la pré-séance pour le sujet 2. A - Matrice permettant la sélection des caractéristiques EEG (électrode et bande de fréquence) les plus à même de différencier les deux classes d'imagerie motrice mentale. La couleur d'une cellule représente la valeur du r^2 entre l'activité EEG enregistrée à l'électrode et dans la bande de fréquence considérées, et la tâche mentale. B - Spectre moyen pour l'électrode C3 (en haut) et C4 (en bas), pendant les essais de repos (en rouge), et les essais avec mouvement imaginés (en bleu). C - r^2 entre les spectres EEG du panneau B et le type de tâche. D - Topographie obtenues par interpolation à la surface du scalp des r^2 pour l'EEG filtré sur deux bandes de fréquences de 2 Hz centrées respectivement à 10 Hz et à 22 Hz.

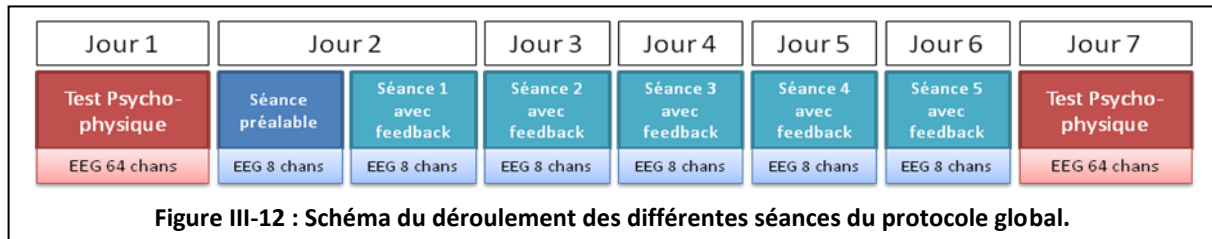
Un Laplacien (Hjorth 1975) est défini pour chaque électrode d'intérêt (Figure III-11), et un filtre autorégressif est défini pour sélectionner l'activité dans les bandes de fréquence choisies. Chaque caractéristique choisie participera de manière équivalente à la valeur du signal de contrôle qui va influencer sur la position verticale de la balle dans l'interface graphique de l'ICM.



1.3.4 Séance d'entraînement avec feedback

Lors des séances d'entraînement avec feedback, le signal EEG est toujours enregistré sur les mêmes 8 électrodes que lors de la séance préalable. Le feedback visuel délivré par le système correspond à l'interface par défaut définie dans BCI2000 (Schalk et al. 2004; McFarland, Sarnacki, et Wolpaw 2003). Une cible rectangulaire de couleur rouge apparaît sur le bord droit de l'écran, soit dans la moitié haute, soit dans la moitié basse. Après une seconde, une balle rouge apparaît au niveau du bord gauche de l'écran et se déplace horizontalement vers la droite avec une vitesse constante. Le sujet contrôle la position verticale de la balle à l'aide des caractéristiques du signal EEG choisies lors de la séance préalable. La tâche du sujet est d'amener la balle à toucher la cible en contrôlant son activité cérébrale. Si le sujet parvient à toucher la cible, la cible et la balle changent de couleur pour indiquer au sujet qu'il a correctement effectué la tâche. Chaque sujet a effectué 5 blocs par séance. Chaque bloc était constitué de 20 essais, 10 avec une cible située en haut, et 10 avec une cible située en bas, l'ordre des essais haut et bas étant aléatoire. Le score total du sujet lui était communiqué à la fin de chaque bloc sous forme du pourcentage de cibles touchées avec succès. Chaque sujet a effectué 5 séances d'entraînement avec feedback comme illustré sur la Figure III-12. Avant la séance préalable, et après la dernière séance d'entraînement avec feedback, chaque sujet a réalisé une tâche d'inhibition de réponse motrice afin de déterminer si l'entraînement a eu un effet sur le contrôle moteur. Lors de l'exécution de cette tâche, l'EEG des sujets a été

enregistré afin d'étudier les éventuels changements dûs à l'entraînement à l'utilisation de l'ICM, au niveau de la dynamique de l'activité électrique cérébrale impliquée. Cette tâche d'inhibition de réponse motrice sera abordée dans la section « 1.5 Inhibition de réponse motrice ».

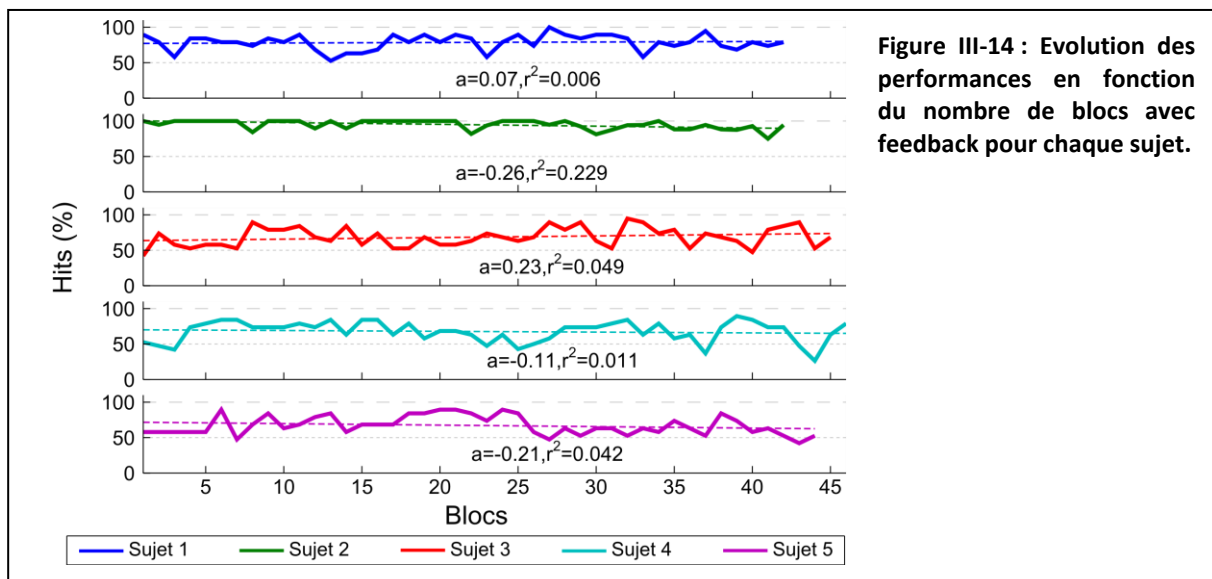
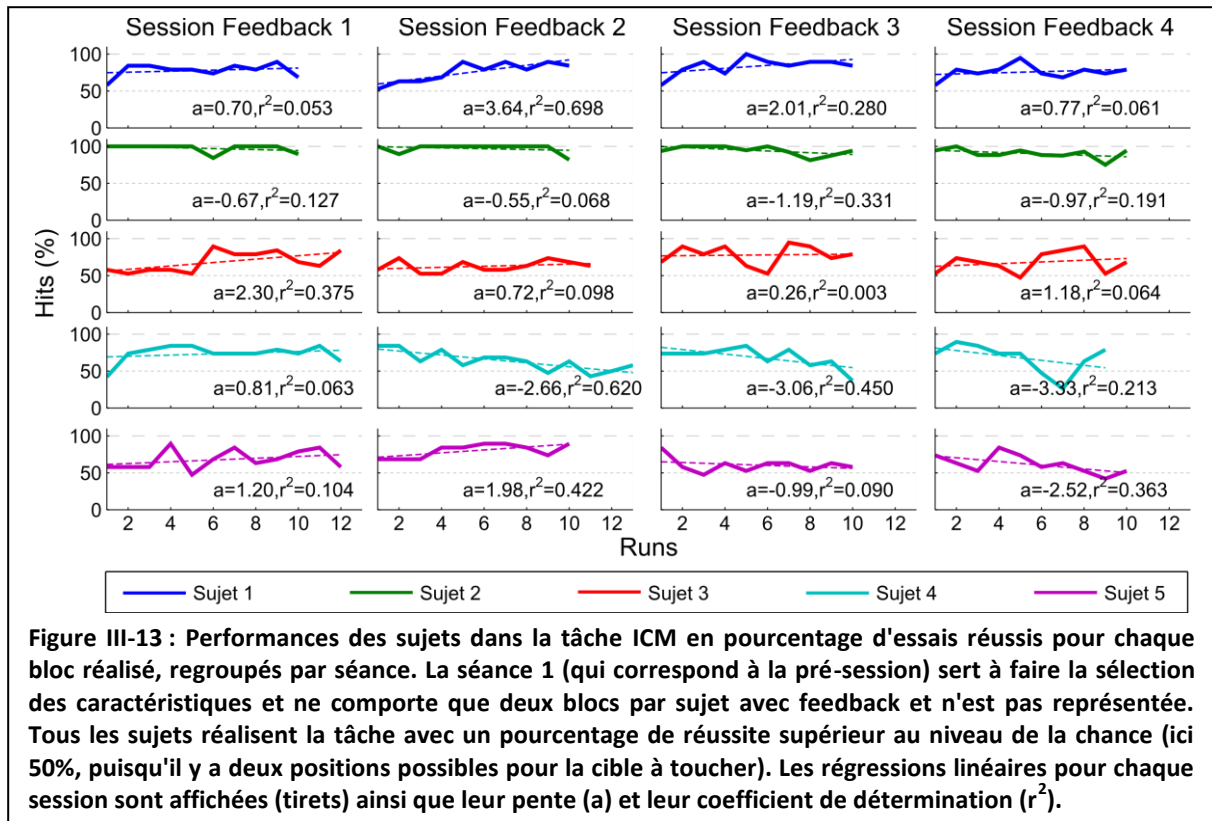


1.4 Modulation volontaire du rythme Mu

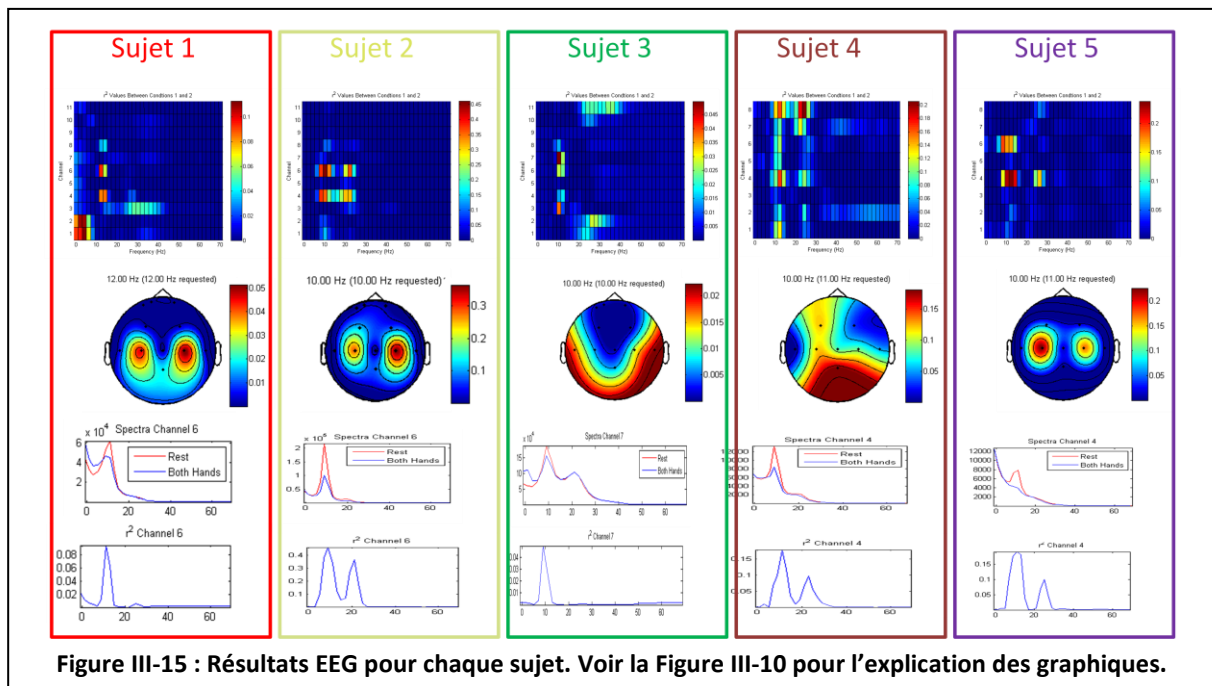
Comme l'indiquent le Tableau III-1 et la Figure III-13, les sujets ont tous réussi à effectuer la tâche ICM avec un niveau de performance supérieur à la chance (50% dans notre cas, puisqu'il y a deux cibles). On note cependant pour certains sujets et certaines sessions, une dégradation des performances au fur et à mesure des blocs. Une explication potentielle est un effet de fatigue au fur et à mesure de la séance, étant donné que le niveau de performance repasse au dessus du niveau de performance final au début de la séance suivante. La Figure III-14 présente une vue d'ensemble qui correspond à la courbe d'apprentissage sur l'ensemble de l'entraînement, tous les blocs ont été mis bout à bout et une droite de régression linéaire a été ajustée. Les pentes des droites de régression sont très faibles, parfois négatives, et ne traduisent donc pas un effet d'apprentissage au fur et à mesure de l'entraînement. Un des sujets présente des performances proches de 100% et sa marge d'apprentissage n'est donc pas très élevée. L'absence d'apprentissage peut avoir plusieurs causes : le nombre trop faible de séances d'entraînement, le choix de caractéristiques non optimales lors de la pré-séance, les artefacts, tels que les artefacts oculaires.

Tableau III-1 : Performances moyennes des 5 sujets sur chaque session avec feedback des jours 3 à 6, et moyenne sur l'ensemble de ces sessions. La déviation standard est indiquée entre parenthèses.

Moyenne sur l'ensemble des sessions et la déviation standard des marqueurs par session.						
Session		1	2	3	4	Moyenne
Sujet	1	78% (9)	76% (13)	84% (11)	76% (9)	79% (11)
	2	97% (6)	97% (6)	94% (6)	90% (7)	95% (7)
	3	69% (14)	63% (8)	78% (14)	68% (14)	69% (14)
	4	74% (12)	64% (13)	68% (14)	68% (20)	68% (15)
	5	68% (13)	80% (9)	61% (10)	62% (13)	67% (13)



Si on s'intéresse aux caractéristiques de l'EEG enregistré pendant les séances avec feedback, on peut déterminer si les essais avec la cible en haut et les essais avec la cible en bas présentent bien des différences cohérentes avec les tâches mentales utilisées pour diriger la balle. La Figure III-15 présente pour chaque sujet les résultats de l'analyse de l'ensemble des blocs avec feedback. Cette figure montre que tous les sujets ont utilisé la bande de fréquence alpha (aux alentours de 10 Hz) pour contrôler la balle. Certains sujets (2, 4 et 5) ont utilisé la bande alpha et son harmonique (20 Hz) pour effectuer la tâche.



La Figure III-16 montre les résultats obtenus sur l'électrode C3 du sujet 4 et indique une différence significative dans les bandes de fréquence Mu entre la condition où le sujet imagine un mouvement pour faire monter la balle et toucher la cible située en haut sur l'écran, et la condition où il se détend pour faire descendre la balle et toucher la cible située en bas sur l'écran. Le décours temporel de ces variations d'activité spectrale dues à l'activité mentale est mis en évidence par la Figure III-17 qui représente la décomposition temps-fréquence du signal moyennée et normalisée sur l'ensemble des essais. Une activité différentielle (panneau de droite) est bien visible dans les bandes de fréquence Mu moins d'une seconde après l'apparition de la cible, et se prolonge de manière remarquablement soutenue sur la durée de l'essai indiquant, conformément à la littérature, que l'activité oscillatoire du cerveau est bien différente entre ces deux tâches mentales. Ceci appuie donc l'hypothèse selon laquelle ce sont ces caractéristiques différentielles qui sont utilisées par l'ICM pour contrôler la balle, en correspondance avec les caractéristiques identifiées lors de la pré-session.

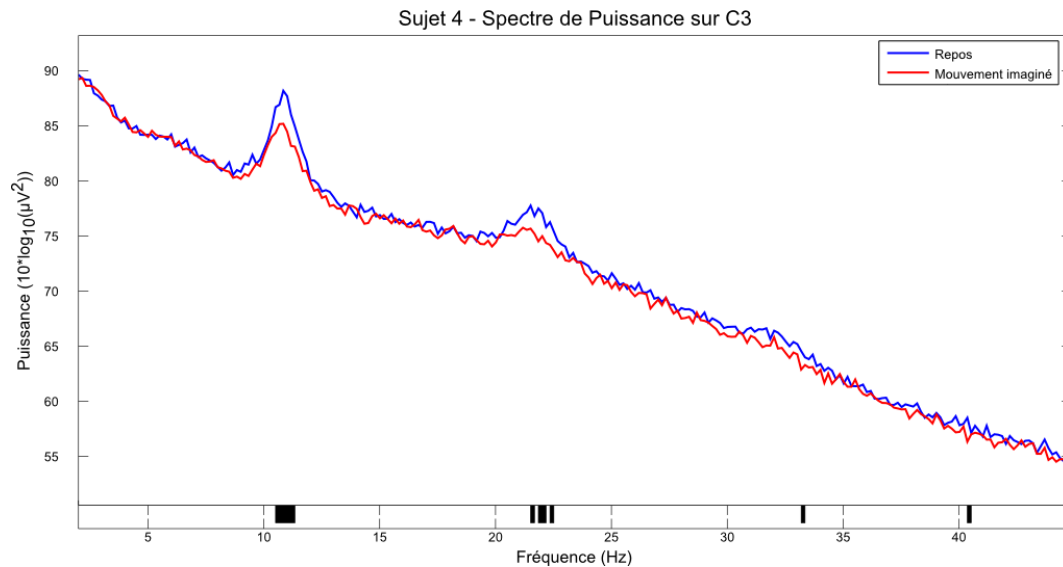


Figure III-16 : Puissance spectrale moyenne enregistrée chez le sujet 4 pour l'électrode C3. La courbe bleue représente le spectre lors de périodes de repos ($n=324$) et la courbe rouge le spectre lors de périodes d'imagination de mouvement des deux mains ($n=254$). Tous les essais réussis et les essais avec des erreurs sont inclus. On note la forme caractéristique du spectre du rythme Mu avec un premier pic autour de la fréquence fondamentale à 11 Hz, la première et la deuxième harmonique respectivement à 22 Hz et 33 Hz. Les zones en noir au niveau de l'axe des abscisses représentent les bandes de fréquence pour lesquelles la puissance spectrale entre les deux conditions est significativement différente ($\alpha=0.01$) selon une procédure statistique non-paramétrique par permutation corrigée par *False Discovery Rate* (Benjamini et Hochberg 1995). On observe bien la diminution significative des pics de puissance dans les bandes de fréquence associées au rythme Mu (désynchronisation).

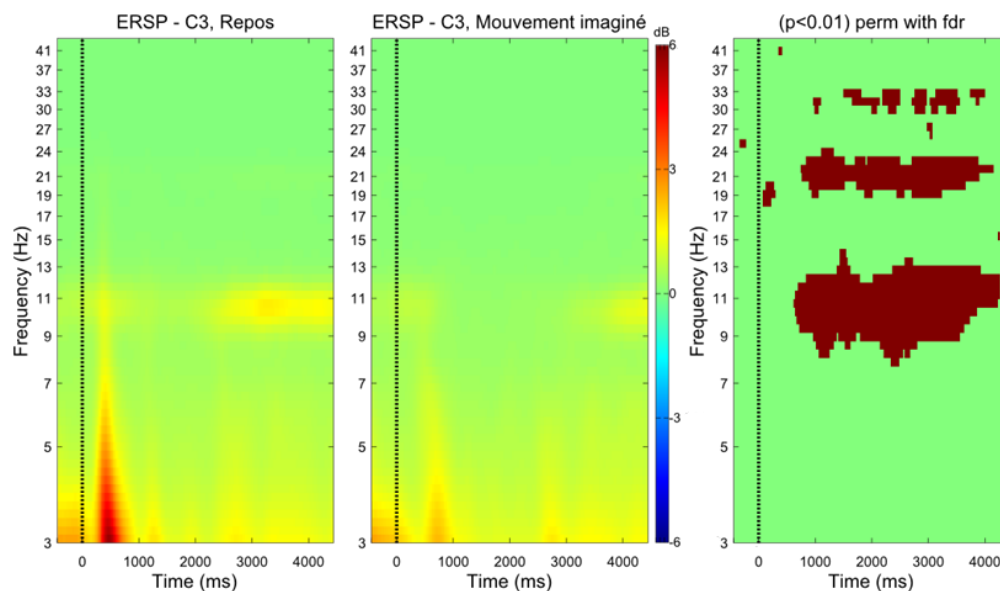


Figure III-17 : Décomposition temps fréquence du signal EEG enregistré sur le sujet 4 au niveau de l'électrode C3 lors d'une séance de contrôle d'une ICM avec feedback. T0 représente l'apparition de la cible à l'écran. Le panneau de gauche représente la décomposition pour les essais où la cible est en bas et où le sujet doit se relaxer. Le panneau du milieu représente la décomposition spectrale pour les essais où la cible est en haut et où le sujet doit imaginer un mouvement des deux mains. Le panneau de droite représente les différences significatives entre les deux conditions ($\alpha=0.05$) avec correction pour comparaisons multiples. On peut observer les bouffées intermittentes de désynchronisation significative dans les bandes de fréquences associées au rythme Mu (11 Hz, 22 Hz).

1.5 Inhibition de réponse motrice

Dans notre vie quotidienne, nous pouvons facilement nous arrêter de parler ou de marcher par exemple, en réponse à un changement dans notre environnement : « je suis en ville, je m'apprête à traverser la route quand je vois en vision périphérique un véhicule qui approche à toute allure ce qui va me pousser à arrêter ma commande motrice afin de ne pas me faire percuter ». De manière générale, l'inhibition de l'action, et plus particulièrement l'inhibition de la réponse, est une caractéristique du contrôle exécutif. Le concept fait référence à la suppression des actions qui ne sont plus requises ou qui ne sont plus appropriées, ce qui appuie un comportement flexible et orienté vers des buts dans un environnement en perpétuel changement. L'une des tâches les plus fréquemment utilisées pour évaluer la capacité d'inhibition est celle dite de « l'arrêt de la tâche », communément appelée le paradigme de « *stop task* », paradigme « *Stop Signal* » (*Stop Signal Paradigm en anglais*), décrite par Logan et Cowan (1984). Ce paradigme est devenu de plus en plus populaire en psychologie cognitive, en neurosciences cognitives et en psychopathologie. Pour une revue détaillée de la littérature liée à cette tâche, se référer à Verbruggen et Logan (2008). La procédure générale consiste à demander au participant de répondre le plus rapidement possible à un stimulus spécifique. Occasionnellement, ce stimulus est immédiatement suivi d'un second stimulus qui signale cette fois au sujet de ne pas répondre malgré la présence d'un stimulus cible. Le participant doit alors interrompre la réponse motrice amorcée.

Cette tâche est utilisée notamment pour le diagnostic des Troubles de Déficit de l'Attention/Hyperactivité (TDAH ou ADHD en anglais). Selon les résultats présentés dans le cadre de méta-analyses, les jeunes qui souffrent de TDAH ont des temps de réaction moyens plus longs lorsqu'ils doivent inhiber une réponse motrice déjà amorcée par rapport aux jeunes des groupes témoins (Oosterlaan et al. 1998). Ces auteurs concluent à un déficit d'inhibition de réponse motrice qui est au cœur du diagnostic TDAH appuyant ainsi l'hypothèse de Barkley (1997) selon laquelle le déficit primaire dans le TDAH serait avant tout un problème d'inhibition. Toutefois, pour d'autres chercheurs, la question demeure entière : ne s'agit-il pas réellement d'un trouble cognitif plus global (Lijffijt et al. 2005)? Certes, les résultats d'une méta-analyse confirment effectivement que pour les enfants qui ont un TDAH, les temps de réaction sont significativement plus longs, confirmant ainsi les difficultés à inhiber la réponse motrice. Par contre, chez les adultes, Lijffijt et al. (2005) n'observent pas un tel allongement des temps de réaction dans la tâche d'inhibition de réponse motrice. Ces auteurs remettent alors en question le modèle de Barkley. Ils font l'hypothèse que le déficit primaire dans le

TDAH ne serait pas un déficit d'inhibition mais plutôt un déficit de mémoire de travail. Ainsi, chez les enfants présentant un TDAH, la faible capacité d'inhibition d'une réponse motrice serait secondaire au déficit premier qui serait relié à la mémoire de travail. Ces auteurs stipulent en fait que le paradigme du « *Stop Signal* » sollicite plus les capacités liées à la mémoire de travail chez l'enfant que chez l'adulte (Tamm, Menon, et Reiss 2002). D'avantage d'études sont cependant nécessaires pour mieux documenter cette hypothèse. En revanche, ces travaux montrent l'intérêt des tâches d'inhibition motrice pour étudier certains déficits et montrent aussi comment un changement de l'inhibition motrice suite à un entraînement ICM pourrait avoir des répercussions cliniques.

Les travaux en psychologie cognitive ont permis d'identifier les mécanismes computationnels qui sous-tendent la performance des sujets dans la tâche de « *Stop Signal* », identifiant d'un côté un processus rapide qui produit une inhibition immédiate, et de l'autre des processus plus lents de contrôle et d'ajustement qui visent à optimiser les performances. Comme indiqué dans la revue de Verbruggen et Logan (2008), les processus inhibiteurs, qui servent à stopper la réponse motrice, et les processus de contrôle, qui servent à ajuster la performance, ont été dissociés au niveau comportemental et au niveau neuronal. Les études dans les domaines des neurosciences cognitives et des psychopathologies indiquent qu'une réponse inhibée avec succès nécessite un contrôle de la performance et un ajustement du comportement efficaces, en plus d'un processus d'arrêt efficace, afin de trouver un équilibre optimal entre les demandes contradictoires du paradigme de « *Stop Signal* ».

Egalement, ces deux mécanismes de contrôle et d'inhibition mettraient en jeux des structures différentes. Les études qui portent sur les corrélats neuronaux indiquent que la partie inhibition de la réponse implique un réseau inhibiteur composé du Girus Frontal Inférieur (GFI) droit, l'Aire Motrice Pré-Supplémentaire (AMPS) et les ganglions de la base, bien que le rôle respectif de chaque région soit encore débattu. Certains chercheurs ont proposé que les activations dans le GFI droit ou l'AMPS entraînent une suppression de la sortie de la commande motrice à travers des projections vers le Noyau Sous-Thalamique (NST) (Aron et Poldrack 2006; Aron et al. 2007; Mostofsky 2008). Quand le NST est activé, le segment interne du globus pallidus devient activé et la commande motrice est supprimée.

Pour ce qui est de la fonction de contrôle et d'adaptation de la performance, les données comportementales (observation d'une augmentation des temps de réponse après une inhibition ratée) et les données neuronales (Potentiel Négatif Lié à l'Erreur et activation des régions médio-frontales et frontales moyennes) indiquent que ces fonctions mises en évidence dans le

cadre du paradigme « *Stop Signal* » seraient similaires dans le cas où le paradigme n'impliquerait pas d'inhibition de réponse motrice (Verbruggen et Logan 2008). Cependant, il reste encore à éclaircir si l'activation associée au contrôle ne reflèterait pas en fait des effets dus à la recollection mnésique, et si oui, dans quelle mesure.

1.5.1 La course entre réponse et inhibition

La performance dans un paradigme de type « *Stop Signal* » a été modélisée par Logan et Cowan (1984) par une course entre un « processus Go », qui est déclenché par la présentation du stimulus Go, et un « processus Stop », qui est déclenché par la présentation du signal d'arrêt (signal Stop). Lorsque le processus Stop se termine avant le processus Go, la réponse est inhibée; lorsque le processus Go se termine avant le processus Stop, la réponse est effectuée. La latence du processus d'arrêt (appelé le Temps de Réaction au Signal Stop, TRSS) n'est pas directement accessible et doit être estimée à l'aide d'un modèle stochastique. Deux modèles ont été proposés et utilisés par différents auteurs :

- le modèle de la course indépendante (*independent race model*) (Raab 1962; Logan et Cowan 1984) encore appelé course de chevaux (*horse race model*), où chaque processus est codé par des canaux parallèles et indépendants,
- le modèle de course interactive (Mordkoff et Yantis 1991; Boucher et al. 2007), où les processus mis en jeux vont s'influencer.

Logan et Cowan ont développé un modèle de course indépendante (Figure III-18) basé sur une approche probabiliste. Ce modèle décrit la probabilité de répondre sur un essai où le signal Stop est présent, $p(\text{réponse}|\text{signal})$, la latence des Temps de Réaction (TR) des essais Go sans signal Stop et le Temps de Réaction au Signal Stop (TRSS). D'après le modèle, $p(\text{réponse}|\text{signal})$ dépend principalement de trois facteurs : le Délai du Signal Stop (DSS), le Temps de Réaction des essais Go (TR Go) et le Temps de Réaction au Signal Stop (TRSS). Premièrement, l'augmentation du DSS entraîne une augmentation de $p(\text{réponse}|\text{signal})$: le processus Stop commence plus tard et, de ce fait, se termine plus tard par rapport au processus Go (Figure III-18b). Deuxièmement, pour chaque DSS, une augmentation des temps des TR Go diminue $p(\text{réponse}|\text{signal})$ du fait de l'augmentation de la probabilité que le processus Stop finisse avant le processus Go (Figure III-18c). Troisièmement, pour chaque DSS, un TRSS qui augmente va de même augmenter $p(\text{réponse}|\text{signal})$ car la probabilité que le processus Stop finisse après le processus Go augmente (Figure III-18d). Ce qui est intéressant dans ce modèle, c'est qu'il permet de faire une estimation du TRSS, c'est-à-dire du temps

nécessaire à l'inhibition de la réponse. Ce modèle suppose que le processus Stop commence au moment où le signal Stop apparaît. Cet instant est connu puisqu'il est défini par le DSS. Le moment où le processus Stop se termine peut être estimé à partir de la distribution des TR Go observés sur les essais où il n'y a pas de signal Stop, et de $p(\text{réponse}|\text{signal})$ observée pour un DSS donné (Figure III-18a). En conséquence le TRSS peut être estimé en soustrayant le DSS moyen du TR Go moyen (Logan, Schachar, et Tannock 1997).

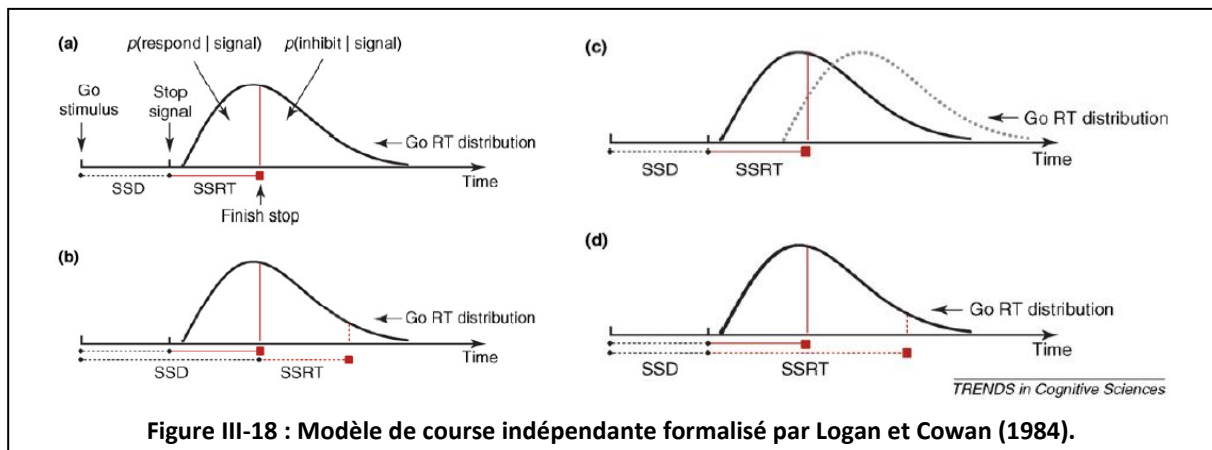


Figure III-18 : Modèle de course indépendante formalisé par Logan et Cowan (1984).

Le modèle de course indépendante (Figure III-19) suppose une indépendance stochastique entre les processus de Go et de Stop. Cependant, une indépendance complète entre ces processus est peu probable. Boucher et al. (2007) ont proposé un modèle de course avec interaction, dans lequel les processus Go et Stop sont indépendants tant que le signal Stop n'a pas été donné, et vont interagir fortement par la suite. Le processus Go est initié par le stimulus Go et une unité de réalisation de la tâche Go est activée après un délai. Le processus Stop est initié par le signal Stop et une unité Stop est activée après un délai. Une fois que l'unité Stop est activée, elle inhibe fortement et rapidement le traitement de la réponse Go. Dans ce modèle, le TRSS reflète principalement la période qui précède l'activation de l'unité Stop. Pendant cette période, les processus Go et Stop sont indépendants. De ce fait ses prédictions correspondent à celles du modèle de course indépendante.

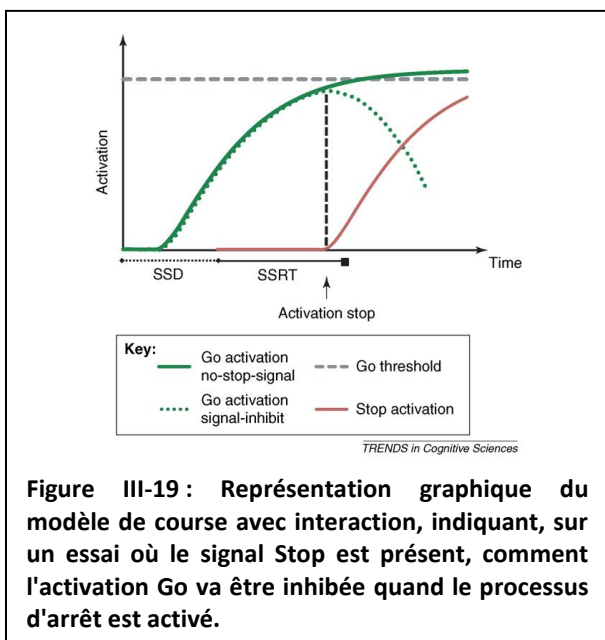


Figure III-19 : Représentation graphique du modèle de course avec interaction, indiquant, sur un essai où le signal Stop est présent, comment l'activation Go va être inhibée quand le processus d'arrêt est activé.

Dans le cadre de notre étude nous avons adapté une tâche de catégorisation Animal-Non Animal de type Go-NoGo en paradigme de type « *Stop Signal* ». Ce protocole est décrit plus précisément dans une des sections suivantes. Il s'agit de conduire à un compromis entre la rapidité de la réponse Go et la capacité d'inhibition de la réponse en cas de signal Stop. Si on demande au sujet d'essayer d'inhiber au mieux ses réponses tout en conservant des réponses Go les plus rapides possible, on peut estimer le temps de réaction au signal Stop nécessaire pour inhiber la réponse motrice.

1.5.2 Inhibition de réponse motrice et attention

On peut considérer qu'une bonne performance dans une tâche de type « *Stop Signal* » demande une attention soutenue et une vigilance particulière au signal d'arrêt. Des défaillances de l'attention ou des échecs dans la surveillance du signal d'arrêt entraînent des échecs d'inhibition (c'est-à-dire, lorsqu'on répond au signal Go, en estimant qu'il ne sera pas suivi d'un signal d'arrêt) (Ray Li, Huang, et al. 2006).

Dans ce contexte, une réponse de type Go peut avoir lieu pour plusieurs raisons : (1) le sujet a estimé qu'il y avait peu de chance que le signal Go soit suivi d'un signal Stop et il a répondu le plus rapidement possible sans considérer l'éventualité, ou du moins en la considérant de façon non optimale, qu'un signal stop soit présent. (2) le sujet a bien vu le signal Stop et a essayé de stopper sa réponse, mais n'y est pas parvenu, car il était trop engagé dans une réponse rapide, et/ou pas assez prêt à inhiber sa réponse. On pourrait décomposer la réalisation d'un essai où le signal Stop apparaît. Le succès dans l'inhibition de réponse motrice va dépendre plusieurs facteurs :

- la capacité de détection du signal à l'instant où le signal apparaît,
- la rapidité avec laquelle on retrouve l'association entre le signal et l'action à accomplir en conséquence (cette partie peut être visiblement plus ou moins automatisée avec l'entraînement à la réalisation de la tâche) ce qui implique notamment la mémoire de travail,
- la décision de l'adéquation ou non de l'action (qui pourrait tout à fait être concourante à la tâche de récollection en mémoire de travail puisque la décision dans le cadre de cette tâche est implicite à la présence du signal Stop, mais on peut supposer que dans certains cas, le sujet se dise qu'il est trop tard, et que ça ne vaut pas le coup de lancer l'inhibition)
- et enfin la rapidité à l'exécution de l'inhibition ou capacité inhibitrice.

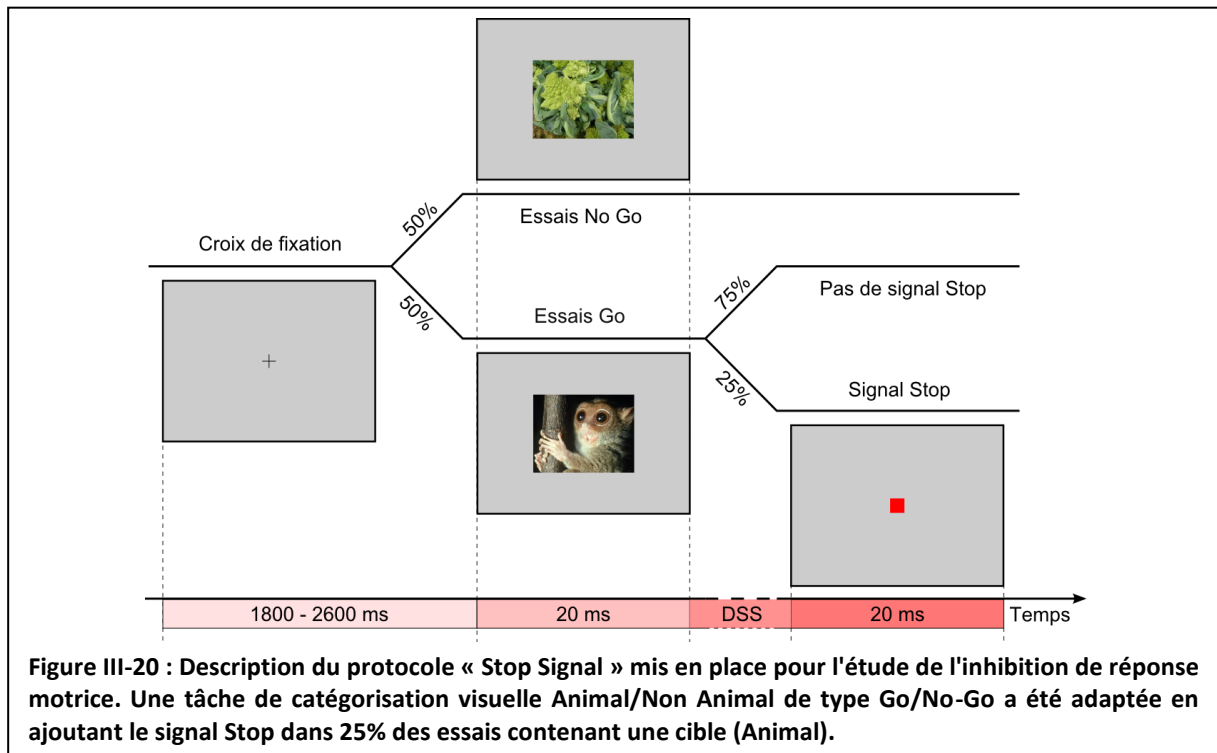
L'ensemble de ces différents aspects va être influencé par l'engagement attentionnel et les capacités attentionnelles notamment dans la redirection de l'attention, dans le cas où le sujet était désengagé de la tâche de détection du signal Stop et de réaction à ce signal (Ray Li, Chang, et al. 2006). En contrastant les inhibitions réussies et les inhibitions manquées, on isole peut être les activations liées à ces processus de vigilance. Avec son attention engagée de manière appropriée dans le processus de surveillance du signal d'arrêt, un sujet aurait plus tendance à réussir à refréner sa réponse après avoir vu le signal Stop.

Le processus d'inhibition étant visiblement très complexe, il est difficile de dire si les mesures que j'ai proposées dans la section précédente dissocient une des dimensions du processus en particulier plutôt qu'une autre. Même s'il semble raisonnable de penser qu'elles sont liées à l'attention et qu'elles y sont probablement liées par un modèle linéaire, nous considérerons que les mesures issues du protocole constituent des index globaux du processus complet d'inhibition, incluant toutes les facettes qu'il comprend.

1.5.3 Tâche de catégorisation Animal/Non Animal modifiée pour le paradigme « Stop Signal »

Cette tâche a été élaborée à partir de la tâche de catégorisation visuelle Animal/NonAnimal de type Go-NoGo décrite par Thorpe et al. (1996) adaptée comme paradigme « *Stop Signal* » d'après les travaux de Logan et al. (1997) et Verbruggen et al. (2008). Le sujet est assis à 57 cm d'un écran de 17 pouces avec une résolution de 800x600 pixels. Le protocole a été réalisé à l'aide de la boîte à outils Matlab PsychToolbox3. Une croix de fixation noire de moins de 0,1° d'angle visuel est présentée au centre d'un écran gris pour une durée aléatoire comprise entre 1.8 s et 2.6 s. Les stimuli sont des images de 256 pixels de large par 256 pixels de haut flashées pendant 20 ms. Les sujets doivent presser la barre espace du clavier dès qu'ils détectent un animal dans le stimulus. Il leur est spécifiquement demandé d'essayer de répondre aussi vite que possible. Les réponses au-delà de 1 seconde sont considérées comme No Go. Comme décrit sur la Figure III-20, 50% des essais contiennent un stimulus cible. Parmi ces essais, 25% vont contenir un signal Stop constitué par un carré rouge de 20 pixels sur 20 pixels flashé au centre de l'écran pendant 20 ms, indiquant au sujet d'inhiber sa réponse motrice. Toujours conformément à la procédure décrite par Logan et al. (1997) et Verbruggen et al. (2008), le délai entre la présentation du stimulus et la présentation du signal Stop est ajusté par une procédure auto-adaptative : le délai d'apparition du signal Stop est initialisé à 250 ms; si le sujet réussit à inhiber sa réponse motrice, le délai d'apparition du signal Stop sera augmenté de 20 ms au prochain essai contenant un signal

Stop. Au contraire, si le sujet ne parvient pas à inhiber sa réponse motrice, le délai d'apparition du signal Stop est diminué de 20 ms.



Plusieurs différences sont à noter avec le protocole défini par Logan et al. (1997) et Verbruggen et al. (2008). Nous avons utilisé un pas d'adaptation de 20 ms au lieu de 50 ms afin d'obtenir une estimation plus précise du délai d'apparition du signal Stop nécessaire à l'inhibition de la réponse. De plus, notre signal Stop est constitué par un signal visuel contrairement à Logan et Verbruggen qui utilisent un stimulus auditif. Enfin notre tâche principale consiste en une tâche Go-NoGo et non en une tâche de choix forcé. Cette procédure vise à obtenir un taux d'inhibition de réponse d'environ 50% et permet, si suffisamment d'essais sont réalisés pour obtenir la convergence du délai du signal Stop, une estimation du délai nécessaire au sujet pour inhiber sa réponse (Temps de Réaction au Signal Stop, TRSS).

Les sujets ont été recrutés au sein du personnel du laboratoire. La procédure a été suivie par 5 sujets (4 femmes, âge moyen : 24,8) droitiers avec une vision normale ou corrigée à la normale. Chaque sujet a effectué deux séances (sessions) de deux blocs de 200 essais, soit 25 essais par bloc contenant un signal Stop. Le délai était réinitialisé à 250 ms au début de chaque bloc. La première séance a été effectuée dans un délai d'une semaine avant la pré-séance d'utilisation de l'ICM et dans un délai d'une semaine après la dernière séance d'entraînement à l'utilisation de l'ICM avec feedback. Après chaque bloc, le taux d'inhibition est vérifié afin de s'assurer qu'au moins un bloc présente un taux de 50% d'inhibitions.

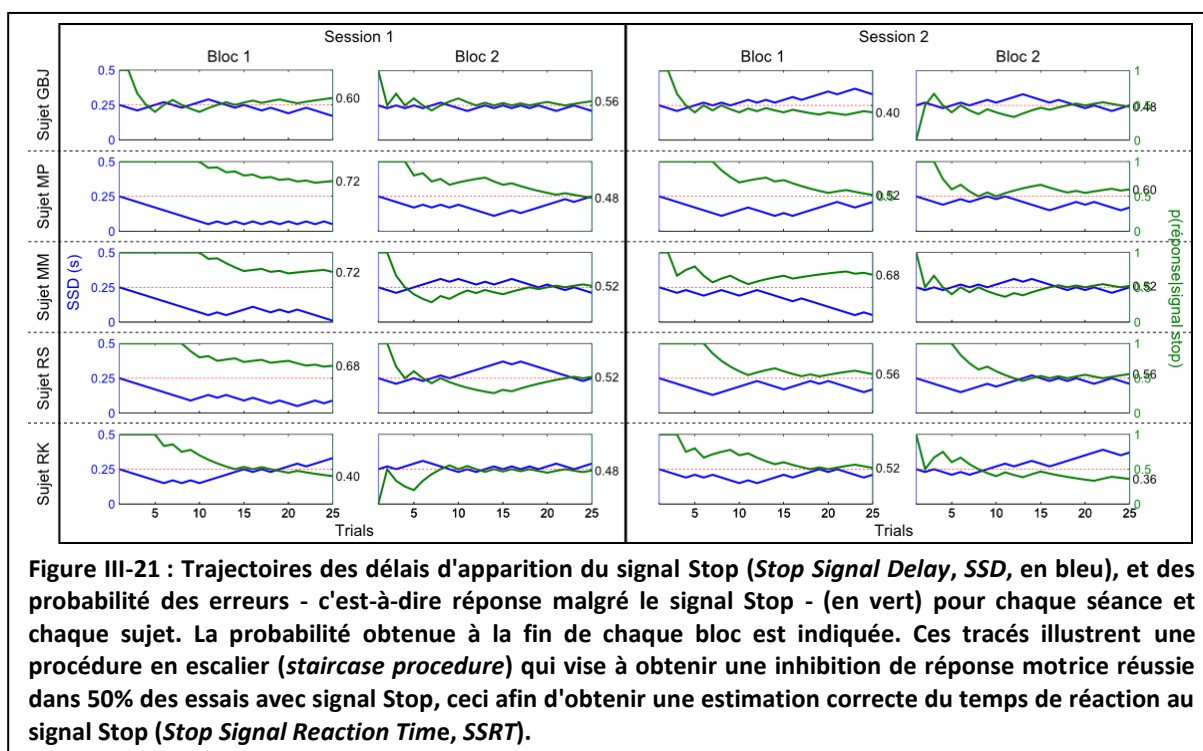
réussies. Seul un sujet a nécessité un bloc additionnel. Nous avons veillé à ce qu'aucune image ne soit présentée deux fois tout au long du protocole afin d'éliminer les effets d'apprentissage liés à la répétition d'un stimulus.

1.6 Evaluation de l'effet de l'entraînement sur l'inhibition de réponse motrice

1.6.1 Analyse

Une analyse de type pré/post a été effectuée à partir des séances avant, et après entraînement au contrôle du rythme Mu via l'ICM.

La première étape a été de vérifier la convergence de la procédure adaptative des DSS et d'évaluer la probabilité d'inhibition sur l'ensemble des blocs. La Figure III-21 montre sur un même graphique les trajectoires des DSS d'une part (en bleu), et de la probabilité¹⁰ de réponse à un essai avec signal Stop d'autre part (en vert), en fonction du temps (essais contenant un signal Stop) pour les 5 sujets.



Une première observation est que la valeur vers laquelle converge le DSS est variable pour un même sujet à travers les blocs. Certains tracés comme le premier bloc des sujets 2, 4

¹⁰ Le terme « probabilité » est utilisé ici et dans la suite de ce chapitre pour alléger la formulation, mais est à proprement parler un abus de langage lorsqu'elle correspond à une estimation obtenue à partir des fréquences relatives d'occurrence des événements et non à la valeur d'une variable aléatoire, dont on connaîtrait la fonction de répartition.

et 5 montrent une convergence rapide vers une valeur du DSS proche de 0, alors que les blocs suivants oscillent entre des valeurs plus élevées du DSS. Ceci indique que la performance à la tâche d'inhibition n'est pas constante à travers les blocs. De plus, la probabilité de réponse motrice obtenue à la fin des blocs n'est pas toujours proche de 50%, et ceci est un problème pour l'estimation du Temps de Réaction au Signal Stop (TRSS). Nous sommes donc face à deux problèmes : la variabilité des DSS autour desquels converge la procédure de *staircase* entre différents blocs chez un même sujet, et la variabilité du pourcentage d'inhibition réussie qui peut être plus ou moins éloigné de 0,5 (valeur visée par la procédure de *staircase*).

Ces problèmes peuvent être adressés par le choix des blocs à analyser, pour lequel on va essayer de conserver uniquement les blocs qui répondent à un certain critère, et/ou utiliser une autre méthode de calcul qui ne suppose pas un pourcentage d'inhibition de 50%, mais qui prenne en compte le pourcentage d'inhibition obtenu.

Le « modèle de course » du paradigme « *Stop Signal* », défini dans la Section 1.5.1 de ce Chapitre, fournit au moins trois manières différentes d'estimer le TRSS (Logan 1994). Le protocole avec procédure *staircase* utilise initialement une quatrième méthode, introduite également par Logan et al. (1997). En général, dans les expérimentations sur le signal d'arrêt, les chercheurs font varier le délai entre le signal Go et le signal Stop (Délai du Signal Stop, DSS) dans le but de modifier la course en faveur de l'un des deux processus. Le plus souvent, les délais de signal Stop sont sélectionnés au hasard à partir d'un ensemble prédéfini (par exemple dans Logan et Cowan 1984), mais beaucoup de chercheurs font varier ce délai dynamiquement en fonction des mesures comportementales du sujet (Osman, Kornblum, et Meyer 1986; Osman, Kornblum, et Meyer 1990; Schachar, Tannock, et Logan 1993; van den Wildenberg 2010). La méthode utilisée ici implique une procédure adaptative dans laquelle le délai du signal Stop est changé après chaque essai où il y a un signal Stop, augmentant de 20 ms si le sujet a inhibé avec succès sa réponse et diminuant de 20 ms s'il a répondu malgré le signal Stop. Cette procédure adaptative introduite par Osman et al. (1986; 1990), converge vers un délai de signal Stop pour lequel le sujet inhibe avec succès dans 50% des essais. A ce délai, le processus Stop et le processus Go terminent en même temps, en moyenne, et le fait que ce soit l'un ou l'autre qui remporte la course sur un essai donné dépend de variations aléatoires selon Logan et al. (1997). Ainsi, ce délai est en moyenne le point dans le temps où le processus Stop se termine, et cette information peut être utilisée pour estimer le TRSS.

Toujours d'après Logan et al. (1997), dans ce contexte l'issue de la course dépend de trois mesures - le temps de réaction Go, le temps de réaction au signal Stop, et le délai du

signal Stop - et deux de ces mesures sont connues. De plus, si le sujet inhibe 50% du temps au délai critique, le temps de réaction au signal Stop plus le délai du signal Stop devrait être égal au temps de réaction Go moyen. Le temps de réaction au signal Stop peut être calculé en soustrayant le délai du signal stop du temps de réaction Go moyen soit :

$$TRSS = \mu_g - \mu_d \quad \text{Équation III-6}$$

avec μ_g la moyenne des temps de réaction sur les essais Go sans signal stop, et μ_d la moyenne des délais d'apparition du signal Stop.

Nous avons vu que pour les données collectées, la probabilité de réponse motrice obtenue à la fin des blocs est plus ou moins proche de 50%, et ceci soulève donc plusieurs questions par rapport à ce calcul : est-il possible d'estimer le TRSS en soustrayant le délai du signal Stop du temps de réaction Go moyen si le taux d'inhibition n'est pas exactement de 50%? Si le taux d'inhibition n'est pas de 50%, dans quelle mesure peut-il dévier de cette valeur? Y-a-t'il d'autres méthodes d'estimation du TRSS qui permettraient de calculer une estimation en prenant en compte la valeur de la probabilité d'inhibition?

Tout en sachant qu'il fallait au moins conserver un bloc par session pour chacun des sujets, j'ai analysé les résultats de l'ensemble de ces solutions à travers différentes méthodes de sélection des blocs et différentes méthodes de calcul des TRSS.

Pour mémoire chaque séance ou session (avant ou après l'entraînement à l'utilisation de l'ICM) comprend 2 blocs de 200 essais. Bien qu'il soit nécessaire de garder au moins 1 de ces blocs par session, il est possible d'en enlever certains qui ne rempliraient pas des critères donnés. Nous avons cherché à suivre une procédure systématique pour la sélection des blocs pour l'analyse, et dans cette optique, la distribution binomiale a été utilisée. Cette distribution décrit la distribution de probabilités lorsqu'il n'y a que deux résultats possibles à chaque essai, ce qui est notre cas pour les essais avec signal Stop : soit le sujet inhibe sa réponse motrice avec succès, soit il répond malgré le signal Stop. Cette distribution est définie par deux paramètres : le nombre d'essais et la probabilité du « succès », qui dans notre cas est fixée à 0,5 puisque c'est la valeur que l'on vise. Chaque bloc contient 25 essais avec signal Stop. Nous utiliserons l'intervalle de confiance à 95% bootstrapé (sur 8000 répétitions) de la loi binomiale pour $n=25$ essais et $p=0,5$. L'intervalle obtenu est [0.3 0.7], soit une probabilité de réponse malgré le signal Stop comprise entre 30% et 70%. La première méthode de sélection des blocs de données utilisera cet intervalle pour déterminer quels blocs conserver. La deuxième méthode utilisera un intervalle le plus proche possible de 50% qui permette de

conserver au moins un bloc par sujet et par session, afin de se rapprocher au maximum d'un taux d'inhibition pour lequel la méthode d'estimation du TRSS décrite par l'Équation III-6 soit valide. Nous comparons ces deux méthodes à la solution la moins élaborée, qui consiste à utiliser tous les blocs, et fusionner les deux blocs de chaque session pour obtenir une série de données pour la session pré-entraînement et une série de données pour la session post-entraînement.

On peut distinguer trois différentes méthodes de calculs pour l'estimation du TRSS la section suivante présente ces différentes méthodes.

1.6.1.1 Revue des méthodes d'estimation du TRSS

Cette section présente trois autres méthodes d'estimation du TRSS en plus de celle introduite dans la section précédente (Équation III-6).

Dans leur article de 1984, Logan et Cowan (1984) traitent la fonction d'inhibition, c'est-à-dire fonction qui décrit la probabilité que la réponse au signal Stop gagne la course, comme s'il s'agissait une distribution cumulative (et elle a tout l'air d'en être une) et la mettent en relation avec la distribution des temps de fin des processus Stop et Go. Cette fonction peut être formalisée comme suit :

$$P_r(t_d) = \int_0^{T_s+t_d} f_g(t) dt \quad \text{Équation III-7}$$

où $P_r(t_d)$ est la probabilité de réponse motrice pour le délai de signal Stop t_d , T_s est le temps de réaction au signal Stop, et $f_g(t)$ est la distribution des temps de réaction au signal Go. Le stimulus Go est présenté à $t=0$. Un point important à tirer de la Figure III-18 et de Équation III-7 est que la forme de la fonction d'inhibition dépend de la forme de la distribution des temps de réaction. La partie centrale de la fonction d'inhibition, où la probabilité de répondre est d'environ 0,5, dépend de la moyenne de la distribution des temps de réaction Go. De plus, la pente de la fonction d'inhibition dépend de la variabilité de la distribution des temps de réaction.

Le panneau (c) de la Figure III-18 illustre l'effet du temps de réaction moyen au signal Go sur la fonction d'inhibition. Le signal Stop est présenté au même moment que sur le panneau (a) (c'est-à-dire que le délai du signal Stop est le même), mais la distribution des temps de réaction au signal Go est décalée vers la droite, indiquant un ralentissement de la réponse au signal Go. Dans ce cas de figure, la réponse interne au signal Stop va moins

« couper » la distribution des temps de réaction au signal Go ; la probabilité de répondre est plus faible et la probabilité d'inhibition est plus forte.

Si on s'intéresse au panneau (d) de la Figure III-18, on peut voir une illustration d'un des points majeur du modèle de course : la fonction d'inhibition dépend des moments auxquels vont finir les processus Stop et Go, et non pas des moments où ils débutent. Ici, les temps de réaction au signal Go ont été rallongés par rapport à ceux du premier panneau, mais le délai de présentation du signal Stop a également été rallongé de la même durée. En conséquence, le processus d'arrêt se termine au même moment, relativement au processus Go, que dans le premier panneau. Le temps de réaction au signal Go et le délai du signal Stop sont différents, mais la probabilité d'inhibition et la probabilité de réponse étant donné un signal, sont les mêmes, car la différence relative entre les temps où les processus Go et Stop se terminent est la même.

Logan et Cowan (1984) ont montré que la moyenne de la fonction d'inhibition est simplement la différence entre la moyenne des temps de réaction des essais Go et la moyenne du Temps de Réaction au Signal Stop (*Stop Signal Reaction Time*), ce qui peut être formalisé par :

$$\bar{T}_i = \bar{T}_g - \bar{T}_s \quad \text{Équation III-8}$$

où $\bar{T}_i$ est la moyenne de la fonction d'inhibition, $\bar{T}_s$ et $\bar{T}_g$ sont les moyennes des temps de réaction pour les processus Stop et Go respectivement.

Plusieurs méthodes existent pour estimer le temps de réaction au signal Stop (TRSS).

La première, proposée par Logan et al (1984), est la plus communément utilisée. Elle est illustrée par la Figure III-18. **Elle suppose que le temps de réaction au signal Stop est constant.** Le temps de réaction au signal Stop est la différence entre le point où le signal Stop a été présenté et le point où le processus Stop se termine. On sait quand le signal Stop est présenté, puisque c'est une donnée du protocole. On doit estimer le point où le processus d'arrêt se termine à partir de la distribution des temps de réaction des réponses Go et la probabilité de répondre observée pour un signal Stop donné. Pour ce faire, on intègre la distribution des temps de réaction des réponses Go jusqu'à ce que l'aire sous l'intégrale soit égale à la probabilité de répondre. Si on se rapporte à la Figure III-18, ceci revient à déplacer une ligne verticale à travers la distribution jusqu'à ce que l'aire à gauche de cette ligne soit égale à la probabilité de répondre, puis à lire la valeur correspondant à la position de la ligne verticale sur l'axe du temps. Cette valeur correspond à une estimation du temps auquel finit le

processus d'arrêt. Puis le délai du signal Stop est soustrait de cette valeur, on obtient alors une estimation du temps de réaction au signal Stop. Cette probabilité de répondre pour un délai de signal Stop t_d se calcule par l'Équation III-7.

Comment calculer le TRSS en pratique? Les temps de réaction des réponses au signal Go pour les essais où il n'y a pas de signal Stop sont combinés en une distribution. Les temps de réaction sont triés dans l'ordre croissant, et le $n^{ième}$ temps de réaction est sélectionné, où n est obtenu en multipliant le nombre de temps de réaction de la distribution (m) par la probabilité de répondre pour un délai du signal Stop donné $P_r(t_d)$; soit $n = m.P_r(t_d)$. Le $n^{ième}$ temps de réaction estime le point dans le temps où finit le processus d'arrêt, par rapport à l'apparition du stimulus Go. Pour estimer le Temps de Réaction au Signal Stop (TRSS, le point dans le temps où le processus d'arrêt se termine par rapport à l'apparition du signal Stop) le Délai du Signal Stop (DSS, l'intervalle entre l'apparition du signal Go et l'apparition du signal Stop) doit être soustrait de cette valeur. Ce calcul est répété pour chaque délai de signal Stop pour chaque sujet. Les résultats sont ensuite moyennés à travers les sujets pour chaque délai d'apparition du signal stop et parfois pour l'ensemble de ces délais. Cette méthode nécessite d'avoir suffisamment d'essais pour chacun des délais d'apparition du signal stop (DSS), ce qui n'est pas forcément le cas dans notre situation où la procédure de *staircase* va limiter le nombre d'essais pour les valeurs du délai d'apparition du signal stop éloignées de la valeur pour laquelle il y a une inhibition dans 50% des cas. Mais elle peut être appliquée si l'on sélectionne les DSS pour lesquels on dispose de suffisamment d'essais.

La deuxième méthode pour estimer le TRSS suppose qu'il s'agit d'une variable aléatoire, et non d'une constante. Selon Logan (1994) et d'après l'Équation III-7 le TRSS est estimé par :

$$\bar{T}_s = \bar{T}_g - \bar{T}_i \quad \text{Équation III-9}$$

avec $\bar{T}_s$ et $\bar{T}_g$ les moyennes des temps de réaction des processus Go et Stop respectivement, et $\bar{T}_i$ est la moyenne de la fonction d'inhibition. Cette estimation est assez facile à calculer. Tout ce qu'elle nécessite est la moyenne des temps de réaction au signal Go, et la moyenne de la fonction d'inhibition. La moyenne de la fonction d'inhibition peut être calculée de plusieurs manières différentes. Si on dispose de la fonction d'inhibition complète (par exemple en ayant fait varier systématiquement le délai d'apparition du signal stop, avec suffisamment d'essais pour chaque valeur pour calculer la probabilité d'inhibition), qui va de 0 à 1, alors la moyenne est simplement :

$\sum p_i x_i$, où p_i est la probabilité de répondre au $i^{\text{ème}}$ délai d'apparition du signal stop moins la probabilité de répondre au $(i-1)^{\text{ème}}$ délai (soit $p_i = p(\text{réponse})_i - p(\text{réponse})_{i-1}$) et x_i est le $i^{\text{ème}}$ délai de signal stop.

En principe, un seul délai d'apparition du signal stop pourrait suffire s'il était garanti de produire une inhibition dans 50% des cas (Logan 1994, 218). De façon plus réaliste, deux délais sont suffisants, l'un avec une probabilité d'inhibition inférieure à 0,5 et l'autre avec une probabilité d'inhibition supérieure à 0,5, et on utilise alors une interpolation entre ces deux points pour calculer la médiane. Logan et Cowan (1984) ont comparé les estimations basées sur l'utilisation de la médiane et celles qui utilisent la moyenne de toutes les valeurs d'inhibition et ont trouvé des valeurs similaires pour ces différentes méthodes. L'interpolation basée sur deux délais qui se trouvent de part et d'autre de la médiane produit des estimations très proche de celles calculées en utilisant les moyennes basées sur la fonction d'inhibition complète.

Quelle que soit la façon dont la moyenne de la fonction d'inhibition est calculée, son utilisation pour estimer le temps de réaction au signal Stop est facile. Cependant, son principal inconvénient est que la méthode fournit une seule mesure du TRSS moyen pour l'ensemble de la fonction d'inhibition : elle ne permet pas de calculer des estimations distinctes pour chaque délai du signal stop.

La troisième méthode d'estimation des temps de réaction au signal Stop a été proposée par Colonius (1990). Elle implique l'utilisation de la distribution observée pour les temps de réaction au signal Go pour les essais où aucun signal Stop n'est présenté, $f_g(t)$, et la distribution des temps de réaction au signal Go pour les essais où un signal Stop était présenté et pour lesquels le sujet n'a pas réussi à inhiber sa réponse motrice, $f_r(t)$. La distribution cumulative des temps de réaction au signal Stop, $F_s(t - t_d)$, définie par :

$$F_s(t - t_d) = 1 - \left[P_r(t_d) \cdot \frac{f_r(t)}{f_g(t)} \right] \quad \text{Équation III-10}$$

où $P_r(t_d)$ est la probabilité que le sujet réponde pour un délai d'apparition du signal stop t_d donné.

Cette méthode à l'avantage d'estimer l'ensemble de la distribution des temps de réaction au signal Stop à chaque DSS. Elle permet donc de calculer directement à partir de l'estimation

de la distribution d'autres statistiques que la moyenne et la déviation standard par exemple. L'inconvénient est qu'elle est très sensible à la qualité des données et la limitation majeure concerne le calcul des temps de réaction pour les essais où l'inhibition n'a pas eu lieu. En effet, le nombre d'essais de ce type est très réduit. Il est de ce fait difficile d'accumuler suffisamment de données pour obtenir une distribution stable des temps de réaction pour les essais où l'inhibition a échoué, et plus particulièrement pour les extrémités de la distribution. Malheureusement, la stabilité de la distribution estimée pour les temps de réaction au signal Stop en est directement affectée.

1.6.1.2 Méthodes retenues pour l'estimation du TRSS

Je résume ici l'ensemble des méthodes utilisées qui ont été introduites dans les sections précédentes et justifie le choix des méthodes retenues. L'estimation du TRSS par la formule décrite par Logan et Verbruggen (1997), en soustrayant le DSS moyen du TR Go moyen, dans le cas d'un DSS adaptatif, n'est valide que si $p(\text{réponse}|\text{signal Stop})$ est proche de 0,5.

Afin d'être en adéquation avec le model, le DSS moyen a été calculé pour chaque sujet sur les deux sélections de blocs suivantes :

- blocs ayant un taux d'inhibition réussie compris dans l'Intervalle de Confiance à 95% bootstrapé (sur 8000 répétitions) de la loi binomiale pour $n=25$ essais et $p=0,5$, soit [30% 70%],
- blocs ayant un taux d'inhibition réussie compris entre 42% et 58%, afin d'avoir l'intervalle minimal pour lequel chaque sujet a au moins un bloc compris dans cet intervalle.

Deux méthodes d'estimation du TRSS ont été utilisées :

- **TRSS1** : Méthode par soustraction définie par l'Équation III-6,
- **TRSS2** : Si $n\%$ des essais avec signal stop n'ont pas été inhibés avec succès, le processus Stop se termine en moyenne au $n^{\text{ème}}$ percentile de la distribution des temps de réaction sans signal Stop. L'estimation du TRSS est égale à cette valeur moins le délai moyen d'apparition du signal Stop (DSS moyen).

La méthode basée sur l'Équation III-7 dont le calcul est décrit dans la section précédente a été exploitée mais n'a pas été conservée car elle est basée sur une méthode d'intégration et nécessite suffisamment d'essais par délai d'apparition du signal Stop pour pouvoir estimer la probabilité d'inhibition pour chaque DSS (où au moins 2 valeurs de part et autre de $p=0,5$). Or, nous avons dû descendre à 4 essais au minimum (pour un délai d'apparition du signal

stop) pour obtenir au moins un bloc par sujet. Ce nombre, ainsi que le nombre réduit de valeurs différentes du DSS, ne permettent pas d'estimer de façon correcte la fonction d'inhibition (c'est-à-dire la probabilité d'inhibition pour chaque DSS).

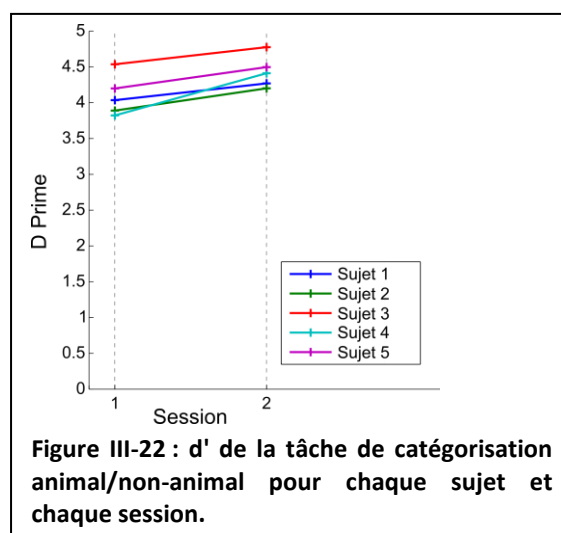
La troisième méthode n'a pas été retenue pour les mêmes raisons. En effet, la distribution cumulative des temps de réaction au signal stop donnée par l'Équation III-10 implique de connaître $P_r(t_d)$, qui est la probabilité que le sujet réponde pour un délai d'apparition du signal stop t_d donné, et ne peut être calculée correctement si un nombre réduit de valeurs du DSS sont utilisées, et c'est le cas pour notre procédure *staircase*. De plus, dans certains cas, le nombre d'essais par valeur du DSS ne permet pas d'évaluer $P_r(t_d)$ de manière robuste.

1.6.2 Résultats

L'ensemble des sujets présente des performances excellentes à la tâche de catégorisation. Les sujets ne font que très peu d'erreurs : la performance moyenne est de $97,9\% \pm 1,1$ à travers les sujets et les sessions, en considérant tous les blocs indépendamment de leur taux d'inhibition, et $98,4\% \pm 0,9$ si on considère uniquement les blocs avec un taux d'inhibition compris dans l'intervalle [44%, 56%]. La Figure III-22 représente le d' pour chaque sujet en fonction de la session¹¹ – la session 1 est effectuée avant la phase ICM et la session 2 après la phase ICM. Les valeurs de d' sont très élevées et on retrouve logiquement la légère augmentation des performances entraînée par la diminution des fausses alarmes.

Les résultats obtenus pour les deux sélections de blocs et les deux méthodes d'estimation du TRSS sont présentés pour chaque sujet dans le Tableau III-2.

L'ensemble des Temps de Réaction moyens au signal Go (TR Go moyen, moyenne pour les blocs avec une inhibition entre 44% et 56% et tous les sujets : 517 ms) sont supérieurs à



¹¹ Nous rappelons que le d' défini par l'Équation II-16, formalisée dans la section 1.2.3.3 du Chapitre II: n'a pas d'unité.

ceux décrits dans la littérature sur la catégorisation visuelle Animal/Non-Animal et les études utilisant le paradigme de signal Stop (environ 350 ms).

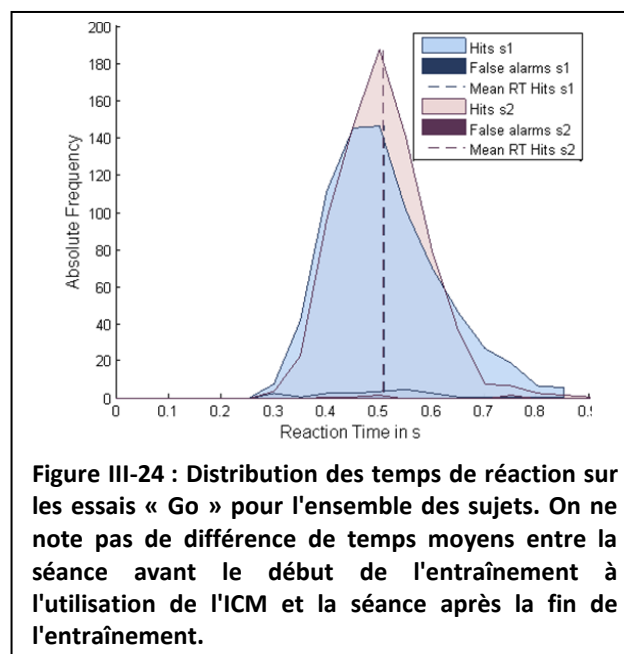
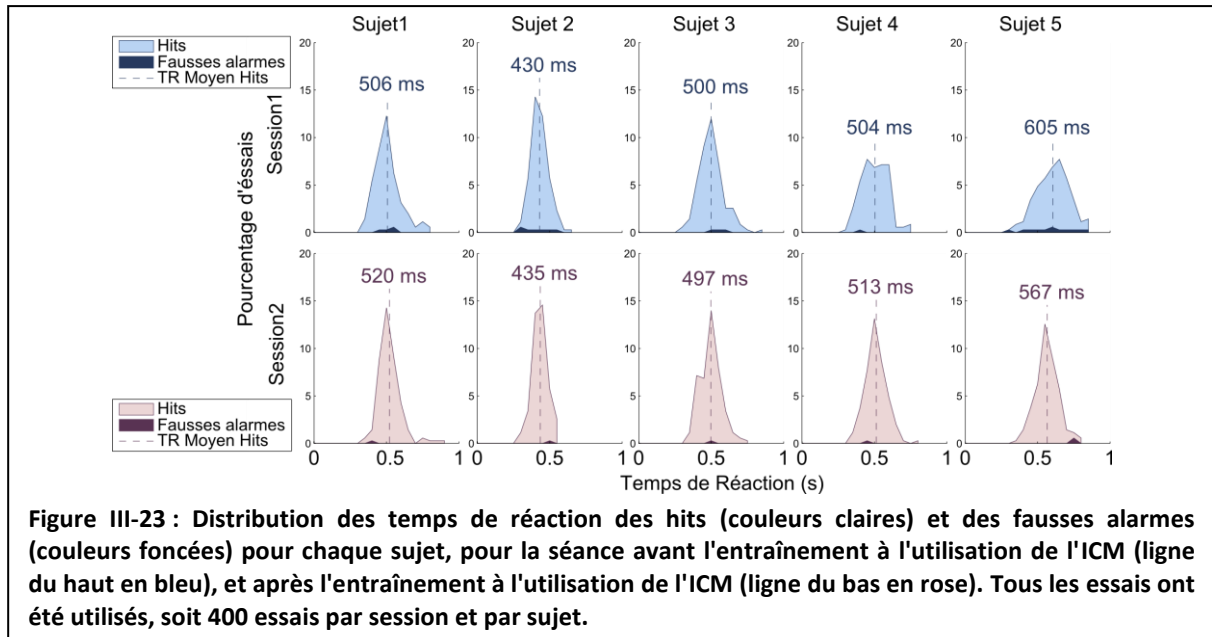
Sujet	Session	blocs avec proba. Inhib. [44%, 56%]					blocs avec proba. Inhib. [30%, 70%]				
		TR Go moyen	proba. Inhib	TR Moyen SS	TRSS1	TRSS2	TR Go moyen	proba. Inhib	TR Moyen SS	TRSS1	TRSS2
1	S1	0,505	0,440	0,477	0,268	0,266	0,506	0,420	0,481	0,272	0,276
	S2	0,509	0,520	0,486	0,244	0,236	0,520	0,560	0,500	0,244	0,224
	S2-S1	0,004	0,080	0,009	-0,023	-0,030	0,014	0,140	0,020	-0,028	-0,052
2	S1	0,453	0,520	0,426	0,271	0,271	0,453	0,520	0,426	0,271	0,271
	S2	0,423	0,480	0,395	0,258	0,250	0,435	0,440	0,410	0,250	0,255
	S2-S1	-0,030	-0,040	-0,031	-0,013	-0,022	-0,019	-0,080	-0,016	-0,020	-0,016
3	S1	0,525	0,480	0,477	0,260	0,255	0,525	0,480	0,477	0,260	0,255
	S2	0,538	0,480	0,485	0,281	0,272	0,497	0,400	0,455	0,285	0,296
	S2-S1	0,013	0,000	0,008	0,021	0,017	-0,027	-0,080	-0,022	0,025	0,041
4	S1	0,528	0,480	0,461	0,244	0,262	0,504	0,400	0,456	0,302	0,325
	S2	0,513	0,440	0,463	0,307	0,311	0,513	0,440	0,463	0,307	0,311
	S2-S1	-0,015	-0,040	0,002	0,063	0,048	0,008	0,040	0,007	0,004	-0,014
5	S1	0,628	0,520	0,556	0,364	0,354	0,605	0,560	0,550	0,360	0,349
	S2	0,547	0,480	0,507	0,343	0,348	0,567	0,560	0,510	0,321	0,306
	S2-S1	-0,082	-0,040	-0,049	-0,021	-0,007	-0,038	0,000	-0,039	-0,040	-0,043

Tableau III-2 : Résultats du paradigme de signal stop.

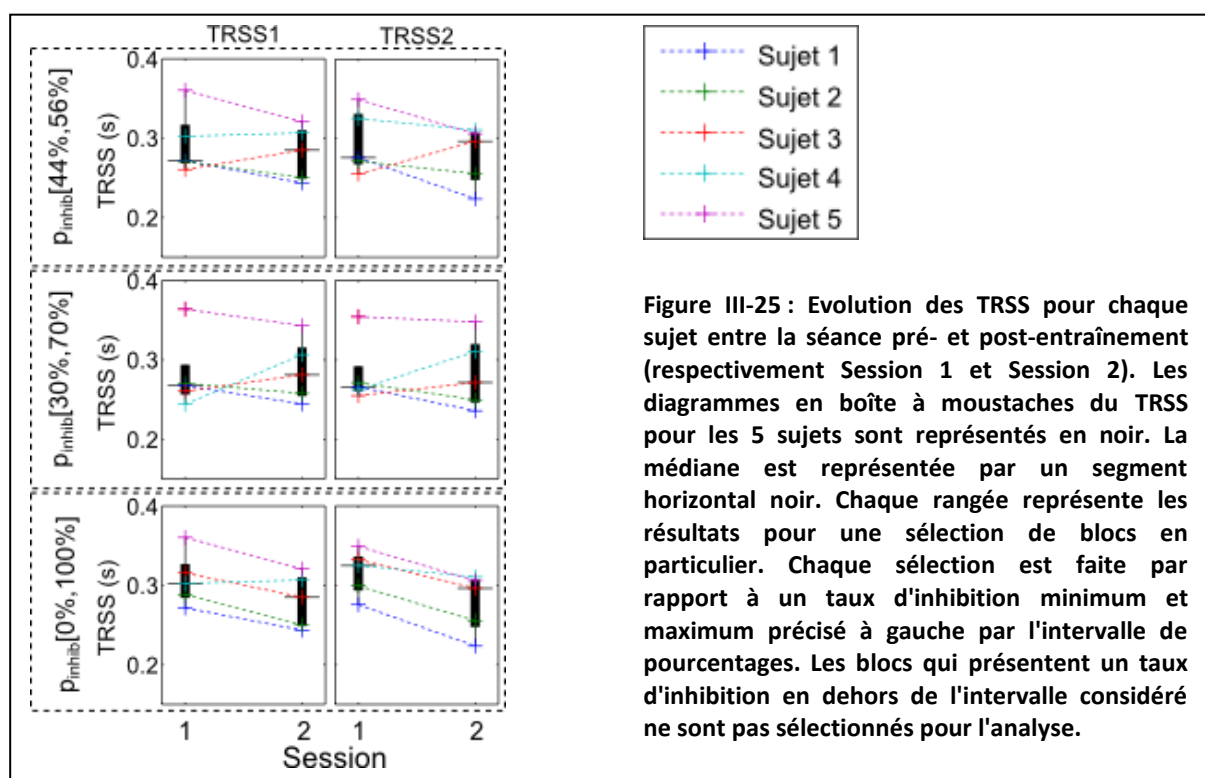
Conformément à la littérature, les Temps de Réaction sur les essais où l'inhibition n'a pas été réussie (TR Moyen SS, moyenne sur tous les sujets, pour les blocs avec une inhibition entre 44% et 56% : 473 ms) sont inférieurs à ceux des essais Go où il n'y a pas de signal stop (TR Go Moyen). On note que les résultats sont cohérents entre TRSS1 et TRSS2 pour les blocs avec une inhibition entre 44% et 56%, mais pas pour un intervalle plus large de [30%, 70%]. Cela indiquerait que la méthode de sélection des essais avec l'intervalle [44%, 56%] est plus efficace que celle qui considère l'intervalle plus large [30%, 70%] obtenu par la loi binomiale.

La différence S2-S1 permet d'étudier les potentiels effets d'apprentissage suite à l'entraînement ICM. Les différences entre session 1 et 2 ne sont pas uniformes d'un sujet à l'autre, avec parfois des augmentations et parfois des diminutions, que ce soit pour le TR Go ou les TRSS. Seul le sujet 2 présente une accélération globale de ses TR et TRSS entre la session 1 et 2 quelle que soit la méthode d'estimation du TRSS ou la sélection de blocs,

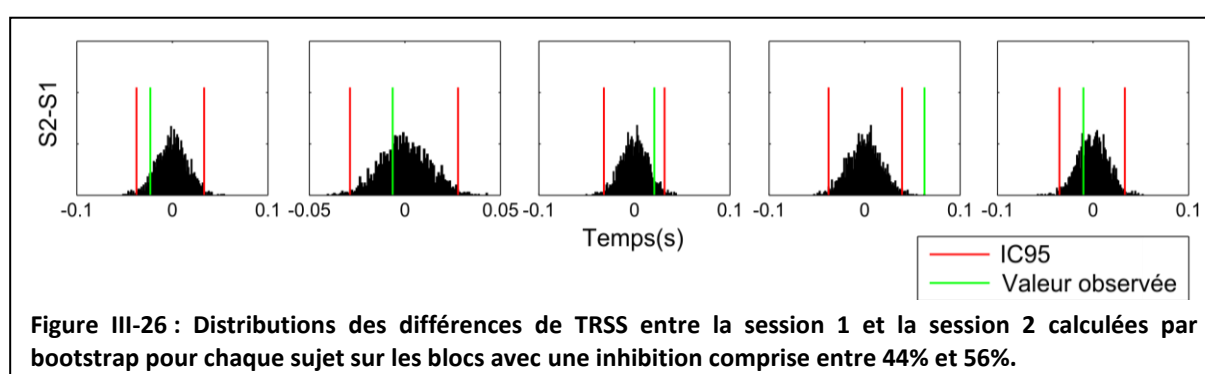
indiquant un effet potentiel d'apprentissage. Cependant cette différence n'est pas significative. La Figure III-23 présente les distributions des temps de réaction sur les Hits et les Fausses Alarmes pour chaque session et chaque sujet (tous les blocs ont été utilisés indépendamment du pourcentage d'inhibitions réussies). On observe une diminution des Fausses Alarmes et un léger rétrécissement de la largeur de la distribution des temps de réaction entre les deux sessions, mais pas de changements significatifs au niveau des temps de réaction moyens. Ce dernier point est confirmé sur l'ensemble des sujets par la Figure III-24.



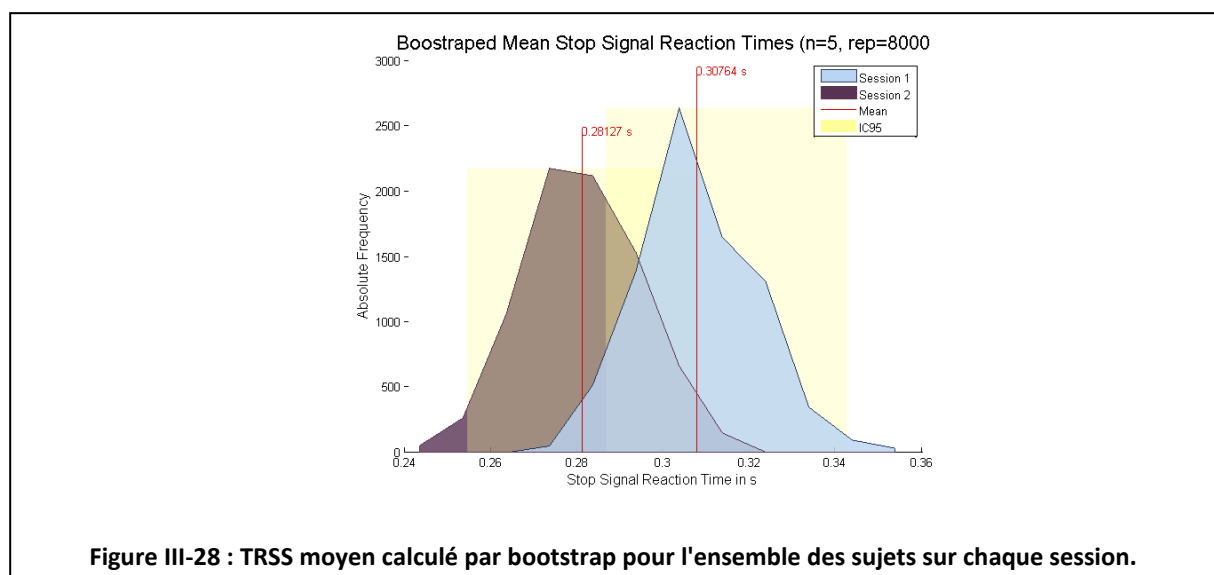
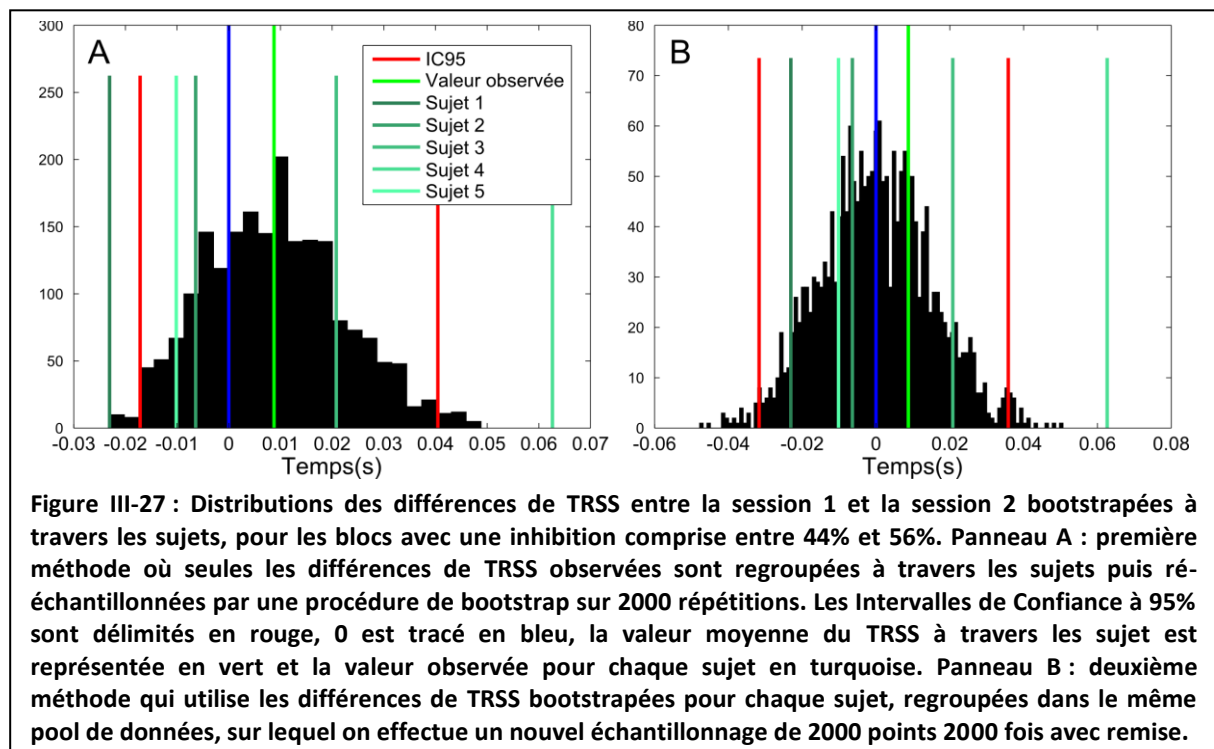
La Figure III-25 indique la variation des temps de réaction en fonction de la session pour différentes méthodes de sélection de bloc. Cette figure descriptive montre la similarité entre la sélection [44%, 56%] et [0%, 100%]. Qualitativement, les résultats indiqués sur la Figure III-25 ainsi que ceux du Tableau III-2 font que j'ai sélectionné la méthode [44%, 56%] pour les blocs.



La Figure III-26 indique la valeur observée du TRSS par rapport à un bootstrap où les deux sessions sont fusionnées (sous l'hypothèse nulle). Une valeur observée en dehors de l'intervalle de confiance IC95 indique une valeur significative. Dans ce cas précis, seul le sujet 4 a une valeur significative pour son TRSS. Cependant cela indiquerait une augmentation du TRSS et une analyse des essais individuels du sujet 4 montre que ce sujet a beaucoup d'essais avec des temps de réaction extrêmes.



La Figure III-27 indique la distribution des TRSS pour la première et la seconde session pour l'ensemble des sujets ainsi que la méthode utilisée pour construire ces histogrammes à l'aide de bootstrap. Les TRSS de chaque sujet sont également indiqués et il est possible d'observer que certains sujets ont des TRSS très différents des autres (sujet 4 par exemple). La Figure III-28 montre une superposition de ces histogrammes avec des intervalles de confiance. Bien qu'un décalage des distributions soit clairement visible, en première approximation, cette différence ne semble pas être significative car les régions IC95 se superposent.



Pour résumer cette partie, nos résultats sont assez décevants car aucun des sujets ne semble avoir un TRSS qui diffère après l'entraînement ICM. Cette étude pilote montre que cette méthode d'évaluation n'est pas optimale pour étudier l'entraînement ICM. Nous analysons dans la discussion de cette partie comment il serait possible de modifier l'expérimentation.

1.7 Discussion et Conclusion

Bien que notre entraînement ICM ait été efficace chez tous nos sujets, nous n'avons pas observé de modifications comportementales dans la tâche de signal d'arrêt. Nous analysons ici brièvement les raisons de ce résultat et les conséquences pour des expériences futures.

La tâche de signal d'arrêt nous a permis de calculer le TRSS. Cependant le calcul de cette mesure s'est révélé délicat et sensible aux méthodes d'analyse. D'après ces résultats, il apparaît que pour obtenir des résultats robustes il me faudrait collecter au moins 6 blocs par sujet avant et après l'entraînement ICM (au lieu de 2 blocs de 200 images). De plus, il serait sans doute préférable d'utiliser une tâche plus classique de « *Stop Signal* » plutôt qu'une tâche Go-NoGo ou le signal Stop correspond aussi au comportement à adopter pour les distracteurs : ces deux instructions pourraient interférer au niveau de la planification des tâches et cela pourrait également expliquer l'absence de résultats que nous avons obtenu.

Cependant cette étude pilote nous a permis d'étudier les différences entre méthodes de calcul de TRSS. A ma connaissance cette comparaison n'a jamais été effectuée sur l'ensemble des méthodes présentées ici. Il n'a pas été possible de déterminer – à part qualitativement – quelle méthode était la plus efficace pour calculer le TRSS à partir des données que j'ai enregistrées du fait du nombre d'essais limité. Cependant, avec un nombre d'essais suffisant et en utilisant la méthode de bootstrap pour calculer les intervalles de confiance pour chaque méthode, il sera possible de les comparer de façon rigoureuse.

Concernant la tâche ICM, les résultats sont sans équivoque et tous les sujets ont appris à effectuer la tâche avec un haut niveau de performance. L'absence d'apprentissage a été probablement dû au fait que la tâche était trop facile et que le nombre de sessions a été trop réduit. Pour observer un apprentissage, nous effectuerons la tâche avec 3 cibles au lieu de 2 et sur 15 jours au lieu de 5 jours d'entraînement. Une amélioration serait aussi de corriger l'effet des muscles temporaux et des clignements des yeux sur l'EEG (McFarland et al. 2005) et à terme d'intégrer l'utilisation de l'ensemble des outils et méthodes décrites dans ce manuscrit,

en particulier pour tester l'utilisation des composantes cérébrales isolées par ACI pour l'entraînement.

La réjection des artefacts en temps réel est une amélioration potentielle pour favoriser l'apprentissage à l'utilisation d'une ICM et la qualité des performances de classification. Dans la section suivante, nous allons présenter une autre approche qui vise le même but : l'optimisation et l'accélération de l'apprentissage du contrôle cérébral par le sujet, et de ce fait, l'amélioration également de l'adaptation de l'ICM au sujet. C'est à travers la mise au point d'un dispositif qui exploite l'immersion du sujet et qui permet de visualiser l'activité EEG en temps réel que nous pourrions tester de nouvelles hypothèses sur les facteurs potentiels d'amélioration de l'apprentissage, afin de réduire les coûts, l'investissement en temps et l'énergie nécessaire.

2 Le Cerveaurium : une ICM immersive innovante

Résumé :

Les avancées théoriques et technologiques récentes dans le domaine des techniques d'imagerie cérébrale nous permettent maintenant d'enregistrer l'activité électrique du cerveau à l'aide de dispositifs accessibles aux utilisateurs non-scientifiques. Un nombre de plus en plus important d'enseignants et d'artistes ont commencé à utiliser l'électroencéphalographie (EEG) pour contrôler en direct des contenus multimédia et/ou artistiques. Nous avons créé un concept d'interfaces cerveau-machine (ICM) innovant baptisé le Cerveaurium. Le Cerveaurium est un nouvel outil pédagogique et artistique dont le but est de diffuser et illustrer la connaissance scientifique. Il constitue également un nouveau cadre pour l'investigation scientifique. Le Cerveaurium est constitué d'un planétarium portable qui est utilisé comme une métaphore du cerveau. Cette analogie est réalisée en projetant des contenus multimédia sur la surface du dôme qui constitue le planétarium, et en affichant des données EEG enregistrées sur un sujet en temps réel à l'aide de technologies empruntées au domaine des ICM. Ce système a été utilisé notamment pour la création d'un spectacle éducatif alliant art et sciences lors de la semaine du cerveau. Ce type de production peut être utilisé comme un outil pédagogique pour transmettre les connaissances scientifiques à travers l'expérience directe. D'autre part l'aspect immersif peut être exploité dans le cadre de la recherche sur le neurofeedback et les ICM. Nous pensons que cet outil offre un potentiel important pour le développement d'applications innovantes dans le domaine des neurosciences et plus généralement dans l'art, le divertissement, et l'éducation.

2.1 Introduction

Le siècle dernier a été marqué par le développement de nouvelles techniques d'imagerie cérébrale qui nous ont permis de commencer à mieux comprendre les processus en jeu dans nos cerveaux quand nous faisons l'expérience de différents états mentaux. Le cerveau apparaît comme un organe intégrateur clé où une grande variété d'informations sont simultanément traitées et combinées : les stimuli extéroceptifs, c'est-à-dire qui nous proviennent du monde extérieur, les entrées proprioceptives qui nous fournissent des informations sur l'état de notre corps, et donnent lieu à la sensibilité profonde, c'est-à-dire la perception de soi-même, qu'elle ait lieu de manière consciente ou non (par exemple la position d'un membre en particulier ou bien du corps dans sa globalité), ou encore les influx intéroceptifs ou plutôt endogènes comme les pensées, les émotions ou les autres expériences intérieures (Sherrington 1906). Bien entendu, cette transformation est le résultat d'un apprentissage continu, de l'élaboration et de l'adaptation de notre système nerveux par notre interaction avec le monde (Maturana et Varela 1987).

Avec la découverte de certains processus fondamentaux qui sous-tendent ce phénomène, comme par exemple l'activité électrique du cerveau, nous avons découvert une manière nouvelle de regarder le cerveau des êtres vivants, en obtenant un aperçu de ce qui pourrait se passer dans leurs espaces perceptuels et mentaux. Lorsque des groupes de plusieurs milliers de neurones du cerveau, situés suffisamment proches les uns des autres et orientés dans la même direction, déchargent de manière synchrone, leurs activités électriques conjointes se combinent et génèrent un champ électrique suffisamment puissant pour être enregistré au niveau du scalp. Grâce aux développements technologiques dans les domaines de l'électronique, du traitement du signal et de l'informatique, en plaçant des électrodes sur la tête du sujet, nous sommes maintenant capables d'enregistrer différents rythmes cérébraux avec une précision de l'ordre de la milliseconde et traiter cette activité en temps réel. Comme nous l'avons vu dans la section qui y est consacrée, cette technique appelée Electroencéphalographie (EEG) est maintenant largement utilisée à la fois en recherche fondamentale et en recherche clinique. Elle est également utilisée comme outil de diagnostic en environnement clinique. Nous avons vu qu'au-delà de leur rôle au niveau de la compréhension du fonctionnement du cerveau, les rythmes EEG ont été récemment utilisés pour contrôler des ordinateurs en temps réel. En effet, en identifiant des schémas caractéristiques de l'activité EEG durant une activité mentale spécifique, et en mettant en correspondance ces schémas avec des commandes informatiques données, des systèmes permettent de contrôler un dispositif mécanique, une interface graphique ou un jeu vidéo en utilisant uniquement la pensée. Ce domaine émergent est celui des Interfaces Cerveau-Machine (ICM) ou des Interfaces Cerveau-Ordinateur (ICO) (Wolpaw et al. 2002; Allison, Wolpaw, et Wolpaw 2007; Nam, Schalk, et Jackson 2010) présenté dans le Chapitre I: 1. Ces types de dispositifs, même s'ils mettent en jeux des systèmes informatiques adaptatifs qui vont se modeler en faveur des spécificités du sujet, passent le plus souvent par l'apprentissage par le sujet du contrôle volontaire de certains rythmes. Cet aspect peut plus particulièrement être développé et utilisé afin de corriger une activité cérébrale pathologique. Ce type d'application correspond au neurofeedback ou neurothérapie (Gruzelier et Egner 2005; Gruzelier, Egner, et Vernon 2006; Thompson et al. 2008) présenté dans la section 2 du Chapitre I: .

Nous avons vu dans la section 1.1.2.2 du Chapitre I: que lorsque l'EEG a commencé à être enregistré dans les années 30, les chercheurs ont réalisé que plusieurs rythmes typiques pouvaient être distingués au sein de l'activité électrique cérébrale enregistrée à la surface du

scalp. La première « onde cérébrale » a été identifiée par le père de l'électroencéphalographie chez l'homme, Hans Berger (1929). On lui a donné le nom de la première lettre de l'alphabet grec – alpha – il est devenu dès lors le « rythme Alpha », qui est un rythme cérébral qui oscille à environ 10 cycles par seconde (10 Hertz). Ce rythme est particulièrement actif quand une personne est éveillée, au repos avec les yeux clos et/ou simplement lorsqu'elle se relaxe (Adrian et Matthews 1934; Pfurtscheller, Neuper, et Mohl 1994). L'utilisation des ondes cérébrales alpha pour créer ou moduler des sons et/ou de la musique a été explorée par Alvin Lucier (Lucier 1976) dès 1965. Plus tard, en 1969, Joe Kamiya a montré qu'il était possible de contrôler volontairement le rythme cérébral alpha et de moduler à partir de là un feedback auditif en temps réel (Kamiya 1969).

A la suite des progrès techniques et théoriques en neurosciences, en informatique et en traitement du signal, les signaux EEG ont été récemment utilisés de façon innovante, notamment de le cadre de l'effet de la musique sur nos émotions (Lin et al. 2010; Makeig et al. 2011). Avec le développement de nouveaux systèmes EEG financièrement abordables et plus faciles à utiliser, ces dernières années ont vu augmenter le nombre de projets artistiques qui utilisent les ondes électriques cérébrales comme une entrée ou une manière de produire ou moduler un contenu artistique comme des images générées par ordinateur, des animations, de la musique, ou des chorégraphies. Plusieurs spectacles ont été créés autour du concept de génération de musique à l'aide d'ondes cérébrales (Mann, Fung, et Garten 2007; Leslie et Mullen; Mullen, Warp, et Jansch; Miranda et Brouse 2011). Le Global Mind Project¹² est un autre exemple de projet artistique de ce type. Le système développé pour ce projet permet la projection audio-vidéo de données cérébrales combinées à un spectacle interactif en direct, et a permis de développer de nouvelles productions artistiques interactives. Une autre réalisation créée par une équipe d'étudiants de l'Institut Polytechnique de Rensselaer est l' Infinity Simulator de Yusheda Duenyas (littéralement le « simulateur d'infini ») implique le contrôle d'un système d'arrimage en 3-D à partir de schémas spécifiques des ondes cérébrales (Tkoranyi 2011). Ce dispositif a mené à la création du projet Ascent¹³, un spectacle théâtral participatif en direct qui combine le contrôle de l'esprit et la « lévitation » via un système de plateforme élévatrice automatique fait sur mesure. D'après Julie Clark, une membre honoraire du Département de la Culture et de la Communication de l'Université de Melbourne : « Rassemblés dans une coalescence entre Moi et technologie, les artistes liés au casque EEG

¹² <http://www.globalmindproject.com>

¹³ http://xxxypjrojects.com/?page_id=843

sont présentés à la fois comme automates, des machines qui opèrent de manière automatique, et intentionnelles, des êtres qui se mettent en action par leur propre volonté, qui ont la capacité d'affecter et d'être affectés par les images générées à l'écran » (Clarke 2009).

Notre système utilise des idées similaires avec l'ajout important d'un environnement immersif. C'est la première fois à notre connaissance que des enregistrements EEG en temps réel sont affichés dans un environnement entièrement immersif qui autorise la spatialisation directe (transposition spatiale) des oscillations cérébrales. L'un des principaux apports de notre projet est également la métaphore du cerveau que la forme du dispositif inspire. Nous projetons l'activité topographique EEG directement sur la surface du dôme du planétarium comme si l'observateur se trouvait au centre du cerveau, regardant l'activité électrique cérébrale projetée sur le scalp.

Le Cerveaurium a été conçu initialement pour présenter des concepts des neurosciences d'une manière amusante, attractive et interactive dans un but à la fois éducatif et de divertissement, mais comprend tous les éléments pour en faire un outil de recherche à part entière. Cet article présentera tout d'abord le système et son architecture afin d'esquisser son fonctionnement général. Il décrit également comment construire le système et comment éviter certains pièges que nous avons rencontrés sur le plan technologique. Nous mentionnons enfin le contexte dans lequel notre dispositif a été utilisé lors des démonstrations et représentations.

2.2 Matériel et Méthode : description et conception du système

La Figure III-29 et la Figure III-30 résument l'architecture du système et les différents éléments matériels qui le constituent. Tout d'abord, un casque EEG est placé sur la tête d'un sujet. Nous utilisons le casque Epoc de la société Emotiv (Emotiv, Inc.), composé de 14 électrodes de métal (plaquées or, pour limiter la corrosion) qui enregistrent les ondes électriques cérébrales à la surface du scalp à une fréquence de 240 Hz (240 échantillons par seconde). Le signal est ensuite transmis – à l'aide d'une connexion sans fil – à un ordinateur qui calcule l'amplitude des différentes ondes cérébrales. L'amplitude des ondes cérébrales est représentée à l'aide de cartes colorées animées en temps réel. Les représentations visuelles sont ensuite projetées sur le dôme du planétarium via un vidéo-projecteur équipé d'une lentille hémisphérique (le système peut être adapté pour projeter sur un miroir hémisphérique qui va réfléchir les images sur la surface du dôme plutôt que de directement projeter sur le dôme à l'aide d'une lentille hémisphérique). La carte graphique de l'ordinateur doit bénéficier

de deux sorties vidéos afin de permettre de contrôler simultanément les différents logiciels sur un premier écran, et d'envoyer au vidéo projecteur les contenus destinés au dôme. De plus, un dédoubleur vidéo a été utilisé pour envoyer ce même signal vidéo à un deuxième écran de manière à ce que l'expérimentateur puisse voir ce qui est projeté.

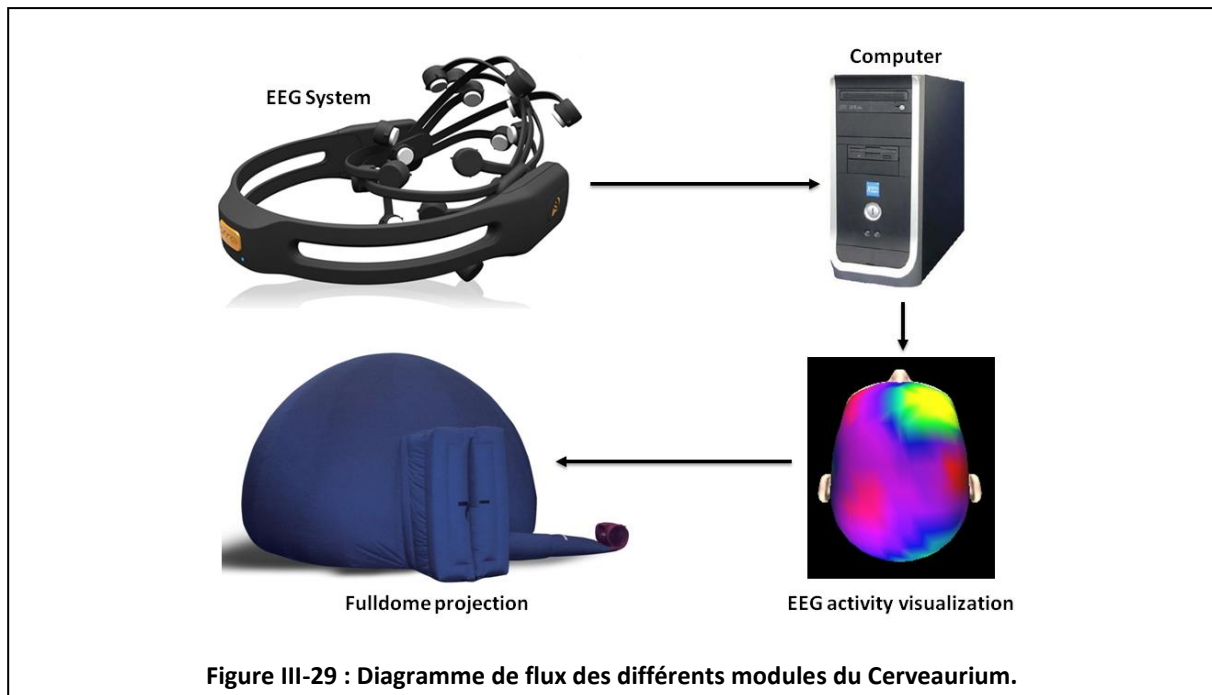


Figure III-29 : Diagramme de flux des différents modules du Cerveaurium.

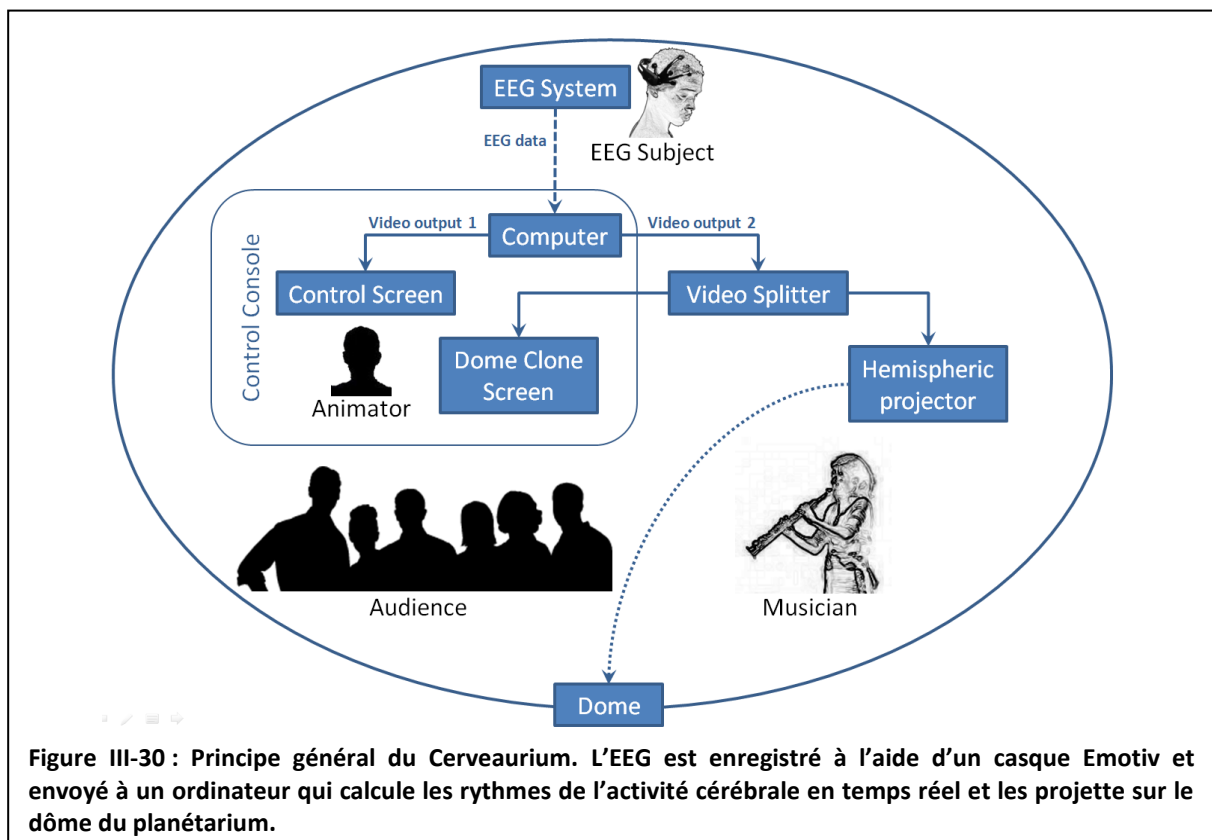


Figure III-30 : Principe général du Cerveaurium. L'EEG est enregistré à l'aide d'un casque Emotiv et envoyé à un ordinateur qui calcule les rythmes de l'activité cérébrale en temps réel et les projette sur le dôme du planétarium.

L'activité électrique cérébrale peut être enregistrée sur un membre du public, un organisateur de la projection, ou un artiste qui participe à l'événement. Notre dispositif ouvre un large panel de possibilités parmi lesquelles nous avons intégré et utilisé :

- la représentation en temps réel des topographies de l'activité électrique cérébrale.
- la visualisation d'un rythme cérébral (le rythme Alpha) associé avec des états de relaxation ou avec la suppression de stimuli visuels lorsque le sujet ferme les yeux.
- l'interaction avec des animations en images de synthèse à l'aide d'une/des activité(s) électrique(s) cérébrale(s).

La section suivante sera dédiée à la description de chacune de ces applications.

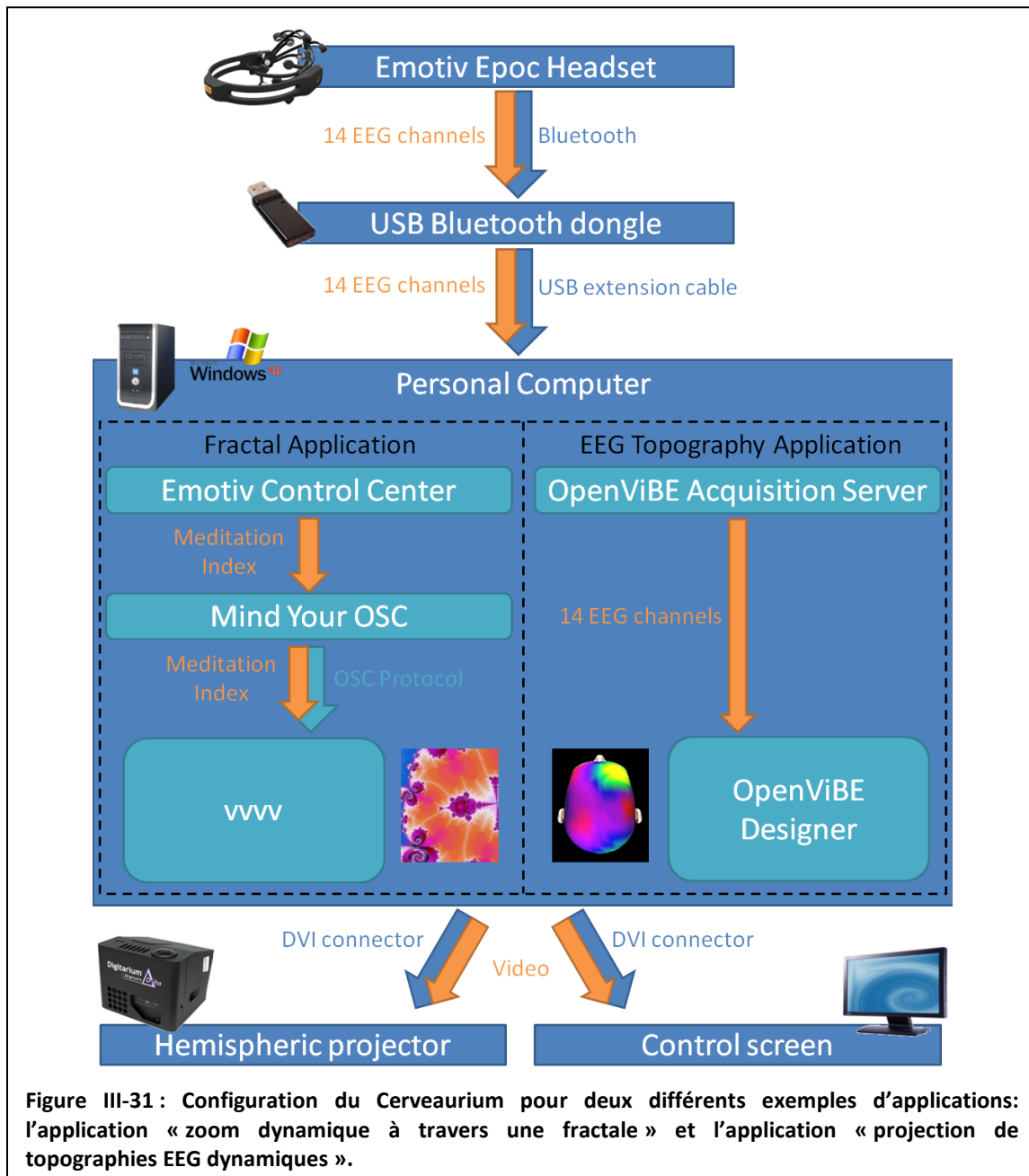
Comme introduction à l'expérience en direct, nous avons expliqué au public les principes neurophysiologiques qui sous-tendent l'EEG. Comme notre présentation avait pour cible le grand public, nous avons commencé par expliquer le rôle des neurones dans la transmission de l'information au sein du cerveau. Nous avons également expliqué que de larges assemblées de neurones génèrent les signaux électriques cérébraux enregistrés à la surface du scalp. Nous avons illustré ces concepts à l'aide d'un diaporama Powerpoint projeté sur la surface du dôme.

2.2.1 Animation fractale contrôlée à l'aide des ondes cérébrales

Cette application est un exemple d'interaction en direct. La Figure III-31 décrit l'architecture générale du matériel et des logiciels utilisés pour cette application (partie de gauche « *Fractal Application* »).

Tout d'abord le casque EEG est placé sur la tête du sujet. Idéalement, l'amplitude des ondes Alpha du sujet doit être suffisamment grande par rapport au bruit et aux perturbations ambiantes pour être observables à l'oeil nu sur le tracé EEG lorsque le sujet ferme les yeux. Comme les cerveaux de différents individus montrent des activités électriques rythmiques différentes, et que certains paramètres physiologiques comme l'épaisseur du crâne peuvent influencer l'atténuation des ondes cérébrales avant qu'elles atteignent les électrodes d'enregistrement, certains sujets peuvent présenter des oscillations alpha de faible amplitude qui peuvent se retrouver noyées dans le bruit et les artefacts. Cela peut rendre le traitement du signal plus difficile sans utiliser des techniques de filtrage et de réjection d'artefacts avancées comme celles présentées dans les chapitres précédents. Cette version du système n'implémente pas encore ces techniques. A cause des limitations de temps entre les séances,

une personne – dont on savait qu'elle avait un rythme alpha de forte amplitude (c'est-à-dire facilement observable sur le tracé du signal) – a été la plupart du temps sélectionnée à l'avance pour être le sujet qui porte le casque EEG.



Après avoir vérifié la qualité du contact des électrodes et la qualité du signal, une étape de calibration qui durait approximativement 2 minutes était effectuée afin d'évaluer certaines caractéristiques statistiques de l'amplitude de l'onde Alpha pour le sujet, notamment sa valeur moyenne et sa déviation standard. Nous avons utilisé l'indice « méditation » fourni par le panneau de contrôle Emotiv (Emotiv Control Panel) comme signal de contrôle pour l'animation. Du fait qu'Emotiv ne l'a pas rendu public, nous ne disposons pas de la formule

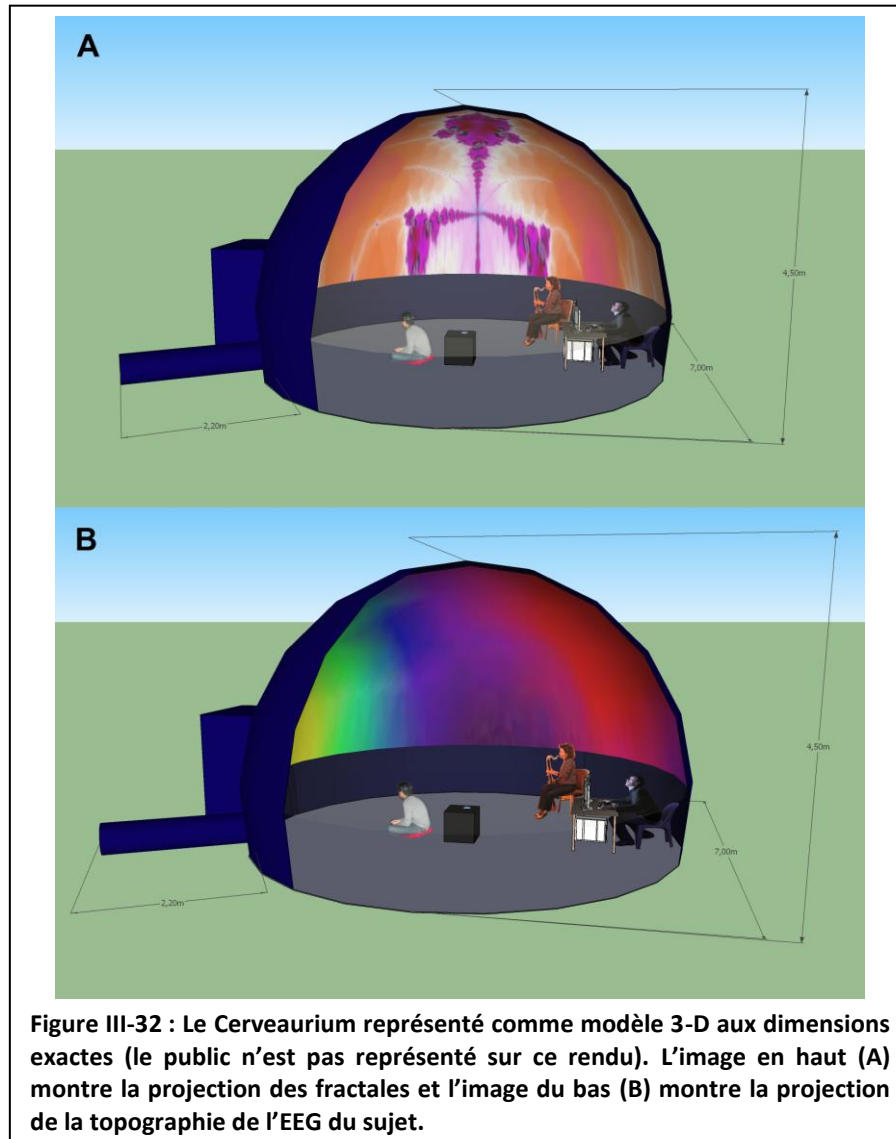
exacte utilisée pour calculer cet indice à partir du signal EEG brut. Cependant il est connu pour être corrélé positivement avec le rythme Alpha. Les indices Emotiv sont tirés d'une analyse statistique effectuée sur une grande base de données normative¹⁴ qui regroupe des données collectées sur de nombreux sujets. Ces indices sont de ce fait déjà normalisés. En conséquence, nous aurions pu utiliser l'indice « méditation » sans autre calibration spécifique au sujet. Cependant, nous avons préféré adapter au mieux le système au sujet et nous avons ainsi calibré le système avant chaque utilisation afin de prendre en compte son état au moment de l'enregistrement. Dans notre cas, nous avons utilisé une période de calibration de 2 minutes qui ont permis de calculer la moyenne de l'indice « méditation » - utilisée comme valeur de référence pour le changement de direction du zoom – et sa déviation standard – utilisée pour ajuster la vitesse du zoom dans la fractale affichée par le système.

Il a été demandé au sujet de conserver ses yeux ouverts pendant la première minute de la calibration et de garder les yeux fermés pendant la deuxième minute. Même si le sujet avait déjà réalisé l'expérience, il est important de refaire l'étape de calibration car les caractéristiques de l'EEG varient grandement tout au long de la journée mais aussi d'un jour sur l'autre. Les valeurs de l'indice « méditation » sont calculées à la fois pour la période « yeux ouverts » et la période « yeux fermés » et sont utilisées pour calibrer le système de manière à avoir des périodes de zoom avant et zoom arrière équilibrées lors de l'affichage de l'animation de la fractale. Une fois la calibration effectuée, la séance débute avec la projection du feedback vidéo sur le dôme. En même temps, une musicienne professionnelle improvise à partir de ce qu'elle voit affiché sur le dôme. Cela permet de créer une boucle de rétroaction interactive complète entre le sujet qui porte le dispositif EEG et la musicienne (Figure III-32).

La mesure « méditation » enregistrée sur le sujet contrôle en temps réel l'affichage projeté sur le dôme. La vitesse et la direction (avant ou arrière) du zoom dépendent des ondes cérébrales générées par le sujet qui porte le casque EEG. Le système a été configuré de telle sorte que l'animation est jouée en marche avant, comme si l'on plongeait ou avançait à l'intérieur de la fractale, lorsque l'amplitude actuelle de l'onde Alpha générée par le sujet est au-dessus de son niveau moyen. Au contraire, lorsque l'amplitude actuelle de l'onde Alpha est inférieure à son niveau moyen, l'animation est jouée à l'envers, comme si on s'éloignait de la fractale. La vitesse de l'animation est modulée par la différence entre la valeur actuelle

¹⁴ Cette base de données regroupe des enregistrements EEG effectués sur un grand nombre de sujets et permet de calculer des valeurs statistiques de tendance centrale et de dispersion pour la puissance spectrale de l'EEG dans différentes bandes de fréquences. Ces grandeurs statistiques servent ensuite à normaliser les données. A noter que la procédure exacte et le calcul utilisé pour la normalisation ne sont pas précisés par Emotiv.

de l'amplitude de l'onde Alpha « méditation » et son amplitude moyenne, c'est-à-dire que le zoom devient plus rapide à mesure que la valeur courante est éloignée de sa moyenne. En conséquence, une valeur « méditation » égale à la moyenne donne lieu à l'affichage d'une image statique.



Les formes projetées sur le dôme sont des fractales. Une fractale en deux dimensions est une expression mathématique qui peut être représentée comme une image en 2-D. Nous avons choisi d'utiliser des fractales car en plus de leur dimension esthétique, de plus en plus de recherches montrent que certains aspects du fonctionnement du cerveau ou même de sa structure – comme de nombreux éléments créés par la Nature observables autour de nous – partagent des caractéristiques communes avec les fractales (Pereda et al. 1998; Ferenets et al. 2006; Bassett et al. 2006; Carpenter, Davia, et Vimal 2009). Parce que les fractales sont

fondées sur des équations mathématiques récursives, il n'y a pas de limites théoriques à la résolution des images fractales ce qui permet de zoomer dans une petite portion de l'image et de l'étendre indéfiniment. Une autre caractéristique des fractales est que leur structure est conservée quel que soit le niveau de « zoom » : certains détails similaires se retrouvent à grande ou petite échelle. Enfin, les figures fractales sont des représentations auto-similaires (le tout est semblable à l'une de ses parties). Si on applique un certain niveau de « zoom » à un endroit approprié de l'image fractale initiale, la même image peut être retrouvée.

Les images fractales présentées dans le Cerveaurium ont été rendues dynamiques en zoomant en avant ou en arrière dans l'image. L'animation utilisée dans le Cerveaurium est « un voyage précalculé au cœur de l'ensemble fractal de Mandelbrot », ensemble qui a pris le nom de Benoît Mandelbrot, le mathématicien qui l'a étudié et rendu populaire (Mandelbrot 1980). Benoît Mandelbrot est mort récemment, en octobre 2010, et l'utilisation de cette fractale est également un hommage à ce grand homme de science. La vidéo utilisée dans notre démonstration est un zoom jusqu'à 2^{270} dans l'ensemble de Mandelbrot et a été produit par Teamfresh¹⁵, une société de production indépendante qui s'est spécialisée dans le rendu d'animations fractales. Nous avons utilisé une version commerciale de l'animation en haute définition. J'ai effectué l'implémentation de l'application logicielle de contrôle de la vidéo du voyage à travers la fractale spécialement pour ce projet à l'aide de vvvv, un environnement de programmation graphique pour le développement et le maquettage rapide¹⁶. Les « patchs » vvvv (fichiers/programmes sources) développés pour cette application sont disponibles gratuitement¹⁷.

2.2.2 Application à la topographie EEG

Les logiciels spécifiques à cette application sont représentés sur la Figure III-31. Au cours de la deuxième partie de la représentation, les participants observent la topographie de l'EEG, c'est-à-dire comment sont distribuées les ondes cérébrales EEG sur la surface du scalp. Ces topographies EEG peuvent être comparées aux topographies représentées sur les cartes d'élévation utilisées pour la randonnée par exemple. Au lieu de représenter l'élévation de la surface de la Terre, les couleurs représentent la force d'une onde cérébrale particulière à différents endroits à la surface de la tête. Dans notre cas, les ondes cérébrales dans une bande de fréquence allant de 8 à 12Hz – appelée, comme nous l'avons vu, la bande alpha – ont été

¹⁵ <http://www.hd-fractals.com/>

¹⁶ <http://www.vvvv.org>

¹⁷ <https://sites.google.com/site/romaingrandchamp/cerveaurium/downloads>

choisies. L'amplitude des ondes Alpha varie rapidement dans le temps et dans l'espace et sa dynamique peut être rendue à l'aide de cartes colorées animées sur le dôme. La topographie est représentée soit à l'aide d'une projection sphérique classique en 2-D, soit à l'aide d'un modèle de tête en 3-D tirés du logiciel OpenViBE (Renard et al. 2010). A l'aide de ce dispositif, les participants peuvent observer que lorsque le sujet ferme ses yeux, l'amplitude des ondes alpha augmente sur la partie du dôme qui représente l'arrière de la tête. La partie du cerveau à l'origine de ce phénomène est appelée la région occipitale, qui est une zone cérébrale principalement dédiée au traitement de l'information visuelle. Quand cette région ne traite pas d'information visuelle – ici quand le sujet ferme les yeux – les ondes Alpha ont tendance à augmenter dans cette région du cerveau. Une autre manière d'augmenter l'amplitude des ondes situées dans la bande alpha à travers l'ensemble du cerveau est de demander au sujet d'entrer dans un état de relaxation profonde mais cela demande plus d'entraînement de sa part et est plus difficile à réaliser en une seule séance : nous ne sommes parvenus à réaliser cette deuxième observation que sur quelques sujets. Pendant que la dynamique cérébrale est montrée sur le dôme, un musicien joue en même temps de son instrument, en essayant d'aider le sujet à plonger dans un état de relaxation plus profond. Il donne ainsi simultanément au sujet un retour sur son état de relaxation à l'aide de sa propre interprétation des motifs EEG (Figure III-32). Les scénarios OpenViBE que j'ai développés pour représenter les topographies des ondes Alpha sont téléchargeables en ligne¹⁸.

A la suite des deux étapes interactives basées sur de l'EEG temps réel, la dernière partie de la séance montre de façon interactive différentes parties du cortex humain. Sur la base de conventions topographiques rudimentaires, le cortex peut être séparé en 4 grandes régions : le lobe temporal, le lobe occipital, le lobe pariétal et le lobe frontal. Le système développé à l'aide du moteur de jeu du logiciel Blender¹⁹ permet la manipulation d'un modèle de cerveau en 3-D afin de montrer les différents lobes et introduire des concepts de bases de neuroanatomie. Le système implémente la possibilité d'effectuer des rotations autour de différents axes, de zoomer en avant ou en arrière pour la projection de ce modèle 3-D sur le dôme. Le modèle 3-D est rendu à l'aide du *plugin* pour projection *fulldome* de Blender. Cette brique logicielle permet de compenser les déformations de l'image dues à la lentille

¹⁸ <https://sites.google.com/site/romaingrandchamp/cerveaurium/downloads>

¹⁹ <http://www.blender.org>

hémisphérique et la surface de projection en forme de dôme. Les fichiers Blender développés sont disponibles en téléchargement²⁰.

2.3 Résultats : implémentation et déploiement du système

2.3.1 Implémentation

Notre dispositif est basé sur la combinaison d'un système de projection hémisphérique identique à ceux utilisés dans les planétariums mono-projecteur, avec une surface de projection hémisphérique, et un système d'interface cerveau-ordinateur. Comme chaque bloc fonctionnel du système est modulaire, différentes solutions peuvent être développées en fonction des contraintes budgétaires et du matériel disponible. Le coût de revient pour la construction d'un tel système peut aller de 4000€ à plusieurs centaines de milliers d'euros si des appareils de pointe destinés à la recherche sont utilisés – le dispositif intermédiaire que nous présentons ici coûte environ 35000€ mais nous amenons des suggestions pour la construction d'un système similaire qui reviendrait moins cher.

Pour la projection, nous avons utilisé un système de planétarium transportable, qui est composé d'un system digital portable pour planétarium (Digitarium® Delta Portable Digital Planetarium System) commercialisé par l'entreprise Digitalis Education Solutions (Digitalis Education Solutions, Inc. 2011a) et d'un dôme portable de 7 mètres de diamètre (Digitalis™ Portable Dome) commercialisé par la même entreprise (Digitalis Education Solutions, Inc. 2011b). Cependant, le système de vidéo projection hémisphérique aussi bien que la surface de projection peuvent être fabriqués pour un coût très inférieur (Lhoumeau et Ruiz 2010; Bourke 2007; Bourke 2005). Le dôme que nous avons utilisé est fait d'un tissu épais gonflé à l'aide d'une soufflerie portable. Cette solution rend le dôme plus pratique à transporter et à installer comparé à un dôme rigide. Cependant, cette méthode a l'inconvénient de nécessiter de laisser la soufflerie allumée afin de maintenir le dôme gonflé, le dôme n'étant pas hermétique. Même si le bruit du ventilateur ne couvre pas les sons joués et les voix à l'intérieur du dôme, il crée tout de même un bruit de fond qui peut se révéler gênant.

La console de contrôle est composée d'un ordinateur classique équipé d'une carte graphique suffisamment puissante pour gérer la projection en Haute Définition (HD), et de deux moniteurs *LCD*. L'un des deux moniteurs *LCD* est utilisé pour le contrôle de la

²⁰ <https://sites.google.com/site/romaingrandchamp/cerveaurium/downloads>

démonstration. Sur la deuxième sortie vidéo de la carte graphique, un dédoubleur vidéo est utilisé pour envoyer les images à projeter à la fois à un deuxième écran de contrôle, et au vidéo projecteur. Pour l'acquisition du signal EEG, l'édition Recherche du kit de développement logiciel Emotiv pour le casque Emotiv Epoc (Emotiv Research Edition SDK) a été utilisée (Emotiv Inc. 2010a). L'Emotiv Epoc est un casque EEG composé de 14 électrodes plaquées or. Afin d'enregistrer les signaux électriques générés par le cerveau, chacune des électrodes est couverte par une pastille de feutre qui va servir de pont entre l'électrode et le scalp. Ces pastilles doivent être imbibées d'une solution saline – du liquide pour lentilles de contacts est en général utilisé – afin de permettre la conduction électrique entre la peau et l'électrode métallique au travers de la pastille de feutre. L'avantage de ce type de système est qu'il est relativement peu coûteux en comparaison des dispositifs destinés à la recherche ou à des applications cliniques, tout en conservant une qualité de signal correcte. Il est également sans fil, rapide et facile à mettre en place, et fournit une résolution spatiale acceptable puisqu'il est composé de 14 électrodes.

La liste complète des logiciels exploités pour faire fonctionner le système et les différentes applications développées est décrite dans le Tableau III-3. Mis à part la suite logicielle Emotiv (l'ensemble de base de logiciels fourni par Emotiv avec le casque Epoc), les logiciels mis en jeu pour effectuer le traitement du signal et la visualisation font tous partie de la communauté Open Source. Pour l'application fractale, le logiciel « Mind Your OSC » a été utilisé pour collecter les données auprès du logiciel Emotiv Control Panel et les envoyer au logiciel de visualisation sous forme d'un flux *Open Sound Control* (OSC) (Wright 2004). La vidéo interactive de la fractale a été affichée à l'aide du logiciel vvvv²¹, un environnement de programmation graphique pour le développement et le maquettage rapide. L'application vvvv est conçue pour faciliter la gestion d'environnements multimédia à grande échelle bénéficiant d'interfaces physiques, d'animations graphiques en temps réel, de contenus audio ou vidéo qui peuvent interagir simultanément avec de nombreux utilisateurs. Le logiciel libre OpenViBE (Renard et al. 2010) a été utilisé pour l'acquisition du signal, le traitement du signal et la visualisation des données EEG dans le contexte de l'application basée sur les topographies EEG. Enfin, l'application présentant le modèle 3-D de cerveau a été développée à l'aide de Blender²², une suite logicielle libre et gratuite de création de contenu 3-D, et le rendu a été fait en utilisant le plugin *fulldome* inclus dans Blender (Bourke et Felinto 2010).

²¹ <http://www.vvvv.org>

²² <http://www.blender.org>

Nous mettons à disposition tous les logiciels et plugins développés pour notre application sous une licence publique GNU (Grandchamp 2011).

Software	Operating System	Function
Emotiv Control Center	MS Windows	Acquire EEG data and transmit it to the software “Mind Your OSC”.
Mind Your OSC	MS Windows	Receive data from Emotiv Control Center and transmit them to vvvv using OSC protocol.
vvvv	MS Windows	- Receive OSC data packets from “Mind Your OSC” - Calibrate the system - Compute the video speed - Display hemishperic video
OpenViBE Acquisition Server	Ms Windows or Linux	Acquire EEG data and transmit it to OpenViBE Designer
OpenViBE Designer	Ms Windows or Linux	- Collect data from OpenViBE Acquisition server - Process EEG signal (extract alpha frequency band) - Compute and display real time EEG topography
Blender	Ms Windows or Linux	Display a 3-D brain model in the Game Engine with a full dome display mode.

Tableau III-3 : Liste des applications nécessaires pour la mise en place du Cerveaurium et leur fonction au sein du système.

2.3.2 Réception et critique du public

L’aspect innovant de notre projet a été de combiner des outils de visualisation en temps réel de l’activité électrique cérébrale avec un environnement immersif. Les participants étaient assis à l’intérieur d’un espace clos par le dôme de projection, ce qui donne une atmosphère et un sentiment très particuliers. De plus, l’affichage interactif du contenu scientifique et artistique a exploité l’analogie entre la forme de l’espace de projection et la forme du cerveau, elle aussi proche d’une sphère (voir la section 2.2 de ce chapitre). Ce que les participants entendaient n’était pas nécessairement limité à ce qui était joué à l’intérieur du dôme, du fait que le matériau utilisé pour la surface de projection n’était pas insonorisé.

Néanmoins, les propriétés acoustiques de la coupole étaient spécifiques à sa forme hémisphérique, ce qui tendait à améliorer l'expérience des participants.

Le Cerveaurium a été inauguré lors de la « Semaine du Cerveau », un évènement organisé chaque année dans les grandes villes européennes. Durant une semaine, des séries d'expositions ont été mises en place pour présenter au grand public les dernières avancées de la recherche sur le cerveau. Pendant la « Semaine du Cerveau » 2011, nous avons réalisé plus de 17 séances de démonstration du Cerveaurium à plus de 200 visiteurs dans trois lieux différents : la bibliothèque de Ramonville, le Muséum de Toulouse, et la « Maison de Quartier La Vache ». A la suite de ces débuts encourageants, notre réalisation a également été présentée à Paris pendant le Forum des Sciences Cognitives qui a pris place au sein du « Couvent des Cordeliers », à l'Ecole de Médecine de Paris, où il s'est révélé être une animation très populaire avec plus de 180 visiteurs sur une même journée. Notre projet a également été présenté dans le journal le plus populaire du Sud-Ouest de la France (6 millions de lecteurs), « La Dépêche », et a également été mentionné sur les radios locales. Il est actuellement à l'étude pour être présenté à la Cité des Sciences et de l'Industrie de Paris. Un Livre d'Or a été mis à la disposition des personnes ayant assisté aux représentations. Il a été numérisé puis mis sur Internet et peut être consulté en ligne.²³ L'ensemble des retours donnés par les personnes du public ont été extrêmement positifs.

2.4 Conclusion

Nous avons décrit le premier système interactif permettant la visualisation spatialisée en temps réel de l'activité électrique du cerveau dans un environnement immersif dont la forme rappelle cet organe. Ce dispositif a été initialement destiné à présenter et transmettre des connaissances scientifiques en utilisant un support pédagogique à la croisée entre art, science et technologie. Son architecture modulaire permet de l'étendre et l'adapter à différentes solutions d'implémentation qui permettent d'ajuster les coûts à différents contextes de déploiement. Ce concept innovant peut être développé davantage dans différentes directions, visant une large variété d'applications dans l'éducation, le divertissement, l'art et différents domaines de la recherche médicale et fondamentale.

²³ <https://sites.google.com/site/romaingrandchamp/cerveaurium/golden-book>

Chapitre IV: Discussion, Conclusion et Perspectives

1 Utilisation de métriques robustes au bruit et aux artefacts

Nous avons vu que les sources de perturbation du signal EEG sont nombreuses et peuvent avoir un impact sur la différenciation de processus mentaux à différents niveaux. Comme dans beaucoup d'approches basées sur les données, et dans beaucoup d'autres domaines, l'éternel mantra du traitement du signal « *rubbish in, rubbish out* » s'applique malheureusement si l'on n'effectue aucun traitement particulier pour y remédier. En d'autres termes, aussi sophistiqué soit votre algorithme de classification, si votre signal est perdu dans un océan de bruit, aucun résultat satisfaisant ne pourra être produit. Que ce soit en contaminant l'apprentissage du sujet, en réduisant la puissance des tests statistiques qui permettent de faire ressortir les différences entre états mentaux dans l'activité spectrale et les décomposition temps-fréquence, le bruit est un frein à un fonctionnement et des performances optimales des ICM. Bien sûr le bruit dans un contexte peut être le signal dans un autre, par exemple lorsqu'on cherche à identifier certains artefacts pour ensuite mieux les éliminer. On peut probablement également reformuler la suppression du bruit directement dans l'étape de sélection des caractéristiques.

Si l'on se place dans un contexte applicatif, et que l'on considère le futur des ICM et du neurofeedback qui vise notamment un usage domestique, voire déambulatoire (ainsi que le montre l'apparition de nouveaux systèmes EEG sans fil grand public sur le marché, comme le MindSet de Neurosky²⁴ ou l'EPOC d'Emotiv²⁵), et donc un environnement et une utilisation qui ne pourront éviter de générer des signaux perturbateurs, il apparaît crucial de combiner à la fois la détection et la suppression des artefacts et du bruit à des caractéristiques qui minimisent leur impact. Les méthodes de calcul des *ERSP* présentées dans le Chapitre II: apportent des éléments afin de répondre à cette deuxième approche. Leur avantage principal par rapport aux méthodes classiques est démontré pour l'analyse EEG a posteriori. Ces méthodes permettent de faire ressortir des différences significatives même si les données comportent des essais bruités. L'apport réel dans une utilisation ICM reste cependant à être validé et quantifié, en comparant notamment les performances de classifications avec d'autres méthodes permettant de réduire la sensibilité au bruit. Les approches actuelles d'entraînement et d'évaluation des classifieurs et le contexte général de l'ICM sont centrées sur les essais individuels, or les méthodes de calculs des *ERSP* présentées dans ce travail de thèse

²⁴ <http://store.neurosky.com/products/mindset/>

²⁵ <http://www.emotiv.com/apps/epoc/299/>

demandent toujours une correction par la moyenne de l'ensemble des essais. De plus les corrections des lignes de base se font sur des périodes complètes (période avant un évènement, ou essai entier), ce qui n'est pas idéal pour l'utilisation temps réel. Ces deux points sont à prendre en considération et peuvent rendre plus difficile l'exploitation de ces méthodes dans le contexte de la classification d'essais individuels en temps réel, d'autant plus s'il s'agit d'un dispositif ICM asynchrone (et donc sans évènement de référence). Ces méthodes peuvent cependant être appliquées dans un contexte ICM synchrone lors de la phase de sélection des caractéristiques.

2 Utilisation des composantes issues de l'ACI

Les résultats présentés dans la section 2 du Chapitre II: 2 montrent que l'ACI fournit des solutions relativement stables à travers les sessions d'enregistrement sur un même sujet. Les résultats obtenus permettent d'argumenter en faveur de l'utilisation de l'ACI dans un contexte ICM et pour un entraînement de neurofeedback. Comme nous l'avons déjà souligné, on peut noter cependant que certaines composantes indépendantes étaient absentes de certaines sessions malgré leur présence dans la majorité des séances. Ce point doit être étudié plus en détail afin de déterminer si les composantes sont effectivement absentes où s'il s'agit d'un défaut de l'algorithme de clustering. D'autre part l'algorithme de clustering utilisé dans cette étude, bien que très répandu, n'est pas nécessairement le plus optimal. De nombreuses autres solutions existent (Andreopoulos et al. 2009; Kriegel, Kröger, et Zimek 2009; Von Luxburg 2007; Parsons, Haque, et Liu 2004) et il conviendrait de tester différents algorithmes et de réfléchir à ceux qui sont les plus adaptés au contexte des composantes indépendantes issues de l'analyse de signaux électriques cérébraux. D'autre part, ces algorithmes utilisent des matrices de caractéristiques, et tout comme leurs homologues qui servent à la classification, la sélection des caractéristiques utilisées est primordiale. Ici nous n'avons pas utilisé d'algorithme de sélection des caractéristiques qui pourrait être également une manière d'optimiser l'ensemble de la procédure afin d'obtenir des clusters de composantes fonctionnellement identiques. Cet aspect fonctionnel des composantes, et son uniformité au sein des clusters, doivent également être quantifiés.

L'ACI apporte une amélioration de la résolution spatiale de l'EEG et est potentiellement une solution pour améliorer le contrôle d'une ICM ou la spécificité fonctionnelle du feedback donné au sujet dans le cadre d'un entraînement de neurothérapie. Plusieurs études ont comparé l'utilisation de composantes indépendantes issues de séparation aveugle de sources dans le contexte des ICM aux techniques classiquement utilisées (notamment les *Common Spatial Patterns*, *CSP*), sans démontrer de supériorité flagrante de cette méthode d'analyse (Gouy-Pailler et al. 2010; Gouy-Pailler et al. 2008; Naeem et al. 2006) contrairement à une autre étude où l'ACI donne des performances supérieures (Brunner et al. 2007). Gouy-Pailler et collaborateurs, ainsi que Grosse-Wentrup et Buss indiquent également que l'utilisation conjointe de l'ACI et des *CSP* est possible (Grosse-Wentrup et Buss 2008; Gouy-Pailler et al. 2008). Dans la majorité des cas, les auteurs mettent en avant la nécessité d'adapter les filtres à

chacun des sujets. C'est dans ce contexte que se justifie l'utilisation d'outils logiciels adaptés, permettant une automatisation des protocoles expérimentaux et un contrôle des flux de paramètres entre les différentes étapes de la mise en place de l'ICM ou du protocole de neurofeedback. L'outil NeuroTRIP que j'ai développé a été conçu dans cette optique. Bien que pour le moment limité à l'interfaçage avec BCI2000 et Matlab, sa conception modulaire comme méta-contrôleur permettront de l'adapter à la génération de filtres spatiaux pour d'autres solutions ICM (OpenViBE, BCILAB).

Enfin, cette étape n'est qu'un premier pas vers l'utilisation de réseaux de composantes indépendantes pour l'entraînement. L'étude fonctionnelle de l'activité cérébrale se tourne de plus en plus vers l'analyse dynamique des réseaux et les analyses multi-échelles qui combinent plusieurs techniques d'imagerie. Ces méthodes semblent être cruciales pour nous permettre d'avancer dans la compréhension du cerveau et de son fonctionnement. Chaque technique d'imagerie ouvre une fenêtre spatiale et temporelle différente sur l'activité cérébrale, un peu comme si on se mettait successivement dans la peau des aveugles autour de leur éléphant (Figure IV-1, voir l'Annexe B pour une transcription de cette parabole indienne).



Figure IV-1 : Illustration de la parabole indienne des aveugles et de l'éléphant par le peintre, calligraphe et poète japonais Hanubasha Itchō.

La compréhension plus globale de l'activité cérébrale appelle à l'intégration et la mise en commun des différents points de vue. Les réseaux, mis en évidence par des mesures de connectivité anatomique, de cohérence fonctionnelle, ou mieux de dynamiques causales permettent d'accéder au cœur du fonctionnement du cerveau. Si ces approches conduisent à la définition de réseaux de composantes indépendantes EEG, l'utilisation de ces réseaux dans le contexte des ICM et du neurofeedback, semble être une direction de recherche intéressante. Entraîner des réseaux de composantes indépendantes et des dynamiques particulières au sein de ces réseaux plutôt que des sources isolées constitue probablement une facette du futur des ICM et du neurofeedback.

Dans les parties suivantes, nous analysons les applications potentielles futurs des ICM immersives et également quel type d'activité cérébrale contrôler avec une place spéciale donnée aux dérives attentionnelles.

3 Développement des ICM et neurofeedback immersifs : quelles perspectives?

Avec le Cerveaurium, nous avons introduit un nouveau type d'environnement immersif dans le contexte des ICM et du neurofeedback. Les dômes utilisés initialement comme planétarium ont déjà été utilisés par le passé pour afficher des contenus variés. Cependant, à notre connaissance, c'est la première fois que des données EEG temps réel sont montrées dans un environnement de ce type. Notre démonstration a semblé susciter un certain niveau de succès populaire en fournissant aux participants un nouveau type d'expérience interactive. Ainsi, nous avons rendu accessible à la communauté les outils que nous avons développés.

Dans les sections suivantes, nous nous concentrerons sur quatre domaines d'applications dans lesquels le Cerveaurium et plus généralement les ICM immersives peuvent potentiellement être utilisés et développés plus avant : le domaine de l'éducation, le domaine du divertissement, le domaine de l'art, le domaine des applications cliniques comme le neurofeedback immersif. Enfin, les ICM immersives pourraient être utilisées comme outil de recherche fondamentale dans chacun de ces domaines, voire selon des axes transversaux à l'ensemble de ces domaines d'applications.

3.1.1 Applications dans le domaine de l'éducation et de la formation

La version actuelle du Cerveaurium fournit d'ores et déjà des contenus éducatifs pour expliquer certains concepts de base en Sciences Cognitives. Nous explorons actuellement la possibilité de montrer du contenu à l'aide de méthodes de projection stéréoscopique, avec pour objectif final de fournir une expérience immersive encore plus intense au public.

En plus des démonstrations pour le grand public, nous planifions également d'utiliser le Cerveaurium pour former des ingénieurs intéressés par les Interfaces Cerveau-Machine. Ce projet est développé en collaboration avec l'Ecole d'Ingénieur Supaero et nous avons l'intention de développer deux applications supplémentaires.

La première application implique la visualisation de l'activité électrique cérébrale liée aux émotions. Des études récentes ont rapporté qu'il était possible de différencier des réactions et des états émotionnels en utilisant l'EEG en temps réel (Lin et al. 2010; Lin et al. 2009). D'autre part, des études sur le neurofeedback IRMf ont montré que des sujets sains

pouvaient apprendre le contrôle de l'activité cérébrale dans les zones du cerveau liées à la gestion des émotions (Linden et al. 2012; Caria et al. 2010; Johnston et al. 2010). Quand un participant qui porte le casque EEG fera l'expérience d'une émotion donnée, un motif dynamique approprié reflétant l'émotion du sujet sera montré sur le dôme.

La seconde application implique la visualisation associée à des mouvements réels ou imaginés du corps. Comme nous l'avons vu, l'exécution ou la visualisation mentale d'un mouvement corporel donne lieu à des rythmes cérébraux typiques (Pfurtscheller et Lopes da Silva 1999). Ces rythmes sont enregistrés à la surface du cuir chevelu et peuvent être utilisés pour contrôler un affichage visuel ou même des dispositifs robotiques, de type drone.

3.1.2 Applications dans le domaine du divertissement

Le Cerveaurium pourrait être potentiellement utilisé comme environnement immersif pour des jeux vidéos basés sur les ICM. Les ICM apparaissent comme un nouveau moyen potentiel de prendre le contrôle d'un jeu vidéo (Reuderink; Nijholt, Bos, et Reuderink 2009). Plusieurs produits EEG spécialement développés pour des jeux exploitant les ICM ont été récemment mis à disposition du grand public sous la forme de jeux commerciaux (le Star Wars Force Trainer et le Mindflex de Matel, Inc.) et de jeux vidéos (Mindout : <http://www.mindoutgame.com>, Free (Emotiv Inc. 2010b)). Plusieurs studios de création de jeux vidéos se sont même spécialisés ou ont été spécifiquement créés pour concevoir exclusivement des jeux basés sur les ICM (MindGame²⁶, Dreams of Danu²⁷).

Les environnements immersifs tels que les surfaces de projection hémisphériques ont déjà été utilisés pour des jeux vidéos (par exemple avec le moteur de jeux de Blender, compatible avec les projections fulldome) (Bourke et Felinto 2010), mais jamais en conjonction avec des systèmes de type ICM. Par ailleurs, il a été souligné dans une étude précédente de Lalor (2005) que les sujets rapportent que la rétroaction multimodale, telle que le retour visio-auditif fourni par le Cerveaurium, est utile à l'apprentissage du contrôle du jeu en suggérant que l'immersion augmente la sensation et fournit donc une expérience de jeu plus agréable.

Toutefois, l'engagement dans la tâche de contrôle du jeu en utilisant les ondes cérébrales pourrait se révéler trop exigeant et pourrait de ce fait dégrader l'expérience de jeu. Nelson et al. (1997) ont montré que la concentration sur la tâche ICM interagit avec le sentiment de

²⁶ <http://www.mindgames.is>

²⁷ <http://www.dreamsofdanu.com>

présence dans un environnement de réalité virtuelle. Cependant, ils rapportent également que le contrôle de l'ICM devient plus automatique pour les sujets à mesure que leur cerveau s'adapte au système, ce qui leur a permis d'être progressivement plus absorbés par l'environnement de réalité virtuelle et de se sentir plus présents. Cette description s'éloigne de ce que rapportent la plupart des sujets qui éprouvent le même environnement virtuel sans ICM : d'abord les participants ressentent un sentiment élevé de présence qui diminue progressivement à mesure qu'ils réalisent les limites de l'environnement virtuel (Garau et al. 2004).

Mais qu'apporte le dôme comparé à un dispositif de réalité virtuelle classique positionné sur la tête tel qu'un casque de réalité virtuelle ou des lunettes 3-D ? Une expérimentation a étudié l'expérience des utilisateurs dans un dispositif immersif appelé la Cave (Cruz-Neira et al. 1993), une pièce dans laquelle on présente à l'utilisateur des paires d'images stéréo en haute résolution projetées en temps réel sur les trois murs et le plancher, ce qui fournit une expérience similaire à un environnement de type dôme. Ils ont comparé l'expérience des utilisateurs dans plusieurs environnements : aucune immersion, des lunettes 3-D, et la Cave. Les sujets ont évalué la Cave comme offrant une expérience plus immersive que toutes les autres conditions. Les sujets ont également signalé que la Cave était plus confortable que les lunettes 3-D. Il existe de nombreuses causes possibles à l'inconfort visuel dans le cadre de l'utilisation de technologies stéréoscopiques classiques (Kooi et Toet 2004). L'une d'elle est le conflit convergence-accommodation, à savoir de petites asymétries gauche / droite, qui sont potentiellement présentes dans tous les types de stéréo conventionnels (Shibata, Kim, et al. 2011).

Dans l'état actuel des technologies de réalité virtuelle, ces résultats argumentent en faveur de l'utilisation de dispositifs de type pièce ou dôme pour la production d'environnements hautement immersifs.

3.1.3 Application dans le domaine des arts

De plus en plus de travaux exploratoires utilisant des media numériques et des dispositifs interactifs émergent de la scène artistique, ce qui a conduit à l'apparition du champ relativement nouveau des arts interactifs. Ce genre de développement artistique demande habituellement la participation du public pour fournir des éléments afin de déterminer certaines parties ou caractéristiques du contenu créé. L'art interactif offre un terrain de

dialogue entre l'artiste et le public à travers un potentiel d'actions ou de réactions, introduisant des manières intentionnelles ou passives d'agir sur l'œuvre.

Le Cerveaurium est spécifique dans le sens où ce sont les ondes cérébrales du participant qui sont la source d'interactivité. L'artiste peut moduler une œuvre ou création multimédia projetée sur le dôme à partir des ondes cérébrales du participant. Comme mentionné dans la partie dédiée aux applications dans le domaine de l'éducation, l'artiste peut être capable d'extraire l'émotion du sujet et adapter les formes artistiques montrées sur le dôme ou la teneur émotionnelle de sa musique par exemple. Notre système ouvre finalement la possibilité d'une coparticipation en direct impliquant un ou plusieurs participants qui porteraient un casque EEG.

3.1.4 Applications médicales à l'aide du neurofeedback immersif

Comme nous l'avons vu dans l'introduction, le neurofeedback est un type d'application des Interfaces Cerveau-Ordinateur utilisé dans un environnement clinique afin d'aider le traitement de certains traits pathologiques (Birbaumer et Cohen 2007; Buch et al. 2008; Birbaumer et al. 2009; Wang, Collinger, et al. 2010). Le neurofeedback est utilisé pour traiter des pathologies neuropsychologiques : l'épilepsie, le trouble du déficit de l'attention/hyperactivité (en anglais Attention Deficit Hyperactivity Disorder), les addictions, la dépression (Gruzelier et Egner 2005; Heinrich, Gevensleben, et Strehl 2007; Stermann 2000), et pour améliorer certaines performances (gestion du stress, créativité, attention et concentration, contrôle de l'impulsivité (Gruzelier, Egner, et Vernon 2006; Thompson et al. 2008; Angelakis et al. 2007; Egner et Gruzelier 2001; Zoefel, Huster, et Herrmann 2011; Wiener 2011)). L'idée derrière le neurofeedback est que les états mentaux pathologiques génèrent ou sont générés par des rythmes cérébraux anormaux. En entraînant les patients ou sujets à contrôler leurs rythmes cérébraux et à supprimer ceux qui sont anormaux, il serait possible de traiter les pathologies mentales qui en sont spécifiques. Il a été signalé dans la section dédiée au neurofeedback, que cette méthode n'est pas encore largement acceptée dans les communautés scientifiques et médicales bien que de récents travaux en neurosciences indiquent certaines bases neurophysiologiques et de ce fait laissent entrevoir un avenir prometteur pour cette discipline (Gevensleben et al. 2009; Hamilton et al. 2010; Philippens et Vanwersch 2010; Wangler et al. 2011; Schafer et Moore 2011).

Les résultats de recherches récentes apportent des preuves que, dans le contexte d'un entraînement de neurofeedback, l'immersion a tendance à améliorer l'efficacité de l'entraînement comparé à un feedback classique sur un écran 2-D (Gruzelier et al. 2010). Comme indiqué par Anatole Lécuyer (Lécuyer et al. 2008), les technologies de Réalité Virtuelle (RV) fournissent des conditions motivantes, sûres, sans danger, et contrôlées qui permettent l'amélioration de l'apprentissage à l'utilisation des ICM. Comme rapporté dans une revue récente de Gert Pfurtsheller et al. (2011), un environnement virtuel réaliste et immersif améliore le sentiment de présence, la performance dans la réalisation des tâches ainsi que l'activation corticale (Jäncke, Cheetham, et Baumgartner 2009; Lee et Kim 2008; Slater, Steed, et Chrysanthou 2002). Des études indiquent que les applications de Neurofeedback plus ludiques et engageantes aboutissent souvent à une meilleure performance (Bayliss, Inverso, et Tentler 2004; Oude Bos et Reuderink 2008). Les sujets rapportent que les jeux sont plus stimulants, et que le retour immersif multimodal est utile (Lalor et al. 2005).

Des études antérieures ont utilisé des lunettes de réalité virtuelle avec le neurofeedback (Gruzelier et al. 2010) et à en juger par l'orientation du projet OpenViBE 2, le neurofeedback immersif est en train de se développer, cependant il n'a jamais été effectué dans un environnement comme celui que nous présentons ici. Les environnements immersifs pourraient potentiellement offrir de nombreux autres avantages aux patients, tels qu'une durée totale d'entraînement réduite, une amélioration de la précision de la classification des motifs caractéristiques de l'EEG, un sentiment accru d'immersion et de présence dans un milieu virtuel, et une réduction de l'ennui ou de la fatigue (Ron-Angevin, Lopez, et Pelayo 2009). Enfin, dans le contexte d'une séance de neurofeedback thérapeutique, l'espace du dôme fournit un environnement unique pour une intimité renforcée entre le patient et le thérapeute.

Le Cerveaurium repose principalement sur un système d'enregistrement, de traitement et de visualisation de l'activité EEG en temps réel, dans un environnement multimédia immersif. Ce système peut être déployé dans le cadre de la recherche fondamentale en tant qu'outil d'investigation et plateforme expérimentale. Si nécessaire, le casque EEG grand public Emotiv peut être remplacé par un système EEG répondant aux critères de qualité nécessaires à la recherche en terme de qualité de signal, de fréquence d'échantillonnage, de nombre d'électrodes. Les données peuvent être enregistrées en direct pour permettre une analyse hors ligne. Le dispositif pourrait permettre l'étude des corrélats neuronaux de la sensation de présence dans un environnement virtuel, du phénomène d'intégration multi-sensorielle, des conséquences de l'implication de la plasticité cérébrale sur l'EEG au fur et à mesure de

l'apprentissage à l'utilisation d'une ICM ou tout au long d'un entraînement de neurofeedback. Il peut être utilisé pour mieux comprendre les mécanismes impliqués dans le processus de neurofeedback, l'impact de l'immersion sensorielle sur l'apprentissage, l'impact de la multi-modalité sur l'apprentissage.

Nous continuons dans la section suivante sur la recherche fondamentale en étudiant quel type d'état mental contrôler. Nous nous concentrons en particulier sur les dérives attentionnelles.

4 Quel état mental contrôler? Etude d'application potentielle des ICMs aux dérives attentionnelles

« Au moment où j'écris ces lignes, je suis concentré sur la production d'une prose qui traduit au mieux ma pensée, je suis absorbé dans une tâche d'expression écrite en lien avec la traduction, la formulation, la concrétisation d'une idée, d'une réflexion, d'une construction logique. Peu d'éléments me proviennent du monde extérieur si ce n'est ceux qui sont en lien direct avec la tâche en cours – bien sûr, je regarde mon écran sur lequel s'affiche ce que j'écris – mon attention se porte sur le clavier, les touches que je désire utiliser, ma frappe n'étant pas encore digne de celle d'une dactylo chevronnée. A côté de ça, beaucoup d'éléments sensoriels semblent passer à la trappe s'ils n'engagent pas mon système perceptuel de façon suffisante pour attirer mon attention... quelqu'un me parle, je réponds, machinalement sans décrocher du fil de mes pensées, sans décoller mes yeux de l'écran, mais je n'aurai très certainement pas de souvenir distinct de la question, ni de ma réponse, à moins de faire un effort. Si je refocalise mon attention sur un autre sujet, si je l'élargis et si je l'ouvre, si je me désengage de la tâche sur laquelle j'étais concentré, d'autres éléments m'apparaissent petit à petit. J'étais concentré. Qu'est ce qui a changé?

Il arrive souvent qu'au cours d'une tâche habituelle, répétitive, qui ne nécessite pas d'engagement attentionnel soutenu, ou encore au cours d'une tâche ennuyeuse, qui ne captive pas mon attention, je me surprends à divaguer, je me rends compte que j'étais soudain ailleurs, ou absorbé dans des pensées ou une introspection particulière. Qui n'a jamais conduit plusieurs kilomètres sans se rendre compte du trajet? Il suffit d'y faire attention, ou d'observer rétrospectivement le cours d'une journée pour se rendre compte que nous sommes très souvent en train de naviguer entre des états où nous sommes impliqués totalement dans ce que nous faisons, et des moments de *découplage* où notre esprit est ailleurs.

Quel état mental contrôler avec les ICM ? Un état mental très intéressant pourrait être cet état de dérive attentionnelle. C'était originellement le but de ma thèse, et constitue une perspective principale pour la suite de mes travaux. Cet aspect est très important pour moi car il touche à l'étude de la conscience, qui est la raison pour laquelle je suis revenu faire des études et pour laquelle j'ai choisi de me tourner vers les neurosciences cognitives... De plus, il est très fortement lié, de manière antagoniste pourrait-on dire, à une autre *catégorie* d'état

mental qui fait partie des objets moteurs de ma reconversion récente et de mes interrogations scientifiques depuis que je suis adolescent : la méditation. »

4.1 Qu'appelle-t-on dérive attentionnelle?

Dans de nombreuses situations de la vie de tous les jours, il n'est pas anodin de remarquer tout à coup que, pour un certain laps de temps, nous étions concentrés sur des pensées et des sensations qui étaient sans rapport avec ce que nous étions en train de faire en premier lieu. Ces états mentaux, souvent non-intentionnels, sont des exemples de ce que les chercheurs désignent par de nombreux noms différents : rêverie (*daydreaming*) (Singer 1966), défaillances attentionnelles (*attentional lapses*) (Robertson et al. 1997), pensées non-liées à la tâche (*task-unrelated thoughts*) (Smallwood et al. 2003; Smallwood et al. 2004; Smallwood et al. 2002; Smallwood, Obonsawin, et Heim 2003; Smallwood, Obonsawin, et Reid 2002), images et pensées non-liées à la tâche (*task-unrelated images and thoughts*) (Giambra 1995), pensées indépendantes du stimulus (*stimulus independant thought*) (Antrobus 2011; Mason et al. 2007; Teasdale et al. 1993; Teasdale, Segal, et Williams 1995), *mind pops* que l'on pourrait traduire par sauts de l'esprit, qui correspondent à des souvenirs sémantiques involontaires (Kvavilashvili et Mandler 2004), décrochages (*zone outs*), décrochage dans le sens de se retirer dans son propre espace mental (Schooler 2002; Schooler, Reichle, et Halpern 2004), errances de l'esprit (*mind wandering*) (Smallwood et Schooler 2006) que l'on peut traduire encore par divagations ou dérives attentionnelles. C'est ce dernier terme que nous utiliserons principalement. Une telle diversité de terminologie traduit très certainement le fait que les définitions des états mentaux et des processus cognitifs auxquels ils font allusion sont encore floues. Si le concept général de dérive attentionnelle que nous utiliserons pour l'ensemble de ces phénomènes peut être décomposé en différents types, ils ne sont pas encore suffisamment définis ni caractérisés avec précision pour pouvoir être distingués, ce qui constitue également une nouvelle raison supplémentaire d'approfondir l'étude de cette catégorie d'état mental.

Parmi les auteurs qui s'intéressent à ce thème, Schooler et Smallwood sont parmi ceux qui ont le plus contribué à une définition opérationnalisable de l'état de dérive attentionnelle. Schooler et Smallwood (2006) distinguent trois traits dans l'état de dérive attentionnelle :

- Premièrement, pendant la dérive attentionnelle, la tâche principale cesse d'être supervisée par l'attention et se fait automatiquement, (Smallwood, McSpadden, et Schooler 2007).

- Deuxièmement, lorsque l'attention se détache de la tâche principale, et les pensées deviennent le point central de notre attention et de l'expérience consciente. Comme la dérive attentionnelle est centrée sur des informations internes, ces épisodes impliquent un état de découplage avec le monde perceptuel extérieur et le traitement des informations qui en proviennent (Smallwood et al. 2008), ce qui va influencer par exemple l'encodage mnésique (Smallwood et al. 2003; Smallwood, McSpadden, et Schooler 2007), et les performances sur des tâches de détection (Smallwood 2011; Smallwood et Schooler 2006) en psychophysique.
- Enfin, l'expérience que le sujet a lorsqu'il se rend compte qu'il est en train de « rêvasser » indique qu'il peut ne pas être totalement conscient que son attention est en train de basculer hors de la tâche. Le fait que le sujet ne se rende pas compte qu'il n'est plus concentré sur la tâche principale suggère que la dérive attentionnelle implique une défaillance temporaire de la méta-conscience. La méta-conscience fait référence à la capacité à avoir une réflexion sur le contenu de son propre état mental (Schooler 2002).

Que l'on soit en train d'imaginer ses prochaines vacances pendant une réunion de travail ou qu'on se surprenne à conduire sa voiture en pilote automatique, nous avons tendance à générer constamment des contenus mentaux qui ne sont pas directement liés aux circonstances extérieures. Ces expériences vécues traduisent notamment des fluctuations dans deux types de processus mentaux qui sous-tendent l'expérience de dérive attentionnelle :

- Des variations dans le couplage entre l'esprit et la perception qui dépendent d'un changement mental permettant à l'information non liée à la situation actuelle de devenir l'objet central de la pensée consciente : c'est ce que qui est désigné comme le découplage perceptuel (*perceptual decoupling*).
- Des fluctuations dans la connaissance directe (*awareness*) du contenu de la conscience (*consciousness*) (et plus particulièrement du fait que l'esprit a divagué) qui dépendent de la nature intermittente de notre capacité à prendre note de façon explicite des contenus de notre conscience : cette capacité est communément appelée la méta-conscience.

Les dérives attentionnelles ont donc un intérêt primordial. Cette distinction rejoint les travaux pour l'étude de l'attention et de la conscience. Attention et conscience sont deux concepts psychologiques qui sont étroitement liés et souvent confondus. La plupart des travaux actuels suggèrent que l'attention *top-down*, c'est-à-dire l'attention volontairement dirigée, ou dirigée par des processus haut-niveau (si l'on considère un modèle hiérarchique où

les premiers niveaux correspondent aux aires sensorielles primaires) et la conscience perceptuelle sont deux processus distincts, mais souvent connexes, avec des processus neurobiologiques spécifiques (Wyart et Tallon-Baudry 2008; Koch et Tsuchiya 2007; Kentridge, Heywood, et Weiskrantz 2004; Lamme 2003). Bien que de nombreux travaux scientifiques aient été dirigés vers l'étude des processus qui nous permettent de diriger notre attention vers des stimuli externes, beaucoup moins d'études se sont intéressées à la compréhension des mécanismes sous-jacents à la dérive de notre attention vers des flux de pensées internes, ou à sa redirection consciente vers des stimuli autres qu'extérieurs. Dans le domaine des neurosciences cognitives, les chercheurs ont examiné les processus neuronaux qui ont lieu lorsque le sujet n'est pas engagé dans une tâche particulière (comme pendant des périodes de repos par exemple) et ont mis en évidence un ensemble d'aires corticales présentant une activité plus élevée lors de ces périodes (Raichle et al. 2001; Gusnard et al. 2001), notamment dans un réseau comprenant le cortex cingulaire pariétal postérieur, le cortex pré-frontal médian, et les lobes temporaux médians. Ces régions constituent ce que l'on appelle maintenant le réseau par défaut qui est un sujet majeur d'étude en neuroscience. La relation entre le réseau par défaut et les dérives attentionnelles n'a pas encore été parfaitement clarifiée bien que des résultats récents existent sur ce sujet (Preminger, Harmelech, et Malach 2010; Ott et al. 2010; Christoff et al. 2009; Mason et al. 2007).

Comment caractériser les dérives attentionnelles ? Les différentes approches autour de la caractérisation de la dérive attentionnelle ont fait ressortir deux aspects de ce phénomène. Premièrement, nous passons une grande partie de notre temps en état de veille dans un état cognitif qui est relativement indépendant des entrées perceptuelles (Killingsworth et Gilbert 2010; Klinger 1999). Certains protocoles, comme celui reporté par Killingsworth et Gibert (2010) utilisent l'échantillonnage d'expérience (*experience sampling*), qui demande à des sujets de reporter régulièrement dans la journée ou pendant une tâche, et de façon aléatoire, le contenu de leur pensée, de leur action et leur état émotionnel à un l'instant t . Si par exemple on applique ce principe en vous prenant comme sujet alors que votre tâche est de lire ce document : êtes-vous concentré sur votre lecture et pleinement conscient de la signification de ce que vous lisez? Ou êtes-vous en train de penser à quelque chose sans lien direct avec ce que vous êtes en train de lire? Ces questions vous seraient posées à des intervalles aléatoires au cours de votre lecture et vos réponses seraient collectées pour analyser le contenu et la fréquence de vos dérives attentionnelles. Bien sûr ces données sont purement subjectives mais constituent une base de données intéressante pour l'étude des dérives attentionnelles. Les

données collectées par Killingsworth (2010) à l'aide de cette méthode en situation « écologique » à l'aide de smartphones, suggèrent que nous sommes en dérive pratiquement 50% du temps au cours de la journée, et ce indépendamment des tâches en cours. De plus, il apparaît que les personnes testées (5 000 au total) ont tendance à être moins heureuses quand elles sont en dérive attentionnelle que quand elles sont concentrées sur leur tâche et que le focus de leur attention (en dérive ou non) est un meilleur prédicteur de leur état émotionnel que la tâche qu'elles sont en train de faire.

La question de la fonction des dérives attentionnelles est encore débattue. Il semble peu probable que ce phénomène si fréquent et récurrent n'aie pas une fonction particulière (Schooler et al. 2011). Cependant, les données qui ont montré un lien entre le découplage attentionnel qui survient lors des dérives et la baisse des performances ont conduit à la suggestion que ce type d'état mental représente une forme de défaillance cognitive (McVay et Kane 2010). Si la dérive attentionnelle a tendance sans aucun doute à nous faire déconnecter des objectifs de la tâche en cours, nous pourrions lui trouver une fonction au service de buts socio-cognitifs plus généraux (Baars 2010; Baumeister et Masicampo 2010). Certaines études indiquent que les divagations de l'esprit seraient utiles à la construction de notre créativité et notamment à la résolution de problème (Kaplan 2012).

Les travaux sur le contenu des pensées pendant la dérive montrent que la plupart du temps il s'agit de pensées prospectives, tournées vers le futur. La dérive attentionnelle pourrait donc avoir un rôle dans notre capacité à faire face à des situations nouvelles, ou à planifier (Baird, Smallwood, et Schooler 2011), et rejoindrait certaines théories sur le rêve qui conçoivent ce phénomène comme un avantage évolutif et un outil développemental, en plus de ses fonctions de consolidation de la mémoire. Peut-être également que pensée analytique et pensée libre (dérive attentionnelle?) sont deux modes de fonctionnement complémentaires, pouvant être plus présents selon les individus et dépendant de leurs états émotionnels, leurs états cognitifs et de leurs états de fatigue.

Le contrôle des dérives attentionnelles semble crucial dans certaines professions qui ont été au cœur des motivations de certains travaux sur la définition et la caractérisation en neuroimagerie des états de vigilance, en vue d'aboutir à des dispositifs de surveillance et de support de la vigilance. Le trouble de la vigilance a été surtout associé à la somnolence, mais la dérive attentionnelle intervient également dans des périodes où le sujet n'est pas somnolent. Il est cependant plausible que la fréquence d'occurrence de la dérive attentionnelle est probablement corrélée à l'état de fatigue (Manly et al. 2002). De plus la dérive attentionnelle

peut être un signe précurseur de la baisse de vigilance et de la transition vers un état somnolant.

Dans tous les cas, il apparaît important de consolider ses propres capacités attentionnelles et de contrôler les périodes de dérive dans certains contextes, sans pour autant supprimer totalement cette tendance qui semble être un élément crucial de notre psyché.

Le neurofeedback, les exercices cognitivo comportementaux, la méditation sont des pratiques qui peuvent être envisagée dans ce but. Pour une revue détaillée, se référer à l'article de Rabipour et Raz (2012). Ici nous nous intéresserons plus particulièrement au neurofeedback et à la méditation.

Tout d'abord le neurofeedback. Dérive attentionnelle et état de concentration peuvent être vus comme deux états antagonistes qui pourraient être utilisés pour définir un axe attentionnel à deux directions. On pourrait utiliser la caractérisation des corrélats neuronaux et des dynamiques cérébrales en jeu lors de ces états spécifiques pour définir un entraînement de neurofeedback qui permettrait aux sujets de s'entraîner à devenir plus conscient des fluctuations de leurs états attentionnel, et d'en acquérir un meilleur contrôle.

Une autre approche, qui peut être complémentaire, est l'utilisation des technologies ICM pour la surveillance des états mentaux. L'attitude du sujet vis à vis du système ICM peut être passive, sans forcément impliquer de renforcement, c'est-à-dire que le système ne fonctionne pas forcément dans le but que le sujet cherche à contrôler volontairement son état mental à l'aide du retour fourni. La surveillance intervient comme support au sujet afin soit de lui indiquer, en permanence ou sous forme d'alerte, si un état mental en particulier se manifeste, de manière à ce que le sujet puisse agir en conséquence, soit en déployant automatiquement des contre-mesures ou des adaptations du système en interaction avec le sujet (système de pilotage d'un avion, interface utilisateur, ...),

Que ce soit pour un entraînement de neurofeedback, ou une interface cerveau-machine qui surveille les états mentaux il est nécessaire de connaître les caractéristiques des processus cérébraux mis en jeux. Il faut continuer à caractériser ces états mentaux et leurs corrélats neuronaux de façon plus fine.

En ce qui concerne la dérive attentionnelle, les réseaux neuronaux impliqués et leur corrélats EEG commencent tout juste à être étudiés (Doucet et al. 2012; Christoff 2011; Braboszcz et Delorme 2010; Christoff et al. 2009; Mason et al. 2007) mais les études doivent

continuer si l'on veut parvenir à un système d'entraînement par neurofeedback EEG efficace et validé.

4.2 Dérive attentionnelle, méditation et ICM

L'une des particularités de la dérive attentionnelle est qu'elle s'accompagne par un déplacement de l'attention de l'environnement extérieur ou plutôt d'un contenu mental exogène vers un contenu mental que l'on peut qualifier d'endogène. Dans cette section nous allons considérer un autre entraînement attentionnel qui peut être exploité par un entraînement ICM de différentes manières, et qui est confronté directement à la dérive attentionnelle : la méditation.

Si on considère un entraînement attentionnel comme la méditation (Lutz et al. 2009; Lutz et al. 2008; Brefczynski-Lewis et al. 2007) ou la planification de tâches personnelles, il semble difficile d'écarter le fait que l'on puisse être concentré sur ses propres pensées — comme dans la dérive attentionnelle — et donc une réciproque systématique entre pensées personnelles et dérives attentionnelles ne semble pas valide à première vue. Un déplacement de l'attention vers le contenu de la pensée n'implique pas forcément une dérive attentionnelle. D'autre part, si on considère la méditation, la dérive attentionnelle intervient alors que l'objet au centre de l'attention n'est pas forcément extérieur au sujet. En effet certaines techniques utilisent la visualisation mentale, la récitation silencieuse ou verbale de mantras, qui sont autant d'objets de concentration considérés comme des objets internes aux sujets. L'objet de méditation n'est pas toujours purement interne et même quand il est purement interne, ses caractéristiques peuvent être différentes. Il est parfois dans notre espace mental dans le cas de l'imagerie mentale, parfois au niveau proprioceptif ou intéroceptif lorsque nous portons l'attention sur les sensations corporelles, mais également parfois extérieur, quand les pratiques méditatives impliquent la concentration sur la flamme d'une bougie par exemple.

Cependant, quel que soit l'objet de concentration, la dérive attentionnelle surprend souvent au cœur de la pratique de méditation. L'étude des différents types de méditation et la définition des corrélats neuronaux impliqués pourraient servir à dégager certains éléments utiles à l'entraînement de l'attention et au contrôle des dérives attentionnelles. Cela pourrait être combiné à une approche phénoménologique d'introspection à la première personne, notamment très intéressante dans ce cas, parce qu'avec la pratique, les méditants acquièrent une capacité de discernement accrue de leurs états mentaux et de l'attention. Ces deux approches, neurophysiologique et phénoménologique, permettraient de dresser une taxonomie

neurocognitive de ces états mentaux et des systèmes cognitifs mis en jeu (Slagter, Davidson, et Lutz 2011; Khalsa et al. 2008; Northoff et Heinzel 2006; Lutz A. et Thompson E. 2003; Barinaga 2003; Lutz et al. 2002). De manière plus générale, utiliser des sujets entraînés à contrôler leurs processus mentaux peut être une stratégie complémentaire intéressante et pleine de potentiel (Slagter, Davidson, et Lutz 2011; Barinaga 2003).

Les techniques de méditation qui ont été évoquées jusqu'ici, basées sur la focalisation sur un objet interne ou externe, font partie des techniques d'attention focalisée (*Focused Attention*), qui sont souvent distinguées des techniques dites de pleine conscience qui visent à l'ouverture de l'attention, sans objet, et à l'observation passive du contenu de l'expérience vécue à chaque instant (*Open Monitoring*) (Travis et Shear 2010; Lutz et al. 2008; Davidson et Lutz 2008). *Open Monitoring* est utilisé par Lutz et ses collaborateurs plutôt que *Mindfulness*, car *Mindfulness* a souvent été utilisé avec de nombreuses significations différentes (Lutz, Dunne, et Davidson 2007). Si on peut considérer *Mindfulness* et *Open Monitoring* comme faisant référence à des états mentaux similaires, on pourrait cependant les distinguer en nuancant de la façon suivante : *Mindfulness* fait référence à un état mental, *Open Monitoring* fait référence à la pratique elle-même de méditation qui cultive la *Mindfulness*... Cependant il ne faut pas perdre de vue que le but de toute méditation est qu'il n'y ait plus de différence entre la pratique elle-même et l'état mental à atteindre, comme le sous-entend cet adage Bouddhiste Tibétain : « Gompa Ma Yin, Kompa Yin » que l'on pourrait traduire littéralement par : « la méditation n'est pas, si habitué est », dont l'un des sens est que la pratique en elle-même n'est pas une fin, et que l'état mental ou attitude de l'esprit atteint par la pratique doit être déployé en permanence, à chaque instant vécu. Travis et Shear (2010) proposent une troisième catégorie de techniques de méditations appelée *Automatic Self-Transcending* qui regroupe les techniques visant à transcender leur propre activité. Comme les techniques de pleine conscience, ces techniques sont caractérisées par l'absence de point de concentration et de contrôle individuel ou d'effort. Travis spécifie bien que les différentes catégories de techniques de méditation ne s'excluent pas mutuellement et peuvent s'articuler dans une progression au cours de la pratique. Cependant, les distinctions entre différents types de pratiques ne sont pas toujours claires, ni opérationnalisées, et peuvent être très subtiles.

Comme nous pouvons le constater, l'élaboration de taxonomies pour la méditation dans le cadre des neurosciences cognitives n'en est qu'à ses débuts et pose de nombreux problèmes comme le souligne Josipovic (2010). Jusqu'à très récemment les techniques de méditation ont rarement été distinguées dans les différentes études menées sur le sujet et les corrélats

neuraux propres à chaque catégorie de pratiques ne sont pas encore réellement définis. Cependant une étude récente de Josipovic et al (2012) en IRMf utilise un cadre théorique qui se rapproche de celui qui a été suggéré dans les paragraphes précédents. Les auteurs montrent que le cortex cérébral comprendrait deux réseaux anti-corrélés, désignés respectivement comme extrinsèque et intrinsèque, qui correspondraient à deux types d'expériences vécues : les expériences externes, en lien avec notre interaction avec l'environnement, et les expériences internes. L'étude comporte trois groupes expérimentaux définis par trois tâches : une simple fixation du regard sans méditation, une tâche de méditation de type focalisée (*Focused Attention*) et une tâche de méditation désignée non focalisée (*Non-Dual Awareness* que l'on peut traduire par conscience non-dualiste). Les résultats de cette étude montrent que l'anti-corrélation – indexée sur une mesure de connectivité fonctionnelle calculée par la corrélation entre les différentes aires cérébrales impliquées au sein de chaque système et entre chaque système – entre ces réseaux va varier avec le type de méditation pratiquée. Cela indiquerait que les liens fonctionnels entre aires cérébrales participant aux réseaux extrinsèque et intrinsèque ne sont pas immuables et peuvent être modulés volontairement.

L'articulation entre l'état de dérive attentionnelle et l'état de concentration et plus particulièrement la méditation commencent à être explicitement étudiée (Mrazek, Smallwood, et Schooler 2012; Hasenkamp et al. 2012; Hasenkamp et Barsalou 2012; Ott et al. 2010). Certains auteurs les mettent en opposition et suggèrent une convergence entre ces lignes de recherche (Mrazek, Smallwood, et Schooler 2012).

De plus en plus de données laissent entrevoir les effets à court et long terme de la méditation, que cela soit au niveau de la structure du cerveau (Hasenkamp et Barsalou 2012; Kang et al. 2012; Luders et al. 2012; Tang et al. 2012; Brewer et al. 2011; Tang et al. 2010; Jang et al. 2010; Vestergaard-Poulsen et al. 2009; Lazar et al. 2005), de son fonctionnement (Van Leeuwen, Singer, et Melloni 2012; Tang et al. 2009; Slagter et al. 2009; Slagter et al. 2007; Carter et al. 2005; Donald 2004; Lutz et al. 2004), des conséquences sur le comportement et la santé (Lutz et al. 2009; Shapiro et Walsh 2008).

Neurofeedback et méditation pourraient être combinés à travers un entraînement qui utiliserait les dernières techniques ICM et les corrélats EEG de différents types de méditation et des dérives attentionnelles. Hasenkamp et al. (2012) proposent un modèle intéressant basé sur un cycle cognitif à 4 intervalles : dérive attentionnelle, conscience ou prise de conscience de la dérive attentionnelle, redirection de l'attention, et attention soutenue. Ce modèle peut servir de base à la conception d'une ICM qui vise à aider le sujet dans sa pratique méditative.

En revanche, on peut imaginer d'aller plus loin que l'entraînement à la concentration pure. L'état de méditation visé peut être un état « d'attention juste », c'est-à-dire que l'esprit doit être dans un équilibre attentionnel, ni trop concentré, ni trop peu. Une métaphore peut être utilisée pour décrire ce principe : « Pour sonner juste, la tension de la corde de l'instrument doit être juste...trop lâche elle ne sonne pas, trop tendue, elle casse. »²⁸ L'attention peut être assimilée à la tension de la corde. A noter que l'*attention* retrouve ici son sens étymologique de tension de l'esprit vers un objet... ou l'absence d'objet... Cette analogie pourrait être utile pour guider de nouvelles investigations sur la manière d'exploiter et de concevoir la dynamique des réseaux cérébraux impliqués.

Dans le cadre de l'utilisation des ICM, la méditation et le contrôle des dérives attentionnelles peut également représenter un entraînement intéressant. En effet, l'utilisation des ICM nécessite en générale une mobilisation importante de l'attention. Dans le cas de tâches ICM de visualisation mentale, certains types de méditation pourraient également être particulièrement adaptés pour améliorer les performances du sujet et donc du système. De plus, la méditation pourrait réduire le « bruit neuronal » généré par toute pensée qui n'est pas en lien avec la tâche mentale utilisée par l'ICM et qui vient perturber soit l'enregistrement soit la détection de cette tâche (Davidson et Lutz 2008). Quelques études ont déjà commencé l'exploration de liens entre méditation et ICM avec des résultats encourageants qui poussent à de plus amples investigations (Eskandari et Erfanian 2008; Mahmoudi et Erfanian 2006).

Cependant dans le cas de l'utilisation du neurofeedback comme aide à la méditation ou comme technique d'apprentissage de la méditation, on peut se demander si l'on ne va pas se heurter au mur du *Hard Problem* de la conscience et plus particulièrement de la correspondance entre conscience phénoménologique (autrement dit l'expérience vécue) et son identification à l'ensemble des processus cérébraux physiques sous-jacents.

Les perroquets sont connus pour leurs capacités à apprendre à parler. Est-ce que le perroquet qui a appris à parler comprend parfaitement ce qu'il dit? Si on rapproche les

²⁸ Dans la pratique de la méditation, nous devons équilibrer nos efforts, de sorte que nous ne soyons ni trop tendus ni trop relâchés. Le Bouddha avait un disciple qui était un grand joueur de vina, un instrument à cordes proche du sitar. Ce disciple avait beaucoup de mal à méditer et en fit part au Bouddha : « Parfois, je fais des efforts démesurés pour être concentré et je suis alors beaucoup trop tendu. D'autres fois, j'essaie de me détendre, mais alors je me relâche trop et sombre dans la torpeur. Comment faire ? » En guise de réponse, le Bouddha lui posa une question : « Lorsque tu accordes ton instrument, quelle tension donnes-tu à tes cordes pour qu'elles émettent le meilleur son ? - Elles doivent être ni trop tendues, ni trop relâchées » répondit le musicien. Le Bouddha conclut : « Il en va de même pour la méditation : pour qu'elle progresse harmonieusement, il faut trouver un juste équilibre entre effort et relâchement. » *Extrait de « L'art de la méditation » de Matthieu Ricard (2008).*

vibrations sonores qui se rapportent aux mots, aux ondes cérébrales, la personne qui apprend à méditer et à contrôler ses dérives attentionnelles à l'aide du neurofeedback, en cherchant à reproduire des patterns d'activation cérébrales spécifiques à un état de méditation en particulier et à s'éloigner des patterns liés à la dérive attentionnelle, n'est-elle pas un perroquet? Si elle parvient à reproduire exactement les schémas d'activation, atteint-elle phénoménologiquement du même coup l'état désiré de méditation profonde ? Son expérience vécue sera-t-elle celle d'un moine qui a passé des heures, voire toute sa vie à pratiquer ? Aura-t-elle une compréhension des processus méditatifs mis en jeu, de leur signification et de leurs implications? Si l'on poursuit un peu plus loin cette métaphore, il est intéressant de constater que des études ont montré que certains perroquets sont capables d'avoir des conversations structurées, d'appeler leur maître par son prénom, d'utiliser jusqu'à 800 mots de vocabulaire, et peuvent comprendre le sens des mots. Alex, le fameux perroquet gris du Gabon en est un exemple. Il n'avait que 150 mots de vocabulaire à son actif, mais comprenait le sens de 1000 et pouvait utiliser son vocabulaire de manière constructive (Pepperberg 2007; Pepperberg 2006). Peut-être pouvait-il apprécier la poésie ?

*En haut du sommet
Je suis enfin arrivé !
Mais arrivé où ?²⁹*

²⁹ Inspiré du livre de Maître Shunryu SUZUKI « Libre de soi, libre de tout ». Edition du seuil.

Bibliographie

- Adeli, H., Z. Zhou, et N. Dadmehr. 2003. « Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform ». *Journal of Neuroscience Methods* 123 (1) (février 15): 69–87. doi:10.1016/S0165-0270(02)00340-0.
- Adrian, E. D, et B. H.C Matthews. 1934. « The Berger rhythm: potential changes from the occipital lobes in man ». *Brain* 57 (4): 355.
- Akaike, H. 1974. « A new look at the statistical model identification ». *Automatic Control, IEEE Transactions on* 19 (6): 716–723.
- Alhambra, M. A., T. P. Fowler, et A. A. Alhambra. 1995. « EEG biofeedback: A new treatment option for ADD/ADHD ». *Journal of Neurotherapy* 1 (2): 39–43.
- Allison, Brendan Z, Elizabeth Winter Wolpaw, et Jonathan R Wolpaw. 2007. « Braincomputer interface systems: progress and prospects ». *Expert Review of Medical Devices* 4 (juillet): 463–474. doi:10.1586/17434440.4.4.463.
- Allison, Brendan Z., Dennis J. McFarland, Gerwin Schalk, Shi Dong Zheng, Melody Moore Jackson, et Jonathan R. Wolpaw. 2008. « Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials ». *Clinical Neurophysiology* 119 (2) (février): 399–408. doi:10.1016/j.clinph.2007.09.121.
- Amari, S., A. Cichocki, H. H. Yang, et others. 1996. « A new learning algorithm for blind signal separation ». *Advances in neural information processing systems*: 757–763.
- Andreopoulos, Bill, Aijun An, Xiaogang Wang, et Michael Schroeder. 2009. « A Roadmap of Clustering Algorithms: Finding a Match for a Biomedical Application ». *Briefings in Bioinformatics* 10 (3) (janvier 5): 297–314. doi:10.1093/bib/bbn058.
- Angelakis, E., S. Stathopoulou, J. Frymiare, D. Green, J. Lubar, et J. Kounios. 2007. « EEG neurofeedback: a brief overview and an example of peak alpha frequency training for cognitive enhancement in the elderly ». *The Clinical Neuropsychologist (Neuropsychology, Development and Cognition: Sec 21)* 1(1): 110–129.
- Antrobus, John S. 2011. « Information Theory and Stimulus-Independent Thought ». *British Journal of Psychology* 99 (4) (avril 13): 423–430. doi:10.1111/j.2044-8295.1968.tb01157.x.
- Aron, Adam R, Tim E Behrens, Steve Smith, Michael J Frank, et Russell A Poldrack. 2007. « Triangulating a Cognitive Control Network Using Diffusion-Weighted Magnetic Resonance Imaging (MRI) and Functional MRI ». *The Journal of Neuroscience* 27 (14) (avril 4): 3743–3752. doi:10.1523/JNEUROSCI.0519-07.2007.
- Aron, Adam R., et Russell A. Poldrack. 2006. « Cortical and Subcortical Contributions to Stop Signal Response Inhibition: Role of the Subthalamic Nucleus ». *J. Neurosci.* 26 (9) (mars 1): 2424–2433. doi:10.1523/JNEUROSCI.4682-05.2006.
- Asaduzzaman, K., M. B. I. Reaz, F. Mohd-Yasin, K. S. Sim, et M. S. Hussain. 2010. « A Study on Discrete Wavelet-Based Noise Removal from EEG Signals ». *Advances in Computational Biology*: 593–599.
- Baars, B. J. 2010. « Spontaneous repetitive thoughts can be adaptive: Postscript on “mind wandering” ». *Psychological bulletin* 136 (2): 208.
- Babiloni, Claudio, Fabio Babiloni, Filippo Carducci, Febo Cincotti, Guido Ciozza, Claudio Del Percio, Davide V. Moretti, et Paolo Maria Rossini. 2002. « Human Cortical Electroencephalography (EEG) Rhythms during the Observation of Simple Aimless Movements: A High-Resolution EEG Study ». *NeuroImage* 17 (2) (octobre): 559–572. doi:10.1006/nimg.2002.1192.
- Baehr, E., J. Peter Rosenfeld, et R. Baehr. 1997. « The Clinical Use of An Alpha Asymmetry Protocol in the Neurofeedback Treatment of Depression ». *Journal of Neurotherapy* 2 (3): 10–23.
- Baird, Benjamin, Jonathan Smallwood, et Jonathan W. Schooler. 2011. « Back to the future: Autobiographical planning and the functionality of mind-wandering ». *Consciousness and*

- Cognition*. doi:10.1016/j.concog.2011.08.007.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053810011001978>.
- Barinaga, Marcia. 2003. « Studying the Well-Trained Mind ». *Science* 302 (5642) (mars 10): 44-46. doi:10.1126/science.302.5642.44.
- Barkley, R. A. 1997. « Behavioral inhibition, sustained attention, and executive functions: constructing a unifying theory of ADHD. » *Psychological bulletin* 121 (1): 65.
- Başar, E., et G. Dumermuth. 1982. « EEG-Brain dynamics: Relation between EEG and brain evoked potentials ». *Computer Programs in Biomedicine* 14 (2) (avril): 227-228. doi:10.1016/0010-468X(82)90027-7.
- Bashashati, Ali, Mehrdad Fatourechi, Rabab K Ward, et Gary E Birch. 2007. « A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals ». *Journal of Neural Engineering* 4 (2) (juin): R32-57. doi:10.1088/1741-2560/4/2/R03.
- Bassett, Danielle S., Andreas Meyer-Lindenberg, Sophie Achard, Thomas Duke, et Edward Bullmore. 2006. « Adaptive reconfiguration of fractal small-world human brain functional networks ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 103 (51) (décembre 19): 19518 -19523. doi:10.1073/pnas.0606005103.
- Baumeister, R. F., et E. J. Masicampo. 2010. « Conscious thought is for facilitating social and cultural interactions: How mental simulations serve the animal–culture interface. » *Psychological Review* 117 (3): 945.
- Bayliss, J. D, S. A Inverso, et A. Tentler. 2004. « Changing the P300 brain computer interface ». *CyberPsychology & Behavior* 7 (6): 694–704.
- Bell, A.J., et T.J. Sejnowski. 1995. « An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution ». *Neural computation* 7 (6): 1129–1159.
- Benjamini, Y., et Y. Hochberg. 1995. « Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing ». *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 57 (1): 289–300.
- Berger, H. 1929. « Über das elektrenkephalogramm des menschen ». *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience* 87 (1): 527–570.
- Bertrand, O., J. Bohorquez, et J. Pernier. 1994. « Time-frequency digital filtering based on an invertible wavelet transform: an application to evoked potentials ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 41 (1): 77-88. doi:10.1109/10.277274.
- Birbaumer, N., et L. G Cohen. 2007. « Brain–computer interfaces: communication and restoration of movement in paralysis ». *The Journal of physiology* 579 (3): 621–636.
- Birbaumer, Niels, Ander Ramos Murguialday, Cornelia Weber, et Pedro Montoya. 2009. « Neurofeedback and brain-computer interface clinical applications ». *International Review of Neurobiology* 86: 107-117. doi:10.1016/S0074-7742(09)86008-X.
- Blankertz, B., R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, et K. R Muller. 2008. « Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis ». *Signal Processing Magazine, IEEE* 25 (1): 41–56.
- Blankertz, Benjamin, Claudia Sannelli, Sebastian Halder, Eva M. Hammer, Andrea Kübler, Klaus-Robert Müller, Gabriel Curio, et Thorsten Dickhaus. 2010. « Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance ». *NeuroImage* In Press, Corrected Proof (mai 1). doi:10.1016/j.neuroimage.2010.03.022.
<http://www.sciencedirect.com/gate1.inist.fr/science/article/B6WNP-4YMK1KN-2/2/9aa1eeecb81858827221b9644e99148c>.
- Boucher, L., T. J Palmeri, G. D Logan, et J. D Schall. 2007. « Inhibitory control in mind and brain: an interactive race model of countermanding saccades. » *Psychological review* 114 (2): 376.
- Boudet, S., L. Peyrodie, G. Forzy, A. Pinti, H. Toumi, et P. Gallois. 2012. « Improvements of Adaptive Filtering by Optimal Projection to filter different artifact types on long duration EEG recordings ». *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 108 (1) (octobre): 234-249. doi:10.1016/j.cmpb.2012.04.005.

- Boudet, S., L. Peyrodie, P. Gallois, et C. Vasseur. 2007. « Filtering by optimal projection and application to automatic artifact removal from EEG ». *Signal Processing* 87 (8): 1978–1992.
- . 2008. « A robust method to filter various types of artifacts on long duration EEG recordings ». In *Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2008. ICBBE 2008. The 2nd International Conference on*, 2357–2360.
- Bourke, P. 2005. « Using a spherical mirror for projection into immersive environments ». In *Proceedings of the 3rd international conference on Computer graphics and interactive techniques in Australasia and South East Asia*, 281–284. Dunedin, New Zealand.
- . 2007. « Digital Fulldome, Techniques and Technologies ». *Course prepared for Graphite (ACM Siggraph)*.
- Bourke, P., et D. Felinto. 2010. « Blender and Immersive Gaming in a Hemispherical Dome ». In *Proceedings of the Computer Games & Allied Technology 10*. Vol. 1. Singapore.
- Bozdogan, H., et S.L. Sclove. 1984. « Multi-sample cluster analysis using Akaike's information criterion ». *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 36 (1): 163–180.
- Braboszcz, Claire, et Arnaud Delorme. 2010. « Lost in thoughts: Neural markers of low alertness during mind wandering ». *NeuroImage* (octobre 12). doi:10.1016/j.neuroimage.2010.10.008. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/gate1.inist.fr/pubmed/20946963>.
- Brefczynski-Lewis, J A, A Lutz, H S Schaefer, D B Levinson, et R J Davidson. 2007. « Neural correlates of attentional expertise in long-term meditation practitioners ». *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 104 (27) (juillet 3): 11483–8. doi:PMC1903340.
- Brewer, Judson A., Patrick D. Worhunsky, Jeremy R. Gray, Yi-Yuan Tang, Jochen Weber, et Hedy Kober. 2011. « Meditation Experience Is Associated with Differences in Default Mode Network Activity and Connectivity ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 108 (50) (décembre 13): 20254–20259. doi:10.1073/pnas.1112029108.
- Brillant, Alexandre. 2010. *XML : Cours et exercices*. 2e édition. Eyrolles.
- Britten, K. H., et R. J. A. van Wezel. 1998. « Electrical microstimulation of cortical area MST biases heading perception in monkeys ». *Nature neuroscience* 1 (1): 59–63.
- Brunner, Clemens, Muhammad Naeem, Robert Leeb, Bernhard Graimann, et Gert Pfurtscheller. 2007. « Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis ». *Pattern Recognition Letters* 28 (8) (juin 1): 957–964. doi:10.1016/j.patrec.2007.01.002.
- Bruns, Andreas. 2004. « Fourier-, Hilbert- and wavelet-based signal analysis: are they really different approaches? ». *Journal of Neuroscience Methods* 137 (2) (août 30): 321–332. doi:10.1016/j.jneumeth.2004.03.002.
- Buch, Ethan, Cornelia Weber, Leonardo G. Cohen, Christoph Braun, Michael A. Dimyan, Tyler Ard, Jurgen Mellinger, et al. 2008. « Think to Move: A Neuromagnetic Brain-Computer Interface (BCI) System for Chronic Stroke ». *Stroke* 39 (3) (janvier 3): 910–917. doi:10.1161/STROKEAHA.107.505313.
- Cannon, Rex, Marco Congedo, Joel Lubar, et Teresa Hutchens. 2009. « Differentiating a network of executive attention: LORETA neurofeedback in anterior cingulate and dorsolateral prefrontal cortices ». *The International Journal of Neuroscience* 119 (3): 404–441. doi:10.1080/00207450802480325.
- Cannon, Rex, Joel Lubar, Marco Congedo, Keri Thornton, Kerry Towler, et Teresa Hutchens. 2007. « The effects of neurofeedback training in the cognitive division of the anterior cingulate gyrus ». *The International Journal of Neuroscience* 117 (3) (mars): 337–357. doi:10.1080/00207450500514003.
- Cardoso, J. F., et A. Souloumiac. 1993. « Blind beamforming for non-Gaussian signals ». In *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, 140:362–370.
- Caria, A., R. Sitaram, et N. Birbaumer. 2011. « Real-Time fMRI: A Tool for Local Brain Regulation ». *The Neuroscientist* (juin).

- Caria, Andrea, Ranganatha Sitaram, Ralf Veit, Chiara Begliomini, et Niels Birbaumer. 2010. « Volitional Control of Anterior Insula Activity Modulates the Response to Aversive Stimuli. A Real-Time Functional Magnetic Resonance Imaging Study ». *Biological Psychiatry* 68 (5) (septembre 1): 425-432. doi:10.1016/j.biopsych.2010.04.020.
- Caria, Andrea, Ralf Veit, Ranganatha Sitaram, Martin Lotze, Nikolaus Weiskopf, Wolfgang Grodd, et Niels Birbaumer. 2007. « Regulation of anterior insular cortex activity using real-time fMRI ». *NeuroImage* 35 (3) (avril 15): 1238-1246. doi:10.1016/j.neuroimage.2007.01.018.
- Carpenter, P. A, C. J Davia, et R. L.P Vimal. 2009. « Catalysis, Perception, And Consciousness ». *New Mathematics and Natural Computation (NMNC)* 5 (01): 287-306.
- Carter, OL, DE Presti, C Callistemon, Y Ungerer, GB Liu, et JD Pettigrew. 2005. « Meditation alters perceptual rivalry in Tibetan Buddhist monks ». *Current Biology* 15 (11) (juin 7): R413, R412.
- Celebrini, S., et W. T. Newsome. 1995. « Microstimulation of extrastriate area MST influences performance on a direction discrimination task ». *Journal of Neurophysiology* 73 (2): 437-448.
- Chiew, Mark, Stephen M. LaConte, et Simon J. Graham. 2012. « Investigation of fMRI neurofeedback of differential primary motor cortex activity using kinesthetic motor imagery ». *NeuroImage* 61 (1) (mai 15): 21-31. doi:10.1016/j.neuroimage.2012.02.053.
- Christoff, K., A. M Gordon, J. Smallwood, R. Smith, et J. W Schooler. 2009. « Experience sampling during fMRI reveals default network and executive system contributions to mind wandering ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 106 (21): 8719.
- Christoff, Kalina. 2011. « Undirected thought: Neural determinants and correlates ». *Brain Research*. doi:10.1016/j.brainres.2011.09.060.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0006899311018075>.
- Cichocki, A., et S. Amari. 2002. *Adaptive blind signal and image processing: learning algorithms and applications*. Vol. 1. Wiley.
- Clarke, Julie. 2009. « Spectacle of the Mind ». *Global Mind Project*.
<http://www.globalmindproject.com/events/essay/>.
- Clochon, Patrice, Jean-Marc Fontbonne, Nathalie Lebrun, et Pierre Etévenon. 1996. « A new method for quantifying EEG event-related desynchronization: amplitude envelope analysis ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 98 (2) (février): 126-129. doi:10.1016/0013-4694(95)00192-1.
- Cochin, S, C Barthelemy, S Roux, et J Martineau. 1999. « Observation and execution of movement: similarities demonstrated by quantified electroencephalography ». *The European Journal of Neuroscience* 11 (5) (mai): 1839-1842.
- Colonius, H. 1990. « A note on the stop-signal paradigm, or how to observe the unobservable. » *Psychological Review* 97 (2): 309.
- Comon, P. 1994. « Independent component analysis, a new concept? » *Signal processing* 36 (3): 287-314.
- Comon, Pierre, et Christian Jutten. 2009. *Handbook of Blind Source Separation: Independent Component Analysis and Blind Deconvolution*. 1^{re} éd. Academic Press Inc.
- Congedo, M., J. F. Lubar, et D. Joffe. 2004. « Low-resolution electromagnetic tomography neurofeedback ». *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on* 12 (4): 387-397.
- Cooper, Ray, A.L Winter, H.J Crow, et W.Grey Walter. 1965. « Comparison of subcortical, cortical and scalp activity using chronically indwelling electrodes in man ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 18 (3) (février): 217-228. doi:10.1016/0013-4694(65)90088-X.
- Coyle, S. M., T. E. Ward, et C. M. Markham. 2007. « Brain-computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system ». *Journal of neural engineering* 4: 219.
- Coyle, S., T. Ward, C. Markham, et G. McDarby. 2004. « On the suitability of near-infrared (NIR) systems for next-generation brain-computer interfaces ». *Physiological Measurement* 25: 815.

- Croft, R. J., J. S. Chandler, R. J. Barry, N. R. Cooper, et A. R. Clarke. 2005. « EOG correction: A comparison of four methods ». *Psychophysiology* 42 (1): 16–24.
- Cruz-Neira, C., J. Leigh, M. Papka, C. Barnes, S. M. Cohen, S. Das, R. Engelmann, et al. 1993. « Scientists in wonderland: A report on visualization applications in the CAVE virtual reality environment ». In *Virtual Reality, 1993. Proceedings., IEEE 1993 Symposium on Research Frontiers in*, 59–66.
- Davidson, Richard J., et Antoine Lutz. 2008. « Buddha's Brain: Neuroplasticity and Meditation ». *IEEE signal processing magazine* 25 (1) (janvier 1): 176–174.
- DeAngelis, G. C., B. G. Cumming, W. T. Newsome, et others. 1998. « Cortical area MT and the perception of stereoscopic depth ». *Nature* 394 (6694): 677–679.
- deCharms, R. Christopher, K. Christoff, G. H. Glover, J. M. Pauly, S. Whitfield, et J. D.E. Gabrieli. 2004. « Learned regulation of spatially localized brain activation using real-time fMRI ». *NeuroImage* 21 (1): 436–443.
- deCharms, R. Christopher, Fumiko Maeda, Gary H. Glover, David Ludlow, John M. Pauly, Deepak Soneji, John D. E. Gabrieli, et Sean C. Mackey. 2005. « Control Over Brain Activation and Pain Learned by Using Real-Time Functional MRI ». *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 102 (51) (décembre 20): 18626–18631. doi:10.1073/pnas.0505210102.
- Delorme, A., et S. Makeig. 2004. « EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis ». *Journal of Neuroscience Methods* 134 (1) (mars 15): 9–21. doi:10.1016/j.jneumeth.2003.10.009.
- Delorme, A., S. Makeig, M. Fabre-Thorpe, et T. J. Sejnowski. 2002. « From single-trial EEG to brain area dynamics ». *Neurocomputing* 44–46 (juin): 1057–1064. doi:10.1016/S0925-2312(02)00415-0.
- Delorme, A., J. Palmer, J. Onton, R. Baehr, et S. Makeig. 2012. « Independent EEG Sources Are Dipolar ». *PLoS ONE* 7 (2) (février 15): e30135. doi:10.1371/journal.pone.0030135.
- Delorme, A., G. A. Rousselet, M. J.-M. Macé, et M. Fabre-Thorpe. 2004. « Interaction of top-down and bottom-up processing in the fast visual analysis of natural scenes ». *Cognitive Brain Research* 19 (2) (avril): 103–113. doi:10.1016/j.cogbrainres.2003.11.010.
- Delorme, A., M. Westerfield, et S. Makeig. 2007. « Medial Prefrontal Theta Bursts Precede Rapid Motor Responses during Visual Selective Attention ». *J. Neurosci.* 27 (44) (octobre 31): 11949–11959. doi:10.1523/JNEUROSCI.3477-07.2007.
- Delorme, Arnaud, et Scott Makeig. 2003. « EEG changes accompanying learned regulation of 12-Hz EEG activity ». *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 11 (2) (juin): 133–137. doi:10.1109/TNSRE.2003.814428.
- Deuschl, G., et A. Eisen. 1999. « Recommendations for the practice of clinical neurophysiology(guidelines of the international federation of clinical neurophysiology) ». *Electroencephalography and clinical neurophysiology. Supplement*.
- Digitalis Education Solutions, Inc. 2011a. « Digitarium Delta Digital Planetarium System ». *Digitalis Education Solutions, Inc.* http://www.digitaliseducation.com/products-digitarium_delta.html.
- . 2011b. « Digitalis Portable Planetarium Domes ». <http://www.digitaliseducation.com/domes.html>.
- Ditterich, J., M. E. Mazurek, M. N. Shadlen, et others. 2003. « Microstimulation of visual cortex affects the speed of perceptual decisions ». *Nature Neuroscience* 6 (8): 891–898.
- Donald, McCown. 2004. « Cognitive and perceptual benefits of meditation ». *Seminars in Integrative Medicine* 2 (4) (décembre): 148–151. doi:10.1016/j.sigm.2004.12.001.
- Doucet, Gaëlle, Mikaël Naveau, Laurent Petit, Laure Zago, Fabrice Crivello, Gaël Jobard, Nicolas Delcroix, et al. 2012. « Patterns of hemodynamic low-frequency oscillations in the brain are modulated by the nature of free thought during rest ». *NeuroImage* 59 (4) (février 15): 3194–3200. doi:10.1016/j.neuroimage.2011.11.059.

- Egner, T., et J. H. Gruzelier. 2001. « Learned self-regulation of EEG frequency components affects attention and event-related brain potentials in humans ». *Neuroreport* 12 (18) (décembre 21): 4155-4159.
- Egner, T., et J. H. Gruzelier. 2003. « Ecological validity of neurofeedback: modulation of slow wave EEG enhances musical performance ». *Neuroreport* 14 (9): 1221.
- . 2004. « The temporal dynamics of electroencephalographic responses to alpha/theta neurofeedback training in healthy subjects ». *Journal of Neurotherapy* 8 (1): 43-57.
- Emotiv Inc. 2010a. « Emotiv EPOC Software Development Kit ». *Emotiv - Brain Computer Interface Technology*. <http://www.emotiv.com/store/sdk/eeg-bci/research-edition-sdk/>.
- . 2010b. « Emotiv Application Store ». *Emotiv - Brain Computer Interface Technology*. <http://www.emotiv.com/store/apps/applications/117/5517>.
- Engstrom, David R., Perry London, et Joseph T. Hart. 1970. « Hypnotic Susceptibility Increased by EEG Alpha Training ». , *Published Online: 19 September 1970; | Doi:10.1038/2271261a0* 227 (5264) (septembre 19): 1261-1262. doi:10.1038/2271261a0.
- Eskandari, Parvaneh, et Abbas Erfanian. 2008. « Improving the performance of brain-computer interface through meditation practicing ». *Conference proceedings: ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference 2008*: 662-665. doi:10.1109/IEMBS.2008.4649239.
- Evans, James R., et Andrew Abarbanel. 1999. *Introduction to Quantitative EEG and Neurofeedback*. 1st éd. Academic Press.
- Fabiani, G. E, D. J. McFarland, J. R. Wolpaw, et G. Pfurtscheller. 2004. « Conversion of EEG activity into cursor movement by a brain-computer interface (BCI) ». *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 12 (3) (septembre): 331-338. doi:10.1109/TNSRE.2004.834627.
- Fawcett, Tom. 2006. « An introduction to ROC analysis ». *Pattern Recognition Letters* 27 (8) (juin): 861-874. doi:10.1016/j.patrec.2005.10.010.
- Ferenets, R., Tarmo Lipping, A. Anier, V. Jantti, S. Melto, et S. Hovilehto. 2006. « Comparison of entropy and complexity measures for the assessment of depth of sedation ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 53 (6): 1067-1077. doi:10.1109/TBME.2006.873543.
- Finley, William W., Hoyt A. Smith, et Murray D. Etherton. 1975. « Reduction of seizures and normalization of the EEG in a severe epileptic following sensorimotor biofeedback training: Preliminary study ». *Biological Psychology* 2 (3): 189-203. doi:10.1016/0301-0511(75)90019-8.
- Freeman, Eric, Elisabeth Freeman, Kathy Sierra, et Bert Bates. 2005. *Design patterns*. O'Reilly Editions.
- Freeman, Walter J., Linda J. Rogers, Mark D. Holmes, et Daniel L. Silbergeld. 2000. « Spatial spectral analysis of human electrocorticograms including the alpha and gamma bands ». *Journal of Neuroscience Methods* 95 (2) (février 15): 111-121. doi:10.1016/S0165-0270(99)00160-0.
- Fritsch, G. T., et E. Hitzig. 1870. *Ueber die elektrische Erregbarkeit des Grosshirns*. Veit.
- Fuchs, Thomas, Niels Birbaumer, Werner Lutzenberger, John H. Gruzelier, et Jochen Kaiser. 2003. « Neurofeedback Treatment for Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder in Children: A Comparison with Methylphenidate ». *Applied Psychophysiology and Biofeedback* 28 (1) (mars 1): 1-12. doi:10.1023/A:1022353731579.
- Fuentemilla, Ll., J. Marco-Pallarés, et C. Grau. 2006. « Modulation of spectral power and of phase resetting of EEG contributes differentially to the generation of auditory event-related potentials ». *NeuroImage* 30 (3) (avril 15): 909-916. doi:10.1016/j.neuroimage.2005.10.036.
- Fukunaga, Keinosuke. 1990. *Introduction to statistical pattern recognition*. Academic Pr. http://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=BIJZTGjTxBgC&oi=fnd&pg=PP2&dq=Introduction+to+statistical+pattern+recognition&ots=X5HkoTmsjW&sig=SXVY4-4a_Dj2iC_Vz0Lbpooo0Vc.

- Garau, M., H. R. Widenfeld, A. Antley, D. Friedman, A. Brogni, et M. Slater. 2004. « Temporal and spatial variations in presence: A qualitative analysis ». In *Proceedings of International Workshop on Presence*, 232–239.
- Gastaut, H. J., et J. Bert. 1954. « EEG changes during cinematographic presentation ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 6: 433–444.
- Georgopoulos, A. P., F. J. P. Langheim, A. C. Leuthold, et A. N. Merkle. 2005. « Magnetoencephalographic signals predict movement trajectory in space ». *Experimental brain research* 167 (1): 132–135.
- Gevensleben, Holger, Birgit Holl, Björn Albrecht, Dieter Schlamp, Oliver Kratz, Petra Studer, Susanne Wangler, Aribert Rothenberger, Gunther H. Moll, et Hartmut Heinrich. 2009. « Distinct EEG effects related to neurofeedback training in children with ADHD: A randomized controlled trial ». *International Journal of Psychophysiology* 74 (2) (novembre): 149–157. doi:10.1016/j.ijpsycho.2009.08.005.
- Giambra, Leonard M. 1995. « A Laboratory Method for Investigating Influences on Switching Attention to Task-Unrelated Imagery and Thought ». *Consciousness and Cognition* 4 (1) (mars): 1–21. doi:10.1006/ccog.1995.1001.
- Goebel, Rainer. 2012. « BrainVoyager — Past, present, future ». *NeuroImage* (0) (janvier). doi:10.1016/j.neuroimage.2012.01.083. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811912001000>.
- Goebel, Rainer, Anna Zilverstand, et Bettina Sorger. 2010. « Real-time fMRI-based brain–computer interfacing for neurofeedback therapy and compensation of lost motor functions ». *Imaging in Medicine* 2 (4) (août): 407–415. doi:10.2217/iim.10.35.
- Gouy-Pailler, C., M. Congedo, C. Brunner, C. Jutten, et G. Pfurtscheller. 2008. « Multi-Class Independent Common Spatial Patterns: Exploiting Energy Variations of Brain Sources ». In Graz (Autriche).
- Gouy-Pailler, Cédric, Marco Congedo, Clemens Brunner, Christian Jutten, et Gert Pfurtscheller. 2010. « Non-Stationary Brain Source Separation for Multi-Class Motor Imagery ». hal:<http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00460494/en/>.
- Grandchamp, Romain. 2011. « Downloads ». *Romain Grandchamp's Homepage*. <https://sites.google.com/site/romaingrandchamp/cerveaurium/downloads>.
- Gratton, Gabriele. 1998. « Dealing with artifacts: The EOG contamination of the event-related brain potential ». *Behavior Research Methods* 30 (1): 44–53. doi:10.3758/BF03209415.
- Grech, R., T. Cassar, J. Muscat, K. Camilleri, S. Fabri, M. Zervakis, P. Xanthopoulos, V. Sakkalis, et B. Vanrumste. 2008. « Review on solving the inverse problem in EEG source analysis ». *Journal of neuroengineering and rehabilitation* 5 (1): 25.
- Green, D. M., et J. A. Swets. 1974. *Signal Detection Theory and Psychophysics*. Oxford, England: Robert E. Krieger.
- Grosse-Wentrup, Moritz, et Martin Buss. 2008. « Multiclass common spatial patterns and information theoretic feature extraction ». *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering* 55 (8) (août): 1991–2000. doi:10.1109/TBME.2008.921154.
- Gruzelier, John, et Tobias Egner. 2005. « Critical validation studies of neurofeedback ». *Child and Adolescent Psychiatric Clinics of North America* 14 (1) (janvier): 83–104, vi. doi:10.1016/j.chc.2004.07.002.
- Gruzelier, John, Tobias Egner, et David Vernon. 2006. « Validating the efficacy of neurofeedback for optimising performance ». In *Event-Related Dynamics of Brain Oscillations*, Volume 159:421–431. Elsevier. <http://www.sciencedirect.com.gate1.inist.fr/science/article/B7CV6-4M6SMB6-11/2/598f154b780c31665d1fc091030af32b>.
- Gruzelier, John, Atsuko Inoue, Roger Smart, Anthony Steed, et Tony Steffert. 2010. « Acting performance and flow state enhanced with sensory-motor rhythm neurofeedback comparing ecologically valid immersive VR and training screen scenarios ». *Neuroscience Letters* 480 (2) (août 16): 112–116. doi:10.1016/j.neulet.2010.06.019.

- Gu, Ying. 2009. « Off line identification of imagined speed of wrist movements in paralyzed ALS patients from single-trial EEG ». *Frontiers in Neuroscience*. doi:10.3389/neuro.20.003.2009. http://www.frontiersin.org/Journal/Abstract.aspx?s=763&name=neuroprosthetics&ART_DOI=10.3389/neuro.20.003.2009.
- Gusnard, D. A., M. E. Raichle, M. E. Raichle, et others. 2001. « Searching for a baseline: functional imaging and the resting human brain ». *Nature Reviews Neuroscience* 2 (10): 685–694.
- Halder, Sebastian, Michael Bensch, Jürgen Mellinger, Martin Bogdan, Andrea Kübler, Niels Birbaumer, et Wolfgang Rosenstiel. 2007. « Online Artifact Removal for Brain-Computer Interfaces Using Support Vector Machines and Blind Source Separation ». *Computational Intelligence and Neuroscience* 2007: 82069. doi:10.1155/2007/82069.
- Haller, Sven, Niels Birbaumer, et Ralf Veit. 2010. « Real-time fMRI feedback training may improve chronic tinnitus ». *European Radiology* 20 (3) (mars 1): 696–703. doi:10.1007/s00330-009-1595-z.
- Hämäläinen, M., R. Hari, R. J. Ilmoniemi, J. Knuutila, et O. V. Lounasmaa. 1993. « Magnetoencephalography—theory, instrumentation, and applications to noninvasive studies of the working human brain ». *Reviews of modern Physics* 65 (2): 413.
- Hamilton, J.P., G.H. Glover, J.J. Hsu, R.F. Johnson, et I.H. Gotlib. 2010. « Modulation of subgenual anterior cingulate cortex activity with real-time neurofeedback ». *Human brain mapping*.
- Hanks, T. D., J. Ditterich, et M. N. Shadlen. 2006. « Microstimulation of macaque area LIP affects decision-making in a motion discrimination task ». *Nature neuroscience* 9 (5): 682–689.
- Hasenkamp, Wendy, et Lawrence W. Barsalou. 2012. « Effects of meditation experience on functional connectivity of distributed brain networks ». *Frontiers in Human Neuroscience* 6: 38. doi:10.3389/fnhum.2012.00038.
- Hasenkamp, Wendy, Christine D. Wilson-Mendenhall, Erica Duncan, et Lawrence W. Barsalou. 2012. « Mind wandering and attention during focused meditation: A fine-grained temporal analysis of fluctuating cognitive states ». *NeuroImage* 59 (1) (janvier 2): 750–760. doi:10.1016/j.neuroimage.2011.07.008.
- Heinrich, H., H. Gevensleben, et U. Strehl. 2007. « Annotation: Neurofeedback—train your brain to train behaviour ». *Journal of Child Psychology and Psychiatry* 48 (1): 3–16.
- Herrmann, C. S., A. Mecklinger, et E. Pfeifer. 1999. « Gamma responses and ERPs in a visual classification task ». *Clin Neurophysiol* 110 (4): 636–642.
- Hinds, Oliver, Satrajit Ghosh, Todd W. Thompson, Julie J. Yoo, Susan Whitfield-Gabrieli, Christina Triantafyllou, et John D.E. Gabrieli. 2011. « Computing moment-to-moment BOLD activation for real-time neurofeedback ». *NeuroImage* 54 (1) (janvier 1): 361–368. doi:10.1016/j.neuroimage.2010.07.060.
- Hjorth, Bo. 1975. « An on-line transformation of EEG scalp potentials into orthogonal source derivations ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 39 (5) (novembre): 526–530. doi:10.1016/0013-4694(75)90056-5.
- Hung, Chih-I, Po-Lei Lee, Yu-Te Wu, Li-Fen Chen, Tzu-Chen Yeh, et Jen-Chuen Hsieh. 2005. « Recognition of Motor Imagery Electroencephalography Using Independent Component Analysis and Machine Classifiers ». *Annals of Biomedical Engineering* 33 (8) (août): 1053–1070. doi:10.1007/s10439-005-5772-1.
- Jäncke, Lutz, Marcus Cheetham, et Thomas Baumgartner. 2009. « Virtual Reality and the Role of the Prefrontal Cortex in Adults and Children » 3 (1): 52–59. doi:10.3389/neuro.01.006.2009.
- Jang, Joon Hwan, Wi Hoon Jung, Do-Hyung Kang, Min Soo Byun, Soo Jin Kwon, Chi-Hoon Choi, et Jun Soo Kwon. 2010. « Increased default mode network connectivity associated with meditation ». *Neuroscience Letters* (octobre 26). doi:10.1016/j.neulet.2010.10.056. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21034792>.
- Jasper, H. H. 1936. « Cortical excitatory state and synchronism in the control of bioelectric autonomous rhythms ». In *Cold Spring Harbor Symposia on Quantitative Biology*, 4:320–338.

- Jasper, H., et W. Penfield. 1949. « Electrocorticograms in man: effect of voluntary movement upon the electrical activity of the precentral gyrus ». *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience* 183 (1): 163–174.
- Jerbi, Karim, Jean-Philippe Lachaux, Karim N'Diaye, Dimitrios Pantazis, Richard M. Leahy, Line Garnero, et Sylvain Baillet. 2007. « Coherent Neural Representation of Hand Speed in Humans Revealed by MEG Imaging ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104 (18) (janvier 5): 7676–7681. doi:10.1073/pnas.0609632104.
- Johnston, S.J., S.G. Boehm, D. Healy, R. Goebel, et D.E.J. Linden. 2010. « Neurofeedback: A promising tool for the self-regulation of emotion networks ». *NeuroImage* 49 (1) (janvier 1): 1066–1072. doi:10.1016/j.neuroimage.2009.07.056.
- Josipovic, Zoran. 2010. « Duality and nonduality in meditation research ». *Consciousness and Cognition* 19 (4) (décembre): 1119–1121. doi:10.1016/j.concog.2010.03.016.
- Josipovic, Zoran, Ilan Dinstein, Jochen Weber, et David J. Heeger. 2012. « Influence of meditation on anti-correlated networks in the brain ». *Frontiers in Human Neuroscience* 5: 183. doi:10.3389/fnhum.2011.00183.
- Joyce, C. A, I. F. Gorodnitsky, et M. Kutas. 2004. « Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation ». *Psychophysiology* 41 (2): 313–325.
- Jung, T. P., C. Humphries, T. W. Lee, S. Makeig, M. J. McKeown, V. Iragui, et T. J. Sejnowski. 1998. « Extended ICA removes artifacts from electroencephalographic recordings ». *Advances in neural information processing systems*: 894–900.
- Jung, T.P., S. Makeig, M. Westerfield, J. Townsend, E. Courchesne, et T.J. Sejnowski. 2000. « Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects ». *Clinical Neurophysiology* 111 (10): 1745–1758.
- Jutten, C., et J. Herault. 1991. « Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture ». *Signal processing* 24 (1): 1–10.
- Kachenoura, A., L. Albera, L. Senhadji, et P. Comon. 2008. « ICA: a potential tool for BCI systems ». *Signal Processing Magazine, IEEE* 25 (1): 57–68.
- Kamiya, J. 1969. « Operant control of the EEG alpha rhythm and some of its reported effects on consciousness ». *Altered states of consciousness*. New York: Wiley: 519–29.
- Kamiya, Joe. 1962. « Conditional discrimination of the EEG alpha rhythm in humans ». *Paper presented at the Western Psychological Association, San Francisco, California*.
- Kang, Do-Hyung, Hang Joon Jo, Wi Hoon Jung, Sun Hyung Kim, Ye-Ha Jung, Chi-Hoon Choi, Ul Soon Lee, Seung Chan An, Joon Hwan Jang, et Jun Soo Kwon. 2012. « The Effect of Meditation on Brain Structure: Cortical Thickness Mapping and Diffusion Tensor Imaging ». *Social cognitive and affective neuroscience* (mai 7). doi:10.1093/scan/nss056. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22569185>.
- Kaplan, Matt. 2012. « Why great ideas come when you aren't trying ». *Nature* (mai 21). doi:10.1038/nature.2012.10678. <http://www.nature.com/gate1.inist.fr/news/why-great-ideas-come-when-you-aren-t-trying-1.10678>.
- Kauhanen, L., T. Nykopp, J. Lehtonen, P. Jylanki, J. Heikkonen, P. Rantanen, H. Alaranta, et M. Sams. 2006. « EEG and MEG brain-computer interface for tetraplegic patients ». *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on* 14 (2) (juin): 190–193. doi:10.1109/TNSRE.2006.875546.
- Kennett, S., M. Eimer, C. Spence, et J. Driver. 2011. « Tactile-Visual Links in Exogenous Spatial Attention under Different Postures: Convergent Evidence from Psychophysics and ERPs ». *Journal of Cognitive Neuroscience* 13 (4) (janvier 31): 462–478. doi:10.1162/08989290152001899.
- Kentridge, R. W., C. A. Heywood, et L. Weiskrantz. 2004. « Spatial attention speeds discrimination without awareness in blindsight ». *Neuropsychologia* 42 (6): 831–835.

- Khalsa, Sahib S, David Rudrauf, Antonio R Damasio, Richard J Davidson, Antoine Lutz, et Daniel Tranel. 2008. « Interoceptive awareness in experienced meditators ». *Psychophysiology* 45 (4) (juillet): 671-7. doi:PSYP666.
- Killingsworth, Matthew A, et Daniel T Gilbert. 2010. « A wandering mind is an unhappy mind ». *Science (New York, N.Y.)* 330 (6006) (novembre 12): 932. doi:10.1126/science.1192439.
- Kim, M. S., Y. C. Cho, B. Abibullaev, et H. D. Seo. 2008. « Analysis of brain function and classification of sleep stage EEG using Daubechies wavelet ». *Sens. Mater* 20 (1): 1-15.
- Klinger, E. 1999. « Thought flow: Properties and mechanisms underlying shifts in content. » <http://doi.apa.org/psycinfo/1999-02328-002>.
- Koch, Christof, et Naotsugu Tsuchiya. 2007. « Attention and consciousness: two distinct brain processes ». *Trends in Cognitive Sciences* 11 (1) (janvier): 16-22. doi:10.1016/j.tics.2006.10.012.
- Koles, Z.J. 1991. « The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 79 (6) (décembre): 440-447. doi:10.1016/0013-4694(91)90163-X.
- Kooi, Frank L., et Alexander Toet. 2004. « Visual comfort of binocular and 3D displays ». *Displays* 25 (2-3) (août): 99-108. doi:10.1016/j.displa.2004.07.004.
- Kriegel, H. P., P. Kröger, et A. Zimek. 2009. « Clustering high-dimensional data: A survey on subspace clustering, pattern-based clustering, and correlation clustering ».
- Kropotov, J. D., V. A. Grin-Yatsenko, V. A. Ponomarev, L. S. Chutko, E. A. Yakovenko, et I. S. Nikishena. 2005. « ERPs correlates of EEG relative beta training in ADHD children ». *International Journal of Psychophysiology* 55 (1): 23-34.
- Kropotov, Juri. 2008. *Quantitative EEG, Event-Related Potentials and Neurotherapy*. 1^{re} éd. Academic Press Inc.
- Kvavilashvili, Lia, et George Mandler. 2004. « Out of one's mind: A study of involuntary semantic memories ». *Cognitive Psychology* 48 (1) (janvier): 47-94. doi:10.1016/S0010-0285(03)00115-4.
- Lagerlund, Terrence, Frank Sharbrough, et Neil Busacker. 1997. « Spatial Filtering of Multichannel Electroencephalographic Recordings Through Principal Component Analysis by Singular Value Decomposition ». *Journal of Clinical Neurophysiology Neurophysiology of Pain* 14 (1): 73-82.
- Lal, Thomas Navin, Michael Schröder, N. Jeremy Hill, Hubert Preissl, Thilo Hinterberger, Jürgen Mellinger, Martin Bogdan, et al. 2005. « A brain computer interface with online feedback based on magnetoencephalography ». In *Proceedings of the 22nd international conference on Machine learning*, 465-472. ICML '05. New York, NY, USA: ACM. doi:10.1145/1102351.1102410. <http://doi.acm.org/10.1145/1102351.1102410>.
- Lalor, E. C, S. P Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. B Reilly, et G. Mcdarby. 2005. « Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment ». *EURASIP journal on applied signal processing* 2005: 3156-3164.
- Lamme, Victor A.F. 2003. « Why visual attention and awareness are different ». *Trends in Cognitive Sciences* 7 (1) (janvier): 12-18. doi:10.1016/S1364-6613(02)00013-X.
- Lazar, Sara W, Catherine E Kerr, Rachel H Wasserman, Jeremy R Gray, Douglas N Greve, Michael T Treadway, Metta McGarvey, et al. 2005. « Meditation experience is associated with increased cortical thickness ». *Neuroreport* 16 (17) (novembre 28): 1893-1897.
- Lécuyer, A., F. Lotte, R. B Reilly, R. Leeb, M. Hirose, et M. Slater. 2008. « Brain-computer interfaces, virtual reality, and videogames ». *Computer* 41 (10): 66-72.
- Lee, Sungkil, et Gerard Jounghyun Kim. 2008. « Effects of visual cues and sustained attention on spatial presence in virtual environments based on spatial and object distinction ». *Interacting with Computers* 20 (4-5) (septembre): 491-502. doi:16/j.intcom.2008.07.003.
- Van Leeuwen, Sara, Wolf Singer, et Lucia Melloni. 2012. « Meditation increases the depth of information processing and improves the allocation of attention in space ». *Frontiers in human neuroscience* 6: 133. doi:10.3389/fnhum.2012.00133.

- Legewie, H., O. Simonova, et O. D. Creutzfeldt. 1969. « EEG changes during performance of various tasks under open-and closed-eyed conditions ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 27 (5): 470–479.
- Lemm, S., C. Schafer, et G. Curio. 2004. « BCI competition 2003-data set III: probabilistic modeling of sensorimotor μ rhythms for classification of imaginary hand movements ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 51 (6): 1077–1080.
- Leslie, G., et T. Mullen. « MoodMixer: EEG-based Collaborative Sonification ».
- Lhoumeau, Yves, et Lionel Ruiz. 2010. « Lhoumeau Sky-System (Numeric Planetarium with Fisheye) ». <http://www.lss-planetariums.info/index.php>.
- Li, Cheng-yu T., Mu-ming Poo, et Yang Dan. 2009. « Burst Spiking of a Single Cortical Neuron Modifies Global Brain State ». *Science (New York, N.Y.)* 324 (5927) (mai 1): 643–646. doi:10.1126/science.1169957.
- Li, Y., Z. Ma, W. Lu, et Y. Li. 2006. « Automatic removal of the eye blink artifact from EEG using an ICA-based template matching approach ». *Physiological measurement* 27: 425.
- Lijffijt, M., J. L Kenemans, M. N Verbaten, et H. van Engeland. 2005. « A meta-analytic review of stopping performance in attention-deficit/hyperactivity disorder: Deficient inhibitory motor control? » *Journal of Abnormal Psychology* 114 (2): 216.
- Lin, Y. P., C. H Wang, T. L Wu, S. K Jeng, et J. H Chen. 2009. « EEG-based emotion recognition in music listening: A comparison of schemes for multiclass support vector machine ».
- Lin, Yuan-Pin, Jeng-Ren Duann, Jyh-Horng Chen, et Tzyy-Ping Jung. 2010. « Electroencephalographic dynamics of musical emotion perception revealed by independent spectral components ». *NeuroReport* 21 (6) (avril): 410–415. doi:10.1097/WNR.0b013e32833774de.
- Linden, David E. J., Isabelle Habes, Stephen J. Johnston, Stefanie Linden, Ranjit Tatineni, Leena Subramanian, Bettina Sorger, David Healy, et Rainer Goebel. 2012. « Real-Time Self-Regulation of Emotion Networks in Patients with Depression ». *PLoS ONE* 7 (6) (juin 4): e38115. doi:10.1371/journal.pone.0038115.
- Logan, G. D. 1994. « On the ability to inhibit thought and action: A users' guide to the stop signal paradigm ». *Inhibitory processes in attention, memory, and language*: 189–239.
- Logan, G. D, et W. B Cowan. 1984. « On the ability to inhibit thought and action: A theory of an act of control. » *Psychological Review* 91 (3): 295–327.
- Logan, Gordon D., Russell J. Schachar, et Rosemary Tannock. 1997. « Impulsivity and Inhibitory Control ». *Psychological Science* 8 (1) (janvier 1): 60–64. doi:10.1111/j.1467-9280.1997.tb00545.x.
- Logothetis, N. K., J. Pauls, M. Augath, T. Trinath, A. Oeltermann, et others. 2001. « Neurophysiological investigation of the basis of the fMRI signal ». *Nature* 412 (6843): 150–157.
- Lotte, F, M Congedo, A Lécuyer, F Lamarche, et B Arnaldi. 2007. « A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces ». *Journal of Neural Engineering* 4 (2) (juin): R1–R13. doi:10.1088/1741-2560/4/2/R01.
- Lubar, J F, H S Shabsin, S E Natelson, G S Holder, S F Whitsett, W E Pamplin, et D I Krulikowski. 1981. « EEG operant conditioning in intractable epileptics ». *Archives of Neurology* 38 (11) (novembre): 700–704.
- Lubar, J. F., et M. N. Shouse. 1976. « EEG and behavioral changes in a hyperkinetic child concurrent with training of the sensorimotor rhythm (SMR) ». *Applied Psychophysiology and Biofeedback* 1 (3): 293–306.
- Lubar, J. F., M. O. Swartwood, J. N. Swartwood, et P. H. O'Donnell. 1995. « Evaluation of the effectiveness of EEG neurofeedback training for ADHD in a clinical setting as measured by changes in TOVA scores, behavioral ratings, and WISC-R performance ». *Applied Psychophysiology and Biofeedback* 20 (1): 83–99.
- Lubar, J. F., M. O. Swartwood, J. N. Swartwood, et D. L. Timmermann. 1995. « Quantitative EEG and auditory event-related potentials in the evaluation of attention-deficit/hyperactivity

- disorder: Effects of methylphenidate and implications for neurofeedback training ». *Journal of psychoeducational assessment*: 143–160.
- Lubar, Joel F. 1991. « Discourse on the development of EEG diagnostics and biofeedback for attention-deficit/hyperactivity disorders ». *Biofeedback and Self-Regulation* 16 (3) (septembre): 201–225.
- . 1997. « Neocortical Dynamics: Implications for Understanding the Role of Neurofeedback and Related Techniques for the Enhancement of Attention ». *Applied Psychophysiology and Biofeedback* 22 (2): 111–126. doi:10.1023/A:1026276228832.
- Lubar, Joel F., et W. W. Bahler. 1976. « Behavioral management of epileptic seizures following EEG biofeedback training of the sensorimotor rhythm ». *Applied Psychophysiology and Biofeedback* 1 (1) (mars 1): 77–104. doi:10.1007/BF00998692.
- Lucier, A. 1976. « Statement on: music for solo performer ». *Biofeedback and the Arts, Results of Early Experiments*. Vancouver: Aesthetic Research Center of Canada Publications: 60–61.
- Luck, Steven J. 2005. *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. 1^{re} éd. The MIT Press.
- Luders, Eileen, Emeran A. Mayer, Arthur W. Toga, Katherine L. Narr, et Christian Gaser. 2012. « The unique brain anatomy of meditation practitioners: alterations in cortical gyrification ». *Frontiers in Human Neuroscience* 6: 34. doi:10.3389/fnhum.2012.00034.
- Lutz, A., J. D. Dunne, et R. J. Davidson. 2007. « Meditation and the neuroscience of consciousness: An introduction ». *The Cambridge handbook of consciousness* 19: 497–549.
- Lutz A., et Thompson E. 2003. « Neurophenomenology Integrating Subjective Experience and Brain Dynamics in the Neuroscience of Consciousness ». *Journal of Consciousness Studies* 10: 31–52.
- Lutz, Antoine, Lawrence L Greischar, Nancy B Rawlings, Matthieu Ricard, et Richard J Davidson. 2004. « Long-term meditators self-induce high-amplitude gamma synchrony during mental practice ». *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 101 (46) (novembre 16): 16369–73. doi:PM526201.
- Lutz, Antoine, Jean-Philippe Lachaux, Jacques Martinerie, et Francisco J. Varela. 2002. « Guiding the Study of Brain Dynamics by Using First-Person Data: Synchrony Patterns Correlate with Ongoing Conscious States During a Simple Visual Task ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99 (3) (mai 2): 1586–1591. doi:10.1073/pnas.032658199.
- Lutz, Antoine, Heleen A Slagter, John D Dunne, et Richard J Davidson. 2008. « Attention regulation and monitoring in meditation ». *Trends in Cognitive Sciences* 12 (4) (avril): 163–9. doi:S1364-6613(08)00052-1.
- Lutz, Antoine, Heleen A Slagter, Nancy B Rawlings, Andrew D Francis, Lawrence L Greischar, et Richard J Davidson. 2009. « Mental training enhances attentional stability: neural and behavioral evidence ». *The Journal of Neuroscience: The Official Journal of the Society for Neuroscience* 29 (42) (octobre 21): 13418–13427. doi:10.1523/JNEUROSCI.1614-09.2009.
- Von Luxburg, U. 2007. « A tutorial on spectral clustering ». *Statistics and Computing* 17 (4): 395–416.
- MacQueen, J. 1967. « Some methods for classification and analysis of multivariate observations ». In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, 1:14.
- Mahmoudi, Babak, et Abbas Erfanian. 2006. « Electro-encephalogram based brain–computer interface: improved performance by mental practice and concentration skills ». *Medical & Biological Engineering & Computing* 44 (11) (octobre 7): 959–969. doi:10.1007/s11517-006-0111-8.
- Makeig, S. 1993. « Auditory event-related dynamics of the EEG spectrum and effects of exposure to tones ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 86 (4) (avril): 283–293. doi:10.1016/0013-4694(93)90110-H.
- Makeig, S., S. Debener, J. Onton, et A. Delorme. 2004. « Mining event-related brain dynamics ». *Trends in Cognitive Sciences* 8 (5) (mai): 204–210. doi:10.1016/j.tics.2004.03.008.
- Makeig, S., M. Westerfield, T. P. Jung, S. Enghoff, J. Townsend, E. Courchesne, et T. J. Sejnowski. 2002. « Dynamic brain sources of visual evoked responses ». *Science* 295 (5555): 690.

- Makeig, Scott, Anthony J Bell, T. P. Jung, Terrence J Sejnowski, et others. 1996. « Independent component analysis of electroencephalographic data ». *Advances in neural information processing systems*: 145–151.
- Makeig, Scott, Arnaud Delorme, Marissa Westerfield, Tzyy-Ping Jung, Jeanne Townsend, Eric Courchesne, et Terrence J Sejnowski. 2004. « Electroencephalographic Brain Dynamics Following Manually Responded Visual Targets ». *PLoS Biol* 2 (6) (juin 15): e176. doi:10.1371/journal.pbio.0020176.
- Makeig, Scott, Grace Leslie, Tim Mullen, Devpratim Sarma, Nima Bigdely-Shamlo, et Christian Kothe. 2011. « Brain Dynamics of Affective Engagement in a Musical Emotion BCI ». In *Proceedings of the ACM Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*.
- Mandelbrot, B. B. 1980. « Fractal aspects of the iteration of $z \rightarrow \lambda z (1-z)$ for complex λ and z ». *Annals of the New York Academy of Sciences* 357 (1): 249–259.
- Manly, Tom, Geraint H Lewis, Ian H Robertson, Peter C Watson, et Avijit K Datta. 2002. « Coffee in the cornflakes: time-of-day as a modulator of executive response control ». *Neuropsychologia* 40 (1): 1-6. doi:10.1016/S0028-3932(01)00086-0.
- Mann, S., J. Fung, et A. Garten. 2007. « DECONcert: Bathing in the light, sound, and waters of the musical brainbaths ». In .
- Mason, Malia F, Michael I Norton, John D Van Horn, Daniel M Wegner, Scott T Grafton, et C Neil Macrae. 2007. « Wandering minds: the default network and stimulus-independent thought ». *Science (New York, N.Y.)* 315 (5810) (janvier 19): 393-395. doi:10.1126/science.1131295.
- Maturana, H. R, et F. J Varela. 1987. *The tree of knowledge: The biological roots of human understanding*. New Science Library/Shambhala Publications.
- McCaig, R.G., M. Dixon, K. Keramiatian, I. Liu, et K. Christoff. 2010. « Improved modulation of rostralateral prefrontal cortex using real-time fMRI training and meta-cognitive awareness ». *Neuroimage*.
- McFarland, Dennis J, William A Sarnacki, et Jonathan R Wolpaw. 2010. « Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement ». *Journal of Neural Engineering* 7 (3) (juin 1): 036007. doi:10.1088/1741-2560/7/3/036007.
- McFarland, Dennis J., William A. Sarnacki, Theresa M. Vaughan, et Jonathan R. Wolpaw. 2005. « Brain-computer interface (BCI) operation: signal and noise during early training sessions ». *Clinical Neurophysiology* 116 (1) (janvier): 56-62. doi:10.1016/j.clinph.2004.07.004.
- McFarland, Dennis J., William A. Sarnacki, et Jonathan R. Wolpaw. 2003. « Brain-computer interface (BCI) operation: optimizing information transfer rates ». *Biological Psychology* 63 (3) (juillet): 237-251. doi:10.1016/S0301-0511(03)00073-5.
- McVay, J. C, et M. J Kane. 2010. « Does mind wandering reflect executive function or executive failure? Comment on Smallwood and Schooler (2006) and Watkins (2008). »
- Meila, M. 2007. « Comparing clusterings—an information based distance ». *Journal of Multivariate Analysis* 98 (5): 873–895.
- Mellinger, Jürgen, Gerwin Schalk, Christoph Braun, Hubert Preissl, Wolfgang Rosenstiel, Niels Birbaumer, et Andrea Kübler. 2007. « An MEG-based brain–computer interface (BCI) ». *NeuroImage* 36 (3) (juillet 1): 581-593. doi:10.1016/j.neuroimage.2007.03.019.
- Meltzer, Jed A., Hitten P. Zaveri, Irina I. Goncharova, Marcello M. Distasio, Xenophon Papademetris, Susan S. Spencer, Dennis D. Spencer, et R. Todd Constable. 2008. « Effects of Working Memory Load on Oscillatory Power in Human Intracranial EEG ». *Cerebral Cortex* 18 (8): 1843-1855. doi:10.1093/cercor/bhm213.
- Miller, K. J, S. Zanos, E. E Fetz, M. Den Nijs, et J. G Ojemann. 2009. « Decoupling the Cortical Power Spectrum Reveals Real-Time Representation of Individual Finger Movements in Humans ». *The Journal of Neuroscience* 29 (10) (novembre 3): 3132-3137. doi:10.1523/JNEUROSCI.5506-08.2009.

- Millett, D. 2001. « Hans Berger: from psychic energy to the EEG ». *Perspectives in biology and medicine* 44 (4): 522-542.
- Miranda, Eduardo Reck, et Andrew Brouse. 2011. « Interfacing the Brain Directly with Musical Systems: On Developing Systems for Making Music with Brain Signals ». *Leonardo* 38 (4) (août 2): 331-336. doi:i: 10.1162/0024094054762133</p>.
- Mitra, P. P, et B. Pesaran. 1999. « Analysis of dynamic brain imaging data ». *Biophysical journal* 76 (2): 691-708.
- Monastra, V. J., J. F. Lubar, M. Linden, P. VanDeusen, G. Green, W. Wing, A. Phillips, et T. N. Fenger. 1999. « Assessing attention deficit hyperactivity disorder via quantitative electroencephalography: An initial validation study. » *Neuropsychology* 13 (3): 424.
- Monastra, Vincent J. 2005. « Electroencephalographic biofeedback (neurotherapy) as a treatment for attention deficit hyperactivity disorder: rationale and empirical foundation ». *Child and Adolescent Psychiatric Clinics of North America* 14 (1) (janvier): 55-82, vi. doi:10.1016/j.chc.2004.07.004.
- Mordkoff, J. T, et S. Yantis. 1991. « An interactive race model of divided attention. » *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance* 17 (2): 520.
- Mostofsky, Stewart H. Simmonds. 2008. « Response Inhibition and Response Selection: Two Sides of the Same Coin ». *Journal of Cognitive Neuroscience* 20 (5) (mai): 751-761.
- Mrazek, Michael D, Jonathan Smallwood, et Jonathan W Schooler. 2012. « Mindfulness and mind-wandering: Finding convergence through opposing constructs ». *Emotion (Washington, D.C.)* (février 6). doi:10.1037/a0026678. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22309719>.
- Mullen, T., R. Warp, et A. Jansch. « Minding the (Transatlantic) Gap: An Internet-Enabled Acoustic Brain-Computer Music Interface ».
- Müller-Gerking, Johannes, Gert Pfurtscheller, et Henrik Flyvbjerg. 1999. « Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task ». *Clinical Neurophysiology* 110 (5) (mai 1): 787-798. doi:10.1016/S1388-2457(98)00038-8.
- Muthukumaraswamy, S. D, et B. W Johnson. 2004. « Changes in rolandic mu rhythm during observation of a precision grip ». *Psychophysiology* 41 (1): 152-156.
- Naeem, M., C. Brunner, R. Leeb, B. Graimann, et G. Pfurtscheller. 2006. « Seperability of four-class motor imagery data using independent components analysis ». *Journal of neural engineering* 3 (3): 208-216.
- Nam, Chang S., Gerwin Schalk, et Melody M. Jackson. 2010. « Current Trends in Brain-Computer Interface (BCI) Research and Development ». *International Journal of Human-Computer Interaction* 27 (1) (décembre): 1-4. doi:10.1080/10447318.2011.535748.
- Nelson, W. Todd, Lawrence J. Hettinger, James A. Cunningham, Merry M. Roe, Michael W. Haas, et Leon B. Dennis. 1997. « Navigating Through Virtual Flight Environments Using Brain-Body-Actuated Control ». In *Virtual Reality Annual International Symposium*, 30. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society. doi:<http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/VRAIS.1997.583041>.
- Nijholt, A., D. P.O Bos, et B. Reuderink. 2009. « Turning shortcomings into challenges: Brain-computer interfaces for games ». *Entertainment Computing* 1 (2): 85-94.
- Northoff, Georg, et Alexander Heinzel. 2006. « First-Person Neuroscience: A new methodological approach for linking mental and neuronal states ». *Philosophy, Ethics, and Humanities in Medicine* 1: 3. doi:10.1186/1747-5341-1-3.
- Nowlis, David P., et Joe Kamiya. 1970. « The Control of Electroencephalographic Alpha Rhythms Through Auditory Feedback and the Associated Mental Activity ». *Psychophysiology* 6 (4): 476-484. doi:10.1111/j.1469-8986.1970.tb01756.x.
- Nunez, P. L, et R. Srinivasan. 2006. *Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG*. Oxford University Press New York.

- Oberman, L. M., E. M. Hubbard, J. P. McCleery, E. L. Altschuler, V. S. Ramachandran, et J. A. Pineda. 2005. « EEG evidence for mirror neuron dysfunction in autism spectrum disorders ». *Cognitive Brain Research* 24 (2): 190–198.
- Ochoa, Christian J., et John Polich. 2000. « P300 and blink instructions ». *Clinical Neurophysiology* 111 (1) (janvier 1): 93–98. doi:10.1016/S1388-2457(99)00209-6.
- Onton, J., M. Westerfield, J. Townsend, et S. Makeig. 2006. « Imaging human EEG dynamics using independent component analysis ». *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 30 (6): 808–822.
- Oostenveld, R., P. Fries, E. Maris, et J. M. Schoffelen. 2011. « FieldTrip: open source software for advanced analysis of MEG, EEG, and invasive electrophysiological data ». *Computational intelligence and neuroscience* 2011: 1.
- Oosterlaan, Jaap, Gordon D Logan, Joseph A Sergeant, Jaap Oosterlaan, Gordon D Logan, et Joseph A Sergeant. 1998. « Response Inhibition in AD/HD, CD, Comorbid AD/HD+CD, Anxious, and Control Children: A Meta-analysis of Studies with the Stop Task, Response Inhibition in AD/HD, CD, Comorbid AD/HD+CD, Anxious, and Control Children: A Meta-analysis of Studies with the Stop Task ». *Journal of Child Psychology and Psychiatry, Journal of Child Psychology and Psychiatry* 39, 39 (3, 3) (mars 1): 411, 411–425, 425. doi:10.1111/1469-7610.00336, 10.1111/1469-7610.00336.
- Osman, A., S. Kornblum, et D. E. Meyer. 1986. « The point of no return in choice reaction time: controlled and ballistic stages of response preparation. » *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance* 12 (3): 243.
- . 1990. « Does motor programming necessitate response execution? » *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance* 16 (1): 183.
- Ott, Ulrich, Jiri Wackermann, Carsten Allefeld, Helge Gebhardt, Bertram Walter, et Dieter Vaitl. 2010. « Global EEG descriptors and default-mode network during daydreaming and meditation ». *International Journal of Psychophysiology* 77 (3) (septembre): 217. doi:10.1016/j.ijpsycho.2010.06.299.
- Oude Bos, D., et B. Reuderink. 2008. « BrainBasher: a BCI Game ». Article in monograph or in proceedings. <http://doc.utwente.nl/65050/>.
- Parsons, L., E. Haque, et H. Liu. 2004. « Subspace clustering for high dimensional data: a review ». *ACM SIGKDD Explorations Newsletter* 6 (1): 90–105.
- Pascual-Marqui, R. D., C. M. Michel, et D. Lehmann. 1994. « Low resolution electromagnetic tomography: a new method for localizing electrical activity in the brain ». *International Journal of Psychophysiology* 18 (1): 49–65.
- Pascual-Marqui, R.D. 1999. « Review of methods for solving the EEG inverse problem ». *International Journal of Bioelectromagnetism* 1 (1): 75–86.
- Penfield, W., et H. Jasper. 1954. « Epilepsy and the functional anatomy of the human brain. »
- Peniston, Eugene G., et Paul J. Kulkosky. 2006. « A- θ Brainwave Training and β -Endorphin Levels in Alcoholics ». *Alcoholism: Clinical and Experimental Research* 13 (2) (avril 11): 271–279. doi:10.1111/j.1530-0277.1989.tb00325.x.
- Peniston, Eugene G., et E. Saxby. 1995. « Alpha-theta brainwave neurofeedback training: An effective treatment for male and female alcoholics with depressive symptoms ». *Journal of Clinical Psychology* 51 (5).
- Pepperberg, I. M. 2006. « Cognitive and communicative abilities of Grey parrots ». *Applied Animal Behaviour Science* 100 (1): 77–86.
- . 2007. « Grey parrots do not always ‘parrot’: the roles of imitation and phonological awareness in the creation of new labels from existing vocalizations ». *Language sciences* 29 (1): 1–13.
- Pereda, E., A. Gamundi, R. Rial, et J. González. 1998. « Non-linear behaviour of human EEG: fractal exponent versus correlation dimension in awake and sleep stages ». *Neuroscience Letters* 250 (2) (juin 19): 91–94. doi:10.1016/S0304-3940(98)00435-2.

- Pfurtscheller, G. 1992a. « Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 83 (1) (juillet): 62-69.
- Pfurtscheller, G., et A. Aranibar. 1977. « Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 42 (6): 817-826.
- Pfurtscheller, G., C. Brunner, A. Schlögl, et F.H. Lopes da Silva. 2006. « Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks ». *NeuroImage* 31 (1) (mai 15): 153-159. doi:10.1016/j.neuroimage.2005.12.003.
- Pfurtscheller, G., R. Leeb, J. Faller, et C. Neuper. 2011. « Brain-Computer Interface Systems used for Virtual Reality Control ».
- Pfurtscheller, G., et C. Neuper. 1997. « Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans ». *Neuroscience letters* 239 (2-3): 65-68.
- Pfurtscheller, G., C. Neuper, et W. Mohl. 1994. « Event-related desynchronization (ERD) during visual processing ». *International Journal of Psychophysiology* 16 (2-3) (mai): 147-153. doi:10.1016/0167-8760(89)90041-X.
- Pfurtscheller, Gert. 1992b. « Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest ». *Electroencephalography and clinical neurophysiology* 83 (1): 62-69.
- Pfurtscheller, Gert, et F. H. Lopes da Silva. 1999. « Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles ». *Clinical Neurophysiology* 110 (11) (novembre 1): 1842-1857. doi:10.1016/S1388-2457(99)00141-8.
- Philippens, Ingrid H.C.H.M., et Raymond A.P. Vanwersch. 2010. « Neurofeedback training on sensorimotor rhythm in marmoset monkeys ». *NeuroReport* 21 (5) (mars): 328-332. doi:10.1097/WNR.0b013e3283360ba8.
- Posse, Stefan, Daniel Fitzgerald, Kunxiu Gao, Ute Habel, David Rosenberg, Gregory J Moore, et Frank Schneider. 2003. « Real-time fMRI of temporolimbic regions detects amygdala activation during single-trial self-induced sadness ». *NeuroImage* 18 (3) (mars): 760-768. doi:10.1016/S1053-8119(03)00004-1.
- Preminger, Son, Tal Harmelech, et Rafael Malach. 2010. « Stimulus-free thoughts induce differential activation in the human default network ». *NeuroImage* (août 19). doi:10.1016/j.neuroimage.2010.08.036. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20728555>.
- Pringle, J., C. Roberts, M. Kohl, et P. Lekeux. 1999. « Near Infrared Spectroscopy in Large Animals: Optical Pathlength and Influence of Hair Covering and Epidermal Pigmentation ». *The Veterinary Journal* 158 (1) (juillet): 48-52. doi:10.1053/tvjl.1998.0306.
- Qin, L., L. Ding, et B. He. 2004. « Motor imagery classification by means of source analysis for brain-computer interface applications ». *Journal of Neural Engineering* 1: 135.
- Raab, D. H. 1962. « Statistical facilitation of simple reaction times. » *Transactions of the New York Academy of Sciences*.
- Rabipour, Sheida, et Amir Raz. 2012. « Training the brain: Fact and fad in cognitive and behavioral remediation ». *Brain and Cognition*. doi:10.1016/j.bandc.2012.02.006. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278262612000292>.
- Raichle, Marcus E., Ann Mary MacLeod, Abraham Z. Snyder, William J. Powers, Debra A. Gusnard, et Gordon L. Shulman. 2001. « A Default Mode of Brain Function ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 98 (2) (janvier 16): 676-682. doi:10.1073/pnas.98.2.676.
- Rasey, H., J. F. L. PhD, A. M. I. PhD, A. Zoffuto, et P. L. Abbott. 1995. « EEG biofeedback for the enhancement of attentional processing in normal college students ». *Journal of Neurotherapy* 1 (3): 15-21.
- Ray Li, Chiang-Shan, Hsueh-Ling Chang, Yuan-Pei Hsu, Huei-Shyong Wang, et Nai-Chi Ko. 2006. « Motor Response Inhibition in Children With Tourette's Disorder ». *J Neuropsychiatry Clin Neurosci* 18 (3) (août 1): 417-419. doi:10.1176/appi.neuropsych.18.3.417.

- Ray Li, Chiang-Shan, Cong Huang, R. Todd Constable, et Rajita Sinha. 2006. « Imaging Response Inhibition in a Stop-Signal Task: Neural Correlates Independent of Signal Monitoring and Post-Response Processing ». *The Journal of Neuroscience* 26 (1) (avril 1): 186-192. doi:10.1523/JNEUROSCI.3741-05.2006.
- Renard, Y., F. Lotte, G. Gibert, M. Congedo, E. Maby, V. Delannoy, O. Bertrand, et A. Lécuyer. 2010. « Openvibe: An open-source software platform to design, test, and use brain-computer interfaces in real and virtual environments ». *Presence: teleoperators and virtual environments* 19 (1): 35-53.
- Reuderink, B. « Games and brain-computer interfaces: The state of the art ». *WP2 BrainGain Deliverable, HMI, University of Twente (September 2008)*.
- Ricard, Matthieu. 2008. *L'Art de la Méditation*. NIL EDITIONS. NIL.
- Robertson, Ian H, Tom Manly, Jackie Andrade, Bart T Baddeley, et Jenny Yiend. 1997. « 'Oops!': Performance correlates of everyday attentional failures in traumatic brain injured and normal subjects ». *Neuropsychologia* 35 (6) (mai 19): 747-758. doi:10.1016/S0028-3932(97)00015-8.
- Rockstroh, Brigitte, Thomas Elbert, Niels Birbaumer, Peter Wolf, Andreas Dürchting-Röth, Martin Reker, Irene Daum, Werner Lutzenberger, et Johannes Dichgans. 1993. « Cortical self-regulation in patients with epilepsies ». Universität Konstanz. ScientificCommons. <http://kops.ub.uni-konstanz.de/volltexte/2008/6404/>.
- Ron-Angevin, Ricardo, Miguel Angel Lopez, et Francisco Pelayo. 2009. « The Training Issue in Brain-Computer Interface: A Multi-disciplinary Field ». In *Bio-Inspired Systems: Computational and Ambient Intelligence*, éd. Joan Cabestany, Francisco Sandoval, Alberto Prieto, et Juan M. Corchado, 5517:666-673. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <http://www.springerlink.com/gate1.inist.fr/content/a721082943142202/>.
- Rosenfeld, J. P. 2000. « An EEG biofeedback protocol for affective disorders ». *Clinical EEG electroencephalography* 31 (1): 7-12.
- Rota, Giuseppina, Ranganatha Sitaram, Ralf Veit, Michael Erb, Nikolaus Weiskopf, Grzegorz Dogil, et Niels Birbaumer. 2009. « Self-regulation of regional cortical activity using real-time fMRI: the right inferior frontal gyrus and linguistic processing ». *Human Brain Mapping* 30 (5) (mai): 1605-1614. doi:10.1002/hbm.20621.
- Salzman, C. D., C. M. Murasugi, K. H. Britten, et W. T. Newsome. 1992. « Microstimulation in visual area MT: effects on direction discrimination performance ». *The Journal of neuroscience* 12 (6): 2331-2355.
- Schachar, R. J, R. Tannock, et G. Logan. 1993. « Inhibitory control, impulsiveness, and attention deficit hyperactivity disorder ». *Clinical Psychology Review* 13 (8): 721-739.
- Schafer, Robert J, et Tirin Moore. 2011. « Selective attention from voluntary control of neurons in prefrontal cortex ». *Science (New York, N.Y.)* 332 (6037) (juin 24): 1568-1571. doi:10.1126/science.1199892.
- Schalk, G, K J Miller, N R Anderson, J A Wilson, M D Smyth, J G Ojemann, D W Moran, J R Wolpaw, et E C Leuthardt. 2008. « Two-dimensional movement control using electrocorticographic signals in humans ». *Journal of Neural Engineering* 5 (1) (mars 15): 75-84. doi:10.1088/1741-2560/5/1/008.
- Schalk, G., D.J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, et J.R. Wolpaw. 2004. « BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 51 (6): 1034-1043.
- Schalk, Gerwin, et Juergen Mellinger. 2010. *A Practical Guide to Brain-Computer Interfacing With BCI2000: General-purpose Software for Brain-computer Interface Research, Data Acquisition, Stimulus Presentation, and Brain Monitoring*. 1^{re} éd. Springer London Ltd.
- Schiff, S. J., A. Aldroubi, M. Unser, et S. Sato. 1994. « Fast wavelet transformation of EEG ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 91 (6) (décembre): 442-455. doi:10.1016/0013-4694(94)90165-1.

- Schooler, J. W., E. D. Reichle, et D. V. Halpern. 2004. « Zoning out while reading: Evidence for dissociations between experience and metaconsciousness ». *Thinking and seeing: Visual metacognition in adults and children*: 203–226.
- Schooler, J.W. 2002. « Re-representing consciousness: Dissociations between experience and meta-consciousness ». *Trends in Cognitive Sciences* 6 (8): 339–344.
- Schooler, Jonathan W, Jonathan Smallwood, Kalina Christoff, Todd C Handy, Erik D Reichle, et Michael A Sayette. 2011. « Meta-awareness, perceptual decoupling and the wandering mind ». *Trends in Cognitive Sciences* 15 (7) (juillet): 319–326. doi:10.1016/j.tics.2011.05.006.
- Sclove, S.L. 1987. « Application of model-selection criteria to some problems in multivariate analysis ». *Psychometrika* 52 (3): 333–343.
- Scott, W. C., D. Kaiser, S. Othmer, et S. I. Sideroff. 2005. « Effects of an EEG biofeedback protocol on a mixed substance abusing population ». *The American journal of drug and alcohol abuse* 31 (3): 455–469.
- Senhadji, L., A. Kachenoura, L. Albera, et P. Comon. 2009. « Sur l'exploitation des approches d'analyse en composantes indépendantes dans les interfaces cerveau machine ». *IRBM* 30 (5–6) (décembre): 211–217. doi:10.1016/j.irbm.2009.10.005.
- Shapiro, D.H., et Roger N. Walsh. 2008. *Meditation: Classic and Contemporary Perspectives*. Transaction Publishers.
- Sherrington, C. S. 1906. *The integrative action of the nervous system*. New Haven: Yale University Press.
- Shibata, Kazuhisa, Takeo Watanabe, Yuka Sasaki, et Mitsuo Kawato. 2011. « Perceptual Learning Incepted by Decoded fMRI Neurofeedback Without Stimulus Presentation ». *Science* 334 (6061) (décembre 9): 1413–1415. doi:10.1126/science.1212003.
- Shibata, Takashi, Joohwan Kim, David M. Hoffman, et Martin S. Banks. 2011. « The zone of comfort: Predicting visual discomfort with stereo displays ». *Journal of Vision* 11 (8) (juillet 21). doi:10.1167/11.8.11. <http://www.journalofvision.org/content/11/8/11.abstract>.
- Singer, J. L. 1966. « Daydreaming: An introduction to the experimental study of inner experience. »
- Sitaram, R., H. Zhang, C. Guan, M. Thulasidas, Y. Hoshi, A. Ishikawa, K. Shimizu, et N. Birbaumer. 2007. « Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface ». *NeuroImage* 34 (4): 1416–1427.
- Sitaram, Ranganatha, Andrea Caria, et Niels Birbaumer. 2009. « Hemodynamic brain-computer interfaces for communication and rehabilitation ». *Neural Networks* 22 (9) (novembre): 1320–1328. doi:10.1016/j.neunet.2009.05.009.
- Skinner, B. F. 1938. « The behavior of organisms: An experimental analysis. » <http://psycnet.apa.org/psycinfo/1939-00056-000>.
- Slagter, Heleen A, Antoine Lutz, Lawrence L Greischar, Andrew D Francis, Sander Nieuwenhuis, James M Davis, et Richard J Davidson. 2007. « Mental training affects distribution of limited brain resources ». *PLoS Biology* 5 (6) (juin): e138. doi:PMC1865565.
- Slagter, Heleen A, Antoine Lutz, Lawrence L Greischar, Sander Nieuwenhuis, et Richard J Davidson. 2009. « Theta phase synchrony and conscious target perception: impact of intensive mental training ». *Journal of Cognitive Neuroscience* 21 (8) (août): 1536–1549. doi:10.1162/jocn.2009.21125.
- Slagter, Heleen A., Richard J. Davidson, et Antoine Lutz. 2011. « Mental Training as a Tool in the Neuroscientific Study of Brain and Cognitive Plasticity ». *Frontiers in Human Neuroscience* 5. doi:10.3389/fnhum.2011.00017. http://www.frontiersin.org/Human_Neuroscience/10.3389/fnhum.2011.00017/abstract.
- Slater, M., A. Steed, et Y. Chrysanthou. 2002. *Computer graphics and virtual environments: from realism to real-time*. Addison Wesley.
- Slotnick, Scott D., Lauren R. Moo, Michael A. Kraut, Ronald P. Lesser, et John Hart. 2002. « Interactions between thalamic and cortical rhythms during semantic memory recall in

- human ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99 (9) (avril 30): 6440 -6443. doi:10.1073/pnas.092514899.
- Smallwood, J., J. B Davies, D. Heim, F. Finnigan, M. Sudberry, R. O'Connor, et M. Obonsawin. 2004. « Subjective experience and the attentional lapse: Task engagement and disengagement during sustained attention ». *Consciousness and Cognition* 13 (4): 657-690.
- Smallwood, J. M, S. F Baracaia, M. Lowe, et M. Obonsawin. 2003. « Task unrelated thought whilst encoding information ». *Consciousness and Cognition* 12 (3): 452-484.
- Smallwood, J., M. Obonsawin, et D. Heim. 2003. « Task unrelated thought: The role of distributed processing ». *Consciousness and Cognition* 12 (2): 169-189.
- Smallwood, J., M. Obonsawin, et H. Reid. 2002. « The effects of block duration and task demands on the experience of task unrelated thought ». *Imagination, cognition and personality* 22 (1): 13-31.
- Smallwood, J., M. Obonsawin, S. F. Baracaia, H. Reid, R. O'Connor, et D. Heim. 2002. « The relationship between rumination, dysphoria, and self-referent thinking: Some preliminary findings ». *Imagination, cognition and personality* 22 (4): 317-342.
- Smallwood, Jonathan. 2011. « Mind-wandering While Reading: Attentional Decoupling, Mindless Reading and the Cascade Model of Inattention ». *Language and Linguistics Compass* 5 (2): 63-77. doi:10.1111/j.1749-818X.2010.00263.x.
- Smallwood, Jonathan, Emily Beach, Jonathan W. Schooler, et Todd C. Handy. 2008. « Going AWOL in the Brain: Mind Wandering Reduces Cortical Analysis of External Events. » *Journal of Cognitive Neuroscience* 20 (3) (mars): 458-469.
- Smallwood, Jonathan, Merrill McSpadden, et Jonathan W Schooler. 2007. « The lights are on but no one's home: meta-awareness and the decoupling of attention when the mind wanders ». *Psychonomic Bulletin & Review* 14 (3) (juin): 527-533.
- Smallwood, Jonathan, et Jonathan W Schooler. 2006. « The restless mind ». *Psychological Bulletin* 132 (6) (novembre): 946-958. doi:10.1037/0033-2909.132.6.946.
- Soekadar, Surjo R., Klaus Haagen, et Niels Birbaumer. 2008. « Brain-Computer Interfaces (BCI): Restoration of Movement and Thought from Neuroelectric and Metabolic Brain Activity ». In *Coordination: Neural, Behavioral and Social Dynamics*, éd. Armin Fuchs et Viktor K. Jirsa, 229-252. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <http://www.springerlink.com.gate1.inist.fr/content/72135720t9qm5l22/>.
- Sterman, M B. 1973. « Neurophysiologic and clinical studies of sensorimotor EEG biofeedback training: some effects on epilepsy ». *Seminars in Psychiatry* 5 (4) (novembre): 507-525.
- . 2000. « Basic concepts and clinical findings in the treatment of seizure disorders with EEG operant conditioning ». *Clinical EEG (electroencephalography)* 31 (1) (janvier): 45-55.
- Sterman, M B, et L Friar. 1972. « Suppression of seizures in an epileptic following sensorimotor EEG feedback training ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 33 (1) (juillet): 89-95.
- Sterman, M B, et L R Macdonald. 1978. « Effects of central cortical EEG feedback training on incidence of poorly controlled seizures ». *Epilepsia* 19 (3) (juin): 207-222.
- Tallon-Baudry, C., O. Bertrand, C. Delpuech, et J. Pernier. 1996. « Stimulus Specificity of Phase-Locked and Non-Phase-Locked 40Hz Visual Responses in Human ». *J. Neurosci.* 16 (13) (juillet 1): 4240-4249.
- Tallon-Baudry, C., O. Bertrand, et C. Fischer. 2001. « Oscillatory Synchrony between Human Extrastriate Areas during Visual Short-Term Memory Maintenance ». *J. Neurosci.* 21 (20) (octobre 15): RC177.
- Tallon-Baudry, C., O. Bertrand, C. Wienbruch, B. Ross, et C. Pantev. 1997. « Combined EEG and MEG recordings of visual 40 Hz responses to illusory triangles in human ». *Neuroreport* 8 (5): 1103.
- Tallon-Baudry, C., A. Kreiter, et O. Bertrand. 1999. « Sustained and transient oscillatory responses in the gamma and beta bands in a visual short-term memory task in humans ». *Visual Neuroscience* 16 (03): 449-459.

- Tamm, L., V. Menon, et A. L. Reiss. 2002. « Maturation of brain function associated with response inhibition ». *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry* 41 (10): 1231–1238.
- Tang, Yi-Yuan, Qilin Lu, Ming Fan, Yihong Yang, et Michael I. Posner. 2012. « Mechanisms of White Matter Changes Induced by Meditation ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* (juin 11). doi:10.1073/pnas.1207817109.
http://www.pnas.org/content/early/2012/06/05/1207817109.
- Tang, Yi-Yuan, Qilin Lu, Xiujuan Geng, Elliot A. Stein, Yihong Yang, et Michael I. Posner. 2010. « Short-Term Meditation Induces White Matter Changes in the Anterior Cingulate ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 107 (35) (août 31): 15649–15652.
doi:10.1073/pnas.1011043107.
- Tang, Yi-Yuan, Yinghua Ma, Yaxin Fan, Hongbo Feng, Junhong Wang, Shigang Feng, Qilin Lu, et al. 2009. « Central and autonomic nervous system interaction is altered by short-term meditation ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 106 (22) (juin 2): 8865–8870.
doi:10.1073/pnas.0904031106.
- Teasdale, J. D., L. Proctor, C. A. Lloyd, et A. D. Baddeley. 1993. « Working memory and stimulus-independent thought: Effects of memory load and presentation rate ». *European Journal of Cognitive Psychology* 5 (4): 417–433.
- Teasdale, J. D., Z. Segal, et J. M. G. Williams. 1995. « How does cognitive therapy prevent depressive relapse and why should attentional control (mindfulness) training help? » *Behaviour Research and therapy* 33 (1): 25–39.
- Thompson, Trevor, Tony Steffert, Tomas Ros, Joseph Leach, et John Gruzelier. 2008. « EEG applications for sport and performance ». *Methods (San Diego, Calif.)* 45 (4) (août): 279–288.
doi:10.1016/j.ymeth.2008.07.006.
- Thorpe, S., D. Fize, C. Marlot, et others. 1996. « Speed of processing in the human visual system ». *nature* 381 (6582): 520–522.
- Tkoranyi. 2011. « XXXY's Infinity Simulator Connects Emotiv Headset to Theatrical Flying Rig ». *Neurogadget*. http://neurogadget.com/2011/05/03/xxys-infinity-simulator-connects-emotiv-headset-to-theatrical-flying-rig/2037.
- Travis, Fred, et Jonathan Shear. 2010. « Focused attention, open monitoring and automatic self-transcending: Categories to organize meditations from Vedic, Buddhist and Chinese traditions ». *Consciousness and Cognition* 19 (4) (décembre): 1110–1118.
doi:10.1016/j.concog.2010.01.007.
- Truccolo, W. A., M. Ding, K. H. Knuth, R. Nakamura, et S. L. Bressler. 2002. « Trial-to-trial variability of cortical evoked responses: implications for the analysis of functional connectivity ». *Clinical Neurophysiology* 113 (2): 206–226.
- Ulloa, Erlinda R., et Jaime A. Pineda. 2007. « Recognition of point-light biological motion: Mu rhythms and mirror neuron activity ». *Behavioural Brain Research* 183 (2) (novembre 2): 188–194.
doi:10.1016/j.bbr.2007.06.007.
- Le Van Quyen, M., J. Foucher, J.P. Lachaux, E. Rodriguez, A. Lutz, J. Martinerie, et F. J. Varela. 2001. « Comparison of Hilbert transform and wavelet methods for the analysis of neuronal synchrony ». *Journal of Neuroscience Methods* 111 (2) (septembre 30): 83–98.
doi:10.1016/S0165-0270(01)00372-7.
- Verbruggen, Frederick, et Gordon D. Logan. 2008. « Response inhibition in the stop-signal paradigm ». *Trends in Cognitive Sciences* 12 (11) (novembre): 418–424.
doi:10.1016/j.tics.2008.07.005.
- Verbruggen, Frederick, Gordon D. Logan, et Michaël A Stevens. 2008. « STOP-IT: Windows executable software for the stop-signal paradigm ». *Behavior Research Methods* 40 (2) (mai): 479–483.
doi:10.3758/BRM.40.2.479.
- Verleger, R. 1991. « The instruction to refrain from blinking affects auditory P3 and N1 amplitudes ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 78 (3): 240–251.

- Vernon, D., T. Egner, N. Cooper, T. Compton, C. Neilands, A. Sheri, et J. Gruzelier. 2003. « The effect of training distinct neurofeedback protocols on aspects of cognitive performance ». *International Journal of Psychophysiology* 47 (1): 75-85.
- Vestergaard-Poulsen, Peter, Martijn van Beek, Joshua Skewes, Carsten R Bjarkam, Michael Stubberup, Jes Bertelsen, et Andreas Roepstorff. 2009. « Long-term meditation is associated with increased gray matter density in the brain stem ». *Neuroreport* 20 (2) (janvier 28): 170-174. doi:10.1097/WNR.0b013e328320012a.
- Vigário, R., J. Sarela, V. Jousmiki, M. Hamalainen, et E. Oja. 2000. « Independent component approach to the analysis of EEG and MEG recordings ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 47 (5): 589-593.
- Villringer, A., J. Planck, C. Hock, L. Schleinkofer, et U. Dirnagl. 1993. « Near infrared spectroscopy (NIRS): A new tool to study hemodynamic changes during activation of brain function in human adults ». *Neuroscience Letters* 154 (1-2) (mai 14): 101-104. doi:10.1016/0304-3940(93)90181-J.
- Viola, F. C., J. Thorne, B. Edmonds, T. Schneider, T. Eichele, et S. Debener. 2009. « Semi-automatic identification of independent components representing EEG artifact ». *Clinical Neurophysiology* 120 (5): 868-877.
- Waldert, Stephan, Hubert Preissl, Evariste Demandt, Christoph Braun, Niels Birbaumer, Ad Aertsen, et Carsten Mehring. 2008. « Hand Movement Direction Decoded from MEG and EEG ». *The Journal of Neuroscience* 28 (4) (janvier 23): 1000-1008. doi:10.1523/JNEUROSCI.5171-07.2008.
- Walter, W. G. 1959. « Intrinsic rhythms of the brain ». *Handbook of physiology: Neurophysiology* 2: 279-298.
- Wang, Wei, Jennifer L. Collinger, Monica A. Perez, Elizabeth C. Tyler-Kabara, Leonardo G. Cohen, Niels Birbaumer, Steven W. Brose, Andrew B. Schwartz, Michael L. Boninger, et Douglas J. Weber. 2010. « Neural Interface Technology for Rehabilitation: Exploiting and Promoting Neuroplasticity ». *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America* 21 (1) (février): 157-178. doi:16/j.pmr.2009.07.003.
- Wang, Wei, Gustavo P. Sudre, Yang Xu, Robert E. Kass, Jennifer L. Collinger, Alan D. Degenhart, Anto I. Bagic, et Douglas J. Weber. 2010. « Decoding and Cortical Source Localization for Intended Movement Direction With MEG ». *Journal of Neurophysiology* 104 (5) (janvier 11): 2451-2461. doi:10.1152/jn.00239.2010.
- Wangler, Susanne, Holger Gevensleben, Björn Albrecht, Petra Studer, Aribert Rothenberger, Gunther H. Moll, et Hartmut Heinrich. 2011. « Neurofeedback in children with ADHD: Specific event-related potential findings of a randomized controlled trial ». *Clinical Neurophysiology* 122 (5) (mai): 942-950. doi:10.1016/j.clinph.2010.06.036.
- Weiskopf, N., K. Mathiak, S.W. Bock, F. Scharnowski, R. Veit, W. Grodd, R. Goebel, et N. Birbaumer. 2004. « Principles of a brain-computer interface (BCI) based on real-time functional magnetic resonance imaging (fMRI) ». *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 51 (6) (juin): 966-970. doi:10.1109/TBME.2004.827063.
- Weiskopf, N., R. Veit, M. Erb, K. Mathiak, W. Grodd, R. Goebel, et N. Birbaumer. 2003. « Physiological self-regulation of regional brain activity using real-time functional magnetic resonance imaging (fMRI): methodology and exemplary data ». *NeuroImage* 19 (3): 577-586.
- Weiskopf, Nikolaus, Frank Scharnowski, Ralf Veit, Rainer Goebel, Niels Birbaumer, et Klaus Mathiak. 2004. « Self-regulation of local brain activity using real-time functional magnetic resonance imaging (fMRI) ». *Journal of Physiology-Paris* 98 (4-6) (juillet): 357-373. doi:10.1016/j.jphysparis.2005.09.019.
- Wiener, Patricia. 2011. « Neurotherapy in Adult Management of Stress: Developmental Aspects of the Adult Immune System ». *Journal of Adult Development* (janvier). doi:10.1007/s10804-010-9116-5. <http://www.springerlink.com/gate1.inist.fr/content/t415pv3hg8414418/>.

- Van den Wildenberg, Wery P. M. Burle. 2010. « Mechanisms and Dynamics of Cortical Motor Inhibition in the Stop-signal Paradigm: A TMS Study ». *Journal of Cognitive Neuroscience* 22 (2) (février): 225-239.
- Wilson, J Adam, Gerwin Schalk, Léo M Walton, et Justin C Williams. 2009. « Using an EEG-based brain-computer interface for virtual cursor movement with BCI2000 ». *Journal of Visualized Experiments: JoVE* (29). doi:10.3791/1319. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19641479>.
- Wolpaw, J. R, D. J McFarland, G. W Neat, et C. A Forneris. 1991. « An EEG-based brain-computer interface for cursor control ». *Electroencephalography and clinical neurophysiology* 78 (3): 252-259.
- Wolpaw, J. R., et D. J. McFarland. 2004. « Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans ». *Proc Natl Acad Sci U S A* 101 (51): 17849-54.
- Wolpaw, Jonathan R., Niels Birbaumer, Dennis J. McFarland, Gert Pfurtscheller, et Theresa M. Vaughan. 2002. « Brain-computer interfaces for communication and control ». *Clinical Neurophysiology* 113 (6) (juin): 767-791. doi:10.1016/S1388-2457(02)00057-3.
- Wray, Susan, Mark Cope, David T. Delpy, John S. Wyatt, et E. Osmund R. Reynolds. 1988. « Characterization of the near infrared absorption spectra of cytochrome aa3 and haemoglobin for the non-invasive monitoring of cerebral oxygenation ». *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - Bioenergetics* 933 (1) (mars 30): 184-192. doi:10.1016/0005-2728(88)90069-2.
- Wright, Matt. 2004. « OpenSoundControl ». *OpenSound Control Home Page*. <http://archive.cnmat.berkeley.edu/OpenSoundControl/>.
- Wyart, Valentin, et Catherine Tallon-Baudry. 2008. « Neural Dissociation Between Visual Awareness and Spatial Attention ». *The Journal of Neuroscience* 28 (10) (mai 3): 2667-2679. doi:10.1523/JNEUROSCI.4748-07.2008.
- Yao, J., et J. P.A. Dewald. 2005. « Evaluation of different cortical source localization methods using simulated and experimental EEG data ». *NeuroImage* 25 (2) (avril 1): 369-382. doi:10.1016/j.neuroimage.2004.11.036.
- Yoo, S. S, et F. A Jolesz. 2002. « Functional MRI for neurofeedback: feasibility study on a hand motor task ». *Neuroreport* 13 (11): 1377.
- Yoo, S. S., C. R. G. Guttman, L. Zhao, et L. P. Panych. 1999. « Real-time adaptive functional MRI ». *Neuroimage* 10 (5): 596-606.
- Zhang, J., G. Sudre, X. Li, W. Wang, D. Weber, et A. Bagic. 2011. « Clustering Linear Discriminant Analysis for MEG-based Brain Computer Interfaces ». *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on* (99): 1-1.
- Zoefel, Benedikt, René J. Huster, et Christoph S. Herrmann. 2011. « Neurofeedback training of the upper alpha frequency band in EEG improves cognitive performance ». *NeuroImage* 54 (2) (janvier 15): 1427-1431. doi:10.1016/j.neuroimage.2010.08.078.

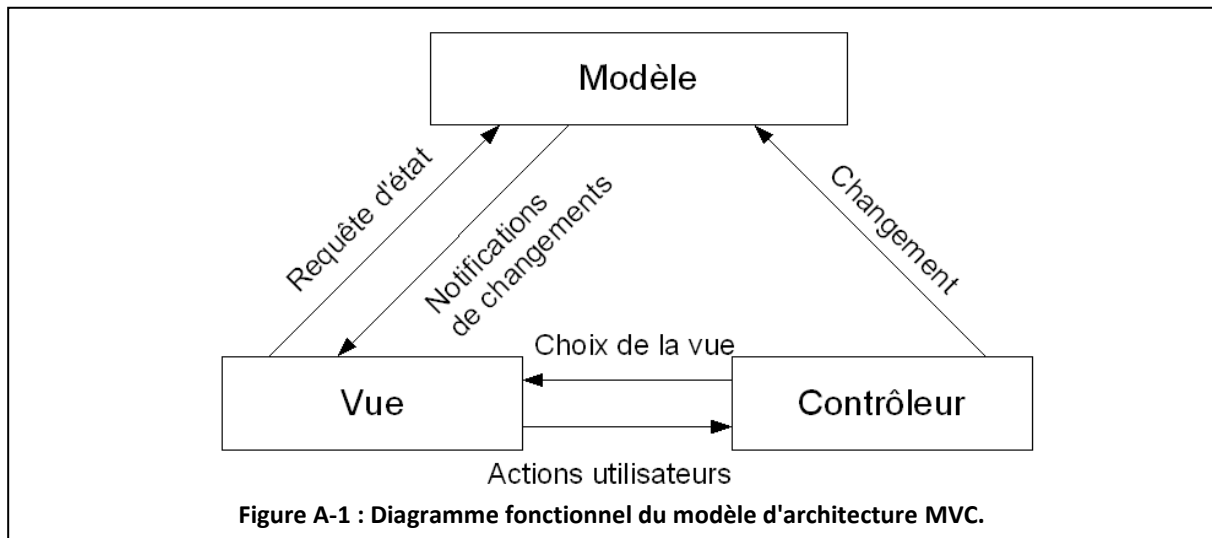
Annexe A : PsychQuest - Outil pour la neurophénoménologie

Il s'agit d'un système de questionnaires développé pour la psychtoolbox 3 (PTB3), une boîte à outils Matlab fréquemment utilisée pour créer des protocoles expérimentaux. Les questionnaires sont intégrés au protocole sous forme d'une interface graphique utilisateur interactive. Le but était de trouver un système qui permette de facilement créer des questionnaires comportant un nombre limité de questions afin de collecter des données phénoménologiques sur les contenus mentaux des sujets avant, après ou pendant un protocole expérimental, et ce, sans que le sujet ait besoin de toucher au clavier, uniquement via la souris (on pourra cependant adapter le système si une entrée clavier est requise).

Ces questionnaires présentent un nombre restreint de questions afin de pouvoir être remplis assez rapidement sans interrompre le protocole de manière trop prolongée lorsqu'ils sont utilisés pendant l'exécution du protocole. La version actuelle ne permet pas de poser plus d'une douzaine de questions mais pourra être modifiée pour gérer plus de questions, en utilisant plusieurs "pages" par exemple.

Afin d'offrir une certaine souplesse et de ne pas avoir à modifier le code Matlab qui gère les questionnaires lorsqu'une question doit être modifiée, ajoutée ou supprimée, le système est divisé en deux parties. La création des fonctions a été effectuée en s'inspirant d'un modèle de conception d'architecture logicielle appelée le Modèle-Vue-Contrôleur (ou MVC), qui organise l'articulation logique et la structure de l'application de façon particulière. Ce paradigme divise l'Interface Homme-Machine (IHM) en un modèle (modèle ou structure de données), une vue (qui correspond à l'interface graphique utilisateur ou *Graphical User Interface* en anglais, GUI) et un contrôleur (qui gère la logique de contrôle, les événements et la synchronisation entre les données et l'interface), chacune de ces briques fonctionnelles ayant un rôle particulier dans l'interface (Figure A-1). Je ne décrirai pas plus en détail ces différents éléments théoriques qui sont définis avec soin dans de nombreux livres de génie logiciel, par exemple le livre de Freeman et al. (2005) est une excellente introduction pour les lecteurs intéressés. L'avantage de cette architecture est qu'il permet tout d'abord le changement d'un bloc fonctionnel sans altérer les autres. Tous ces blocs sont clairement

séparés, cela rend les modifications plus simples. Il a un autre avantage qui est la synchronisation des vues (plusieurs vues différentes peuvent être basées sur les mêmes données, et les vues reflètent en permanence l'état des données). Dans notre contexte, il nous permet donc de découpler la gestion de la présentation (la vue) et les données du questionnaire qu'elle représente (modèle). On peut ainsi modifier les données (dans notre cas les données textuelles du questionnaire et les réponses des sujets) sans se soucier d'avoir à modifier le programme pour qu'il gère l'affichage correctement.



En tirant profit de cette architecture, le système permet de créer très rapidement des questionnaires à présenter au sujet pendant un protocole programmé avec la PTB3. Les questionnaires sont écrits en XML (eXtended Markup Language), un langage textuel de balisage qui permet de décrire le contenu d'un document. Je ne m'étendrai pas sur la présentation de ce langage, pour une présentation complète se référer par exemple au site du World Wide Web Consortium (W3C)³⁰ ou à l'ouvrage d'Alexandre Brillant (Brillant 2010). Il permet simplement de décrire des contenus et a l'avantage d'être dans un format texte et donc facilement intelligible.

Voici un exemple de questionnaire composé de 2 questions :

³⁰ <http://www.w3.org/TR/2008/REC-xml-20081126/>

```

<questionnaire id="1" titre="Dérive Attentionnelle" >
  <question id="1">
    <wording>Implication dans la tâche </wording>
    <answer id="1" code="1">Perte du compte</answer>
    <answer id="2" code="2">Indécision</answer>
    <answer id="3" code="3">Pensée simultanée</answer>
    <answer id="4" code="4">Totale absorbtion</answer>
  </question>
  <question id="2">
    <wording>Avec quelle clarté vous souvenez vous du contenu de vos
pensées?</wording>
    <scale>
      <scalestart>Oubli</scalestart>
      <answer order="1" code="1"> 0</answer>
      <answer order="2" code="2"> 1</answer>
      <answer order="3" code="3"> 2</answer>
      <answer order="4" code="4"> 3</answer>
      <answer order="5" code="5"> 4</answer>
      <answer order="6" code="6"> 5</answer>
      <answer order="7" code="7"> 6</answer>
      <answer order="8" code="8"> 7</answer>
      <answer order="9" code="9"> 8</answer>
      <scaleend>Très Claire</scaleend>
    </scale>
    <answer order="10" code="10">Je ne sais pas</answer>
  </question>
</questionnaire>

```

Plusieurs fonctions Matlab ont été codées afin de gérer le chargement du fichier XML, son affichage, la gestion des interactions utilisateur (clics sur des boutons de l'interface graphique avec le pointeur de la souris et mise à jour de l'interface graphique et du modèle de données) et la sauvegarde des données collectées.

PsychQuest a été utilisé pour présenter les questionnaires phénoménologiques pendant un protocole de rapport spontané des dérives attentionnelles pendant une tâche de comptage des respirations. Le questionnaire présenté est représenté sur la Figure A-2.

Familiarisez vous avec le questionnaire.
Appuyez sur 'Esc' pour interrompre le test.

Implication dans la tâche

Avec quelle clarté vous souvenez vous du contenu de vos pensées?

Oubli Très Claire

Quelle était la forme des pensées?

Contenu

Sensation prépondérante

Niveau de vigilance

Délais par rapport à la prise de conscience

Quelle a été la durée de la dérive attentionnelle?

Quelle était la distance spatiale par rapport à votre position actuelle?

Nulle Très Grande

Comment situez vous dans le temps le contenu de vos pensées?

Passé Futur

Comment jugez vous le contenu émotionnel?

Négatif Positif

Figure A-2 : Exemple de questionnaire interactif généré par PsychQuest utilisé pour le protocole d'étude des dérives attentionnelles.

Annexe B : Les aveugles et l'éléphant

Une fois, six aveugles vivaient dans un village. Un jour, ses habitants leur dirent :

- "Hé! il y a un éléphant dans le village, aujourd'hui"

Ils n'avaient aucune idée de ce qu'était un éléphant. Ils décidèrent que, même s'ils n'étaient pas capables de le voir, ils allaient essayer de le sentir. Tous allèrent donc là où l'éléphant se trouvait et chacun le toucha.

- "Hé! L'éléphant est un pilier" dit le premier, en touchant sa jambe.

- "Oh, non! C'est comme une corde" dit le second, en touchant sa queue.

- "Oh, non! C'est comme la branche épaisse d'un arbre" dit le troisième, en touchant sa trompe.

- "C'est comme un grand éventail" dit le quatrième, en touchant son oreille.

- "C'est comme un mur énorme" dit le cinquième, en touchant son ventre.

- "C'est comme une grosse pipe" dit le sixième, en touchant sa défense.

Ils commençaient à discuter, chacun d'eux insistait sur ce qu'il croyait exact. Ils semblaient ne pas s'entendre, lorsqu'un sage, qui passait par-là, les vit. Il s'arrêta et leur demanda :

- "De quoi s'agit-il?"

Ils dirent :

- "Nous ne pouvons pas nous mettre d'accord pour dire à quoi ressemble l'éléphant"

Chacun d'eux dit ce qu'il pensait à ce sujet.

Le sage leur expliqua, calmement :

- "Vous avez tous dit vrai. La raison pour laquelle ce que chacun de vous affirme est différent, c'est parce que chacun a touché une partie différente de l'animal. Oui, l'éléphant a réellement les traits que vous avez tous décrits."

- "Oh !" dit chacun.

Il n'y eut plus de discussion entre eux et ils furent tous heureux d'avoir dit la réalité.

Annexe C : Publications

Articles publiés

Grandchamp, R., & Delorme, A. (2011). "Single-trial normalization for event-related spectral decomposition reduces sensitivity to noisy trials" *Frontiers in Perception Science*, 2, 236. doi:10.3389/fpsyg.2011.00236

Grandchamp, R., & Delorme, A. (2009). "NeuroTRIP: A Framework for Bridging between Open Source Software. Application to Training a Brain Machine Interface" *Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), 2009 Fifth International Conference on* (pp. 451–457).(IEEE)

Article accepté

Grandchamp R., Braboszcz C., Makeig S., Delorme A. " Stability of ICA decomposition across within-subject EEG datasets" dans *Engineering in Medicine and Biology Society, 2012. EMBS 2012. 34th Annual International Conference of the IEEE*

Articles en préparation

Grandchamp R., & Delorme A. "The Brainarium: an interactive immersive tool for brain education, art and entertainment."

Grandchamp R., Barbeau E., Baragan-Jason G., Valton L., Denuelle M., & Delorme A. "Alpha and Theta power increase during meditation. An SEEG case study."



Single-trial normalization for event-related spectral decomposition reduces sensitivity to noisy trials

Romain Grandchamp^{1,2*} and Arnaud Delorme^{1,2,3}

¹ Centre de Recherche Cerveau et Cognition, Paul Sabatier University, Toulouse, France

² Centre de Recherche Cerveau et Cognition, UMR5549, CNRS, Toulouse, France

³ Swartz Center for Computational Neuroscience, Institute for Neural Computation, University of California San Diego, La Jolla, CA, USA

Edited by:

Peter Neri, University of Aberdeen, UK

Reviewed by:

Giandomenico Iannetti, University of Oxford, UK

Thomas Charles Ferree, NeuroMetrix, Inc., USA

*Correspondence:

Romain Grandchamp, Centre de Recherche Cerveau et Cognition, UMR5549, CNRS, Pavillon Baudot CHU Purpan, BP 25202, 31052 Toulouse Cedex, France.
e-mail: romain.grandchamp@cerco.ups-tlse.fr

In electroencephalography, the classical event-related potential model often proves to be a limited method to study complex brain dynamics. For this reason, spectral techniques adapted from signal processing such as event-related spectral perturbation (ERSP) – and its variant event-related synchronization and event-related desynchronization – have been used over the past 20 years. They represent average spectral changes in response to a stimulus. These spectral methods do not have strong consensus for comparing pre- and post-stimulus activity. When computing ERSP, pre-stimulus baseline removal is usually performed after averaging the spectral estimate of multiple trials. Correcting the baseline of each single-trial prior to averaging spectral estimates is an alternative baseline correction method. However, we show that this method leads to positively skewed post-stimulus ERSP values. We eventually present new single-trial-based ERSP baseline correction methods that perform trial normalization or centering prior to applying classical baseline correction methods. We show that single-trial correction methods minimize the contribution of artifactual data trials with high-amplitude spectral estimates and are robust to outliers when performing statistical inference testing. We then characterize these methods in terms of their time–frequency responses and behavior compared to classical ERSP methods.

Keywords: EEG, ERP, ERS, ERSP, single-trial, baseline, additive model, multiplicative gain model

INTRODUCTION

Electroencephalography and magnetoencephalography methods have become standard tools to study brain mechanisms. Different approaches have been used to unveil brain electrical activity in relation to sensory, motor, or cognitive events using electrical potential variations recorded either at the scalp level or from intra-cranial electrodes. The study of changes of the ongoing electroencephalogram (EEG) in response to stimulation started with event-related potentials (ERP) techniques, which relies on measuring the amplitude and latency of post-stimulus peaks in stimulus-locked EEG trial averages. The standard ERP model relies on the hypothesis that ERPs consist of stereotyped patterns of stimulus-locked electrical activity, superimposed onto an independent stationary stochastic EEG processes (Basar and Dumermuth, 1982; Luck, 2005; Nunez and Srinivasan, 2006). In the ERP model, every single-trial contains a noisy version of the grand average ERP, and, when averaging trials, “stationary” or “non-time-locked” background EEG elements of the signal cancel out.

The standard ERP model has been intensely debated for the past 10 years. In some rare cases, the standard ERP model may hold in particular for early pre-perceptual activity such as somatosensory evoked potentials with latencies as short as 20 ms (N20 wave; Yao and Dewald, 2005; Kennett et al., 2011). However, in most cases, including the well-known P300 ERP peak, scalp ERPs arise as a complex superposition of ongoing EEG activity in single-trials (Delorme et al., 2007). Most ERP peaks have been shown to result

from a reorganization of the phase of ongoing EEG oscillations (Tallon-Baudry et al., 1996; Delorme et al., 2002; Makeig et al., 2002). Thus the phase or latency of the ERP peak in single-trials is not constant but may depend on the ongoing EEG activity (Makeig et al., 2004). Since the ERP by itself cannot unravel complex EEG dynamics, it became necessary to develop new techniques.

In the 1960s, while some researchers were starting to use ERPs, some other pioneer researchers were using pure-frequency based techniques to assess spontaneous EEG oscillatory changes under various conditions. Scientists compared the EEG spectrum of subjects with their eyes opened or their eyes closed, and observed an increased 10-Hz alpha power in the eyes-closed condition (Legewie et al., 1969). This approach focused on the frequency domain exclusively while the ERP approach focused only on the time domain. In the last 20 years, evolution of computational capabilities brought up the possibility of developing new methods to visualize, quantify, and characterize stimulus-induced complex brain dynamic simultaneously in the time and frequency domains. These new tools allow disentangling ongoing brain activity from stimulus-evoked activity.

These new post-stimulus spectral estimation methods were called event-related desynchronization (ERD; Pfurtscheller and Aranibar, 1977), event-related synchronization (ERSyn; Pfurtscheller, 1992), and event-related spectral perturbation (ERSP; Makeig, 1993; Makeig et al., 2004) which regroups both ERSyn and ERD. The concept of ERD, ERSyn, and ERSP consists

in averaging the power spectrum of short sliding time windows in multiple stimulus-locked data trials. ERS results are usually visualized in 2-D time–frequency images where the pixels' color represent power variations at different time–frequency points.

Using ERS is however not as simple as using ERP since there are a large number of variants. For example, it is possible to compute power using either fast Fourier transform (FFT) or Wavelet transforms (Delorme and Makeig, 2004). Wavelets also have different variants. Although most authors use Morlet wavelets (Schiff et al., 1994; Tallon-Baudry et al., 1997; Herrmann et al., 1999; Adeli et al., 2003; Lemm et al., 2004), EEG has been studied with other type of wavelets such as Daubechies or Meyer wavelets (Bertrand et al., 1994; Kim et al., 2008; Asaduzzaman et al., 2010). In addition, it is also possible to compute ERSs using the multi-taper method (Mitra and Pesaran, 1999) or band-passed Hilbert transforms (Clochon et al., 1996). Fortunately, all of these spectral methods tend to return similar results (Le Van Quyen et al., 2001; Bruns, 2004) so we will focus on using simple sliding-window FFT decompositions in this report.

In addition to using different spectral methods, ERS variants may also use different baseline correction methods. When processing intra-cranial electrodes, researchers often avoid computing baselines and analyze raw time-varying spectral power variations (Tallon-Baudry et al., 2001). This is possible because intra-cranial EEG data is less subject to noise than scalp EEG recordings and event-related spectral variations may be visible without any further processing. However, when using scalp channels, it is often necessary to subtract baseline activity in each frequency band from the post-stimulus period. Intra-cranial EEG, scalp EEG, or Magneto-encephalography (MEG) raw spectral images are dominated by low frequencies (Freeman et al., 2000; Slotnick et al., 2002) which can mask the activity at higher frequencies. Moreover, even within a given frequency band, post-stimulus power changes relative to the pre-stimulus baseline period are often subtle and may be difficult to observe (Figure 1). Thus it becomes necessary to compute spectral changes relative to baseline. Since most of EEG spectral analysis aims to quantify the effect of a stimulus on the ongoing EEG spectrum, the most intuitive approach to isolate event-related changes is to subtract the trial-averaged pre-stimulus spectral activity from post-stimulus activity in each frequency band. Eventually, baseline correction may also be useful when performing statistical inference where post-stimulus activity is compared to baseline activity.

There are mainly two methods to perform baseline correction. These two methods rely on different assumptions about the EEG signal. The first method assumes an additive model where stimulus-induced power at specific frequencies adds onto existing power at these frequencies. The second alternative model consists in using a divisive baseline, which assumes an EEG gain model where the occurrence of a stimulus proportionally increases or decreases the amplitude of existing oscillatory EEG activity. Both models are widely used and, for the first time, we are comparing them in terms of their time–frequency response and behavior when performing statistical inference testing.

Finally, a new idea we are introducing here deals with trial-based baseline correction methods. The classical baseline approach involves first computing time–frequency decompositions for each

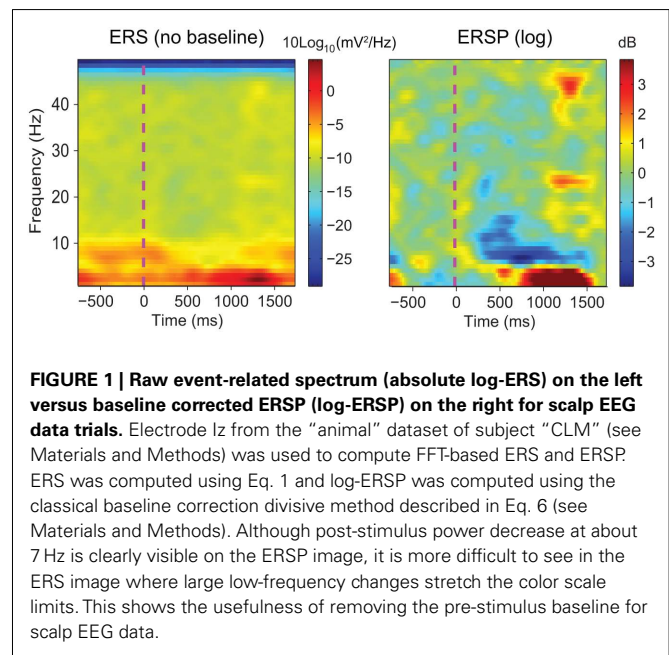


FIGURE 1 | Raw event-related spectrum (absolute log-ERS) on the left versus baseline corrected ERS (log-ERSP) on the right for scalp EEG data trials. Electrode I2 from the “animal” dataset of subject “CLM” (see Materials and Methods) was used to compute FFT-based ERS and ERS. ERS was computed using Eq. 1 and log-ERSP was computed using the classical baseline correction divisive method described in Eq. 6 (see Materials and Methods). Although post-stimulus power decrease at about 7 Hz is clearly visible on the ERS image, it is more difficult to see in the ERS image where large low-frequency changes stretch the color scale limits. This shows the usefulness of removing the pre-stimulus baseline for scalp EEG data.

trial, then computing a trial average, and as a last step removing the pre-stimulus baseline. However, as we show in this report, this method proves to be quite sensitive to noisy data trials. By contrast, it is also possible to perform different types of correction in single-trials prior to averaging time–frequency estimates. In this report, we compare new trial-based baseline correction approaches to classical baseline correction methods. We will demonstrate how our trial-based correction methods tend to make ERS less sensitive to the presence of a limited number of trials with excessive ambient or physiological noise.

MATERIALS AND METHODS

We will first describe the two different models used to compute ERS for both the classical baseline correction approach and the single-trial baseline correction approach. We will then detail the two statistical methods implemented to compute significance. Finally, we will explain the procedure used to study ERS robustness to noisy trials.

ERS MODELS

Two main methods for ERS pre-stimulus baseline correction may be distinguished. We first present these two approaches, which for simplicity we have termed the ERS “gain model” and the ERS “additive model”. We describe how ERSs are calculated for each of these models and then show how they can be adapted for single-trial baseline correction.

Event-related spectrum

The event-related spectrum (ERS) consists in computing the data power spectrum for sliding time windows centered at time t in each trial and then computing the average across trials. The mean ERS for frequency f and time point t is defined as

$$\text{ERS}(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |F_k(f, t)|^2 \quad (1)$$

where n is the total number of trials, and $F_k(f, t)$ is the spectral estimate at frequency f and time point t for trial k . In the rest of this report, we assume that $F_k(f, t)$ is computed using FFT after applying a Hanning window to remove window border effects. However, formula (1) is still valid if $F_k(f, t)$ represents a wavelet or a Hilbert transform. Formula (1) would have to be modified for multi-taper decompositions (Mitra and Pesaran, 1999).

Classical baseline approaches

Classical baseline normalization – additive model. The first method to remove baseline activity presented here is based on an additive ERS model, which assumes that stimulus-induced spectral activity adds linearly to existing pre-stimulus spectral activity. This approach was first introduced by Tallon-Baudry et al. (1996, 1999) and is now one of the standard approaches for computing ERSs.

To compute this ERS, the ERS trial average is normalized for each frequency band. In the baseline period – classically defined as the period preceding the stimulus – the average and standard deviation (SD) of power are first computed at each frequency. Then, the average baseline power is subtracted from all time windows at each frequency, and the resulting baseline-centered values are divided by the SD. For each time–frequency point of the time–frequency decomposition, the calculation of the ERS can be formalized as follows:

$$\text{ERSP}_z(f, t) = \left(\frac{\text{ERS}(f, t) - \mu_B(f)}{\sigma_B(f)} \right) \quad (2)$$

where $\mu_B(f)$ is the mean spectral estimate for all baseline points at frequency f

$$\mu_B(f) = \frac{1}{nm} \sum_{k=1}^n \sum_{t' \in B} |F_k(f, t')|^2 \quad (3)$$

where B is the ensemble of time points in the baseline period and m is the cardinal of B or the total number of time points in the baseline period. $\sigma_B(f)$ is the spectral estimate SD for all baseline points at frequency f and is defined as:

$$\sigma_B(f) = \sqrt{\frac{1}{nm-1} \sum_{k=1}^n \sum_{t' \in B} \left(|F_k(f, t')|^2 - \mu_B(f) \right)^2} \quad (4)$$

The unit for ERSP_z values computed in Eq. 2 is z-score or SD of the baseline. A close variant to this approach is the mean baseline removal approach, which consists in simply removing the mean baseline value at each frequency. Because of the way significance is computed (see Statistical Methods to Assess Significance), we would not observe any difference between ERSP_z and the mean baseline removal approach in terms of region of significance. It will therefore not be included in this report.

Dividing by baseline value – gain model. The gain model is detailed in Delorme and Makeig (2004) and is the default model in the popular EEGLAB software. In this model, for each frequency band, ERS power at each time–frequency point is divided by the

average spectral power in the pre-stimulus baseline period at the same frequency. Two measures may be derived from this model, an absolute ERS measure and a log-transformed ERS measure. The absolute ERS measure is computed as follows:

$$\text{ERSP}_\%(f, t) = \frac{\text{ERS}(f, t)}{\mu_B(f)} \quad (5)$$

where $\mu_B(f)$ is the mean spectral estimate defined in Eq. 3. The unit for $\text{ERSP}_\%$ is percentage of baseline activity. The log-transformed measure is derived by taking the log value of $\text{ERSP}_\%$:

$$\text{ERSP}_{\log}(f, t) = 10 \log_{10}(\text{ERSP}_\%(f, t)) \quad (6)$$

The logarithmic scale of the last measure offers two advantages compared to the methods described previously. First, it has been shown by a large body of statistical signal processing literature that, for skewed signals such as EEG, the distribution of the logarithm of the signal is more normal than the distribution of the original signal. Therefore parametric inference testing is often more valid when applied to log-transformed power values – although in the case of the EEGLAB software, which we are using in this report, most statistics rely on surrogate methods which are not sensitive to the data probability distribution. The second advantage of logarithmic scales is that they allow visualizing a wider range of power variations, whereas for the absolute scales, power changes at low frequencies may mask power changes at high frequencies.

By definition, the unit of $\text{ERSP}_{\log}$ is Decibel (dB). Both measures $\text{ERSP}_\%$ and $\text{ERSP}_{\log}$ are commonly used in the literature (Fuentemilla et al., 2006; Delorme et al., 2007; Meltzer et al., 2008).

Single-trial baseline correction

In the previous section we outlined different types of ERS calculations applied to the ERS trial average. In this section, we are introducing methods to compute single-trial baseline correction. For each of the two ERS models, namely the “additive model” and the “gain model,” the single-trial version of calculation is formalized below.

Single-trial baseline normalization – additive model. Instead of computing baseline normalization after trial averaging, baseline normalization is computed for each trial using the following equations:

$$P_k^z(f, t) = \frac{|F_k(f, t)|^2 - \mu'_B(f, k)}{\sigma'_B(f, k)} \quad (7)$$

$$\text{ERSP}_{\text{TB-z}}(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k^z(f, t) \quad (8)$$

where $\mu'_B(f, k)$ is the mean baseline spectral estimate for trial k at frequency f and is defined as

$$\mu'_B(f, k) = \frac{1}{m} \sum_{t' \in B} |F_k(f, t')|^2 \quad (9)$$

$\sigma'_B(f, k)$ is the spectral estimate SD for the baseline period of trial k at frequency f and is defined as

$$\sigma'_B(f, k) = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{t' \in B} (|F_k(f, t')|^2 - \mu'_B(f, k))^2} \quad (10)$$

Dividing single-trials by their baseline value – gain model. In the case of the gain model, we first divide each time–frequency point value by the average spectral power in the pre-stimulus baseline period at the same frequency. It is only after each trial has been baseline corrected that we compute the trial average. This is summarized in the following formal equations:

$$P_k^{\%}(f, t) = \frac{|F_k(f, t)|^2}{\mu'_B(f, k)} \quad (11)$$

$$\text{ERSP}_{\text{TB}-\%}(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k^{\%}(f, t) \quad (12)$$

where $\mu'_B(f, k)$ is the mean baseline spectral estimate for trial k at frequency f described in Eq. 9.

The log-transformed ERSP version is computed by taking the logarithm of $\text{ERSP}_{\text{TB}-\%}$

$$\text{ERSP}_{\text{TB}-\log}(f, t) = 10 \log_{10}(\text{ERSP}_{\text{TB}-\%}) \quad (13)$$

Note that it would also be possible to compute the log of each trial and then average the results – which would be equivalent to computing the product of the time–frequency estimates across trials and then performing a log-transformation as:

$$\begin{aligned} \log_{10}(a) + \log_{10}(b) &= \log_{10}(a \cdot b) \\ \Rightarrow \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n 10 \log_{10}(P_k^{\%}(f, t)) &= \frac{1}{n} 10 \log_{10} \left(\prod_{k=1}^n P_k^{\%}(f, t) \right) \end{aligned}$$

However, calculating the product of single-trial spectral estimates might not be biological plausible. Moreover, it also leads to regularization issues. When the mean baseline power at a given frequency is too close to 0, the term defined in (11) would tend toward infinite. As a consequence, after log-transformation, the power of some trials could dominate the ERSP. This last approach has therefore not been considered in this report.

Classical pre-stimulus baseline after full-epoch length single-trial correction. There is no need to perform classical baseline correction after single-trial baseline correction since, after single-trial pre-stimulus baseline correction, averaging values across trials preserves the baseline value. For instance, the baseline value for each trial is already centered at 0 for the $\text{ERSP}_{\text{TB}-z}$ measure – after averaging trials the average baseline value remains 0. Similarly the average baseline value is 1 in $\text{ERSP}_{\text{TB}-\%}$, and remains 1 after averaging trials.

This is important when computing statistics since the NULL hypothesis is based on trial-average baseline values: the general NULL hypothesis states that post-stimulus values do not differ from baseline values. Having a centered baseline is especially

important for the “Bootstrap random polarity inversion” statistical method (see Statistical Methods to Assess Significance) that randomly inverts baseline corrected single-trial spectral estimate polarity at each time–frequency point.

In the results section, we show that single-trial baseline correction methods are biased. As a consequence we developed methods that normalize single-trials or centers them at 1 prior to applying standard baseline correction methods. We call these methods full-epoch length single-trial corrections, which, as we will see in the Section “Results,” proved to be powerful techniques. Full-epoch length single-trial correction is equivalent to computing $\text{ERSP}_{\text{TB}-z}$, $\text{ERSP}_{\text{TB}-\%}$, or $\text{ERSP}_{\text{TB}-\log}$ and consider the full-trial length for the “baseline” period instead of the pre-stimulus baseline. Note that the term “baseline” is not appropriate any longer in this case and is simply used to outline the calculation method. After computing ERSP trial averages, the average pre-stimulus values (actual pre-stimulus baseline) may differ from 0 ($\text{ERSP}_{\text{TB}-z}$, $\text{ERSP}_{\text{TB}-\log}$) or from 1 ($\text{ERSP}_{\text{TB}-\%}$). It is therefore important to recompute the classical trial average pre-stimulus baseline prior to computing statistics. This is formalized in the following paragraph: it consists in first performing full-epoch length single-trial correction, and then performing classical pre-stimulus baseline corrections on the resulting ERSP trial averages.

$\text{ERSP}_{\text{Full TB}-z}$ is obtained by replacing raw spectral estimates $|F_k(f, t)|^2$ in Eqs 1–4 by full-epoch length single-trial baseline corrected spectral estimates $P_k^z(f, t)$. Similarly, $\text{ERSP}_{\text{Full TB}-\%}$ is obtained by replacing raw spectral estimates $|F_k(f, t)|^2$ in Eqs 1, 3, 5, and 6 by full-epoch length single-trial baseline corrected spectral estimates $P_k^{\%}(f, t)$ and $\text{ERSP}_{\text{Full TB}-\log}$ is obtained by taking the log of $\text{ERSP}_{\text{Full TB}-\%}$ multiplied by 10.

STATISTICAL METHODS TO ASSESS SIGNIFICANCE

We used two different statistical techniques to assess significance of ERSP results: one method is based on permutation of baseline period values at each frequency and another method is based on bootstrapping single-trial ERSP polarity at each time–frequency point. Note that after each procedure, the false discovery rate (FDR) procedure (Benjamini and Hochberg, 1995) was applied to correct for multiple comparisons and compensate for the fact that a statistical test was performed at each time–frequency point.

Baseline permutation

In this method, we considered the collection of single-trials and computed the surrogate distribution at each frequency by permuting baseline values across both time and trials. We therefore obtained one surrogate distribution per frequency and then tested if original ERSP values point lied in the 2.5 or 97.5% tail of the surrogate distribution at a given frequency. If it did, the specific time–frequency point was considered significant at $p < 0.05$. Note that in practice the position of the non-shuffled time–frequency estimate in the surrogate distribution allows computing the exact p -value, which can then be corrected for multiple comparisons using the FDR procedure. We used a total of 2000 permutations at each frequency to assess significance. The same method was used in Delorme et al. (2007) and is implemented in the EEGLAB software.

Single-trial power estimates need to be baseline corrected prior to applying this statistical procedure. However, for classical baseline correction methods (ERSP_z, ERSP_%, and ERSP_{log}), this method returns equivalent results if the statistical procedure is performed before or after baseline correction.

Bootstrap random polarity inversion

In this method, we randomly inverted the polarity of single-trial time–frequency power estimate after baseline correction. Randomly inverting the polarity means that on average only half of the values have their polarity inverted – although for each repetition, a different set of values is inverted. This statistical procedure is performed independently at each frequency point and is also applied to time–frequency point lying within the baseline period.

It is important to perform baseline correction on each trial prior to applying the statistical procedure since the polarity inversion of single-trial values depend on this baseline value.

For this statistical procedure, a surrogate distribution is computed at each time–frequency point – in contrast to each frequency for the statistical procedure described in Section “Baseline Permutation.” If the original ERSP value at a given time–frequency point lies in the 2.5 or 97.5% tail of the surrogate distribution for this time–frequency point, the value is considered significant at $p < 0.05$. As for the previous statistical procedure, in practice the position of the original ERSP time–frequency estimate in the bootstrap distribution allows computing the exact p -value, which can then be corrected for multiple comparisons using the FDR procedure. We used a total of 2000 bootstrap random polarity inversion to assess significance at each time–frequency point. As this statistical procedure had not been implemented in any software to our knowledge, we developed custom Matlab scripts for it.

DATASETS USED FOR ANALYSIS AND ASSESSING ROBUSTNESS TO NOISY TRIALS

First, both classical and trial-based ERSP methods will be applied to artificial EEG data to demonstrate their fundamental properties. In a second step aiming to address the robustness of different ERSP methods, we introduced noisy data trials in a resting-state EEG dataset in which artificial spectral perturbations were added to background EEG activity. Finally we applied the methods to an actual EEG dataset taken from an animal/non-animal categorization task and analyzed the influence of noisy trials on ERSP results.

Artificial EEG data trials

The first dataset used to study robustness of ERSP to noisy trials is an artificial dataset. It was created by mixing real EEG data recorded from a single subject and artificial spectral perturbations.

Electroencephalogram data was acquired using a Biosemi ActiveTwo system of 64 scalp electrodes placed according to the 10–20 system. The EEG signal was digitized at 2048 Hz with 24-bit A/D conversion, then down-sampled to 256 Hz. The data was then high-pass filtered at 0.5 Hz using a FIR filter and converted to averaged reference. Paroxysmal activity as well as periods containing

electrical artifacts were removed by visual inspection of the raw continuous data.

Since the subject was not performing any task and no stimuli were presented, the continuous data should not contain any time-locked spectral activity. However, in order to simulate an evoked spectral response, mock events were first inserted in the raw continuous data every 3 s. Then, data epochs ranging from –1000 to 2000 ms relative to mock events were extracted for electrode Fp1, resulting in 58 non-overlapping 3000 ms segments. In each epoch, baseline was considered as the period starting 1000 ms before the mock event and ending at the mock event onset. Spectral perturbations were then modeled as an increase followed by a decrease in power in the 20 to 26 Hz frequency band. We artificially increased power for a finite time period from 300 ms to 799 ms after mock events, and reduced power from 1399 ms to 1599 ms.

To introduce spectral perturbations, first the time window to be perturbed was selected. Then a FFT was used on each EEG data trial for this time window. FFT coefficients corresponding to frequencies from 20 to 26 Hz were modified by adding or subtracting a fixed scalar (equal to 300). We finally computed an inverse FFT transform (using Matlab *ifft* function) to generate a perturbed time series that we used to replace the EEG data in each data trial in the selected time window.

Actual EEG data from animal/non-animal categorization task

The second set of EEG data came from an event-related EEG experimental paradigm (Delorme et al., 2004). In this paradigm, photographs containing animal or distractors were briefly flashed to experimental subjects on a computer screen. The task of the subjects was to press a button whenever they saw an animal. Fourteen subjects were recorded performing this task. The data was recorded at 1000 Hz using a Neuroscan 32-channel system with electrodes placed according to the 10–20 system. Here, we used a pruned version of the data, where the data was down-sampled at 256 Hz and 3 s data epochs were extracted for each stimulus – from –1 to +2 s after each stimulus. Epochs were baseline corrected using pre-stimulus period – from –1 s to the stimulus onset – and bad epochs were removed by visual inspection. These datasets are publicly available on the Internet in the form of an EEGLAB STUDY at http://scn.ucsd.edu/~arno/fam2data/publicly_available_EEG_data.html. When performing statistical analysis for **Figures 5–9**, we have only considered the 14 datasets containing animal stimuli – one dataset per subject. **Figures 1–4** and **10** were generated with the dataset containing animal stimuli of subject “CLM.”

Procedure to model noisy trials and assess robustness of ERSP model

To estimate the robustness of different ERSP models to noise, for both the artificial and the real EEG data described above, we added noise to a given percentage of data trials. To model noise in single-trials, an independent Gaussian noise with SD of five times the SD of the EEG data – computed over all time points and all data trials – was added to a random set of trials (in **Figure 5**, we varied this coefficient from 1 to 5). The number of perturbed trials ranged from 0 to the maximum number of available trials in the EEG dataset: 58 for the artificial EEG data and 126 for “CLM” dataset.

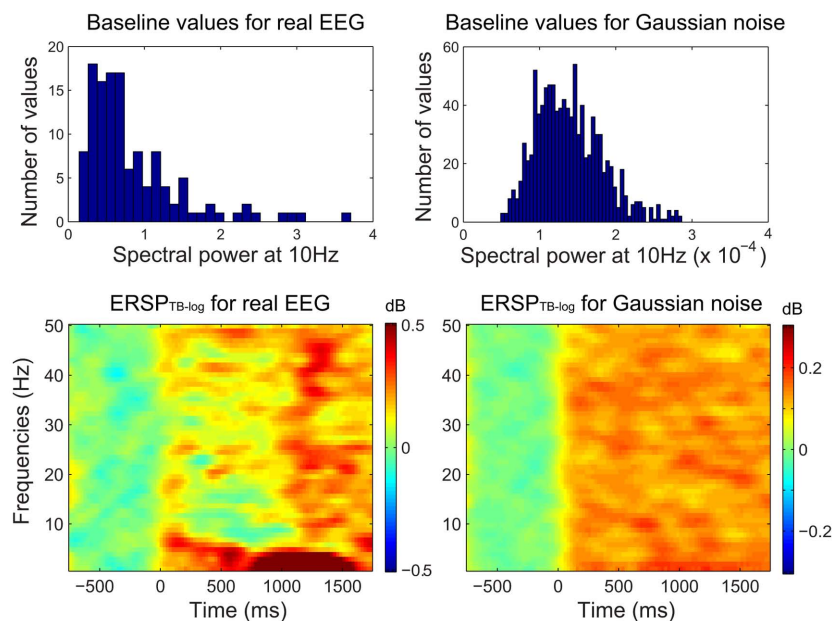


FIGURE 2 | Single-trial baseline correction. Top row, distribution of mean single-trial baseline power values at 10 Hz for real EEG data (electrode Iz of subject “CLM” – see Materials and Methods) and for 1000 simulated trials of normalized Gaussian noise with the same time

limits. Bottom row, $ERSP_{TB-log}$ with single-trial baseline correction tends to produce large positively biased event-related post-stimulus spectral perturbations for both the real EEG data and the artificial Gaussian noise.

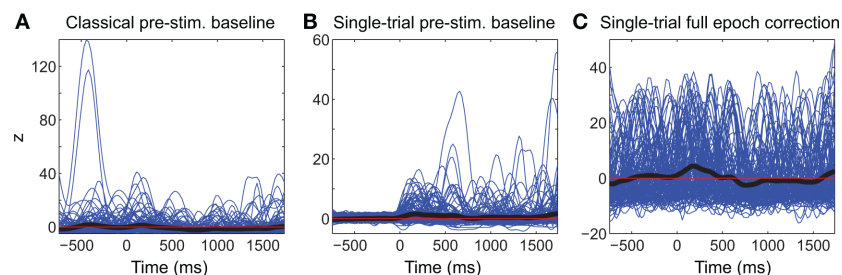


FIGURE 3 | Comparison of different baseline approaches. This figure shows spectral power at 5.8 Hz in single-trials using the classical pre-stimulus baseline $ERSP_z$ method (A), the single-trial pre-stimulus baseline $ERSP_{TB-z}$ method (B), and the single-trial full-epoch length correction $ERSP_{FullTB-z}$ method (C). The thick black line represents the average of all trials.

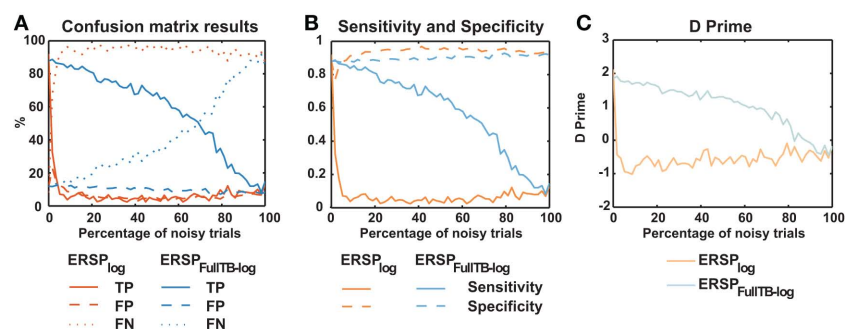


FIGURE 4 | Confusion matrix, sensitivity, specificity, and d' results of the ERS classical method and the ERS using single-trial correction. (A) True Positives (TP), False Positives (FP) and False Negatives (FN) significant results for the $ERSP_{log}$ and $ERSP_{FullTB-log}$. The single-trial-based method

($ERSP_{FullTB-log}$) clearly outperforms the classical method ($ERSP_{log}$). (B) Sensitivity and specificity of the two methods. (C) d' results for the two methods. Significance of ERS results is computed using baseline permutation statistical method.

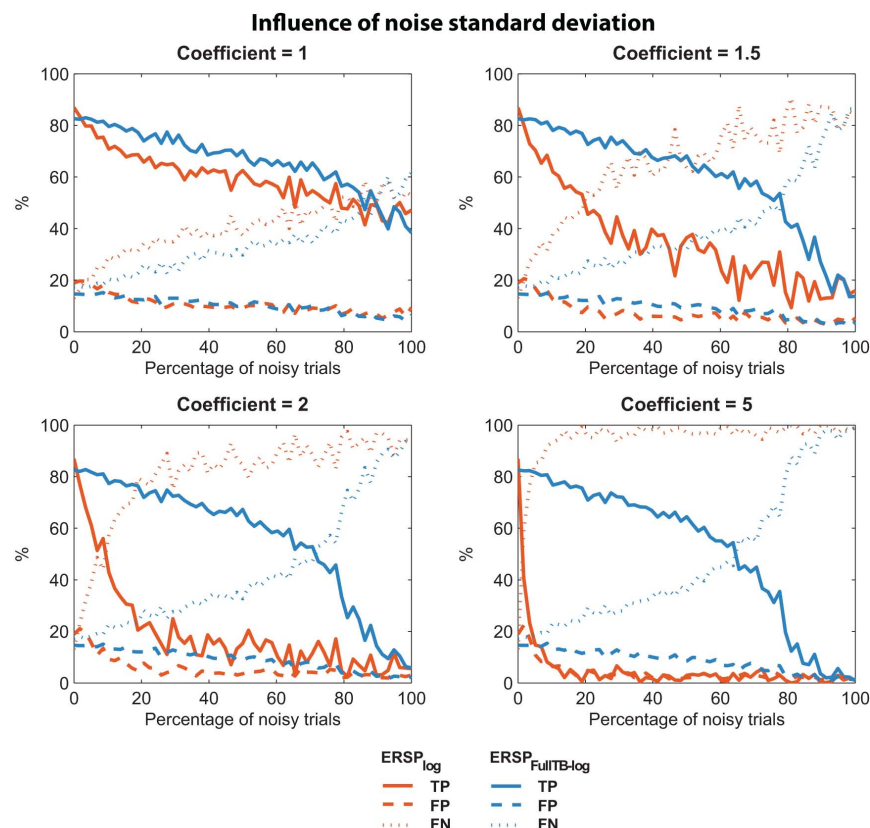


FIGURE 5 | Confusion matrix of the ERS/ERSP classical method and the ERS/ERSP using single-trial correction for different amplitude of noise. The single-trial-based method (ERSP_{FullTB-log}) clearly

outperforms the classical method (ERSP_{log}) with a higher rate of True Positive significant values and a comparable rate of False Negative significant values.

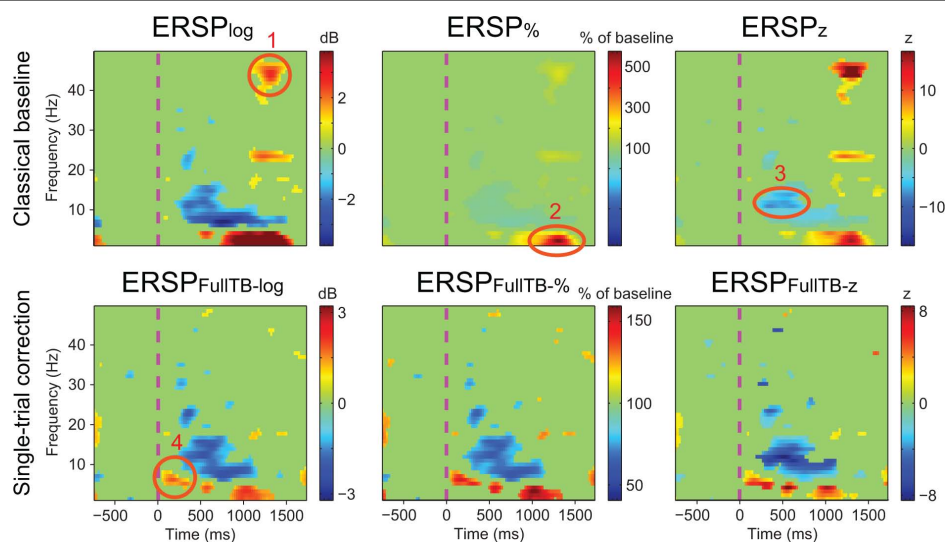
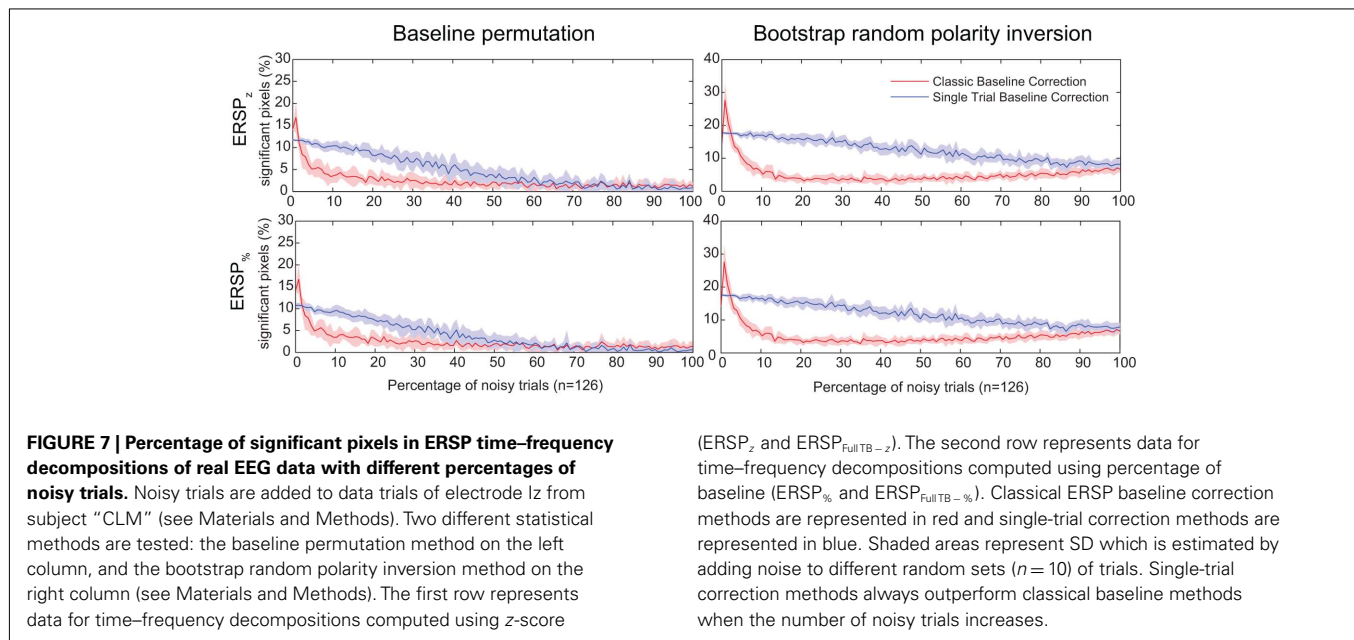


FIGURE 6 | Results of different ERS/ERSP methods applied to channel I2 of subject "CLM" (see Materials and Methods). Images are masked for significance at $p = 0.05$ using the baseline permutation statistical method (see Materials and Methods) after correction for multiple

comparisons using the FDR procedure. The top row shows results from classical baseline ERS/ERSP methods. The bottom row shows ERS/ERSP using full-epoch length single-trial correction. Circled regions of interest are discussed in the text.



In order to evaluate the accuracy of the two different baseline correction methods, we first used the artificial EEG dataset containing the controlled spectral perturbation and computed confusion matrices for each ERSP method and for each percentage of noisy trials. We considered True Positives (TP, i.e., significant time-frequency estimates – or pixel in the ERSP image – included in the spectral perturbation area), False Positives (FP, i.e., significant time-frequency estimates outside of the spectral perturbation area), False Negatives (FN, i.e., non-significant time-frequency estimates inside the perturbation area) and True Negatives (TN, i.e., non-significant time-frequency estimates outside of the perturbation area). TP, FP, FN, and TN were expressed in percentage of the maximum number of time-frequency estimates in each category. Thus TP = 100% indicates that all time-frequency estimates in the perturbation area are significant, FN = 100 – TP indicates the percentage of time-frequency estimates within the perturbation which are not significant. Similarly, the maximum FP is reached when all the time-frequency estimates outside of the spectral perturbation area are significant. These measures allow evaluating the quality of each ERSP method through different metrics basically defined by signal detection theory and used in evaluation of classifiers or subject performances in categorization tasks (Green and Swets, 1974; Fawcett, 2006). We computed sensitivity, i.e., the ability to detect TP, which corresponds to TP Rate; and specificity, i.e., the ability to detect TN, which corresponds to TN Rate. Both metrics can be formalized as follows:

$$\text{Sensitivity} = \text{True Positive Rate} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FN})}$$

$$\text{Specificity} = \text{True Negative Rate} = \frac{\text{TN}}{(\text{FP} + \text{TN})}$$

In addition, we computed the d' sensitivity index for each percentage of noisy trials introduced in the signal. d' is defined as

$$d' = Z(\text{True Positive Rate}) - Z(\text{False Positive Rate})$$

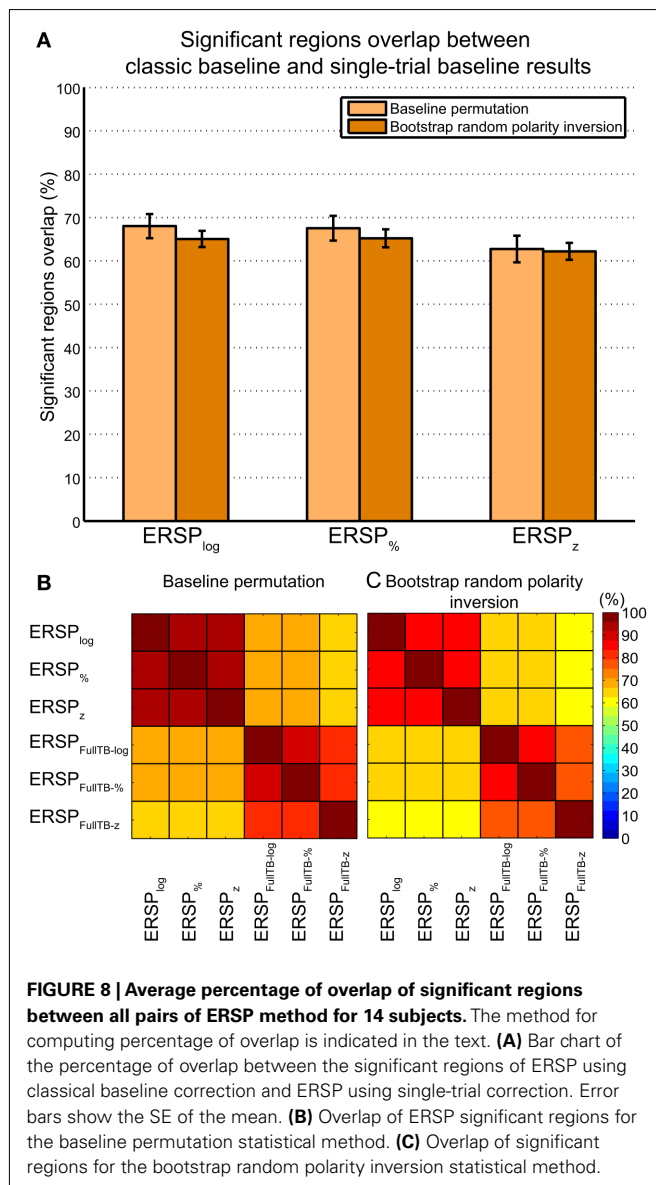
$Z(p), p \in [0, 1]$ being the inverse of the cumulative Gaussian distribution, and

$$\text{False Positive Rate} = \frac{\text{FP}}{(\text{FP} + \text{TN})} = 1 - \text{True Negative Rate}$$

RESULTS

Figure 2 shows that when computing single-trial baseline, post-baseline spectral estimates tend to be biased toward positive values. This effect occurs because spectral estimates are skewed toward positive values. This is true for ERSP_{TB-log} (Figure 2), ERSP_{TB-%} and ERSP_{TB-z} (not shown). Therefore performing single-trial baseline correction is sensitive to post-stimulus outliers and large positive post-baseline values are dominating the ERSP. One hypothesis is that pre-stimulus outliers affect the post-stimulus results as if the pre-stimulus data were stable, then the results would not be so sensitive to how the baseline subtraction is handled. However, the fact that this bias is observed with Gaussian noise disproves this hypothesis. The bias is a result of non-stationary of both the EEG signal and the computation method (Figure 3).

Figure 3 shows the apparent superiority of full-epoch length single-trial correction. For the classical baseline methods, outliers with large power values are clearly visible (Figure 3A). The middle panel (Figure 3B) shows the single-trial pre-stimulus baseline approach where data is well normalized in the baseline period. However in the post-stimulus period positive outliers are clearly visible and bias the average spectral estimate toward positive values. This is the same effect we were observing in the bottom row of Figure 2. In the last panel (Figure 3C), we use the single-trials full-epoch length correction method (see Materials and Methods), and observe that all single-trial corrected spectral estimates are within the same range of z-score values. In the rest of this manuscript, we



focus on comparing classical ERSP methods versus ERSP methods based on single-trial full-epoch length correction methods.

We then compared the performance of classical ERSP methods versus single-trial full-epoch length correction methods on artificial data using the baseline permutation statistical methods (Figure 4). Figure 4A shows results for ERSP_{log} and ERSP_{FullTB-log}. We chose these two ERSP methods because they exhibited the best visual contrast (Figure 6). However, using other ERSP methods return similar results. We can clearly see that TP are less sensitive to noisy trials for the single-trial method (ERSP_{FullTB-log}) and that FN increase at a slower rate when noisy trials are added. The rate of FP is globally higher for the single-trial-based correction method than for the classical one, except when the percentage of noisy trials is lower than 8%. The bootstrap random polarity inversion method for significant testing returned qualitatively similar results.

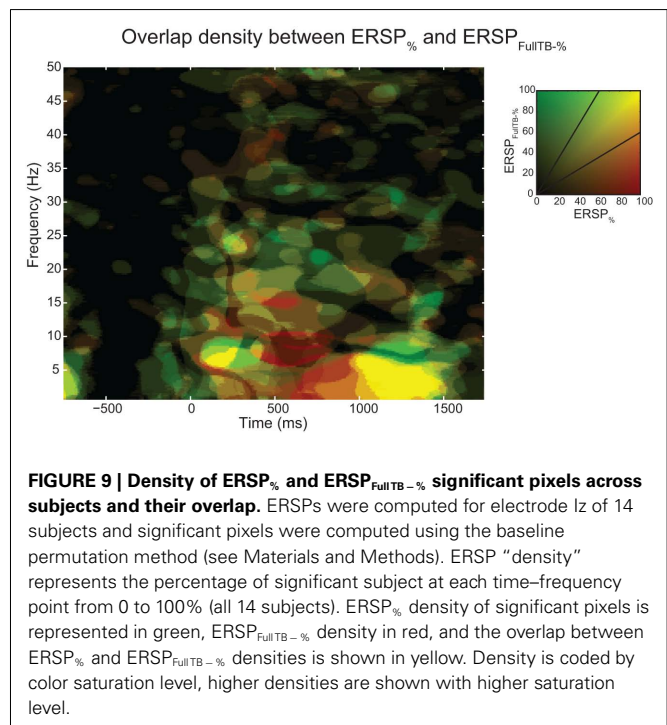


Figure 4C shows d' values for the ERSP_{log} and ERSP_{FullTB-log} methods. d' quickly drops to 0 for the classical baseline method when as little as 2% of noisy trials are introduced, whereas the d' for our single-trial correction method remains above 1.5 with up to 60% of noisy trials.

Table 1 indicates the specificity and sensitivity of the classical baseline correction and single-trial correction ERSP_z and ERSP_%/ERSP_{log} methods for the two types of statistical inference methods when 8.6% of trials are noisy. Significance levels between classical correction and single-trial correction methods are computed using a bootstrap procedure as described in Section “Baseline Permutation.” Irrespective of the ERSP method used, sensitivity is significantly higher by 70–80% for single-trial correction methods compared to classical correction methods for both baseline permutation statistical method and bootstrap random polarity inversion. Specificity is 2–3% higher for classical correction methods compared to single-trial correction methods although the difference is not always significant.

It may be argued that low sensitivity to noisy trials of the classical ERSP method depends on the level of the noise introduced. We thus used the same two ERSP methods on noisy trials with different amplitudes of noise. As described in the Section “Materials and Methods,” noisy trials are obtained by introducing Gaussian noise with a SD equal to the SD of the EEG multiplied by a coefficient. We used different coefficient values ranging from 1 to 5. For each coefficient value, 10 iterations were computed and the mean TP, FP, FN were calculated. Results are presented on Figure 5, which shows that for all values of coefficient greater than 1, the ERSP method using single-trial correction clearly outperforms the classical ERSP method with a higher TP rate of significant values and

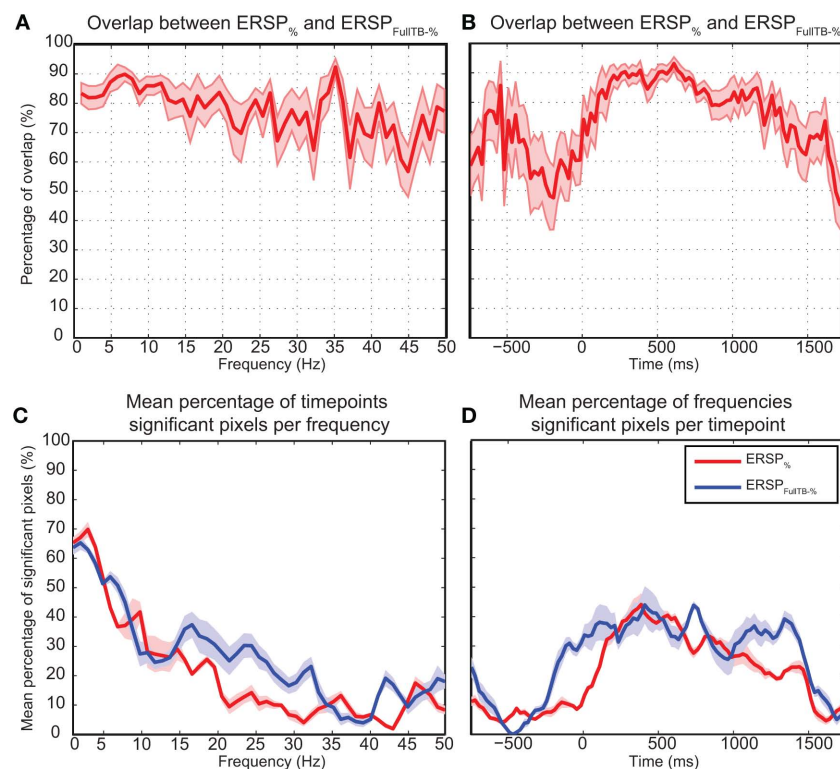


FIGURE 10 | Number of significant pixels and overlap across time and frequency for the ERSP% and the ERSP_FullTB-% methods averaged over 14 subjects. The top row shows the mean percentage of overlap between significant regions of the ERSP% (classical baseline correction) and the ERSP_FullTB-% (single-trial correction) methods. **(A)** Average overlap between

the two ERSP methods at each frequency. **(B)** Average overlap between the two ERSP methods at each time point. **(C,D)**. Average percentage of significant pixels at each frequency **(C)** and at each time point **(D)**. For the four curves, significant regions were computed using the bootstrap random polarity inversion method. Shaded areas show the SE of the mean.

Table 1 | Sensitivity and specificity of the classical baseline correction and single-trial correction ERSP_z and ERSP%/ERSP_{log} methods for the two types of statistical methods when 8.6% of trials are noisy.

		Statistical method					
		Baseline permutation			Bootstrap random polarity inversion		
		Classical correction	Single-trial correction	t-Test results	Classical correction	Single-trial correction	t-Test results
ERSP _z	Sensitivity	0.087 ± 0.11	0.77 ± 0.039	$p < 0.001$, $t(18) = -18.1$	0.037 ± 0.033	0.82 ± 0.036	$p < 0.001$, $t(18) = -47.4$
	Specificity	0.96 ± 0.02	0.94 ± 0.0087	$p = 0.056$, $t(18) = 2.37$	0.91 ± 0.022	0.89 ± 0.0063	$p = 0.035$, $t(18) = 2.41$
ERSP%/ERSP _{log}	Sensitivity	0.083 ± 0.11	0.81 ± 0.029	$p < 0.001$, $t(18) = -19.8$	0.038 ± 0.036	0.84 ± 0.036	$p < 0.001$, $t(18) = -47.1$
	Specificity	0.96 ± 0.02	0.93 ± 0.012	$p = 0.006$, $t(18) = 3.70$	0.91 ± 0.022	0.88 ± 0.0085	$p < 0.001$, $t(18) = 4.04$

For each method, the mean and the SD of the specificity and sensitivity measures are indicated.

a comparable rate of FN responses. This performance improves as the coefficient increases.

Figure 6 illustrates the different ERSP approaches described in the Section “Materials and Methods” computed on one subject (see Materials and Methods): it shows ERSPs for both the classical baseline solutions (top row) and the single-trial full-epoch length corrections followed by classical baseline correction (bottom row). All methods show similar ERSP images with interesting

nuances. Region 1 circled in **Figure 6** shows a significant feature at high frequency that appears only when classical baseline correction methods are used. Since it is not present for the single-trial baseline correction, this region most likely represents activity from a few noisy data trials. After visual inspection of the raw data, 6 of the 126 data trials proved to contain high frequency noise. Upon removal of these data trials, region 1 is not any more significant and visible in classical method results. In addition, region

1 did not prove to be significant in any of the other 13 subjects of the same study. Region 2 shows a 500% power increase relative to baseline for the $ERSP_{\%}$ method. The region is slightly smaller for the ERSP methods based on single-trial correction than for the classical ERSP methods. We tested the hypothesis that single-trial methods were more sensitive to noise by replacing good trials by noisy ones as described in Section “Procedure to Model Noisy Trials and Assess Robustness of ERSP Model” and computed the $ERSP_{log}$ and $ERSP_{Full\ TB - log}$ for every number of noisy trials introduced in the signal. We observed that Region 2 was still significant and had the same extent for both classical and single-trial-based ERSP methods when 80% of noisy trials was introduced. Region 3 indicates a post-stimulus power decrease centered at about 13 Hz and spanning over the 10 to 15-Hz frequency band for the $ERSP_z$ method. For the $ERSP_{\%}$ and the $ERSP_{log}$ methods, a similar power decrease spans over the 6 to 15-Hz frequency band and is strongest at 6 Hz. This suggests that the variance across trials at 13 Hz is small compared to lower frequencies, which would explain why the power decrease at this frequency is larger in the $ERSP_z$ method than in the $ERSP_{\%}$ and the $ERSP_{log}$ methods. For all single-trial correction solutions, one additional significant region appears (region 4). This region corresponds to an early post-stimulus power increase in the 5 to 7-Hz frequency band. Note that the positive peak in the last panel of **Figure 3** at about 200 ms corresponds to region 4 in **Figure 6**. To test if significance in this region was driven by noise, we applied a band-pass filter to single-trials between 5 and 7 Hz and showed that the filtered signal exceeded the SE of the average signal in the 200 to 400-ms time region. The presence of this additional region, although anecdotal, argues in favor of using single-trial baseline methods, which renders visible finer grained spectral changes. Note that the subject selected for **Figure 6** was chosen for didactic purposes. When spectral activity is more homogenous across trials, the six types of ERSP are more similar.

In **Figure 6**, the extent of significant regions is different for the various ERSP approaches. We attempted to determine if regions of significance differed across ERSP methods. We performed ERSP decomposition for each of the 14 subjects of an animal/non-animal categorization study (see Materials and Methods), computed the percentage of significant pixels in the ERSP image, and applied a paired 2-way ANOVA on the mean percentage of significant pixels using two factors ERSP type (% or z-score) and baseline correction method (classical versus single-trial). Only the $ERSP_{\%}$, $ERSP_z$, $ERSP_{Full\ TB - \%}$ and $ERSP_{Full\ TB - z}$ methods were considered since the $ERSP_{log}$ and $ERSP_{Full\ TB - log}$ methods are mere log-transformation of the $ERSP_{\%}$ and $ERSP_{Full\ TB - \%}$

methods which do not modify the number of significant pixels. We also tried two methods for assessing significance: baseline permutation and bootstrap random polarity inversion (see Materials and Methods).

Table 2 summarizes the mean over 14 subjects of the number of significant pixels for different ERSP methods. For the baseline permutation statistical method, the percentage of significant pixels was higher for the ERSP classical baseline methods than for the ERSP single-trial correction methods [$F(1,13) = 12.504$, $p = 0.004$]. We also observed an effect of the ERSP method [$F(1,13) = 20.681$, $p < 0.001$], where the $ERSP_{Full\ TB - z}$ method returned less significant pixels than the $ERSP_{Full\ TB - \%}$ method. For the bootstrap random polarity inversion statistical method, we also observed a significant effect of the baseline correction method [$F(1,13) = 5.132$, $p = 0.04$] but in the opposite direction, the percentage of significant pixels being higher for single-trial correction methods. Bootstrap random polarity inversion statistics returned significant effect for ERSP methods in the same direction as the baseline permutation statistics [$F(1,13) = 8.243$, $p = 0.01$], where the $ERSP_{Full\ TB - z}$ method returned less significant pixels than the $ERSP_{Full\ TB - \%}$ method. In sum, ERSP using baseline normalization tends to return less significant pixels than ERSP using percentages of baseline. Classical baseline and single-trial correction methods also differed significantly although the method returning more significant pixel was contingent on the statistical method used to assess significance.

In **Figure 7**, we test the hypothesis that full-epoch length single-trial baseline approaches are less sensitive to outlier trials in real EEG. To test this hypothesis, we first added noisy trials to real EEG (see Materials and Methods) and estimated the number of significant time–frequency points (pixels) for different ERSP time–frequency decomposition. We also used two independent methods to estimate significance: either the baseline permutation method or the bootstrap random polarity inversion method (see Materials and Methods). **Figure 7** shows a comparison of classical baseline correction and single-trial correction for z-score ERSP methods (respectively $ERSP_z$ and $ERSP_{Full\ TB - z}$) and percentage of baseline ERSP methods (respectively $ERSP_{\%}$ and $ERSP_{Full\ TB - \%}$). It shows that if the percentage of noisy trials is greater than 2, the single-trial method gives more significant pixels than the classical method, although this difference decreases monotonically as the number of trials increases. Note that the percentage of significant pixels is not a true measure of sensitivity as the ones presented in **Figure 4**. However, given that we do not have access to the TP pixel measure, it is not possible to compute the more rigorous measures we used for artificial data.

Table 2 | Mean percentage of significant time–frequency points (pixels) for different ERSP methods for electrode Iz.

	Baseline permutation		Bootstrap random polarity inversion	
	Classical correction	Single-trial correction	Classical correction	Single-trial correction
$ERSP_z$	17.4 ± 7.8	14.4 ± 6.6	19.7 ± 5.7	20.2 ± 5.1
$ERSP_{\%}/ERSP_{log}$	17.6 ± 7.9	15.4 ± 6.7	19.7 ± 5.7	20.9 ± 5.0

The mean of 14 subjects with SD is indicated for each condition.

In order to further characterize the similarities of the ERSPs' regions of significance, we computed the percentage of overlap between the significant regions of all pairs of ERSP methods for electrode Iz of 14 subjects (see Materials and Methods). A percentage of overlap between two ERSP methods was computed for each subject by taking the ratio between the intersection of significant regions and the union of these regions. This percentage of overlap was then averaged across subjects:

$$\mu_{\text{overlap}}(A, B) = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n \frac{|A \cap B|_s \times 100}{|A \cup B|_s}$$

where A is the first ERSP method and B is the second one. $|A \cap B|_s$ is the number of pixels in the intersection of significant regions computed by ERSP methods A and B for subject s ; $|A \cup B|_s$ is the number of pixels in the union of significant regions computed by ERSP methods A and B for subject s ; n is the number of subjects.

Figure 8 summarizes overlaps of regions of significance between the different ERSP methods. The two procedures used to assess statistical significance produced similar results. The overlap between the ERSP classical baseline methods and the ERSP full-epoch length single-trial correction methods was only about 60–70% (**Figure 8A**). The overlap between classical baseline methods was about 90% and the overlap between full-epoch length single-trial correction methods was also about 90% (**Figures 8B,C**). Classical baseline correction methods have more overlap than single-trial correction methods for both statistical procedures [paired t -test for baseline permutation $t(13) = 12.028$, $p < 0.001$, paired t -test for bootstrap random polarity inversion, $t(13) = 9.174$, $p < 0.001$]. Note that since the statistics should be equivalent for both $\text{ERSP}_{\%}$ and $\text{ERSP}_{\log}$ (respectively $\text{ERSP}_{\text{Full TB} - \%}$ and $\text{ERSP}_{\text{Full TB} - \log}$), the differences observed between these two methods are due to random sampling in the bootstrap and permutation methods. Comparing **Figure 8B** and **Figure 8C**, we finally observe that the baseline permutation statistical procedure leads to higher overlap between ERSP methods than the bootstrap random polarity inversion procedure [paired t -test for classical baseline ERSP correction methods $t(13) = -10.515$, $p < 0.001$; paired t -test for single-trial correction ERSP methods, $t(13) = -3.068$, $p < 0.001$].

At each time–frequency point, **Figure 9** shows the percentage of significant subjects for both the $\text{ERSP}_{\%}$ and the $\text{ERSP}_{\text{Full TB} - \%}$ methods as well as the overlap between them. This innovative representation allows displaying the similarities (i.e., overlap, represented in yellow) and contrast between the two ERSP methods (in red and green). We observe that even if some regions exhibit a strong overlap especially at low frequencies (in bright yellow), some other areas are more specific to one or the other of the two ERSP methods (in bright red or bright green).

Figure 10 shows the overlap of significant pixels across time and frequency for the $\text{ERSP}_{\%}$ (classical baseline correction) and $\text{ERSP}_{\text{Full TB} - \%}$ (single-trial correction) methods as well as the percentage of significant pixels for each frequency and time point. Results for the ERSP_z and the $\text{ERSP}_{\text{Full TB} - z}$ methods are similar (not shown). **Figure 10A** shows that for the data analyzed here, the overlap tends to be higher at low frequencies than at higher frequencies. **Figures 10B,D** show the density of significant pixels and overlap across time between the two ERSP methods and indicate

that for this dataset the overlap is highest in the 200 to 1000-ms time region.

Figure 11 focuses on the baseline time region for the two statistical methods used to compute significance and for different ERSP methods. It shows that significance during the baseline is lowest for the ERSP_z and the $\text{ERSP}_{\text{Full TB} - z}$ methods using the baseline permutation statistical method. This argues in favor of using these ERSP methods and the baseline permutation statistical test when it is important to minimize the number of significant values in the baseline period.

DISCUSSION

We have presented different ERSP methods, three based on classical baseline correction methods and three implementing single-trial correction methods. We showed the superiority of the single-trial correction methods on both artificial data and real data since these methods were less sensitive to noise compared to classical baseline correction methods. We also compared the number of significant time–frequency estimates and region of significance between all of these ERSP methods. For the data analyzed here, the overlap was strongest at low frequencies in the 200 to 1000 ms post-stimulus period. Moreover, the overlap between region of significance within classical baseline correction methods and within single-trial correction methods was always above 90%. This contrasts to 60–70% of overlap between the classical and the single-trial-based baseline correction methods and argues for a fundamental difference between these two types of approaches.

For single-trial correction methods, use of the entire time interval – including pre- and post-stimulus time intervals – may appear unconventional with respect to event-related approaches. However, processing that combines pre- and post-stimulus activity is a common procedure in EEG signal processing, as for example when performing filtering. Filtering is used in most EEG software. For example, performing high-pass FIR filtering at 0.5 Hz on continuous EEG data at 128 Hz usually requires a filter order or length of about 768. The convolution window thus comprises 6 s and might contain several stimuli: post-stimulus activity may affect pre-stimulus activity (and vice-versa), and we have observed this fact experimentally. Thus, our single-trial correction procedures combining pre- and post-stimulus activity fits well with the current EEG signal processing framework.

The main difference between the classical ERSP baseline correction methods and single-trial correction methods is that the single-trial correction approach is less sensitive to the presence of noisy trials. When adding noisy trials to the data, the number of significant pixels decreased exponentially for classical baseline correction methods. However, it decreased linearly for single-trial correction methods. This result is especially important because spectral transformations may amplify small trial noises. Even though EEG data might not appear noisy, power computed by taking the square of FFT amplitude tends to skew power distribution toward high positive values as shown in **Figure 2**. Therefore, using ERSP measures robust to outlier trials is important and this is why we have introduced such measures here. Other ERSP measures may also be appropriate where, for example, median ERSP values could be used instead of the mean ERSP value, and this is a potential direction for future research.

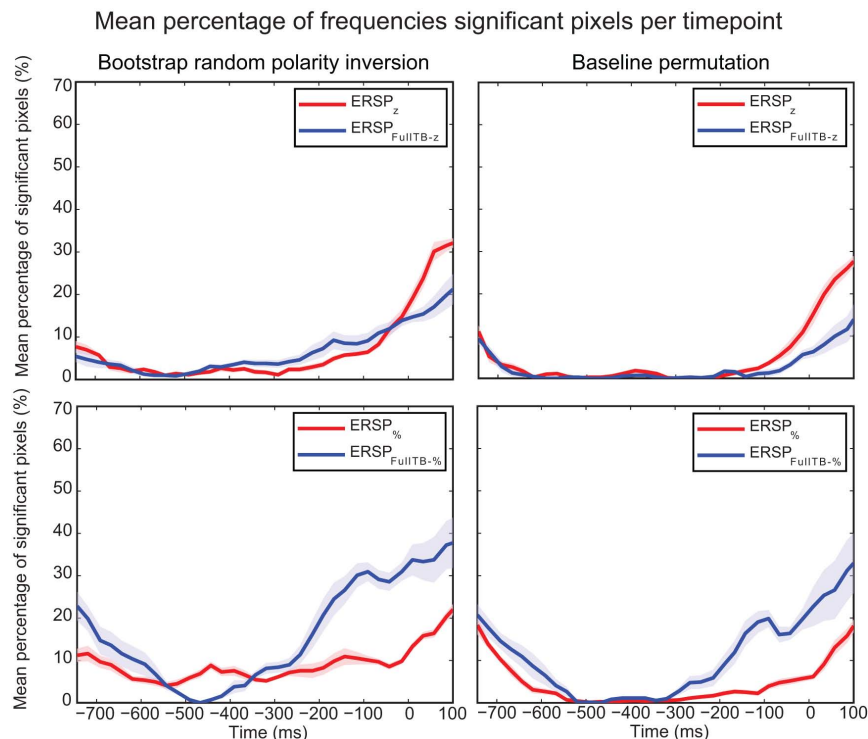


FIGURE 11 | Mean percentage of significant pixels during the baseline period for $ERSP_z$, $ERSP_{FullTB-z}$, $ERSP_{\%}$, and $ERSP_{FullTB-\%}$ using the two statistical methods. ERSPs were all computed on electrode I_z and averaged over 14 subjects. The bootstrap random polarity inversion statistical method is shown on the left column and the baseline permutation statistical method is

shown on the right column. Two different ERSP methods are compared: $ERSP_z$ displayed in the upper row, and $ERSP_{\%}$ displayed in the lower row. Classical baseline correction methods are represented in red and single-trial correction methods are represented in blue. Shaded areas represent SE of the mean.

We have shown that the difference in terms of region of significance between classical baseline correction and single-trial correction methods is due to the high sensitivity of ERSP classical baseline correction to single-trial noise. This result strongly argues in favor of using single-trial correction methods when computing ERSP. Of all the methods presented in this report, we recommend using the $ERSP_{FullTB-z}$ in conjunction with the baseline permutation statistical method for inference testing. $ERSP_{FullTB-z}$

combined with this statistical method is robust to trial noise and has the lowest number of FP significant time–frequency points in the baseline period. All the methods presented in this article are implemented in the “newtimef” function of the EEGLAB software.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by a thesis fellowship from the French ministry of research and a grant from the FRM Foundation.

REFERENCES

- Adeli, H., Zhou, Z., and Dadmehr, N. (2003). Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform. *J. Neurosci. Methods* 123, 69–87.
- Asaduzzaman, K., Reaz, M. B., Mohd-Yasin, F., Sim, K. S., and Hussain, M. S. (2010). A study on discrete wavelet-based noise removal from EEG signals. *Adv. Comput. Biol.* 593–599.
- Basar, E., and Dumermuth, G. (1982). EEG-brain dynamics: relation between EEG and brain evoked potentials. *Comput. Programs Biomed.* 14, 227–228.
- Benjamini, Y., and Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. *J. R. Stat. Soc. Series B Stat. Methodol.* 57, 289–300.
- Bertrand, O., Bohorquez, J., and Pernier, J. (1994). Time-frequency digital filtering based on an invertible wavelet transform: an application to evoked potentials. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 41, 77–88.
- Bruns, A. (2004). Fourier-, Hilbert- and wavelet-based signal analysis: are they really different approaches? *J. Neurosci. Methods* 137, 321–332.
- Clochon, P., Fontbonne, J., Lebrun, N., and Etévenon, P. (1996). A new method for quantifying EEG event-related desynchronization: amplitude envelope analysis. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 98, 126–129.
- Delorme, A., and Makeig, S. (2004). EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *J. Neurosci. Methods* 134, 9–21.
- Delorme, A., Makeig, S., Fabre-Thorpe, M., and Sejnowski, T. (2002). From single-trial EEG to brain area dynamics. *Neurocomputing* 44–46, 1057–1064.
- Delorme, A., Rousselet, G. A., Macé, M. J.-M., and Fabre-Thorpe, et M. (2004). Interaction of top-down and bottom-up processing in the fast visual analysis of natural scenes. *Cognitive Brain Res.* 19, 103–113.
- Delorme, A., Westerfield, M., and Makeig, S. (2007). Medial prefrontal theta bursts precede rapid motor responses during visual selective attention. *J. Neurosci.* 27, 11949–11959.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognit. Lett.* 27, 861–874.
- Freeman, W. J., Rogers, L. J., Holmes, M. D., and Silbergeld, D. L. (2000). Spatial spectral analysis of human electrocorticograms including the alpha and gamma bands. *J. Neurosci. Methods* 95, 111–121.
- Fuentemilla, L., Marco-Pallarés, J., and Grau, C. (2006). Modulation of spectral power and of phase resetting of EEG contributes differentially to

- the generation of auditory event-related potentials. *Neuroimage* 30, 909–916.
- Green, D. M., and Swets, et J. A. (1974). *Signal Detection Theory and Psychophysics*. Oxford, UK: Robert E. Krieger.
- Herrmann, C. S., Mecklinger, A., and Pfeifer, E. (1999). Gamma responses and ERPs in a visual classification task. *Clin. Neurophysiol.* 110, 636–642.
- Kennett, S., Eimer, M., Spence, C., and Driver, J. (2011). Tactile-visual links in exogenous spatial attention under different postures: convergent evidence from psychophysics and ERPs. *J. Cogn. Neurosci.* 13, 462–478.
- Kim, M. S., Cho, Y. C., Abibullaev, B., and Seo, H. D. (2008). Analysis of brain function and classification of sleep stage EEG using Daubechies wavelet. *Sens. Mater.* 20, 1–15.
- Le Van Quyen, M., Foucher, J., Lachaux, J., Rodriguez, E., Lutz, A., Martinerie, J., and Varela, F. J. (2001). Comparison of Hilbert transform and wavelet methods for the analysis of neuronal synchrony. *J. Neurosci. Methods* 111, 83–98.
- Legewie, H., Simonova, O., and Creutzfeldt, O. D. (1969). EEG changes during performance of various tasks under open and closed-eyed conditions. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 27, 470–479.
- Lemm, S., Schafer, C., and Curio, G. (2004). BCI competition 2003-data set III: probabilistic modeling of sensorimotor μ rhythms for classification of imaginary hand movements. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 1077–1080.
- Luck, S. J. (2005). *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. 1st Edn. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Makeig, S. (1993). Auditory event-related dynamics of the EEG spectrum and effects of exposure to tones. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 86, 283–293.
- Makeig, S., Debener, S., Onton, J., and Delorme, A. (2004). Mining event-related brain dynamics. *Trends Cogn. Sci. (Regul. Ed.)* 8, 204–210.
- Makeig, S., Westerfield, M., Jung, T. P., Enghoff, S., Townsend, J., Courchesne, E., and Sejnowski, T. J. (2002). Dynamic brain sources of visual evoked responses. *Science* 295, 690.
- Meltzer, J. A., Zaveri, H. P., Goncharova, I. I., Distasio, M. M., Papademetris, X., Spencer, S. S., Spencer, D. D., and Constable, R. T. (2008). Effects of working memory load on oscillatory power in human intracranial EEG. *Cereb. Cortex* 18, 1843–1855.
- Mitra, P. P., and Pesaran, B. (1999). Analysis of dynamic brain imaging data. *Biophys. J.* 76, 691–708.
- Nunez, P. L., and Srinivasan, R. (2006). *Electric Fields of the Brain: The Neurophysics of EEG*. New York: Oxford University Press.
- Pfurtscheller, G. (1992). Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 83, 62–69.
- Pfurtscheller, G., and Aranibar, A. (1977). Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 42, 817–826.
- Schiff, S. J., Aldroubi, A., Unser, M., and Sato, S. (1994). Fast wavelet transformation of EEG. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 91, 442–455.
- Slotnick, S. D., Moo, L. R., Kraut, M. A., Lesser, R. P., and Hart, J. Jr. (2002). Interactions between thalamic and cortical rhythms during semantic memory recall in human. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 99, 6440–6443.
- Tallon-Baudry, C., Bertrand, O., Delpuech, C., and Pernier, J. (1996). Stimulus specificity of phase-locked and non-phase-locked 40Hz visual responses in human. *J. Neurosci.* 16, 4240–4249.
- Tallon-Baudry, C., Bertrand, O., and Fischer, C. (2001). Oscillatory synchrony between human extrastriate areas during visual short-term memory maintenance. *J. Neurosci.* 21, RC177.
- Tallon-Baudry, C., Bertrand, O., Wienbruch, C., Ross, B., and Pantev, C. (1997). Combined EEG and MEG recordings of visual 40 Hz responses to illusory triangles in human. *Neuroreport* 8, 1103.
- Tallon-Baudry, C., Kreiter, A., and Bertrand, O. (1999). Sustained and transient oscillatory responses in the gamma and beta bands in a visual short-term memory task in humans. *Vis. Neurosci.* 16, 449–459.
- Yao, J., and Dewald, J. P. A. (2005). Evaluation of different cortical source localization methods using simulated and experimental EEG data. *Neuroimage* 25, 369–382.

Conflict of Interest Statement: The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Received: 10 March 2011; accepted: 30 August 2011; published online: 30 September 2011.

Citation: Grandchamp R and Delorme A (2011) Single-trial normalization for event-related spectral decomposition reduces sensitivity to noisy trials. *Front. Psychology* 2:236. doi: 10.3389/fpsyg.2011.00236

This article was submitted to *Frontiers in Perception Science*, a specialty of *Frontiers in Psychology*.

Copyright © 2011 Grandchamp and Delorme. This is an open-access article subject to a non-exclusive license between the authors and Frontiers Media SA, which permits use, distribution and reproduction in other forums, provided the original authors and source are credited and other Frontiers conditions are complied with.

NeuroTRIP: a framework for bridging between open source software.

Application to training a Brain Machine Interface

Romain Grandchamp, Arnaud Delorme

Centre de Recherche Cerveau et Cognition

(UMR 5549, CNRS-UPS)

Toulouse, France

romain.grandchamp@cerco.ups-tlse.fr, arno@cerco.ups-tlse.fr

Abstract— Within the field of Brain Computer Interface, the sub-field of Neurofeedback that consists in training subjects to control specific brain rhythms is gaining momentum. Spatial filtering of brain source activities using Independent Component Analysis (ICA) may help subjects to specifically train specific brain regions. Here we propose an integrated platform built on top of two Open Source software namely BCI2000 and EEGLAB, to design and run source-based ICA Neurofeedback experiments. Our public software NeuroTRIP (Neurofeedback TRaining Ica Program) automates the sequence of procedure necessary to train a computer program to recognize brain sources and apply this training to isolate these sources in real time and provide feedback to subjects. In addition to provide an innovative technique for EEG Brain Machine Interface protocols, it will offer a flexible open source tool to conduct controlled experiments on neurotherapy methodology and results.

Keywords-BCI; neurofeedback; OSS; ICA

I. INTRODUCTION

With the recent development of software and dedicated hardware for real time acquisition and processing of electrical brain signals such as electro-encephalogram (EEG), new perspectives in the domain of Brain Computer Interfaces (BCI) have arisen. Even within the framework of controlling electrophysiological signal attributed to cerebral sources, different applications are possible. The main BCI application is to use the electrical signal generated by the brain to control an input communication software or mechanical device. The control signal may be used for instance to control a Virtual Reality setup or video games. Another possible BCI application, Neurofeedback, aims at training subjects over several weeks to up-regulate or down-regulate the activity of specific electrical brain signal. More specifically, Neurofeedback consists in having subjects train to modify brain waves at specific frequencies in order to suppress abnormal oscillatory activity usually linked to a psycho-pathological state such as ADHD [1-3], drug addiction [4,5], depression [6], or even neuro-pathological states such as epilepsy [7-12]. Neurofeedback has also been used to improve a specific aspect of cognition [13] such as concentration, stress management, or even musical performances [14].

Historically, the Neuroscientific community has long discredited Neurofeedback. Despite the fact it has been used extensively by therapists in the past 30 years, there have not been serious scientific studies to back up Neurofeedback-based therapeutic interventions. Moreover, most of these interventions were based on the intuition of the therapist or on observation in isolated patients or subjects. The few controlled-group studies achieved so far, suffer from the small sample size and the absence of control for patient and therapist characteristics that could influence their outcome. Although it is clear that significant, beneficial effects have constantly been reported in patients who volunteered to receive this type of treatment, additional controlled, group studies are needed in order to promote a clearer understanding of this alternative to chemical therapies.

Neurofeedback training is usually performed using one or two scalp electrodes. One of the main drawbacks of using single channel Neurofeedback is that it requires many sessions until the subject or patient starts gaining control over his EEG signal. One way to speed up learning could be to compensate the poor spatial resolution of EEG using efficient spatial filtering and source reconstruction, as this could potentially increase the functional specificity of the training. Because of volume conduction in the brain, the single-channel signal used in Neurofeedback is the sum of the projection of the activity originating from several cortical sources. Therefore, it makes it difficult to infer what brain region activity subjects are training to regulate and the neural mechanisms involved in Neurofeedback training are still largely unknown.

Using a large number of electrodes allows to isolate the different sources of EEG activity and to use the activity of these sources as feedback for the subject. Source separation may be achieved using signal processing and statistical techniques such as Independent Component Analysis (ICA) [15-18], and some studies suggest that this processing could help improve the learning process [19,20].

This paper presents a piece of software called NeuroTRIP that would allow to easily design and run experimental Neurofeedback protocols. NeuroTRIP uses different open source solutions already widely used in BCI, namely BCI2000 [21] for acquiring the data and providing feedback to the subject or patient, and EEGLAB for EEG analysis [22]. We will start by describing standard single-electrode Neurofeedback protocols. We will then introduce

ICA and explain how it can extract brain sources to allow subjects to directly control the activity of specific brain areas. We will then present the BCI2000 software, the EEGLAB software and the sequence of processing required to perform Neurofeedback on ICA components. The last part of this report describes how we implemented this stream of processing in our software, NeuroTRIP. As illustrated in Fig. 1, NeuroTRIP allows smoothly designing and monitoring a complete experimental neurofeedback paradigm and helps integrate for the first time ICA in Neurofeedback research applications.

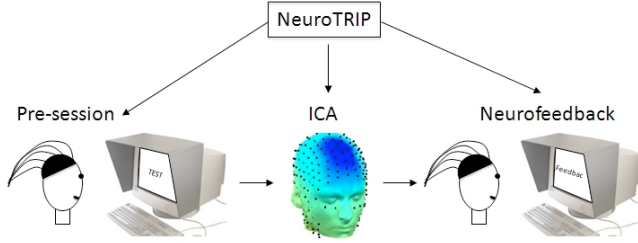


Figure 1. Overview of NeuroTRIP. ICA is run on pre-session data which is then used for Neurofeedback.

II. WHAT IS NEUROFEEDBACK

Neurofeedback is a technique used mainly in behavioral medicine and is often used in conjunction with psychotherapy. Surface electrical signals at a particular scalp location are amplified and processed in real time using dedicated hardware and software. Traditionally, Neurofeedback is done in clinical settings using only a few electrodes, such as CZ, C3 or C4 in the 10-20 system [13,23-26]. These electrodes are most often referenced to the nose or on one of the earlobes. Specific features of the EEG signal are extracted and converted to visual and/or auditory feedback. The visual or auditory feedback is performed in real time, so it reflects the brain activity with a minimum constant time delay, a delay which is usually kept under 1 second. Fig. 2 illustrates the structure and the consecutive steps of a neurofeedback loop.

A specific feedback element, for instance the speed of a virtual spaceship shown on screen, may represent the brain waves the subject is trying to control. Often, subjects have to

reach specific thresholds in order to unlock a reward phase. In the spaceship example, once subjects reach a specific threshold, the spaceship will start moving at supersonic speed. The Neurofeedback process consists in having subjects or patients acquire an enhanced awareness of mental states they must enter to gain a volitional control over the visual or auditory feedback. One hypothesis is that Neurofeedback training can lead to brain plasticity and to long-lasting modification of the global pattern of brain electrical activity. This newly learned activity counteracts, suppresses, or replaces the pre-existent abnormal pathological electrophysiological rhythms.

Typical Neurofeedback trainings consists at least 20 30-minute sessions and up to 40 sessions depending on the subject's responsiveness to the treatment or experiment. Sessions are performed every two or three days. Original research on Neurofeedback started with experiments involving alpha rhythm training (8-13 Hz frequency band), a well-known cortical rhythm dominating the occipital region of the brain [23,24]. Kamiya [23] found that if participants were made aware of alpha frequency bursts recorded from electrodes located in occipital scalp regions, they eventually could gain a definite level of awareness of this rhythm even without feedback. Subjects also seemed to be able to increase voluntarily the incidence of their alpha rhythm and reported subjective experiences of being in a relaxed and peaceful state. For this reason and since alpha rhythms are idling brain rhythms, Neurofeedback protocols aiming at up-regulating alpha rhythms started to be commonly used as relaxation protocols. Since then, several Neurofeedback protocols have been developed for the treatment of different pathologies such as attention deficit disorder [1-3,25,27,28], affective disorder [29], epilepsy [7-12], chronic pain [30], and substance addictions [4,5,31]. A typical Neurofeedback training protocol consist for instance in training ADHD patients to up-regulate their Sensori Motor Rhythm (SMR) (frequency band of 12 to 20 Hz with a spectral peak in the area of 12 to 14Hz) and down regulate theta (4-8 Hz) power [25,32-34]. The visual feedback usually varies as a function of ratio of these two power estimates.

Unfortunately, there is currently insufficient evidence to support conclusively the effectiveness of Neurofeedback treatments, and this is due mainly to the lack of large-scale randomized controlled clinical studies. Studies to date have provided evidence for its potential for improving attentional abilities in healthy subjects and clinical groups [13,14,35,36], but much research remains to be done. A practical concern in Neurofeedback is how to optimize the nature and duration of the training. Details of session length, schedule length, reward contingencies, electrode placements will require controlled investigation.

Another reason for the lack of Neurofeedback research is the absence of proper research tools. Here NeuroTRIP provides a strong basis for performing Neurofeedback research using modern neuroimaging tools.

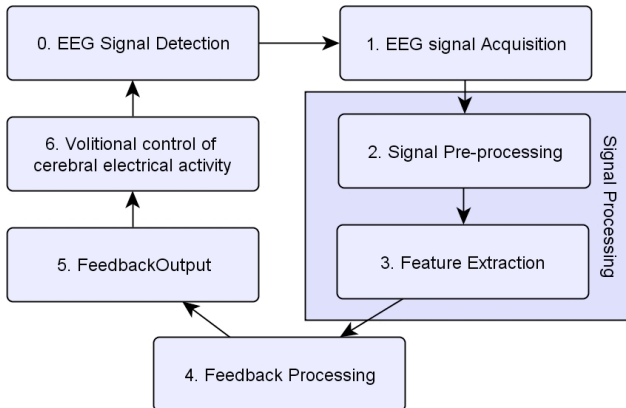


Figure 2. Classical neurofeedback loop.

III. INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS

We are interested in testing the impact of an increased functional specificity of the signals used as a base for Neurofeedback training, and this could be achieved by using a specific component or set of components activity.

When recording brain electrical signals, because of volume conduction (the diffusion model of electrical potentials generated in the brain), surface electrodes do not record the sources situated directly under them. Instead they may record distant sources. When using the signal recorded at a single electrode sites, as this is done during Neurofeedback training, we can reasonably assume that this signal will be noisy and will not reflect the activity of a single underlying functional brain source but instead be contaminated by distant brain source activities as well as artifacts.

A promising approach in EEG data analysis is based on blind source separation techniques such as independent component analysis. ICA has been mostly used so far to remove artifacts, but it may also help isolate independent activities from compact patches of cortex [19,20].

It is generally assumed that brain electrical activity can be measured at the scalp level because of the synchronous activity of pyramidal cells in the cortex. The EEG signal results from the simultaneous fluctuation of post-synaptic potentials of pyramidal cells assemblies. Because of the ionic charge difference between upper and lower part of the cell, these neurons act as electromagnetic dipoles. These cells are organized in the same direction along macro columns, and coordinated activity in these columns result in an electrical field that may be modeled using a single equivalent dipole. The activity of these equivalent dipoles, if strong enough, may be detected at the scalp level. Since the local cortical connectivity is denser and stronger than the long-range connectivity, the activity of these cortical patches may be considered to be relatively independent. This is one reason why ICA may be able to recover and separate the activity from different patches of cortex.

In addition to background brain noise generated by the activity of numerous groups of pyramidal cells oriented in different directions, another problem with EEG is that several electrical artifactual sources are embedded in the recorded signal. These artifacts can have either a physiological origin (eye movements, eye blinks, face muscles contractions, etc...) or non-physiological (interferences due to other electrical devices, power lines, poor electrodes contact, etc...). All these artifactual electrical sources might contaminate the recorded signal and may interfere with Neurofeedback training. ICA helps separate brain signal from artifacts since the electrical activity of environmental artifacts is mostly independent of the brain activity.

Because of Maxwell's equations of volume conductions, we obtain at each electrode a linear combination of all the sources (cognitive and artifactual). ICA is a linear separation method to attempt to recover the original source

signals by multiplying the multi-electrode recorded data vector at each timepoint by an unmixing matrix. It has first been implemented using neural network models [18], and several algorithms have been developed using different approaches such as, for instance, Information Maximization [37], Natural Gradient Learning [38], Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices [39]. The "runica" function of EGGLAB [22], an open source matlab toolbox for Electrophysiological research, provides a way to calculate unmixing matrix from EEG data recordings. This matrix is used as a spatial filter in order to train a specific component of the cerebral activity. These techniques have been applied with success to EEG data [17] and could potentially be used to separate EEG sources and use their activity for Neurofeedback training. Using ICA in conjunction with Neurofeedback will help select functionally relevant brain sources and filter out the activity of non-relevant sources as well as electrical artifacts. We believe that, by increasing specificity, it could speed up the Neurofeedback training process.

IV. NEUROTRIP

BCI2000 is a general-purpose publicly available software for brain-computer interface research. It may be used for data acquisition, stimulus presentation, and brain monitoring applications. BCI2000 thus represents a flexible framework for designing BCI experiments. This software has already been used in several published studies on BCI [40-42] and is currently been used by about 300 laboratories worldwide. BCI2000 has however been less used for neurofeedback applications although it does embed the main required features. Fig. 3 and 4 show an example of BCI2000 Neurofeedback module we developed. The experimenter screen is shown in Fig. 3 and the subject screen is shown in Fig. 4.

a.

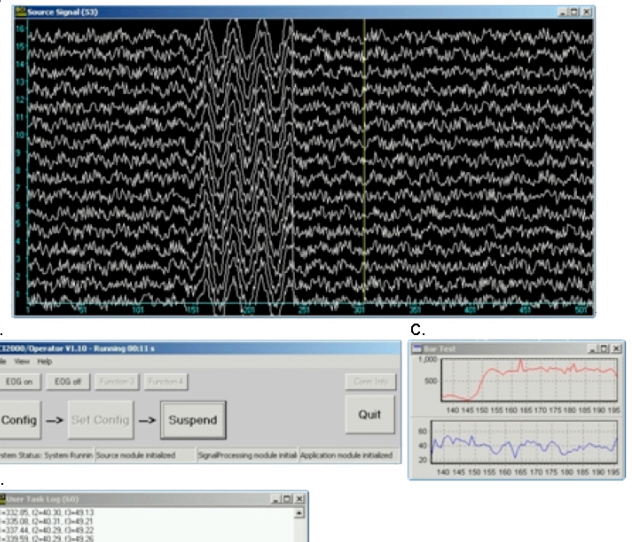


Figure 3. BCI2000 experimenter Screen during neurofeedback training: a. EEG signal; b. Operator window which allows to control configuration of the program and its execution; c. Window displaying control signals used for feedback, usually the power in a specific frequency band from a given independent component. d. Output console

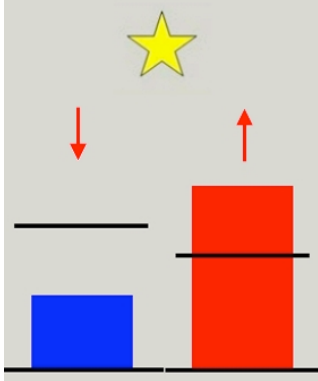


Figure 4. Neurofeedback application subject screen. Each colored bar represents the feedback for a control signal. The height of the bars covaries with the control signal value (for instance theta on the left and beta on the right). The red arrows are not shown to the subject but indicate the task, which is to lower the blue bar below the threshold represented by the horizontal black line, and increase the red bar above its threshold. When both conditions are met, a positive reinforcing feedback is given by displaying the star at the top.

BCI2000 allows to save parameters to files and to automatically load them through its Operator module. However, we encountered problems when we started using it with experimental paradigms that required to switch between parameter files, or executables modules, in order to perform a specific experimental sequence. The BCI2000 system does not allow implementing the sequence automatically and requires constant experimenter intervention, which could lead to errors. Moreover, if users want to use a different set of executables for each condition, it requires a restart of the software. Running ICA decomposition as explained in the previous section also proved very complex. We thus develop NeuroTRIP to supplement these lacks.

NeuroTRIP is a piece of software that comes on top of BCI2000 in order to allow definition of sequences of BCI2000 configurations and run them automatically. It automatically updates and saves BCI2000 parameter files that can embed complex configurations such as spatial filters derived from ICA decompositions. Figure 5 illustrates the sequence of actions that NeuroTRIP allows to perform automatically.

This involves acquiring pre-session data, running ICA on the pre-session data, visualizing selecting ICA components,

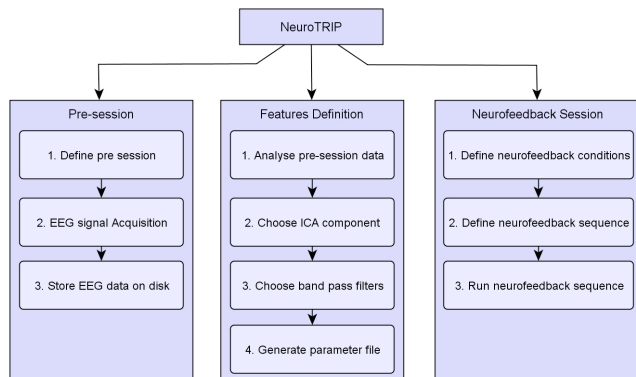


Figure 5. List of operations performed by NeuroTRIP for the pre-session, the feature extraction and the Neurofeedback session.

and plug-in in the result into a BCI2000 parameter file for the actual Neurofeedback session.

NeuroTRIP first starts a sequence of custom or native BCI2000 modules to acquire some pre-session data. Pre-session data is important, as ICA needs to be applied to separate brain sources specific to the current subject. During the pre-session, two or more conditions are defined where subjects are asked to generate specific mental states (relaxed, ready to move, mental mathematics, etc...). Pre-session data acquisition lasts less than 10 minutes. NeuroTRIP then runs a sequence of Matlab commands to preprocess the acquired data (the Matlab sequence of commands – including the ICA decomposition – may be conveniently entered in a dedicated NeuroTRIP text window). NeuroTRIP is written in C++ but Matlab instances may be started using the COM Matlab Interface. As shown in Fig. 6, a Matlab figure pops up showing the ICA components, their scalp map, power, and discrimination power to separate two or more given frequencies of interest (or a ratio of frequencies) for the condition tested during the pre-session data acquisition period. Note that this tool is not intended for analysis purpose. Detailed offline analysis may be performed under Matlab to select which component and frequency should be used for Neurofeedback training. The NeuroTRIP implementation aims at selecting these predefined features for the current subjects. Components with more discriminative power are placed first but if the Neurofeedback task consists in training the frontal midline theta rhythm, experimenters must systematically select this component in the interface even if they do not come in first position. Users enter the index of the component they wish to use for Neurofeedback in the native C++ NeuroTRIP graphic interface (several components – one per frequency band may also be used). Finally, NeuroTRIP writes all of ICA parameters into a BCI2000 parameter file. Pressing a button under NeuroTRIP finally starts a new sequence of BCI2000 modules that run the actual Neurofeedback session.

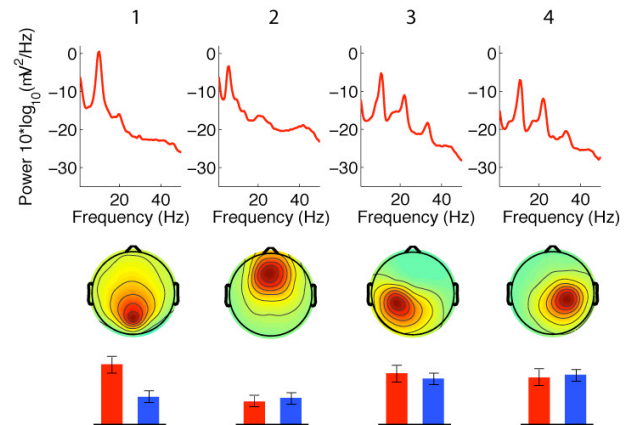


Figure 6. Figure popped up by NeuroTRIP. This figure is generated by Matlab called from NeuroTRIP. It indicates the component that discriminates best between two conditions. The two colored bars under each map represent the power of the component in the two different conditions. In this idealized example, an alpha source is shown on the left and exhibit the strongest power difference between the two pre-session conditions. Next is a frontal midline theta source. Finally a left and right mu sources are represented. Users enter the index of the component he is interested in directly in NeuroTRIP.

Fig. 7 indicates the sequence of operation run by NeuroTRIP and how it interacts with BCI2000 and EEGLAB. Time goes from top to bottom. Fig. 8 shows the main NeuroTRIP interface that allows users to select sequence of BCI2000 modules. The upper part allows defining experimental conditions by associating the selection of native modules to be launched with specific parameter files. The lower part is used for the definition of the experimental sequence (pre-session, ICA extraction and Neurofeedback session).

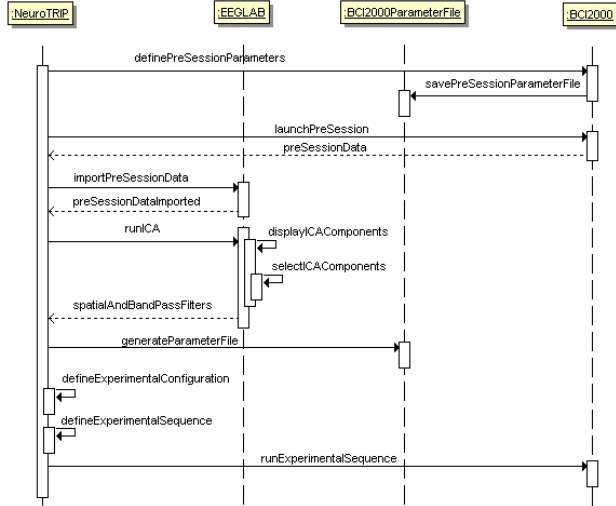


Figure 7. Sequence of operations run by NeuroTRIP and its interactions with different softwares.

Since NeuroTRIP has been designed as a meta-launcher, it is not tightly linked to the underlying tools that are being used for BCI. It relies on the abstraction of a common process and aims to behave as a global controller which orchestrates and monitors both this information flow and the execution of various open source solutions related to BCI and neurofeedback domain. It may be extended to run a full sequence of BCI scripts under Matlab using Fieldtrip toolbox developed at the Donders Institute for Brain, Cognition and Behaviour, [43] or to interface the Openvibe platform, another OpenSource solution for BCI and neurofeedback applications [44]. NeuroTRIP (currently version 0.9) will be released as an Open Source software once it has been validated by a few laboratories. Perspectives for development involve automatic selection of ICA components based on pre-defined templates.

V. INTEGRATION IN OPEN SOURCE SOFTWARE DEVELOPMENT FRAMEWORK.

NeuroTRIP will be released as a “BCI2000 contribution”. “BCI2000 contributions” gather code that is contributed by users of BCI2000. Although the BCI2000 team tries to keep contributed code functional, they cannot apply the same standards of maintenance and testing than the one they use for the “core” BCI2000 distribution. In order to provide quality standard code that could be integrated in BCI2000 version control system, NeuroTRIP code should comply with some basic standard requirements.

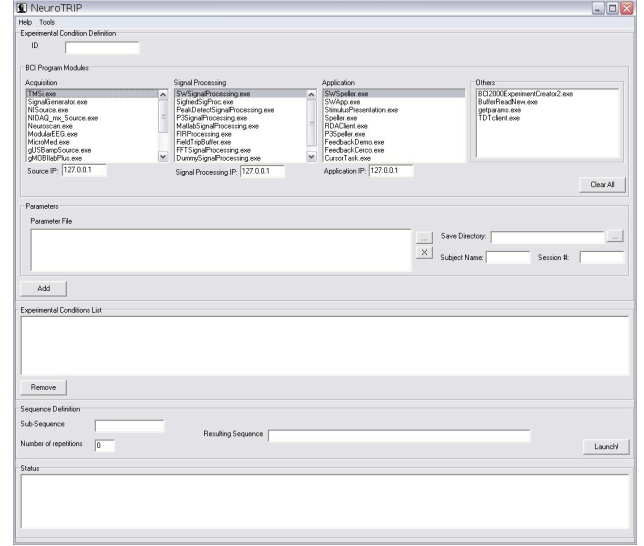


Figure 8. Screenshot of NeuroTRIP Graphical User Interface

First, BCI2000 developers maintain a set of guidelines and rules that is aimed at readability and maintenance efficiency. Rules include C++ coding style reference, and project settings regarding the pre-compiled headers (PCH).

The second part of the integration in BCI2000 development framework is to create a documentation page on BCI2000 Wiki. This page should give a short description of the code, i.e., an overview of its functionality, documentation of its parameters, and additional information that the user needs to know in order to use it. It should also be clear for which core BCI2000 version (source code revision) the code was developed, and which revisions have been used to test it.

Once NeuroTRIP code and documentation are integrated into the BCI2000 framework, a directory will be created by the BCI2000 Administrator in the SVN source code repository. NeuroTRIP will also be integrated into the BCI2000 project management software. The TRAC software has been deployed as the main solution for project management and bug/issue tracking system emphasizing ease of use and communication rather than formal document driven processes. It provides an integrated Wiki, an interface to version control systems, and a number of convenient ways to manage events and changes within a project.

The release of NeuroTRIP as an open source tool part of the BCI2000 framework will allow direct benefit to the OSS community. Moreover, it will allow direct contact to potential users and developers, which will hopefully lead to new requirements resulting in the implementation of new features. We hope that the release of the NeuroTRIP source code will help develop further research on neurofeedback.

VI. CONCLUSION

The field of Neurofeedback and BCI research is a new merging field in brain research that is advancing at a fast pace. Here we emphasized the potential use of ICA as a

signal processing tools to separate electrical brain activity mixed at the level of scalp sensors. ICA would allow to have subjects train the activity of specific brain areas. We identified the need of improved open source technical tools to facilitate scientific studies on this promising technology. In this paper we present NeuroTRIP, a open source software tool aiming to automate sequences of procedures for neurofeedback and BCI experiments using ICA. We also describes how the NeuroTRIP solution can be readily integrated into existing open source management software.

REFERENCES

- [1] J.F. Lubar, M.O. Swartwood, J.N. Swartwood, and P.H. O'Donnell, "Evaluation of the effectiveness of EEG neurofeedback training for ADHD in a clinical setting as measured by changes in T.O.V.A. scores, behavioral ratings, and WISC-R performance," *Biofeedback and Self-Regulation*, vol. 20, Mar. 1995, pp. 83-99.
- [2] J.D. Kropotov, V.A. Grin-Yatsenko, V.A. Ponomarev, L.S. Chutko, E.A. Yakovenko, and I.S. Nikishina, "ERPs correlates of EEG relative beta training in ADHD children," *International Journal of Psychophysiology: Official Journal of the International Organization of Psychophysiology*, vol. 55, Jan. 2005, pp. 23-34.
- [3] J.F. Lubar and M.N. Shouse, "EEG and behavioral changes in a hyperkinetic child concurrent with training of the sensorimotor rhythm (SMR): a preliminary report," *Biofeedback and Self-Regulation*, vol. 1, Sep. 1976, pp. 293-306.
- [4] E.G. Peniston and P.J. Kulkosky, "Alpha-theta brainwave training and beta-endorphin levels in alcoholics," *Alcoholism, Clinical and Experimental Research*, vol. 13, Apr. 1989, pp. 271-279.
- [5] E. Saxby and E.G. Peniston, "Alpha-theta brainwave neurofeedback training: an effective treatment for male and female alcoholics with depressive symptoms," *Journal of Clinical Psychology*, vol. 51, Sep. 1995, pp. 685-693.
- [6] E. Baehr, J.P. Rosenfeld, and R. Baehr, "The Clinical Use of An Alpha Asymmetry Protocol in the Neurofeedback Treatment of Depression -- Two Case Studies," *Journal of Neurotherapy*, vol. 2, 1997, p. 10.
- [7] J.F. Lubar, H.S. Shabsin, S.E. Natelson, G.S. Holder, S.F. Whitsett, W.E. Pamplin, and D.I. Krulikowski, "EEG operant conditioning in intractable epileptics," *Archives of Neurology*, vol. 38, Nov. 1981, pp. 700-704.
- [8] B. Rockstroh, T. Elbert, N. Birbaumer, P. Wolf, A. Dürchting-Röth, M. Reker, I. Daum, W. Lutzenberger, and J. Dichgans, "Cortical self-regulation in patients with epilepsies," *Epilepsy Research*, vol. 14, Jan. 1993, pp. 63-72.
- [9] M.B. Sterman and L.R. Macdonald, "Effects of central cortical EEG feedback training on incidence of poorly controlled seizures," *Epilepsia*, vol. 19, Jun. 1978, pp. 207-222.
- [10] W.W. Finley, H.A. Smith, and M.D. Etherton, "Reduction of seizures and normalization of the EEG in a severe epileptic following sensorimotor biofeedback training: preliminary study," *Biological Psychology*, vol. 2, 1975, pp. 189-203.
- [11] M.B. Sterman and L. Friar, "Suppression of seizures in an epileptic following sensorimotor EEG feedback training," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 33, Jul. 1972, pp. 89-95.
- [12] J.F. Lubar and W.W. Bahler, "Behavioral management of epileptic seizures following EEG biofeedback training of the sensorimotor rhythm," *Biofeedback and Self-Regulation*, vol. 1, Mar. 1976, pp. 77-104.
- [13] D. Vernon, T. Egner, N. Cooper, T. Compton, C. Neilands, A. Sheri, and J. Gruzelier, "The effect of training distinct neurofeedback protocols on aspects of cognitive performance," *International Journal of Psychophysiology: Official Journal of the International Organization of Psychophysiology*, vol. 47, 2003, pp. 75-85.
- [14] T. Egner and J.H. Gruzelier, "Ecological validity of neurofeedback: modulation of slow wave EEG enhances musical performance," *Neuroreport*, vol. 14, Jul. 2003, pp. 1221-1224.
- [15] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent component analysis*, John Wiley and Sons, 2001.
- [16] A. Cichocki and S. Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications*, WileyBlackwell, 2002.
- [17] Scott Makeig, Anthony J. Bell, Tzyy-ping Jung, and Terrence J. Sejnowski, "Independent Component Analysis of Electroencephalographic Data," 1996.
- [18] C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, Part 1: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," *Signal Process.*, vol. 24, 1991, pp. 1-10.
- [19] M. Congedo, J.F. Lubar, and D. Joffe, "Low-resolution electromagnetic tomography neurofeedback," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 12, Dec. 2004, pp. 387-397.
- [20] A. Delorme and S. Makeig, "EEG changes accompanying learned regulation of 12-Hz EEG activity," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *IEEE Transactions on*, vol. 11, 2003, pp. 133-137.
- [21] G. Schalk, D. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. Wolpaw, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, 2004, pp. 1034-1043.
- [22] A. Delorme and S. Makeig, "EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *JOURNAL OF NEUROSCIENCE METHODS*, vol. 134, 2004, pp. 9--21.
- [23] J. Kamiya, "Conditional discrimination of the EEG alpha rhythm in humans," Apr. 1962.
- [24] D.P. Nowlis and J. Kamiya, "The control of electroencephalographic alpha rhythms through auditory feedback and the associated mental activity," *Psychophysiology*, vol. 6, Jan. 1970, pp. 476-484.
- [25] T. Fuchs, N. Birbaumer, W. Lutzenberger, J.H. Gruzelier, and J. Kaiser, "Neurofeedback treatment for attention-deficit/hyperactivity disorder in children: a comparison with methylphenidate," *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 28, Mar. 2003, pp. 1-12.
- [26] T. Egner and J.H. Gruzelier, "Learned self-regulation of EEG frequency components affects attention and event-related brain potentials in humans," *Neuroreport*, vol. 12, Dec. 2001, pp. 4155-4159.
- [27] V.J. Monastra, J.F. Lubar, M. Linden, P. VanDeusen, G. Green, W. Wing, A. Phillips, and T.N. Fenger, "Assessing attention deficit hyperactivity disorder via quantitative electroencephalography: an initial validation study," *Neuropsychology*, vol. 13, Jul. 1999, pp. 424-433.
- [28] V.J. Monastra, S. Lynn, M. Linden, J.F. Lubar, J. Gruzelier, and T.J. LaVaque, "Electroencephalographic biofeedback in the treatment of attention-deficit/hyperactivity disorder," *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 30, Jun. 2005, pp. 95-114.
- [29] J.P. Rosenfeld, "An EEG biofeedback protocol for affective disorders," *Clinical EEG (electroencephalography)*, vol. 31, Jan. 2000, pp. 7-12.
- [30] R.C. deCharms, F. Maeda, G.H. Glover, D. Ludlow, J.M. Pauly, D. Soneji, J.D.E. Gabrieli, and S.C. Mackey, "Control over brain activation and pain learned by using real-time functional MRI," *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, vol. 102, Dec. 2005, pp. 18626-18631.
- [31] W.C. Scott, D. Kaiser, S. Othmer, and S.I. Sideroff, "Effects of an EEG biofeedback protocol on a mixed substance abusing population," *The American Journal of Drug and Alcohol Abuse*, vol. 31, 2005, pp. 455-469.

- [32] J.F. Lubar, M.O. Swartwood, J.N. Swartwood, and D.L. Timmermann, "Quantitative EEG and auditory event-related potentials in the evaluation of attention-deficit/hyperactivity disorder: Effects of methylphenidate and implications for neurofeedback training," *Journal of Psychoeducational Assessment*, 1995, pp. 143-160.
- [33] M. Linden, T. Habib, and V. Radojevic, "A controlled study of the effects of EEG biofeedback on cognition and behavior of children with attention deficit disorder and learning disabilities," *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 21, 1996, pp. 35-49.
- [34] M.A. Alhambra, T.P. Fowler, and A.A. Alhambra, "EEG biofeedback: A new treatment option for ADD/ADHD," *Journal of Neurotherapy*, vol. 1, 1995, pp. 39-43.
- [35] H. Rasey, J.F. Lubar, A. McIntyre, A. Zoffuto, and P.L. Abbott, "EEG biofeedback for the enhancement of attentional processing in normal college students," *Journal of Neurotherapy*, vol. 1, 1995, pp. 15-21.
- [36] T. Egner and J.H. Gruzelier, "The temporal dynamics of electroencephalographic responses to alpha/theta neurofeedback training in healthy subjects," *Journal of Neurotherapy*, vol. 8, 2004, pp. 43-57.
- [37] A.J. Bell and T.J. Sejnowski, "An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution," *Neural Computation*, vol. 7, 1995, pp. 1129-1159.
- [38] S. Amari, A. Cichocki, and H.H. Yang, "A new learning algorithm for blind signal separation," *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1996.
- [39] J. Cardoso and A. Soloumiac, "Blind beamforming for non-Gaussian signals," 1993.
- [40] B.Z. Allison, D.J. McFarland, G. Schalk, S.D. Zheng, M.M. Jackson, and J.R. Wolpaw, "Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials," *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, vol. 119, Feb. 2008, pp. 399-408.
- [41] G. Schalk, K.J. Miller, N.R. Anderson, J.A. Wilson, M.D. Smyth, J.G. Ojemann, D.W. Moran, J.R. Wolpaw, and E.C. Leuthardt, "Two-dimensional movement control using electrocorticographic signals in humans," *Journal of Neural Engineering*, vol. 5, 2008, pp. 75-84.
- [42] S. Soekadar, K. Haagen, and N. Birbaumer, "Brain-Computer Interfaces (BCI): Restoration of Movement and Thought from Neuroelectric and Metabolic Brain Activity," *Coordination: Neural, Behavioral and Social Dynamics*, 2008, pp. 229-252.
- [43] R. Oostenveld, "FieldTrip: a Matlab software toolbox for MEG and EEG analysis," <http://fieldtrip.fcdonders.nl/>.
- [44] C. Arrouet, M. Congedo, J. Marvie, F. Lamarche, A. Lécuyer, and B. Arnaldi, "Open-ViBE: a 3D Platform for Real-Time Neuroscience," *Journal of Neurotherapy*, vol. 9, 2005.

Stability of ICA decomposition across within-subject EEG datasets

Romain Grandchamp, Claire Braboszcz, Scott Makeig, Arnaud Delorme

Abstract— Independent Component Analysis (ICA) has been successfully used to identify brain related signals and artifacts from multi-channel electroencephalographic (EEG) data. However the stability of ICA decompositions across sessions from a single subject has not been investigated. The goal of this study was to isolate EEG independent components (ICs) across sessions for each subject so as to assess whether ICs are reproducible across sessions. We used 64-channel EEG data recorded from two subjects during a simple mind-wandering experiment. Each subject participated in 11 twenty-minute sessions over a period of five weeks. Extended Infomax ICA decomposition was performed on the continuous data of each session. We used a simple IC clustering technique based on correlation of scalp topographies. Several clusters of homogenous components were identified for each subject. Typical component clusters accounting for eye movement and eye blink artifacts were identified. Both clusters included one component from each recording session. In addition, several clusters corresponding to brain electrical sources, among them clusters exhibiting prominent alpha, beta and Mu band activities, included components from most sessions. These results present evidence that ICA can provide relatively stable solutions across sessions, with important implications for Brain Computer Interface research.

I. INTRODUCTION

One main challenge in EEG research is the inverse problem of separating the EEG sources whose activities are projected to the scalp sensors through volume conduction and are thus summed in the recorded channel signals. Independent Component Analysis (ICA) [1] has been proposed to isolate brain and non-brain (artifact) signals that contribute to scalp channel signals [2]. Scalp EEG potentials describe a mixture of field activities emitted by several approximately dipolar effective EEG sources belonging to multiple cortical areas. ICA identifies the maximally temporally independent components of the electrical potentials recorded at scalp electrode sites [3–6]. Recent results show that many independent ICA components are compatible with a biologically plausible EEG source model [7].

ICA decompositions are usually performed on a single session from each subject. Clustering techniques are then used to group similar components across subjects [6]. Some evidence of the possible interest in using ICA for effective

Brain Computer Interface (BCI) design have been demonstrated [8–12]. However, BCI experiments usually involve repeated sessions recorded over several days from the same subjects. Estimating the stability of ICs across sessions for a given subject appears to be crucial for BCI applications. In this document, we report results from intra-subject IC cluster analysis of 11 sessions from two subjects performing a mind-wandering task. We identified several clusters of similar ICs across sessions, including typical ocular artifacts and sources accounting for various types of brain activity.

II. MATERIALS AND METHODS

A. Subjects

Two participants volunteered for this experiment after giving written informed consent. All participants had normal or corrected to normal vision. The experimental protocol was approved by the local ethical committee (CPP).

B. Stimuli and procedure

The task of subject was adapted from Braboszcz and Delorme [13]. Subjects sat in a dimly lighted room in front of a computer screen placed 60 cm in front of them. The subject was asked to keep his/her gaze on a central fixation cross displayed at the center of the screen. The task of the subjects was to count backward each of their breath cycles (inhale/exhale) from 10 to 1 and to indicate whenever they realized they had lost track of their breath count (i.e. that their attention had drifted) by pressing a button [14]. As soon as they press the button, a phenomenological questionnaire was presented on the screen – it took less than one minute to complete the questionnaire and then the breath counting task resumed.

While performing the breath counting task, subjects were also presented with a passive auditory oddball protocol that they were instructed to ignore. The auditory oddball protocol was composed of 70 ms pure sounds of 500 Hz for the standard stimuli (70% of the stimuli) and 1000 Hz for the oddball (30% of the stimuli) presented at 72 dB.

Each session lasted 20 minutes excluding breaks and time spent filling out questionnaires. Eleven sessions of the 20-minute breath-counting task were recorded for each subject. Sessions were scheduled every 2-3 days, excluding weekends, over a period of 5 weeks.

C. EEG acquisition

A BioSemi EEG system was used to record from 64 scalp channels mounted in an elastic cap. Sessions were recorded at a sampling rate of 1024 Hz. Skin Conductance (SC), electrocardiogram (ECG) as well as eye movements

*Research supported by a Grant from the French Ministry of Research and Higher Education.

R. Grandchamp, C. Braboszcz and A. Delorme are with the Brain and Cognition Research Center (CerCo), Paul Sabatier University, Toulouse, France (corresponding author phone: +33-(0)5-62-74-61-40; fax: + 33 (0)5-81-18-49-58; e-mail: romain.grandchamp@cerco.ups-tlse.fr).

A. Delorme and S. Makeig are with the Swartz Center for Computational Neuroscience, Institute for Neural Computation, UCSD, La Jolla CA 92093-0559 USA.

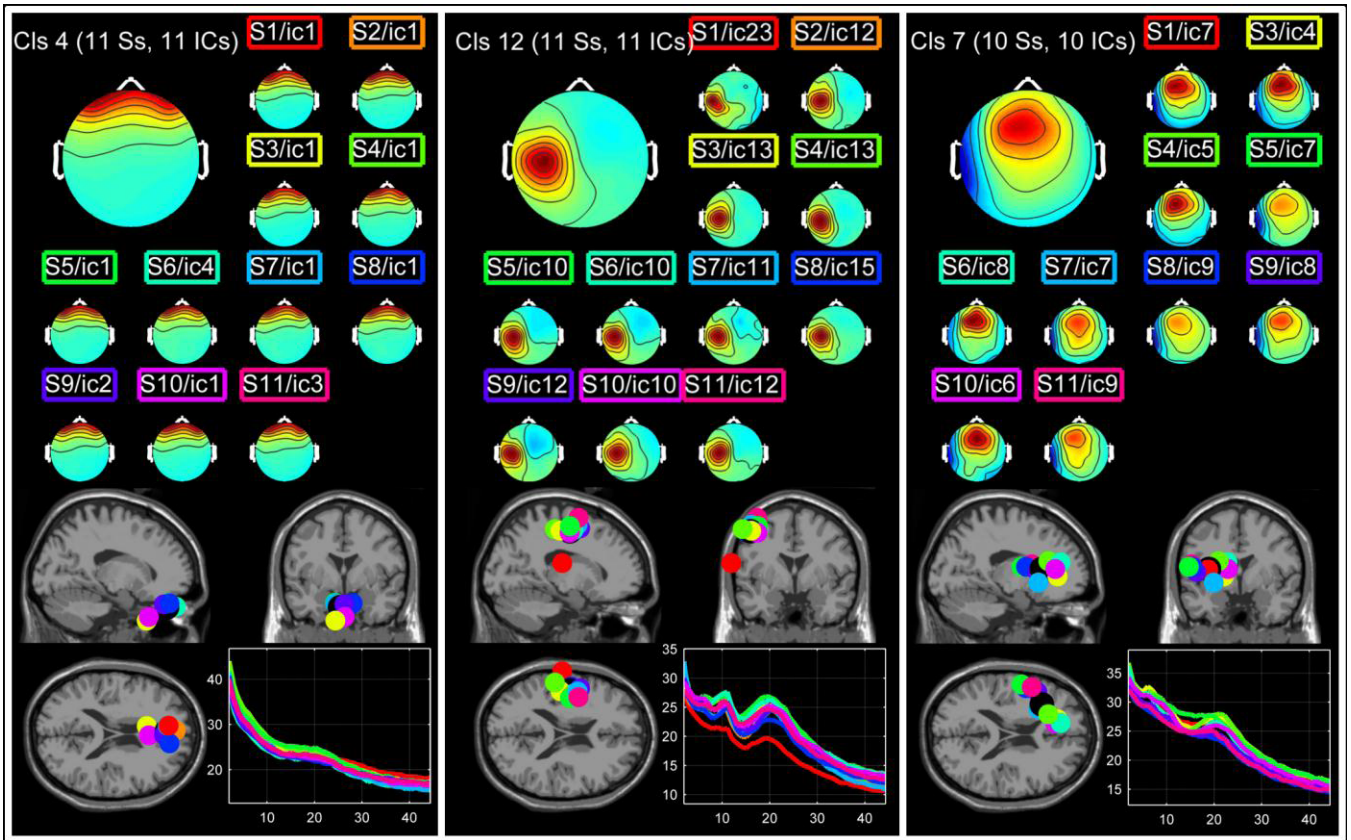


Figure 1: Three clusters for subject 1. For each cluster, the average scalp topography of the cluster is displayed on the top left corner. The scalp topographies of the ICs belonging to a particular cluster are also shown. Above each topography, the session (S) and corresponding IC number (ic) are shown in a colored rectangle. The color of the rectangle matches the color of the component's equivalent dipole (colored disks) and power spectrum (colored lines). Dipole locations of corresponding ICs are shown on a standard MNI anatomical model. The cluster centroid is represented as a black disk. The curve on the bottom right panel of each cluster indicates the power spectrum of each component. Finally, the last plot displays the spectrum of each IC. The first cluster (Cls4) contains 11 ICs (1 IC from each session) and corresponds to eye blinks. The second cluster (Cls12) represents a left Mu component. The third cluster (Cls7) shows ICs with beta-range left fronto-parietal activity.

and pupil size were also recorded. In this report, we present results on the EEG data only.

D. EEG data processing

The data were first imported using Cz reference. The data were then high-pass filtered using an IIR digital filter with a cut-off frequency of 2 Hz (order 6, 0.7-Hz transition bandwidth) implemented in the EEGLAB software. Note that the quality of the ICA decomposition (as assessed subjectively by counting the number of “dipolar” components – components with equivalent dipoles with low residual variance) decreased dramatically for lower high-pass frequency cut-off. All data segments corresponding to periods during which the subject was completing the questionnaire were removed. The data were then downsampled to 256 Hz. Channel signals contaminated high frequency noise or electrical artifacts (as assessed by visual inspection) were removed. We then converted the signal to average reference and applied the Extended Infomax version of ICA using EEGLAB runica algorithm [15]. To obtain approximate source localization, we computed an equivalent dipole model for each IC using a four-shell spherical head model (radius: 71, 72, 79, 85 mm with shell conductances: 0.33, 0.0042, 1, 0.33 S) using the DIPFIT plug-in (version 2.2) [16] of the EEGLAB toolbox (version 9.0.2.3b). The

spherical model was co-registered with the MNI average brain using a custom homogenous matrix computed by matching fiducials and vertex in the MNI and the spherical models. The lower portion of Fig. 1 shows some IC equivalent dipole locations in the 3-D MNI brain volume.

E. Independent components clustering.

We performed a within-subject analysis in order to identify similar ICs across the different sessions. Our independent component clustering algorithm comprised two steps: identification of template ICs of interest and clustering of ICs similar to the template ICs.

To identify IC of interest, we used a custom KMean [17] algorithm. The algorithm identified several typical independent components based on their topographical maps, their equivalent dipole location and their power spectrum following recommendations described in [6]. All these measures were combined and used for clustering. A pre-clustering matrix contained the scalp topography of each component (with dimension reduced from the number of channels to 10 using PCA), power spectrum in the 3-25 frequency band (with dimension reduced from 23 to 10 using PCA) and equivalent dipole location in spherical coordinates (3 dimensions). This resulted in a $n \times 23$ matrix, n being the number of components across all sessions (642 components

for subject 1; 615 for subject 2). The KMean algorithm was initialized using uniform centroids positions and we used correlation as a measure of distance between components. We customized the KMean algorithm from [17] to limit to at most 1 the number of participating components per session in each cluster. As a consequence the maximum number of components per cluster is the number of sessions. For subject 1, we used 12 clusters and for subject 2, we used 15 clusters. The number of cluster was determined by picking in each subject, the session with the minimum number of ICs with an equivalent dipole residual variance below 15%. For each IC cluster, the IC closest to cluster's centroid was selected.

As a second step, we run the CORRMAP algorithm [18] on each of the selected ICs. The CORRMAP EEGLAB plugin outputs, for a given IC template, all ICs with the most correlated topographical maps. The algorithm performs two passes, one using the IC given as input as template, and a second one using the average IC – found after the first pass – as template. The difference between the two passes' mean correlation is used to compute a similarity index (SI) which informs about how robust the resulting cluster is against the selection of the initial map. We constrained CORRMAP to return at most one IC per session and, for each cluster, only the ICs with a correlation higher than a given correlation threshold were kept. We used the default correlation threshold of CORRMAP. This optimal threshold is automatically determined using an iterative procedure. The procedure selects the threshold value for which the SI is maximum across the iterations [18].

III. RESULTS

Analysis of the first subject data led to the identification of 5 clusters with had one component in each session. 3 clusters with only one component were not considered. We counted 9.8 ± 1.7 components per cluster. Mean intra-cluster component topography correlation (Mean Intra-Cluster Correlation – Mean ICC) was 0.91 ± 0.08 . Mean pairwise correlation between components outside the cluster (Mean Outside Cluster Correlation – Mean OCC) was 0.33 ± 0.06 . Figure 1 shows three typical clusters. The first cluster (Cls4 – ICC 0.99) is an eye blink component cluster. The second cluster (Cls12 – 0.93) shows typical Mu spectral activity – with clearly visible 10 and 20 Hz peaks – located on the left primary motor cortex (Talairach coordinates $X=-48$, $Y=-7$, $Z=47$, Brodmann area 4). One component was identified in each session. The third cluster (Cls7 – 0.91) represents EEG sources with a spectral activity in beta2 (20-25Hz) range. The centroid of this cluster (Talairach coordinates: $X=-33$, $Y=20$, $Z=8$) is located in the left Insula (Brodmann area 13).

For the second subject, 3 clusters were isolated with one component in each session. 4 clusters had only one component and were removed. We counted 7.5 ± 3.5 components per cluster with mean MICC of 0.93 ± 0.06 and mean MOCC of 0.36 ± 0.05 . Figure 2 shows three typical clusters isolated for the second subject. As for the first subject, the first cluster (Cls4 – ICC 0.98) corresponds eye blinks. The second cluster (Cls7 – ICC 0.89) shows ICs with parietal alpha range activity (10 Hz). The closest Gray Matter voxel near this cluster's centroid (Talairach

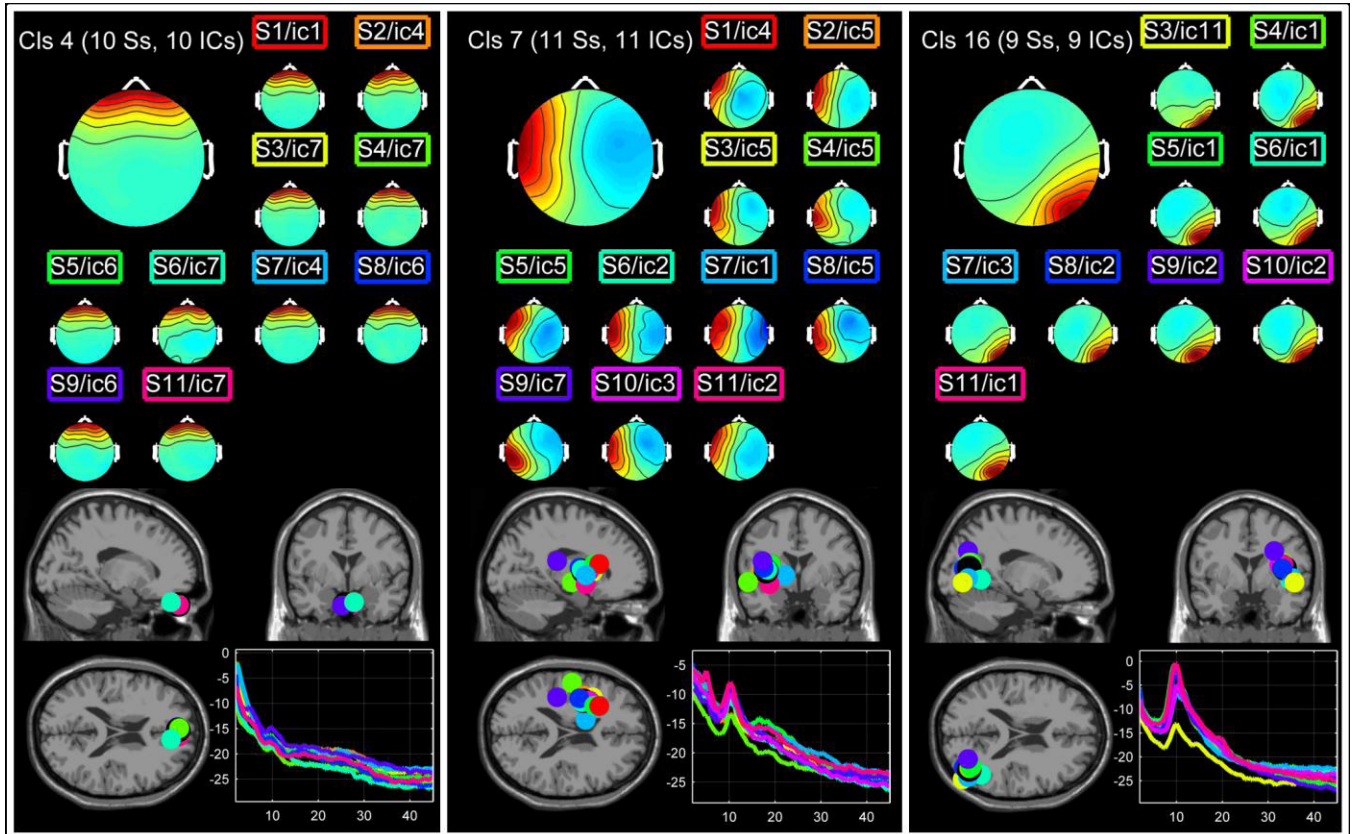


Figure 2: Three clusters computed for subject 2. The nomenclature is the same as for Figure 1. The first cluster (Cls4) corresponds to eye blinks. The second cluster (Cls7) shows ICs with left-parietal alpha range activity. The third cluster (Cls16) shows right occipital alpha activity.

coordinates $X=-35$, $Y=2$, $Z=5$) is located in the left sub-lobar claustrum. The third cluster (CIs 16 – ICC 0.94) shows a right occipital alpha activity (10 Hz). The closest Gray Matter voxel near this cluster's centroid (Talairach coordinates $X=39$ $Y=-68$ $Z=13$) is located in the middle occipital gyrus (Talairach coordinates $X=39$ $Y=-68$ $Z=12$, range=4, Brodmann area 19).

IV. DISCUSSION

Clusters of ICs identified using combined clustering methods of KMean and CORRMAP are showing uniform scalp topographies, equivalent dipole locations and spectral activities. For each of the two subjects, several clusters include ICs from all 11 sessions. To our knowledge this is the first demonstration showing that ICA decompositions applied to different recording sessions of a given subject return similar results.

Among the clusters which we successfully isolated, we observed both artefactual IC clusters and brain activity IC clusters. The functional relevance of each cluster showing ICs corresponding to brain activity has to be considered in relation to the task performed by the subject. Here we showed Mu, alpha, and beta components. These clusters are consistent with the type of ICA clusters found in the literature [7, 19].

Some components were absent in some sessions. For example, a blink component is missing in one session of subject 2. After visual inspection of the data for the session in which the eye blink component was missing, it appears that no significant blinks were present in the analyzed data, which explains why ICA failed to isolate an eye blink component. When components representing brain sources are missing from a cluster, it may be that other EEG sources and artifacts dominate the EEG signal for a given session. This would explain why some components are absent. The likelihood of a component being present could depend on the task. We believe the frequency of occurrence of specific components in a given task could be a marker of a specific mental state, although this has not been tested to date..

The reason we run two sequential clustering methods was that CORRMAP requires component templates as input. When using CORRMAP, prototypical components are usually provided by the user to detect specific types of artifacts. We wanted to automate this process to detect, possibly, other types of biologically plausible components. This is the reason why we used the KMean clustering algorithm as a first step. The KMean clustering results were qualitatively of lower quality than the CORRMAP results with less uniform clusters. This is the reason why KMean algorithm results are not presented here. We believe that other methods, such as running CORRMAP on all possible IC templates and then selecting clusters with the largest number of ICs – although computationally demanding given the large number of components – would have returned similar results.

Although our clustering method was successful, we cannot claim it was optimal. We could vary features used for clustering (topographies, 3-D dipole location, spectrum,

etc...), metric (Euclidian, Mahalanobis, Chebyshev, Minkowski and other distances), and type of clustering algorithm. The crude ICC and OCC topographical correlation metric we used would not allow comparing the large variety of algorithms. We are currently developing other methods to compare clustering solutions. One must consider the number of free parameters in the clustering algorithm, a metric to assess the quality of a cluster, the size of clusters, the number of clusters and the number of unclustered components. An information based distance, such as the one developed by Marisa Meilă [20] might be a good candidate to assess cluster quality. Weighted measures based on the Akaike criteria are also worth investigating [21–23].

Clustering in individual subjects is comparatively an easy task compared to clustering across subjects. In single subject, we expect the scalp topography of a projected underlying EEG source to be similar across sessions – with small variations based on the uncertainty pertaining to electrodes positions. However, when clustering across multiple subjects, brain anatomy may differ dramatically. A Mu component for one subject may be different from a Mu component in another subject simply because of variations in the localization of active brain regions on the folded cortical grey matter. A few millimeters difference on a gyrus could dramatically change the orientation of the equivalent dipole and the projected EEG source scalp topographies.

Our results have important applications for the field of BCI and Neurofeedback research. In BCI and Neurofeedback, subjects or patients need to train over several days. It is therefore important to isolate prototypical artifacts and brain sources – as separated by ICA – that are common across sessions. Our approach provides a first solution to tackle this problem in the EEG-based BCI and Neurofeedback context, and also show that it is possible to find similar components across multiple sessions. For example, the Mu rhythm is a typical rhythm that has been shown to be efficient at controlling BCIs [24–27]. This rhythm was isolated for both subject 1 (figure 1) and 2 (Cluster 13 not shown). After identification of the Mu component in the first session, the correlation method we presented could be used to automatically detect this component in subsequent sessions.

V. CONCLUSION

In this paper, we introduced briefly a new method to cluster ICs identified by ICA applied to multi-session human EEG recorded during a mind-wandering task. This method combines a customized KMean clustering method used to identify ICA components of interest across sessions and a correlation-based clustering method applied to scalp topographies. We obtained clusters of ICs showing similar scalp topographies, equivalent dipole locations and spectral activities. For each subject, several clusters included ICs from all sessions showing that, even when recording session occurred on different days, ICA was able to identify recurring brain and artefactual components. This report is a proof of concept that ICA provides relatively stable solutions across sessions, with important application in BCI research.

REFERENCES

- [1] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, "An information -maximization approach to blind separation and blind deconvolution," *Neural computation*, vol. 7, no. 6, pp. 1129–1159, 1995.
- [2] S. Makeig, A. J. Bell, T. P. Jung, T. J. Sejnowski, and others, "Independent component analysis of electroencephalographic data," *Advances in neural information processing systems*, pp. 145–151, 1996.
- [3] T. P. Jung, S. Makeig, M. Westerfield, J. Townsend, E. Courchesne, and T. J. Sejnowski, "Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects," *Clinical Neurophysiology*, vol. 111, no. 10, pp. 1745–1758, 2000.
- [4] R. D. Pascual-Marqui, "Review of methods for solving the EEG inverse problem," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 1, no. 1, pp. 75–86, 1999.
- [5] R. Grech, T. Cassar, J. Muscat, K. Camilleri, S. Fabri, M. Zervakis, P. Xanthopoulos, V. Sakkalis, and B. Vanrumste, "Review on solving the inverse problem in EEG source analysis," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 5, no. 1, p. 25, 2008.
- [6] J. Onton, M. Westerfield, J. Townsend, and S. Makeig, "Imaging human EEG dynamics using independent component analysis," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 30, no. 6, pp. 808–822, 2006.
- [7] A. Delorme, J. Palmer, J. Onton, R. Oostenveld, and S. Makeig, "Independent EEG Sources Are Dipolar," *PLoS ONE*, vol. 7, no. 2, p. e30135, Feb. 2012.
- [8] L. Senhadji, A. Kachenoura, L. Albera, and P. Comon, "Sur l'exploitation des approches d'analyse en composantes indépendantes dans les interfaces cerveau machine," *RBM*, vol. 30, no. 5–6, pp. 211–217, Dec. 2009.
- [9] A. Kachenoura, L. Albera, L. Senhadji, and P. Comon, "ICA: a potential tool for BCI systems," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, no. 1, pp. 57–68, 2008.
- [10] A. Delorme and S. Makeig, "EEG changes accompanying learned regulation of 12-Hz EEG activity," *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, vol. 11, no. 2, pp. 133–137, Jun. 2003.
- [11] C.-I. Hung, P.-L. Lee, Y.-T. Wu, L.-F. Chen, T.-C. Yeh, and J.-C. Hsieh, "Recognition of Motor Imagery Electroencephalography Using Independent Component Analysis and Machine Classifiers," *Ann Biomed Eng*, vol. 33, no. 8, pp. 1053–1070, Aug. 2005.
- [12] M. Naeem, C. Brunner, R. Leeb, B. Graimann, and G. Pfurtscheller, "Seperability of four-class motor imagery data using independent components analysis," *Journal of neural engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 208–216, 2006.
- [13] C. Braboszcz and A. Delorme, "Lost in thoughts: Neural markers of low alertness during mind wandering," *NeuroImage*, vol. 54, no. 4, pp. 3040–3047, Feb. 2011.
- [14] J. W. Schooler, "Re -representing consciousness: Dissociations between experience and meta-consciousness," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 6, no. 8, pp. 339–344, 2002.
- [15] A. Delorme and S. Makeig, "EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 134, no. 1, pp. 9–21, Mar. 2004.
- [16] R. Oostenveld and A. Delorme, "DIPFIT EEGLAB plugin for source localization of ICA component." [Online]. Available: http://scn.ucsd.edu/wiki/A08:_DIPFIT. [Accessed: 03-Mar-2012].
- [17] J. MacQueen and others, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, 1967, vol. 1, p. 14.
- [18] F. C. Viola, J. Thorne, B. Edmonds, T. Schneider, T. Eichele, and S. Debener, "Semi-automatic identification of independent components representing EEG artifact," *Clin Neurophysiol*, vol. 120, no. 5, pp. 868–877, May 2009.
- [19] S. Makeig, A. Delorme, M. Westerfield, T.-P. Jung, J. Townsend, E. Courchesne, and T. J. Sejnowski, "Electroencephalographic Brain Dynamics Following Manually Responded Visual Targets," *PLoS Biol*, vol. 2, no. 6, p. e176, Jun. 2004.
- [20] M. Meila, "Comparing clusterings—an information based distance," *Journal of Multivariate Analysis*, vol. 98, no. 5, pp. 873–895, 2007.
- [21] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 19, no. 6, pp. 716–723, 1974.
- [22] S. L. Sclove, "Application of model -selection criteria to some problems in multivariate analysis," *Psychometrika*, vol. 52, no. 3, pp. 333–343, 1987.
- [23] H. Bozdogan and S. L. Sclove, "Multi -sample cluster analysis using Akaike's information criterion," *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, vol. 36, no. 1, pp. 163–180, 1984.
- [24] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, G. W. Neat, and C. A. Forneris, "An EEG -based brain-computer interface for cursor control," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 78, no. 3, pp. 252–259, 1991.
- [25] G. E. Fabiani, D. J. McFarland, J. R. Wolpaw, and G. Pfurtscheller, "Conversion of EEG activity into cursor movement by a brain-computer interface (BCI)," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 12, no. 3, pp. 331–338, Sep. 2004.
- [26] L. Qin, L. Ding, and B. He, "Motor imagery classification by means of source analysis for brain-computer interface applications," *Journal of Neural Engineering*, vol. 1, p. 135, 2004.
- [27] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlögl, and F. H. Lopes da Silva, "Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks," *NeuroImage*, vol. 31, no. 1, pp. 153–159, May 2006.

Author : Romain Grandchamp

Title : Electroencephalography and Brain-Machine Interfaces : new methods to study mental states.

Supervisor : Arnaud Delorme

Date and place : Tuesday, October 2nd, 2012, conference room, Pavillon Baudot, CHU Purpan, Toulouse.

Abstract : With new technological advances in functional brain imaging and theoretical progress in the knowledge of the different neurophysiologic processes linked to cognition, the last two decades have seen the emergence of Brain-Machine Interfaces (BCIs) allowing a person to observe in real-time, or with a few seconds delay, his own cerebral activity. Clinical domain in general, and more particularly neuropsychology and pathologies leading to heavy motor handicaps, for which potential applications are numerous, whether therapeutic or for functional rehabilitation, has been a major driver of research on this new field of real-time neurosciences. Among these applications, neurofeedback, or neurotherapy, which aims the subject to voluntary control some aspects of his own cerebral activity in order to amplify or reduce them in a therapeutic goal, or for cognitive optimization, represents a promising technique, and an alternative to drug treatments. However, validation of this type of intervention and understanding of involved mechanisms are still in their infancy. Neurofeedback training is often long, up to several weeks. It is therefore very likely that this type of rehabilitation is seeking brain plasticity phenomena that are part of slow dynamics, and thus require a relatively long drive to achieve the desired long-term effects. However, other disturbing elements that could add up to the cause of the difficulty of learning and long training sessions required to achieve the expected results. Among them, the disturbances that come from recorded signal distortions, or artifactual elements that are not part of the signal of interest, are a first potential cause. The lack of functional specificity of the signal returned to the subject could be a second one.

We have developed signal processing methodological tools to improve the robustness to artifacts and electromagnetic noise of EEG signals analysis, the main brain imaging technique used so far in the field of neurofeedback and BCIs. On the other hand, if one looks at the issue of functional specificity of the signal presented to the subject, studies using functional MRI or source reconstruction methods from the EEG signal, which both provide signals having a better spatial specificity, suggest improvements to the speed of learning. Seeing Independent Component Analysis as a potential tool to increase the spatial specificity and functional contingency of the feedback signal presented to the subject, we studied the stability of Independent Component Analysis decomposition of the EEG across different recording sessions conducted on the same subjects. We show that these decompositions are stable and could help to increase the functional specificity of BCI training. We also worked on the implementation of a software tool that allows the optimization of experimental protocols based on neurofeedback to use these independent components to reject artifacts or to extract brain activity in real-time. These tools are useful in the analysis and characterization of EEG signals recorded, and in the exploitation of their results as part of a neurofeedback training.

The second part focuses on the development of neurofeedback protocols and the impact of learning. We first describe the results of a pilot study which seeks to evaluate the impact of a neurofeedback protocol based on the Mu rhythm control on healthy subjects. The behavioral changes were studied using a stop signal paradigm that indexes the attentional abilities and inhibition of motor responses on which the BCI training can possibly have influence. To conclude this section, we present a new tool for immersive interactive brain training, education, art and entertainment that can be used to assess the impact of immersion on learning during a neurofeedback protocol.

Finally, prospects for methods and results presented are discussed in the context of next-generation BCI development which could take brain activity complexity into account. We present the latest advances in the study of certain aspects of the neural correlates associated with two mental states or classes of mental states that could be described as antagonistic with respect to the control of attention: meditation and mind wandering, for their integration in the longer term in an BCI training using neurofeedback.

Key words : EEG, BCI, neurofeedback, ICA, mental states, ERSP, clustering, immersion.

Speciality : Neurosciences, behavior and cognition.

Laboratory :

Centre de Recherche Cerveau et Cognition - UMR 5549
Pavillon Baudot CHU Purpan BP 25202
31052 Toulouse Cedex

Auteur : Romain Grandchamp

Titre : Electroencéphalographie et Interfaces Cerveau-Machine : nouvelles méthodes pour étudier les états mentaux.

Directeur de thèse : Arnaud Delorme

Date et lieu de la soutenance : le mardi 2 octobre 2012, salle de conférence du Pavillon Baudot, CHU Purpan, Toulouse.

Résumé : Avec les avancées technologiques dans le domaine de l'imagerie cérébrale fonctionnelle et les progrès théoriques dans la connaissance des différents éléments neurophysiologiques liés à la cognition, les deux dernières décennies ont vu l'apparition d'interfaces cerveau-machine (ICM) permettant à une personne d'observer en temps réel, ou avec un décalage qui se limite à quelques secondes, sa propre activité cérébrale. Le domaine clinique en général, et plus particulièrement celui de la neuropsychologie et des pathologies conduisant à un handicap moteur lourd, pour lesquels les applications potentielles sont nombreuses qu'elles soient thérapeutiques ou en vue d'une réhabilitation fonctionnelle, a constitué un moteur important de la recherche sur ce nouveau domaine des neurosciences temps réel. Parmi ces applications, le neurofeedback, ou neurothérapie, qui vise l'acquisition par le sujet du contrôle volontaire de certains aspects de son activité cérébrale en vue de les amplifier ou au contraire les diminuer dans un but thérapeutique, voire d'optimisation cognitive, représente une technique prometteuse, alternative aux thérapies et traitements médicamenteux. Cependant, la validation de ce type d'intervention et la compréhension des mécanismes mis en jeu en sont encore à leurs balbutiements. L'entraînement par neurofeedback est souvent long, pouvant s'étaler sur plusieurs semaines. Il est donc très probable que ce type de rééducation cérébrale sollicite des phénomènes de plasticité qui s'inscrivent dans une dynamique lente, et de ce fait, requiert une durée relativement longue d'entraînement pour atteindre les effets à long terme recherchés. Cependant, à cela peuvent s'ajouter de nombreux éléments perturbateurs qui pourraient être à l'origine de la difficulté de l'apprentissage et des longs entraînements nécessaires pour obtenir les résultats attendus. Parmi eux, les perturbations qui viennent déformer le signal enregistré, ou les éléments artefactuels qui ne font pas partie du signal d'intérêt, sont une première cause potentielle. Le manque de spécificité fonctionnelle du signal retourné au sujet pourrait en constituer une deuxième. Nous avons d'une part développé des outils méthodologiques de traitement du signal en vue d'améliorer la robustesse des analyses des signaux EEG, principalement utilisés jusqu'à maintenant dans le domaine du neurofeedback et des ICM, face aux artefacts et au bruit électromagnétique. D'autre part, si l'on s'intéresse au problème de la spécificité fonctionnelle du signal présenté au sujet, des études utilisant l'IRM fonctionnelle ou des techniques de reconstruction de sources à partir du signal EEG, qui fournissent des signaux ayant une meilleure spécificité spatiale, laissent entrevoir de possibles améliorations de la vitesse d'apprentissage. Afin d'augmenter la spécificité spatiale et la contingence fonctionnelle du feedback présenté au sujet, nous avons étudié la stabilité de la décomposition de l'EEG en différentes sources d'activité électrique cérébrale par Analyse en Composantes Indépendantes à travers différentes séances d'enregistrement effectuées sur un même sujet. Nous montrons que ces décompositions sont stables et pourraient permettre d'augmenter la spécificité fonctionnelle de l'entraînement au contrôle de l'activité cérébrale pour l'utilisation d'une ICM. Nous avons également travaillé à l'implémentation d'un outil logiciel permettant l'optimisation des protocoles expérimentaux basés sur le neurofeedback afin d'utiliser ces composantes indépendantes pour rejeter les artefacts en temps réel ou extraire l'activité cérébrale à entraîner. Ces outils sont utiles dans le cadre de l'analyse et de la caractérisation des signaux EEG enregistrés, ainsi que dans l'exploitation de leurs résultats dans le cadre d'un entraînement de neurofeedback. La deuxième partie de ce travail s'intéresse à la mise en place de protocoles de neurofeedback et à l'impact de l'apprentissage. Nous décrivons tout d'abord des résultats obtenus sur une étude pilote qui cherche à évaluer chez des sujets sains l'impact d'un protocole de neurofeedback basé sur le contrôle du rythme Mu. Les changements comportementaux ont été étudiés à l'aide d'un paradigme de signal stop qui permet d'indexer les capacités attentionnelles et d'inhibition de réponse motrice sur lesquelles on s'attend à ce que l'entraînement ICM ait une influence. Pour clore cette partie, nous présentons un nouvel outil interactif immersif pour l'entraînement cérébral, l'enseignement, l'art et le divertissement pouvant servir à évaluer l'impact de l'immersion sur l'apprentissage au cours d'un protocole de neurofeedback. Enfin, les perspectives de l'apport des méthodes et résultats présentés sont discutées dans le contexte du développement des ICMs de nouvelle génération qui prennent en compte la complexité de l'activité cérébrale. Nous présentons les dernières avancées dans l'étude de certains aspects des corrélats neuronaux liés à deux états mentaux ou classes d'états mentaux que l'on pourrait qualifier d'antagonistes par rapport au contrôle de l'attention : la méditation et la dérive attentionnelle, en vue de leur intégration à plus long terme dans un entraînement ICM par neurofeedback.

Mots clés : EEG, ICM, neurofeedback, ACI, états mentaux, ERSP, clustering, immersion.

Discipline administrative : Neurosciences, comportement et cognition.

Intitulé et adresse du laboratoire :

Centre de Recherche Cerveau et Cognition - UMR 5549
Pavillon Baudot CHU Purpan BP 25202
31052 Toulouse Cedex